

引用格式: Liu Pei, Yu Zhiyuan, Ma Wei, *et al.* Remotely Sensed Data Classification by Collaborative Processing of Landsat, Radarsat-2 and Topography Information[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(6): 1269-1275. [刘培, 余志远, 马威, 等. 基于地形信息的 Landsat 与 Radarsat-2 遥感数据协同分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(6): 1269-1275.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.6.1269

基于地形信息的 Landsat 与 Radarsat-2 遥感数据 协同分类研究

刘培^{1,2}, 余志远^{1,2,4}, 马威³, 韩瑞梅^{1,2}, 陈正超⁴, 王涵^{1,2}, 杨磊库^{1,2}

(1. 河南理工大学 矿山空间信息技术国家测绘与地理信息局重点实验室, 河南 焦作 454003;

2. 河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454003;

3. 江苏省地质测绘院 江苏 南京, 210000; 4. 中国科学院遥感与数字地球研究所 北京 100094)

摘要: 针对不同成像机理的光学与雷达遥感数据协同应用于地表信息提取瓶颈问题, 提出了一种基于地形信息的光学与雷达数据协同分类方法。首先利用 InSAR 测量技术从 Radarsat-2 数据中提取 DEM 地形信息, 然后构建基于地形信息的 Landsat 光学数据和 Radarsat-2 雷达数据的不同特征集输入模型, 最后通过随机样本选取构建随机森林(Random Forest, RF)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和决策树(Decision Tree, DT)分类算法模型提取地表信息。结果表明: ①针对不同特征协同策略, 在随机选取 10% 训练样本时, Radarsat-2 干涉提取 DEM 与 Landsat 数据集提取精度优于 ASTER GDEM 与光学影像协同策略; ②针对不同地表信息提取算法模型, 通过 50 次随机选取训练样本构建模型评价分类精度, 验证 RF 算法的鲁棒性和提取精度都要优于 DT 算法和 SVM 算法。研究充分利用光学和雷达遥感的优势信息, 为光学和雷达遥感协同地表信息提取提供新的思路。

关键词: 随机森林; Landsat; Radarsat-2; 协同分类; DEM

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2019)06-1269-07

1 引言

遥感影像分类是城市规划、林业管理、作物估产、生态环境建模以及变化检测等许多应用的基础^[1-3]。为了从遥感影像中获取精准地物类型信息, 相关研究人员分别从信息融合/协同处理、分类算法改进等方面进行了大量研究。信息融合方面, 国际图像分析与数据融合委员会相继组织了一系列遥感数据融合竞赛, 2006 年侧重像素级融合算法对比分析、2007、2009 和 2010 年关注光学与雷达遥感

数据融合用于土地利用覆盖信息提取、2008 年以高光谱数据融合为主、2011 年侧重多角度数据融合、2012 年多角度光学数据融合、2013 年高光谱与 LiDAR 数据融合、2014 年不同光谱范围和空间分辨率影像融合、2015 多传感器超高分辨率信息融合并分为 2D 和 3D 两个单元同步进行、2016 年侧重多时相和多模式遥感数据、2018 年多传感器光学数据应用于城市土地利用/覆盖分类^[4-8]。信息协同处理方面, Zhu 等^[2]以 Landsat 和 PALSAR 为数据源分别构建光谱、极化、空间等多特征集对城市地表信息进

收稿日期: 2018-08-12; 修订日期: 2019-10-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601450、41601392、41401403), 重点研发与推广专项(科技攻关/社会发展: 182102310860), 河南理工大学博士基金(B2015-20)资助。

作者简介: 刘培(1985—), 男, 河南许昌人, 博士, 副教授, 主要从事资源环境遥感、数据挖掘与模式识别研究。E-mail: Lipei@hpu.edu.cn。

