引文格式：王斌,肖 艳. 基于多视角学习的多光谱和PolSAR影像特征级协同分类[J]. 地理空间信息, 2024, 22(7): 50-53. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.07.011

基于多视角学习的多光谱和PolSAR影像特征级协同分类

王 斌[1]，肖 艳[2]
（1. 长春市测绘院 地理信息分院，吉林 长春 130021；2. 长春工程学院 勘查与测绘工程学院，吉林 长春 130012）

摘 要：现有多光谱和PolSAR影像特征级协同分类研究大多忽视了不同数据源特征间的互补性关系，因此通过引入多视角学习技术，提出了一种新的多光谱和PolSAR影像特征级协同分类方法。首先将多光谱影像特征和PolSAR影像特征看作两种不同视角，采用典型相关分析算法进行特征融合；然后将融合特征、多光谱和PolSAR影像特征组合为一个特征集；最后进行特征选择和分类。以吉林省长春市部分区域为研究区，以Landsat8和RadarSat-2影像为数据源，利用该方法进行土地覆被分类，取得了较好的效果，总体精度和Kappa系数分别为91.80%和0.89；并通过对比方法进一步证明了该方法的有效性。

关键词：遥感；协同分类；多视角学习；典型相关分析；多光谱；PolSAR
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）07-0050-04

Feature-level Collaborative Classification of Multi-spectral and PolSAR Images Based on Multi-view Learning

WANG Bin[1], XIAO Yan[2]
(1. Geographic Information Branch, Changchun Institute of Surveying and Mapping, Changchun 130021, China;
2. College of Exploration and Surveying Engineering, Changchun Insititute of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: Most of the existing researches on feature-level collaborative classification of multi-spectral and PolSAR images ignore the complementarity between features of different data sources. In order to solve this problem, we proposed a new feature-level collaborative classification method of multi-spectral and PolSAR images by introducing multi-view learning technology. In this method, multi-spectral image features and PolSAR image features were regarded as two different views, and the features of two views were fused by canonical correlation analysis algorithm at first. Then, the fusion features, multi-spectral image features and PolSAR image features were combined into a feature set. Finally, feature selection and classification were performed. Taking the southeastern part of Changchun City, Jilin Province as the research area, Landsat8 and RadarSat-2 images as the data source, we used the proposed method to conduct land-use classification, and obtained good classification results. The overall accuracy was 91.80% and the Kappa value was 0.89. In addition, we further proved the effectiveness of this method by comparison.

Key words: remote sensing, collaborative classification, multi-view learning, canonical correlation analysis, multi-spectral, PolSAR

融合多源遥感数据进行分类是遥感智能解译的必然发展趋势[1]。多光谱影像和极化合成孔径雷达（PolSAR）影像是遥感影像分类中两种主要的数据源[1-2]。多光谱和PolSAR影像协同分类可同时利用多光谱影像的光谱信息和PolSAR影像的极化信息，且能免受云层、雨、雪、雾等天气因素干扰[3]。因此，开展多光谱和PolSAR影像协同分类研究对提高土地覆被分类精度、促进多源遥感数据综合利用具有重要意义。在多源遥感影像协同分类中，像素级协同分类方法处理数据量较大，对影像配准的精度要求高；而多光谱影像和PolSAR影像作为异构数据，更适合进行特征级、决策级协同分类[4]。相较于决策级协同分类，目前多源遥感影像的特征级协同分类发展较落后，Xiao Y[3]和马玥[5]等采用特征串联的方式对多光谱和PolSAR影像进行特征层协同分类，即将提取的异源特征排成一个多维向量进行处理；近年出现了基于深度学习技术的特征融合研究，如卫佳杰[6]提出了基于U-Net的双源遥感图像语义分割方法DU-Net，但现有研究大多忽视了不同数据源特征间的互补性关系。因此，本文将多光谱影像特征和PolSAR影像特征看作两种不同视角，通过引入多视角学习技术实现对多源遥感影像信息的充分挖掘。多视角学习能充分利用目标对象的多特征性质，更好更全面地体现目标本质。通过多视角学习，不同视角之间可以相互补充完善，从而提

收稿日期：2023-01-11。
项目来源：吉林省科技厅资助项目（YDZJ202201ZYTS499）。
第一作者简介：王斌（1986—），硕士，工程师，主要从事遥感影像分类工作，E-mail：526307875@qq.com。

