

行星遥感影像目标识别与分类进展

邸凯昌¹, 叶乐佳^{1,2}, 王润之^{1,2}, 王晔昕¹

1. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院大学, 北京 100049

摘要: 从行星遥感海量数据中对地形地貌特征进行识别和分类, 是行星科学研究中的一项重要基础工作。本文综述了自实施月球和深空探测任务以来, 国际、国内采用行星影像数据进行地形地貌识别与分类技术的研究进展。首先, 从月球、火星以及其他行星探测任务3个方面, 对相关的探测任务和获取的影像数据进行简介。然后, 在介绍通用目标识别与分类方法研究进展的基础上, 分别详细阐述了月球、火星、其他行星影像数据的目标识别与分类研究进展, 具体包括: (1) 在月球影像目标识别与分类研究进展中, 从月球表面环形构造识别, 线性构造识别, 以及地形分类几个方面展开详述; (2) 在火星影像目标识别与分类研究进展中, 从构造地貌, 风成地貌, 水成地貌, 其他地貌的识别与地形分类几个方面的研究进展进行详述; (3) 其他行星影像目标识别与分类研究进展中, 从太阳系的其他类地行星和小行星的影像目标识别与地形分类研究进展进行阐述, 其中针对小行星近距离飞越探测、绕飞探测、附着就位探测和表面采样返回等探测方式, 分别介绍了对其影像数据的目标识别与地形分类的研究进展。最后, 对行星遥感影像目标识别和分类技术的未来发展方向进行了展望和探讨。

关键词: 行星探测, 遥感数据, 目标识别, 地形分类, 机器学习

引用格式: 邸凯昌, 叶乐佳, 王润之, 王晔昕. 2021. 行星遥感影像目标识别与分类进展. 遥感学报, 25(1): 365-380

Di K C, Ye L J, Wang R Z and Wang Y X. 2021. Advances in planetary target detection and classification using remote sensing data. National Remote Sensing Bulletin, 25(1): 365-380 [DOI: 10.11834/jrs.20210231]

1 引言

行星遥感影像是行星观测的最主要数据源, 是对行星表面地形地貌进行定性和定量分析的基础。根据行星遥感影像来分析其表面的特征, 并从已获得的影像数据中提取和识别出这些地形地貌特征, 是行星科学研究中的一项重要基础工作; 不仅能够为轨道器的进一步勘察提供感兴趣区域, 为着陆器、巡视器的着陆点以及人类登陆地点的选择提供参考和辅助, 还能为变化检测和行星比较提供基础数据, 为行星形成与地质演化机理等深层次科学问题的研究提供数据和信息支撑(邸凯昌等, 2015)。

行星遥感影像自动目标识别与分类, 本质上均利用行星地形地貌的成像特征, 通过对影像的特征提取和判别, 确定地物的类别、范围和位置,

然后在此基础上开展定性和定量分析。其中, 目标识别重点在于得到感兴趣目标的范围和位置, 目标外的区域无需识别; 分类则侧重于多种地形地貌的分割和类别识别。需要说明的是, 行星遥感影像泛指太阳系行星及其卫星(如月球), 以及小行星等天体的表面影像数据。

过去行星遥感影像上地物识别和分类主要依靠目视判别和人工标注完成。随着计算机视觉技术的发展, 和近年来机器学习尤其是深度学习的快速崛起, 行星遥感影像的自动识别和分类正在兴起。自20世纪50年代末开始的月球与深空探测, 至20世纪末开始的新一轮探测热潮(吴伟仁等, 2019), 使得行星表面影像数据已有了大量的积累。在新一轮的深空探测热潮下仍有新的任务不断实施, 数据将不断持续快速增长, 自动化的目标识别和地形分类势在必行。在此背景下, 本

收稿日期: 2020-06-28; 预印本: 2020-09-30

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 41701489); 中国科学院战略性先导科技专项(编号: XDB41000000, XDA15020300)