通讯作者: 韩瑞梅(1984—), 女, 河南洛阳人, 讲师, 主要从事资源环境遥感研究。E-mail: hrm@hpu.edu.cn。

行提取。刘蕾等^[9]以 Landsat、Envisat ASAR 及地形信息为多信息协同输入对扎龙湿地进行分类。刘培等^[10]分别从 Landsat 和 PALSAR 数据提取极化特征、纹理特征结合光谱特征构建不同特征集进行协同分类。

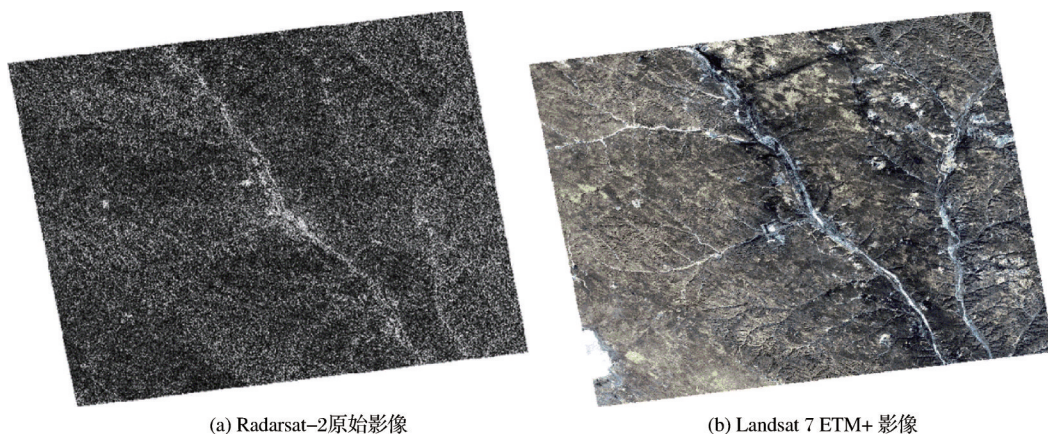
马慧娟等^[11]针对不同的地貌特征,提取不同的地理参数、纹理特征并结合光谱信息构建了最优的特征集并应用于随机森林分类。徐乔等^[12]提出了一种利用超像素分割来综合应用 SAR 影像的高维极化特征和空间领域特征的分类方法,能够有效地降低 SAR 图像中相干斑噪声对分类的影响。何云等^[13]基于 Sentinel-2A 影像,提取影像的光谱特征、植被、水体指数以及纹理特征,通过使用平均不纯度减小以及袋外(OOB)误差对不同的特征进行优选,利用优选后的特征构建随机森林分类。分类算法方面,基于支持向量机、决策树、最大似然、最小距离、神经网络以及各种分类器集成算法等都广泛应用于遥感影像信息提取。然而没有一种算法能够很好适应复杂多变的地表环境,研究认为在提高城市地表覆盖信息方面,改变信息输入方式比改变

分类器自身更容易获取好的分类精度^[2]。

本研究以 Landsat 和 Radarsat-2 为数据源,提出了协同光学信息和雷达干涉 DEM 信息的遥感影像分类方法,通过多源信息协同协作互补,以期达到提高分类精度的目的。首先通过干涉测量技术从 SAR 影像提取 DEM,然后构建 RF 分类模型,利用 Landsat 光谱信息、Radsarsat-2 的 DEM 信息以及 ASTER GDEM 信息构建 3 组协同策略,最后将所构建协同策略分别输入 RF 分类器中进行地物信息提取,并与 SVM 和 DT 的分类结果进行比较分析。

2 研究区和数据

研究区域为神府东胜矿区(简称神东矿区)。位于陕西榆林的神木镇大柳塔县,是我国最大的煤矿开采地之一,目前年产煤炭总量高达亿吨级,由于常年采煤造成地表沉陷,对地表形变和地表覆盖都造成较大影响。实验主要数据源有:①神东矿区 2012 年 1 月 20 日、2 月 13 获取的 Radarsat-2 单视复图像(SLC)数据进行干涉生成 DEM;②Landsat 光学影像,获取时间 2012 年 2 月 7 日,轨道号 127/033;③ASTER GDEM 数据(如图 1 所示)。