高学习算法性能[7]。目前，多视角学习技术已被应用于文本分类、图像检索、自然语言处理等实际问题中，并取得了较好的效果，如Liu X[8]、陶全桧[9]等分别将其应用于大规模视觉检测和情感分类中；但其在遥感影像分类中的应用还非常少，尤其是亟待开展多源遥感影像协同分类的多视角学习研究[2]。

综上所述，本文提出了一种基于多视角学习的多光谱和PolSAR影像特征级协同分类方法——多视角学习特性协同分类法，并以吉林省长春市部分区域为研究区，以Landsat8和RadarSat-2影像为数据源进行土地覆被分类，以验证该方法的有效性。

1　研究区概况与数据来源

1.1　研究区概况

本文选取的研究区位于吉林省长春市南部（43°39′58″~43°51′10″N、125°17′52″~125°34′45″E），包括长春市主城区和双阳区的部分区域。

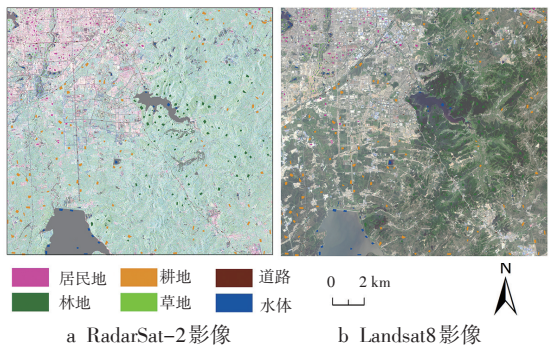
1.2　数据来源

本文以全极化RadarSat-2影像和Landsat8OLI影像（LC81180302016186LGN00）为数据源。RadarSat-2影像获取时间为2016-08-01，成像模式为精细全极化，产品模式为单视复型数据，影像工作频率为5.4 GHz，标称空间分辨率为8 m，方位向和距离向的像元尺寸分别为5.49 m和4.73 m，近端入射角为41.07°，远端入射角为42.46°。首先采用Refined Lee算法对RadarSat-2影像进行滤波，通过多次试验将滤波窗口设置为5×5；然后进行Pauli和Yamaguchi4分解，得到Pauli_a、Pauli_b、Pauli_c、Yamaguchi4_Vol、Yamaguchi4_Odd、Yamaguchi4_Dbl、Yamaguchi4_Hlx共7个极化参数；最后将7个参数合成一幅多通道影像。Landsat8影像获取时间为2016-07-04，空间分辨率为30 m，影像数据质量良好。首先利用ENVI5.1软件中的辐射定标功能和FLAASH大气校正模型对Landsat8影像进行辐射定标和大气校正；再将影像1~7波段合成为一幅多通道影像；最后以RadarSat-2多通道影像为参考，采用二次多项式和最邻近点重采样法对Landsat8多通道影像进行几何精校正。

2016-07-30—2016-08-03开展野外调查工作，研究区土地覆被类型包括耕地、林地、草地、居民地、道路和水体6种，共采集565个样本区域，将采集样本与影像进行叠加（图1），为增加样本的可视性，在叠加过程中将影像透明度设置为30%。将采集样本分为训练样本和验证样本两组，分组情况见表1。

表1　各地类样本数量

地类	训练组	验证组	地类	训练组	验证组
耕地	70	30	居民地	70	30
林地	70	30	道路	70	30
草地	50	23	水体	66	26



a RadarSat-2影像　　b Landsat8影像

图1　研究区影像

2　分类过程

由于面向对象方法以区域为分析单元，考虑了更多的信息特征，与目视解译思维习惯更接近，因此本文采用面向对象的分类方式。多视角学习特性协同分类法的技术流程主要包括：①对预处理后的Landsat8和RadarSat-2影像进行多尺度分割；②分别提取二者特征；③对提取的特征进行融合；④将融合特征、Landsat8影像特征和RadarSat-2影像特征组合为一个特征集，并对其进行特征选择；⑤利用支持向量机（SVM）进行土地覆被分类；⑥利用混淆矩阵进行精度评价。