第一作者简介: 邸凯昌, 1967年生, 男, 研究员, 研究方向为行星遥感制图与导航定位。E-mail: dikc@radi.ac.cn

通信作者简介: 王晔昕, 1986年生, 女, 副研究员, 研究方向为行星遥感图像处理与模式识别。E-mail: wangyx716@radi.ac.cn

文对已有的识别和分类技术进行系统性综述,并探讨未来的发展方向,为行星科学研究人员和行星探测工程技术人员提供参考。

2 月球与行星探测任务简述及影像数据

2.1 月球探测任务及影像数据

从20世纪50年代末开始至今,世界上已成功实施了大量的月球探测工程任务,其间经历了第一次探月高潮、探月宁静期和第二次探月高潮3个阶段,探测方式经历了飞越月球、硬着陆、环绕月球、软着陆、无人采样返回、载人登月阶段(欧阳自远,2005)。获得的海量遥感观测数据和丰富的科学资料为月球科学研究奠定了基础。

21世纪以来,国际上掀起第二次探月高潮,月球探测进入了新的黄金期。发射的月球探测器主要包括欧盟的智慧一号(SMART-1)轨道器,日本的月亮女神(SELENE,又称KAGUYA),印度月船一号(Chandrayaan-1)轨道器、月船二号(Chandrayaan-2)轨道器,美国月球侦察轨道器LRO(Lunar Reconnaissance Orbiter)、圣杯号月球重力和内部结构探测器(GRAIL)、月球大气与尘埃环境探测器(LADEE),中国的嫦娥一号轨道器、嫦娥二号轨道器、嫦娥三号着陆器和巡视器、嫦娥四号着陆器和巡视器。在轨道器影像数据中,LRO窄角相机影像分辨率最高(0.2—2 m),几乎覆盖全球,但立体影像覆盖很少;嫦娥二号影像是分辨率最高的覆盖全球的立体影像(7 m)(邸凯昌等,2016)。

2.2 火星探测任务及影像数据

自1960年至今,全世界已开展了44次火星探测,成功率不到一半,经历了飞越、环绕、软着陆等多种探测方式。20世纪90年代以前的火星探测,主要集中在1960年—1975年间,这期间的火星任务中,美国的海盗号(Viking)轨道器和着陆器任务是获取数据最多、科学价值最大的任务,Viking-1和Viking-2轨道器获取的影像覆盖火星全球,分辨率为7—1400 m,超过一半的图像分辨率优于100 m;1975年—1988年间没有火星任务。

20世纪90年代后的火星探测技术逐渐走向成熟,工程成功率稳步提升的同时,科学价值也有

显著增加。发射的火星探测器主要包括美国的火星全球勘探者(Mars Global Surveyor)号轨道器、火星探路者(Mars Pathfinder)号着陆器、火星奥德赛(Mars Odyssey)轨道器、勇气号和机遇号火星探测车(Mars Exploration Rover)、凤凰号(Phoenix)着陆器、火星侦察轨道器MRO(Mars Reconnaissance Orbiter)、好奇号(Curiosity)火星探测车、火星大气和挥发演化(Mars Atmospheric and Volatile Evolution)轨道器,欧空局的火星快车(Mars Express)轨道器、ExoMars系列任务中的气体探测轨道器(Trace Gas Orbiter)。在轨道器影像中,分辨率最高的是MRO的HiRISE影像(达0.25 m),影像覆盖范围较小,立体覆盖更少;火星快车的高分辨率立体相机(HRSC)影像分辨率达10 m,其超分辨率通道分辨率达2 m(邸凯昌等,2018)。

2.3 其他行星探测任务及影像数据

除了月球和火星之外,水星、金星等太阳系的其他行星以及小行星也与地球的演化有着复杂的联系。水星探测任务主要有1973—11美国发射的水手10号(Mariner 10),以及2011—03进入绕飞轨道的信使号MESSENGER(Mercury Surface, Space Environment, Geochemistry and Ranging)。水手10号以近距离飞越探测方式在1974—03和1975—03两次飞掠了水星,获取了约2800张水星影像(中等分辨率图像分辨率为3—20 km,部分高分辨率图像分辨率优于1 km)。信使号携带的成像系统获取的数据分辨率为250 m。从20世纪60年代开始,人类向金星先后发射了包含飞越器、轨道器、坠落探测器、软着陆探测器等多种探测器,其中最成功的是美国于1989—05发射的麦哲伦号(Magellan)探测器,通过其携带的雷达系统获取的数据制作了分辨率为2025 m的金星表面雷达影像图。