(a) Radarsat-2 原始影像

(b) Landsat 7 ETM+ 影像

图 1 研究区原始 SAR 与光学影像

Fig.1 Original SAR and optical imagery in the study area

3 研究方法

研究方法和研究思路如图 2 所示:①首先利用两期 Radarsat-2 SAR SLC 数据结合外部 ASTER GDEM 数据进行干涉测量,经过基线估计、干涉图生成、滤波、相位解缠、去平、结合选择控制点的轨道精炼和重去平、相位转高程及地理编码等一系列处理生成研究区 DEM 地形数据;②对原始光学 Landsat 7 数据进行热红外波段剔除、光学与雷达数据配准、裁剪等数据预处理后提取光谱特征信息;

③利用 Landsat 提取的光谱信息、Radarsat-2 提取的 DEM 信息和 ASTER GDEM 地形信息构建 A、B、C 3 套特征组合策略;④选取研究区一套训练样本集 Z,并从 Z 中随机选取 10% 的样本集 Z' 用来训练分类器模型 DT、SVM、RF;⑤将特征组合集 ABC 分别带入训练好的分类器模型生成地表信息分类图;⑥利用 90% 的剩余样本集对分类结果进行精度评价,从不同特征集组合、不同分类模型及不同地形信息提取方式 3 个方面,分析地形信息对光学、

SAR 遥感数据协同分类的影响。

3.1 基于 Radarsat-2 SAR 数据的 DEM 提取

研究中的地形信息主要是通过 Radarsat-2 雷达卫星 INSAR 干涉测量方法提取。Radarsat-2 是继 Radarsat-1 后加拿大发射的一颗高分辨率商用雷达卫星,对其进行 InSAR 处理的主要流程和技术路线见图 2 右上部分。其中基线在干涉测量中是一个至关重要的参数,值的大小会影响到干涉图的质量^[14]。研究中利用 ENVI SARscape 软件对 Radar-

sat-2 两幅 SAR 数据进行基线估算,得到空间基线为 418.341 m,相位每变化一个 2π 周期,高程变化值为 55.160 m。影像配准过程中,参考外部 ASTER GDEM 数据使用 ENVI SARscape InSAR 处理流程中的自动配准方法,以保证配准精度的可靠。DEM 生成的过程中,对生成的干涉相位图进行去平处理,以提高 DEM 数据的精度^[15]。最后利用解缠后的相位值反算地面高程并进行地理编码获取与研究区光学影像统一坐标系的 DEM 数据,如图 3 所示。