2.1　影像分割

本文利用eCognition9.0软件的多尺度分割模块进行分割，颜色和形状因子分别设定为0.9和0.1。为确定一个合适的分割尺度，本文进行了多次试验，最终确定最优分割尺度为100。

2.2　特征提取

本文分别对Landsat8和RadarSat-2影像进行特征提取，包括灰度特征（均值、标准差、最小像素值、最大像素值）、纹理特征（均值、标准差、熵、同质度、对比度、非相似性、角二阶矩、相关性，采用灰度共生矩阵描述纹理特征）和形状特征（面积、长度、长宽比、宽度、密度、形状指数、周长）3类，共提取Landsat8和RadarSat-2影像特征各91个（灰度特征7×4、纹理特征7×8、形状特征7）。

2.3　特征融合

典型相关分析（CCA）[10]是多视角学习中的常用算法。基于该算法获取的典型相关特征具有良好的分类性能，能反映图像的本质特征，目前已得到广泛应

用。CCA将两组随机向量之间的线性相关性转化为少数几对互不相关的随机向量的线性相关性，目标在于寻找两组基，使得原向量在此基础上投影的Pearson相关系数达到最大值[11]。给定 p 维随机向量 $\boldsymbol{X}$ 和 q 维随机向量 $\boldsymbol{Y}$（$p \leqslant q$），CCA的目标是寻找投影向量 $\boldsymbol{\alpha}_k$ 和 $\boldsymbol{\beta}_k$，使得在方差 $\mathrm{Var}\left(\boldsymbol{\alpha}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}\right)=\mathrm{Var}\left(\boldsymbol{\beta}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}\right)=1$ 的约束下，Pearson相关系数达到最大值，即

$$\rho\left(\boldsymbol{\alpha}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X},\ \boldsymbol{\beta}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}\right)=\frac{\boldsymbol{\alpha}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{xy}\boldsymbol{\beta}_k}{\sqrt{\left(\boldsymbol{\alpha}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{xx}\boldsymbol{\alpha}_k\right)\left(\boldsymbol{\beta}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{yy}\boldsymbol{\beta}_k\right)}} \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{C}_{xy}=\boldsymbol{C}_{yx}^{\mathrm{T}}=\boldsymbol{X}\boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}}$ 为 $\boldsymbol{X}$ 和 $\boldsymbol{Y}$ 之间的互协方差矩阵；$\boldsymbol{C}_{xx}=\boldsymbol{X}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}$、$\boldsymbol{C}_{yy}=\boldsymbol{Y}\boldsymbol{Y}^{\mathrm{T}}$ 分别为 $\boldsymbol{X}$ 和 $\boldsymbol{Y}$ 的自协方差矩阵；$\boldsymbol{\alpha}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}$、$\boldsymbol{\beta}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}$ 为 $\boldsymbol{X}$ 和 $\boldsymbol{Y}$ 的第 k 对典型相关变量，其相关系数称为第 k 个典型相关系数[11]。

CCA的实质是一个最优化问题，投影向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 和 $\boldsymbol{\beta}$ 可表达为：

$$\begin{aligned}&\max_{\boldsymbol{\alpha}\in R^{p\times 1},\boldsymbol{\beta}\in R^{q\times 1}}\boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{xy}\boldsymbol{\beta}\\&\text{s.t.}\quad \boldsymbol{\alpha}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{xx}\boldsymbol{\alpha}=\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_{yy}\boldsymbol{\beta}=1\end{aligned} \tag{2}$$

式中，R 为实数域。

利用拉格朗日乘数法求解式（2），则有：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{C}_{xy}\boldsymbol{C}_{yy}^{-1}\boldsymbol{C}_{yx}\boldsymbol{\alpha}&=\lambda^2\boldsymbol{C}_{xx}\boldsymbol{\alpha}\\\boldsymbol{C}_{yx}\boldsymbol{C}_{xx}^{-1}\boldsymbol{C}_{xy}\boldsymbol{\beta}&=\lambda^2\boldsymbol{C}_{yy}\boldsymbol{\beta}\end{aligned} \tag{3}$$