小行星探测任务经历了近距离飞越探测、绕飞探测、附着就位探测和表面采样返回3个发展阶段(吴伟仁等,2013)。采用近距离飞越探测方式的小行星探测任务主要包括美国的伽利略号(Galileo)任务和深空一号(Deep Space 1)任务、欧洲航天局的罗塞塔号(Rosetta)任务以及中国的嫦娥二号拓展任务。采用绕飞探测方式的任務主要包括美国的尼尔—舒梅克(NEAR-Shoemaker)

任务和黎明号 (Dawn) 任务。采用附着就位探测和表面采样返回方式的任务主要包括日本的隼鸟号 (Hayabusa) 和隼鸟二号 (Hayabusa-2) 任务, 以及美国的奥西里斯-REx (OSIRIS-Rex) 任务 (李春来等, 2019)。这些探测任务都获取了一批分辨率各异的小行星表面影像, 成为了解这些小行星表面形貌特征的基本数据源。

3 目标识别与分类研究进展

3.1 目标识别与分类的通用方法与进展

目标识别与分类早期利用边缘提取 (Canny, 1986)、阈值分割 (Otsu, 1979) 等直接以颜色、纹理和梯度等浅层特征为主的方法, 并发展出一些特定理论的分割方法如基于聚类的分割 (Coleman 和 Andrews, 1979)、区域生长 (Adams 和 Bischof, 1994)、主动轮廓分割 (Xu 和 Prince, 1998)、分水岭分割 (Haris 等, 1998)、水平集分割 (Malladi 等, 1995)、小波分割 (Unser, 1995)、编码方法 (Ida 和 Sambonsugi, 1998)、基于图论的分割 (Wu 和 Leahy, 1993)、模板匹配方法 (Schweitzer 等, 2002)、基于显著性图的方法 (Itti 等, 1998)、超像素方法 (Stutz 等, 2018) 等。这些方法大多数仅为特征的表达与提取, 对分割出的对象并没有识别或语义标注的过程。

随着计算机计算能力的不断发展, 机器学习方法被用于图像的目标识别与分类。根据训练方式, 机器学习的图像识别和分类方法可分为监督学习, 非监督学习和半监督学习。监督学习是指训练集中的样本数据包含标签, 通过学习输入样本和标签之间的网络映射关系实现分类或回归。无监督学习的数据无标签, 根据输入数据的特征相似性, 利用类内差距最小化和类间差距最大化的原则进行聚类。半监督学习则介于二者之间, 只有部分数据有标签, 通过综合利用有标签和无标签的数据生成合适的分类器。早期采用机器学习进行目标识别与分类的方法, 根据处理方式可分成基于窗口、基于像素和面向对象的方法 (Wang 等, 2017)。基于窗口的方法一般采用矩形窗口遍历图像或随机分布, 对当前窗口包含的子图像进行特征提取后, 将特征向量输入至分类

器进行识别和分类 (Papageorgiou 等, 1998; 方涛等, 2016)。基于像素的方法一般用于多光谱和高光谱影像, 考虑图像空间及/或邻域信息, 逐个像素进行判别 (杜培军等, 2016; 张兵, 2016)。面向对象的方法一般将传统图像分割和模式识别相结合, 首先利用图像分割方法得到对象, 然后仅对对象区域进行特征提取和判别 (王贺等, 2013)。在此时期, 采用机器学习方法进行图像目标识别与分类具有代表性的模型和方法主要有决策树 (Friedl 和 Brodley, 1997), 随机森林 (Svetnik 等, 2003), 支持向量机 (Cortes 和 Vapnik, 1995; Foody 和 Mathur, 2004), Boosting (Schwenk 和 Bengio, 2000; Wu 和 Ai, 2008), 神经网络 (Fukushima, 1988; Maren, 1990) 等, 同时涌现了一批特征描述算子如 Haar (Lienhart 和 Maydt, 2002), Gabor (Tan 和 Triggs, 2007), HOG (Dalal 和 Triggs, 2005), LBP (Wang 等, 2009) 等。