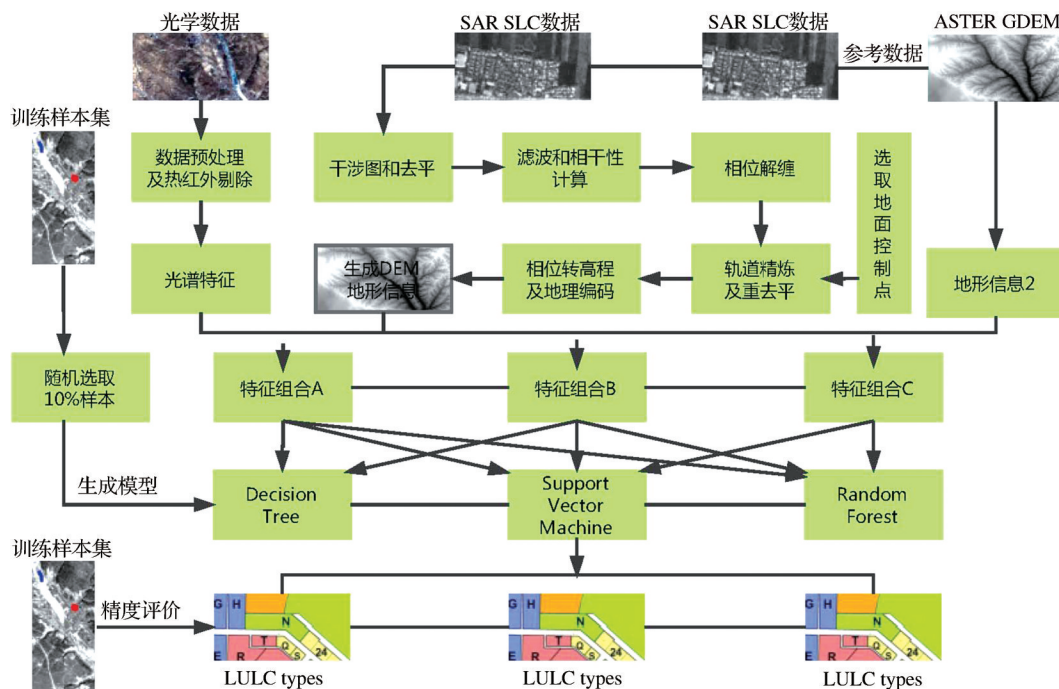


图 2 数据处理流程

Fig.2 Data processing flow

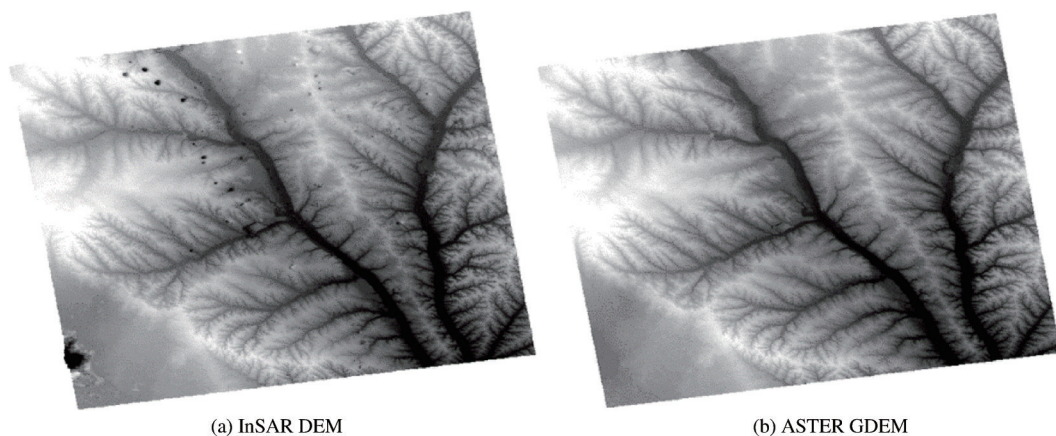


图 3 D-InSAR 干涉生成研究区 DEM 数据

Fig.3 DEM generated by D-InSAR approach

3.2 分类模型构建

随机森林(RF, Random Forest)是利用一系列

CARTs 树作为个体学习器进行集成学习预测分类的,某种程度上属于 Bagging 算法的一个变体^[16]。

Bagging 是并行式集成学习方法最著名的代表,它是基于自主采样法(bootstrap sampling)从 t 个训练样本集中随机有放回采样获取规模同样大小的 t 个训练样本集,新的 t 个样本集中约有 63.2% 的原始训练样本^[17]。通过自助采样法获取的训练样本集既有较大的差异性又有一定程度的相互重叠,从而确保产生比较好的基分类器。整个随机森林算法中,通过 bootstrap 算法对训练样本集 D 进行重构生成多棵决策树,每个决策树生成一种分类结果,通过投票法对结果进行集成输出。随机树生成过程中不进行剪枝,每个节点根据信息增益选择最优分类特征。

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)分类器是通过寻找一个最优的超平面,根据样例个

体到超平面的距离进行划分^[18]。对于样例的线性不可分的问题,SVM 算法利用核函数将样本映射到高维的线性可分的特征空间。研究过程中选取径向基函数作为核函数进行实验。