由此，即转化为求解两个大小为 $p\times p$ 和 $q\times q$ 的矩阵特征值、特征向量问题。设 r 为非负特征值的个数，则最多可求出 r 对解，即最多可获取 r 对典型相关变量。将特征值按从大到小排序，取前 d 个非负特征值对应的特征向量作为投影向量。令 $\boldsymbol{W}_x=(\boldsymbol{\alpha}_1,\boldsymbol{\alpha}_2,\ldots,\boldsymbol{\alpha}_d)$，$\boldsymbol{W}_y=(\boldsymbol{\beta}_1,\boldsymbol{\beta}_2,\ldots,\boldsymbol{\beta}_d)$，则 $\boldsymbol{W}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}+\boldsymbol{W}_y^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}$ 为融合后的新特征向量，其维数为 d。本文以Matlab为编程语言，采用CCA算法对提取的Landsat8影像特征和RadarSat-2影像特征进行融合（p、q 均为91），得到 r 为91。为确定合适的 d 值，本文以8为步长进行了多次试验，最终得到 d 为64时的分类精度最高。

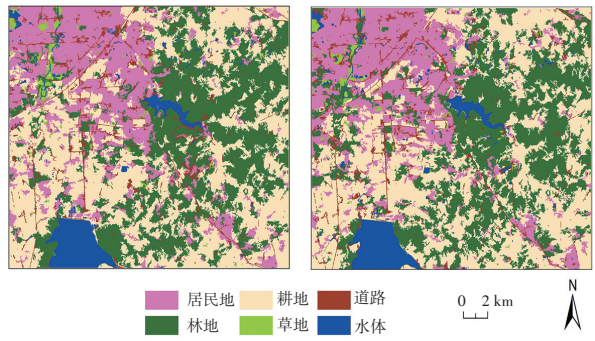
2.4 特征选择

特征融合虽实现了信息压缩但损失了一部分原始影像信息，因此将融合特征、Landsat8和RadarSat-2影像特征共同用于分类，既避免了融合特征带来的信息损失，又充分利用了两种影像的相关性特征。按串联的方式将融合特征、Landsat8和RadarSat-2影像特征组合为一个246（64+91+91）维的特征集，采用ReliefF-PSO_SVM算法[12]进行特征选择。

首先利用ReliefF算法对246个特征进行筛选，保留与目标地类相关性较大的100个特征；然后以粒子群优化作为搜索算法、SVM的分类精度为评估函数，在100个特征中选择最优特征子集。ReliefF算法和PSO_SVM算法分别通过Weka 3.6软件和Matlab 2010b语言平台实现，最优特征子集包含4个融合特征、2个Landsat8影像特征、5个RadarSat-2影像特征。

3 研究结果与分析

利用选出的最优特征子集，以SVM为分类器对研究区进行土地覆被分类，结果见图2a。为对分类结果进行精度评价，本文利用验证样本建立精度混淆矩阵（表2），包括生产者精度、用户精度、总体精度和Kappa系数4个统计量，可以看出，土地覆被分类结果的总体精度和Kappa系数分别达到了91.80%和0.89；除草地外，其余5种地类生产者精度和用户精度都超过了80%；水体、居民地的分类精度较高，生产者精度和用户精度均在90%以上，耕地、林地、道路次之，草地分类精度最低，主要是由于草地与林地混淆严重。



a 多视角学习特性协同分类法　　b 串联特征协同分类法

图2 不同分类方法的土地覆被分类图

为进一步验证多视角学习特性协同分类法的有效性，本文构建了串联特征协同分类法进行对比。该方法将融合特征从特征集中剔除，仅利用直接从Landsat8和RadarSat-2影像中提取的182（91+91）个特征进行分类，得到的分类结果见图2b。对比图2a、2b可知，多视角学习特性协同分类法中的较多林地、道路、草地在串联特征协同分类法中分别被分成了耕地、居民地、居民地。基于串联特征协同分类法分类结果建立的混淆矩阵见表3。对比表2、3发现，串联特征协同分类法的总体精度和Kappa系数比多视角学习特性协同分类法的分别低2.24%和0.03，说明融合特征的加入改善了整体分类效果；从单一地类来看，道路、林地、草地的生产者精度以及居民地、耕地的用户精度提高显著，融合特征降低了道路与居民地之间、林地与耕地之间、草地与居民地之间的混淆；上