3.3 随机的样本选择和特征选取

样本的选择直接影响分类结果的精度和可靠性,研究参考 Google Earth 高分影像以及研究区实际情况将地表分为:建筑、植被、水体、固沙区和沙地 5 种地物类型,并提取训练样本集 Z ;采用分层随机抽样法从 Z 中提取 10% 样本作为训练样本,剩余的 90% 作为验证。将 Landsat 7 ETM+ 光学影像特征、ASTER GDEM 和 InSAR 干涉处理得到的 DEM 地形特征,构建 3 种特征组合的协同分类方案,如表 1 所示。

表 1 光学与雷达遥感数据协同分类方案
Table 1 Optical and radar remote sensing data collaborative classification scheme

特征组合方案		特征信息	分类方法		
A	ETM+	光谱特征	RF	SVM	DT
B	ETM+	光谱特征 + InSAR DEM	RF	SVM	DT
C	ETM+	光谱特征 + ASTER GDEM	RF	SVM	DT

4 结果与讨论

4.1 实验结果

基于所选样本集和不同协同分类策略,通过 MATLAB 编程,随机抽取 10% 样本训练模型,为确保精度可靠性消除随机选样可能带来的误差,在 50

次随机选取样本下建立分类模型对试验区进行随机森林(RF)、支持向量机(SVM)、决策树(DT)分类并进行平均精度分析。

RF 算法、SVM 算法和 DT 算法在 A、B、C 3 种协同方案的实验结果和精度评价,如表 2 和图 4 所示。

表 2 不同方案下不同分类方法精度评定
Table 2 Accuracy evaluation of different classification methods under different schemes

评定指标	方案 A			方案 B			方案 C		
	RF	SVM	DT	RF	SVM	DT	RF	SVM	DT
精度/%	96.8	82.26	95.61	97.74	83.65	94.82	97.54	83.55	96.01
Kappa	0.958 8	0.782 5	0.944 0	0.970 9	0.798 4	0.934 4	0.968 3	0.797 3	0.948 9

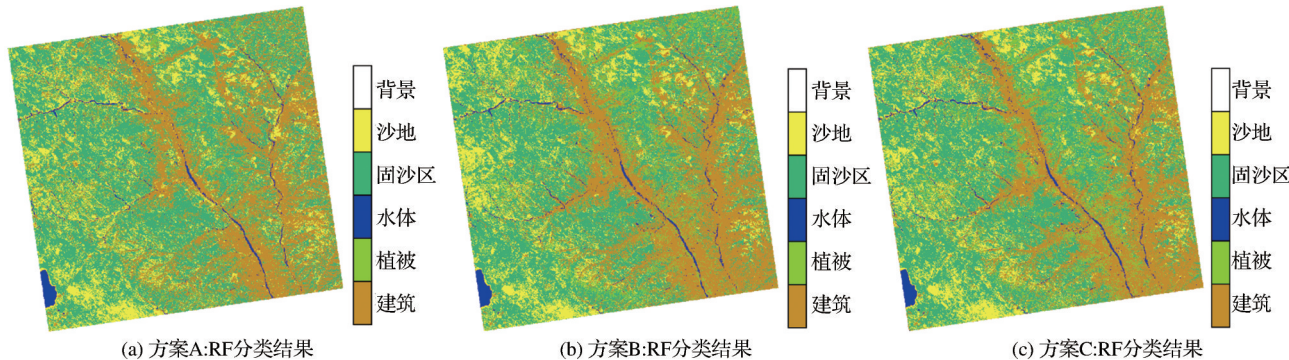


图 4 不同方案下 RF 分类结果
Fig.4 RF classification results of different feature combination strategies

由表2分类精度评定可知,在方案A中仅仅利用 Landsat7 ETM+的光谱信息参与分类,3种不同的分类方法中RF分类精度最高达到96.8%、SVM分类精度最低为82.26%、DT分类精度接近RF分类的精度为95.61%。在方案B中,加入了InSAR提取的DEM特征,3种不同方案的分类精度分别是:RF为97.74%、SVM为83.65%、DT为94.82%。在方案C中,加入了光学获取的ASTER GDEM数据,3种不同分类方案的分类精度为:RF为97.54%、SVM为83.55%、DT为96.01%;在不同方案A、B、C中,RF分类结果均优于SVM和DT分类结果。

在分类方案A、B和C中对比发现:在方案A中RF分类精度为96.8%,DT分类精度为95.61%,两者相差仅有1.19%;但是在方案B中,RF分类精度为97.74%,DT分类精度为94.82%,两者相差达到了2.92%,而在方案C中,RF分类精度97.54%,DT分类精度为96.01%,两者相差达为1.53%。

4.2 讨论

为研究不同分类方案中,地形特征对分类精度的作用以及不同分类器在设计方案中的鲁棒性和普适性,分别对提出的3种方案做如下讨论。

针对方案A与方案B、C。考虑到研究区位于陕西北部的黄土高原与内蒙古高原的过渡区域,地貌以草滩、黄土丘陵、低山丘陵为主,加上多年的煤炭开采沉陷的影响形成了复杂的地形地貌结构,导致了仅利用光学影像不能准确地进行土地利用信息的提取。而加入地形辅助数据(DEM数据)能够对光学影像的信息特征进行拓展充分利用研究区的地形地貌特征数据(DEM高程信息)从而能够更加高精度地提取土地利用信息。因此方案B、C的分类方法总体上的分类精度明显优于方案A中3种分类结果。表明了外部地形特征辅助数据能够一定程度上提高光学遥感影像的分类精度。

方案B与方案C。方案B和方案C中均加入了外部DEM辅助特征数据,不同的是B中加入的是由InSAR技术提取的,C中的DEM数据来源于ASTER GDEM。由于ASTER GDEM数据对云层信息改正的得不完善而且对复杂的丘陵、山区等地貌复杂、起伏剧烈地区的地形地貌信息表达不足的情况;而利用InSAR技术提取的DEM数据能够借助雷达影像的特点更加真实地反映被云层和山体等阴影地区的地形地貌特征。因此,方案B和方案C

的分类精度评定结果可得B的RF、SVM分类结果明显优于方案C的RF、SVM分类结果,表明利用Radarsat-2干涉提取DEM与Landsat数据集提取精度优于ASTER GDEM与光学影像协同策略。

RF与DT算法。基于一系列CARTs树为个体学习器的RF集成分类器的实验结果与(1)和(2)的结论一致。在方案A中RF分类精度为96.8%,DT分类精度为95.61%,两者相差仅有1.19%;在方案B中,RF分类精度为97.74%,DT分类精度为94.82%,两者相差达到了2.92%;而在方案C中,RF分类精度97.54%,DT分类精度为96.01%,两者相差达为1.53%。可见在3种不同分类策略中,DT分类模型和RF分类模型对比中,验证了单棵DT的不稳定性。实验表明:通过多棵决策树生成的RF算法的鲁棒性和提取精度均优于DT算法和SVM算法。

5 结 语

本文主要研究了在地形信息辅助下的光学和雷达遥感协同处理方法。以Radarsat-2雷达影像和Landsat光学影像为数据源,通过选取典型研究区域,构建A、B、C3套协同策略,训练RF、SVM、DT3种分类器模型进行实验,结果表明:

(1)雷达与光学协同处理能够有效提高地表分类精度,且利用研究区雷达数据反演获取的地形信息比通过共享的免费数据更能有效提高分类精度,为今后光学影像分类精度的提高扩展了新的辅助数据源。

(2)在算法选择方面,验证了RF分类模型在雷达与光学协同分类方面,要优于单棵决策树和SVM的分类模型,可见RF分类模型有较高的噪声容忍度和较好的泛化能力。

(3)研究中以光学影像为主,通过多时相SAR影像提取的地形辅助数据作为辅助数据进行地物分类研究;在开阔光学和雷达遥感协同地表信息提取思路的同时对RF算法进行验证。为地形复杂的地区的遥感信息提取与地物分类研究提供了新的思路。

参考文献(References):

- [1] Melesse A M, Weng Q H, Thenkabail P S, *et al.* Remote Sensing Sensors and Applications in Environmental Resources Mapping and Modelling [J]. Sensors, 2007, 7 (12): 3209-3241.