表2　多视角学习特性协同分类法的混淆矩阵

	水体	道路	居民地	耕地	林地	草地	用户精度/%
水体	373 101	0	0	0	0	0	100.00
道路	928	55 026	604	4 980	7 002	0	80.28
居民地	0	817	109 013	1 280	0	0	98.11
耕地	0	0	0	388 464	26 691	0	93.57
林地	0	0	0	42 011	297 299	23 430	81.96
草地	301	0	0	0	5 820	50 598	89.20
生产者精度/%	99.67	98.54	99.45	88.95	88.27	68.35	

注：总体精度为91.80%，Kappa系数为0.89。

表3　串联特征协同分类法的混淆矩阵

	水体	道路	居民地	耕地	林地	草地	用户精度/%
水体	373 101	0	0	0	0	0	100.00
道路	0	51 577	2 309	4 980	2 008	2 838	80.95
居民地	0	4 266	107 308	1 280	0	18 014	82.00
耕地	0	0	0	392 533	60 071	0	86.73
林地	0	0	0	37 942	274 733	9 845	85.18
草地	1 229	0	0	0	0	43 331	97.24
生产者精度/%	99.67	92.36	97.90	89.88	81.57	58.53	

注：总体精度为89.56%，Kappa系数为0.86。

述结果进一步证明了多视角学习特性协同分类法能有效应用于多光谱和PolSAR影像特征级协同分类中。

值得注意的是，尽管道路、林地、草地的生产者精度提高显著，但三者的用户精度均受到了一定影响；融合特征的加入增加了道路、林地、草地中被正确分类的像元数，但也在一定程度上增加了其他地类被误分为道路、林地、草地的概率，从而使得用户精度下降，在以后的研究中将进一步优化多视角学习特性协同分类法。

4　结　语

1）本文通过引入多视角学习技术，提出了一种新的多视角学习特性协同分类法；并将其应用于Landsat8和RadarSat-2影像土地覆被分类中，取得了较好的分类效果，总体精度和Kappa系数分别达到91.80%和0.89；除草地外，其余5种地类生产者精度和用户精度都超过了80%。

2）为进一步验证多视角学习特性协同分类法的有效性，本文将融合特征从特征集中剔除，获得的总体精度和Kappa系数比多视角学习特性协同分类法分别降低了2.24%和0.03，说明融合特征的加入确实能改善分类效果，多视角学习特性协同分类法能有效应用于多光谱和PolSAR影像特征级协同分类中。

参考文献

[1] 熊元康，张鸿辉，梁宇哲，等. 基于Google Earth Engine与多源遥感数据的土地覆盖变化监测[J]. 地理空间信息，2021，19(9):73-78

[2] Nie X，Ding S，Huang X，et al. An Online Multiview Learning Algorithm for PolSAR Data Real-time Classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing，2019，12(1):302-320

[3] Xiao Y，Jiang Q，Wang B，et al. Object-oriented Fusion of RadarSat-2 Polarimetric Synthetic Aperture Radar and HJ-1A Multispectral Data for Land-cover Classification[J]. Journal of Applied Remote Sensing，2016，10(2):1-17

[4] 张良培，沈焕锋. 遥感数据融合的进展与前瞻[J]. 遥感学报，2016，20(5):1 050-1 061

[5] 马玥. 基于多源遥感信息综合的湿地土地覆被分类研究[D]. 长春:吉林大学，2018

[6] 卫佳杰. 基于U-Net和注意力机制的双源遥感图像语义分割方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学，2020

[7] 唐静静，田英杰. 多视角学习综述[J]. 数学建模及其应用，2017，6 (3):1-15

[8] Liu X，He J，Lang B. Multiple Feature Kernel Hashing for Large-scale Visual Search[J]. Pattern Recognition，2014，47(2):748-757

[9] 陶全桧，安俊秀，戴宇睿，等. 基于多视角学习的时序多模态情感分类研究[J]. 计算机应用研究，2023，40(1):102-106

[10] Hotelling H. Relations Between Two Sets of Variates[J]. Biometrika，1936，28(3/4):321-377

[11] 李文平，杨静，印桂生，等. 数据场典型相关分析及其在图像分割中的应用[J]. 自动化学报，2015，41(4):772-784

[12] 肖艳，姜琦刚，王斌，等. 基于ReliefF和PSO混合特征选择的面向对象土地利用分类[J]. 农业工程学报，2016，32(4):211-216