- [2] Zhu Z, Woodcock C E, Rogan J, *et al.* Assessment of Spectral, Polarimetric, Temporal, and Spatial Dimensions for Urban and Peri-urban Land Cover Classification Using Landsat and SAR Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 117:72-82.
- [3] Du P J, Liu P, Xia J S, *et al.* Remote Sensing Image Interpretation for Urban Environment Analysis: Methods, System and Examples [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(10):9458-9474.
- [4] Liu Pei, Wang Guangyan, Zou Youfeng, *et al.* Research of Information Integration and Classifier Ensemble for Land Cover Types Identification [J]. *Remote Sensing Information*, 2016(4):116-121.[刘培, 王光彦, 邹友峰, 等. 遥感信息融合和分类器集成的地类高精度识别[J]. *遥感信息*, 2016(4): 116-121].]
- [5] Mou L, Zhu X, Vakalopoulou M, *et al.* Multi-temporal Very High Resolution from Space: Outcome of the 2016 IEEE GRSS Data Fusion Contest [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017:1-13.
- [6] Campos Taberner M, Romero Soriano A, Gatta C, *et al.* Processing of Extremely High-resolution LiDAR and RGB Data: Outcome of the 2015 IEEE GRSS Data Fusion Contest - Part A: 2-D Contest [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(12): 5547-5559.
- [7] Vo A V, Truong Hong L, Laefer D F, *et al.* Processing of Extremely High Resolution LiDAR and RGB Data: Outcome of the 2015 IEEE GRSS Data Fusion Contest—Part B: 3-D Contest [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(12):5560-5575.
- [8] Liao W Z, Huang X, Fricke Van Coillie, *et al.* Processing of Multiresolution Thermal Hyperspectral and Digital Color Data: Outcome of the 2014 IEEE GRSS Data Fusion Contest [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(6): 2984-2996.
- [9] Liu Lei, Zang Shuying, Na Xiaodong, *et al.* Wetland Mapping in the Zhalong Natural Reserve Using Optical and Radar Remotely Sensed Data and Ancillary Topographical Data [J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2013, 29(1):36-40. [刘蕾, 臧淑英, 那晓东, 等. 兼容光学雷达影像及地形辅助数据的扎龙湿地遥感分类[J]. *地理与地理信息科学*, 2013, 29(1):36-40.]
- [10] Liu Pei, Du Peijun, Tan Kun. A Novel Remotely Sensed Image Classification based on Ensemble Learning and Feature Integration [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2014, 33(3):311-317.[刘培, 杜培军, 谭琨. 一种基于集成学习和特征融合的遥感影像分类新方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2014, 33(3):311-317.]
- [11] Ma Huijuan, Gao Xiaohong, Gu Xiaotian. Random Forest Classification of Landsat 8 Imagery for the Complex Terrain Area based on the Combination of Spectral, Topographic and Texture Information [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2019, 21(3):359-371.[马慧娟, 高小红, 谷晓天. 随机森林方法支持的复杂地形区土地利用/土地覆被分类研究[J]. *地球信息科学学报*, 2019, 21(3):359-371.]
- [12] Xu Qiao, Zhang Xiao, Yu Shaohuai, *et al.* Multi-feature-based Classification Method Using Random Forest and Superpixels for Polarimetric SAR Images [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(4): 685 - 694.[徐乔, 张霄, 余绍淮, 等. 综合多特征的极化SAR图像随机森林分类算法[J]. *遥感学报*, 2019, 23(4):685-694.]
- [13] He Yun, Huang Chong, Li He, *et al.* Land-cover Classification of Random Forest based on Sentinel-2A Image Feature Optimization [J]. *Resources Science*, 2019, 41(5): 992-1001. [何云, 黄翀, 李贺, 等. 基于 Sentinel-2A 影像特征优选的随机森林土地覆盖分类[J]. *资源科学*, 2019, 41(5):992-1001.]
- [14] Du Yong, Research on Extraction of High-precision DEM based on InSAE Baseline Correction [D]. Beijing: Beijing Ji-aotong University, 2010. [杜勇, 基于 InSAR 基线校正的高精度 DEM 提取研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.]
- [15] Ai Bin, Li Xia. An Analysis of Different INSAR Flattening Algorithms and Their Influence on DEM Accuracy [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2009, 21(3): 12-18. [艾彬, 黎夏. InSAR 平地相位去除算法及其对 DEM 精度影响研究[J]. *国土资源遥感*, 2009, 21(3):12-18.]
- [16] Belgiu M, Lucian Drăguț. Random Forest in Remote Sensing: A Review of Applications and Future Directions [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 114:24-31.
- [17] Tang Wei, Zhou Zhihua. Bagging-based Selective Clusterer Ensemble [J]. *Journal of Software*, 2005, 16(4):496-502.[唐伟, 周志华. 基于 Bagging 的选择性聚类集成[J]. *软件学报*, 2005, 16(4):496-502.]
- [18] Xiao Rong, Wang Jicheng, Sun Zhengxing, *et al.* An Incremental SVM Learning Algorithm α -ISVM [J]. *Journal of Software*, 2001, 12(12):1818-1824.[萧嵘, 王继成, 孙正兴, 等. 一种 SVM 增量学习算法 α -ISVM [J]. *软件学报*, 2001, 12(12):1818-1824.]

Remotely Sensed Data Classification by Collaborative Processing of Landsat, Radarsat-2 and Topography Information

Liu Pei^{1,2}, Yu Zhiyuan^{1,2,4}, Ma Wei³, Han Ruimei^{1,2}, Chen Zhengchao⁴,
Wang Han^{1,2}, Yang Leiku^{1,2}

(1. *Key Laboratory of State Bureau of Surveying and mapping of Mine Spatial Information Technology, Henan Poly-technic University, Jiaozuo 454003, China;*

2. *School of Surveying and Mapping Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China;*

3. *Jiangsu Geologic Surveying and Mapping Institute, Nanjing 210000, China;*

4. *Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)*

Abstract: Remote Sensing Data (RSD) and corresponding information extraction technologies are widely used in urban planning, ecological environment modeling, change detection, etc. Optical and radar remote sensing data, due to different imaging mechanisms, have complementary advantages for information extraction and applications. In order to improve the limitations of combining optical and SAR data for land surface information extraction. Strategies for Land Use and Land Cover (LUCC) classification based on collaborative processing optical, SAR RSD and topography information was proposed. Firstly, Digital Elevation Model (DEM) information was extracted from multi-temporal Radarsat-2 SAR images using InSAR technique. Then integrated model was constructed for information extraction based on inputs from topography data, Landsat optical RSD, Radarsat-2 SAR RSD. Finally, LULC information was extracted by random sample selection and machine learning algorithms (e.g. Random Forest (RF) ensemble learning method, Support Vector Machine (SVM) and Decision Tree (DT)). The results demonstrate that (1) when 10% training sample was selected, advantages come from combination of DEM extracted from Radarsat-2 SAR and Landsat data compared with combination of ASTER GDEM and the corresponding optical dataset; (2) Comparison results among different algorithm models by averaging 50 times classification accuracy of each model, demonstrate the robust and advantage of RF than DT and SVM. In this research, the combination advantage of optical and SAR remotely sensed data are explored, which can provide a new approach for making full use of optical and SAR data in the process of LULC classification.

Key words: Random Forest; Landsat; Radarsat-2; Collaborative classification; DEM