随着机器学习的不断发展与计算能力的提高, 近年来深度学习逐渐成为热门研究方向。20世纪90年代中期提出的 LeNet5 网络及其手写数字识别应用 (LeCun 等, 1998), 被认为是深度学习早期较好的应用典范。早在60年代就提出的训练理论算法如随机梯度下降算法和80年代就使用的反向传播算法 (LeCun 等, 1989), 在计算能力提升且在贪婪逐层预训练策略提出后 (Hinton 等, 2006), 使得深度学习自2006年重新崛起 (Goodfellow 等, 2016), 彼时的主流架构主要为深度信念 (置信) 网络、自编码网络和卷积神经网络等, 同时将深度学习和传统模型相结合的方法也不断涌现 (Zhang 等, 2017; Zhou 等, 2018)。在2012年由于采用卷积神经网络的目标识别与分类精度具有显著优势, 涌现出了诸如 AlexNet (Krizhevsky 等, 2017), VGG (Simonyan 和 Zisserman, 2014), GoogleNet (Szegedy 等, 2015) 等经典结构的深度卷积网络。随着正则化丢弃、残差网络、空洞卷积等概念的提出, 深度网络的层数显著提高, 精度也得到了提升, 诸如 ResNet (He 等, 2016), DeepLab (Chen 等, 2018a) 等。在已有的网络结构和多因素结合下, 深度网络更加多元化, 如深度对抗网络应用于语义分割也取得了较好的效果 (Isola 等, 2017; Zhu 等, 2017)。

3.2 月球影像目标识别与分类研究进展

月球表面影像的目标识别与分类按照地形地貌特征的属性,从环形构造提取与识别、线性构造提取与识别和地形分类3个方面进行介绍。

(1) 环形构造识别。月表撞击坑是月球最为典型的环形构造地貌特征,数量多,分布广,由陨石等撞击而形成。早期由于认知水平与技术手段的限制,对撞击坑的识别手段主要为利用望远镜进行目视识别。随着大量月球轨道器影像数据的成功获取,逐渐演变为利用轨道器影像数据进行撞击坑的人工目视判读,如Losiak等(2009)利用轨道器影像对撞击坑进行目视判读,在当时已有的撞击坑数据库基础上共识别出8680个包含位置和基本信息撞击坑并入库。

本文将月表撞击坑自动提取与识别方法归为两大类,一类为基于形态特征提取的算法,即根据撞击坑的环形凹坑形态对其进行识别,另一类为基于机器学习的算法,包括近年来流行的深度学习算法。基于形态特征提取的方法常基于轨道器影像或DEM信息,一般利用Canny算子,霍夫变换等传统图像处理方式拟合圆或椭圆进而识别。例如Li等(2011)利用嫦娥一号CCD影像为实验数据,首先进行区域分割然后利用Canny算子及形态学处理方法对撞击坑进行识别;Saraiva等(2006)提出撞击坑自动识别的结构化方法,包括边缘检测,模板匹配,撞击坑识别3个阶段;Chen等(2018b)利用DEM数据进行地形分析并辅以形态学方法对撞击坑边界进行提取;罗中飞等(2014)将CCD影像和DEM数据进行融合处理对撞击坑进行提取;刘宇轩等(2018)利用嫦娥二号DEM数据,分析小型撞击坑模型的等高线特征,建立指标体系,并利用霍夫变换进行撞击坑提取。

基于机器学习算法的月表撞击坑自动提取与识别主要分为使用传统方法和深度学习算法。使用传统机器学习算法对撞击坑进行分类识别的方法主要有AdaBoost,支持向量机,决策树等,如熊娟等(2014)研究了基于AdaBoost和SVM的撞击坑分类算法,并做对比分析,李卉和钟成(2013)借助决策树进行了撞击坑识别等。Wang和Wu(2019)提出了一种从影像和DEM中主动学习提取撞击坑的方法,分类器采用传统机器学习算法,在训练阶段利用DEM信息自动增加训练

样本,用月球和火星数据试验表明可以提高从影像中提取撞击坑的性能。近年来,利用深度神经网络的撞击坑检测方法达到了与传统机器学习方法相媲美甚至超越的结果,涌现了一批月表撞击坑检测识别的网络,如CraterIDNet(Wang等,2018),CraterNet(Glaude,2017)等。Chen等(2018b)将撞击坑识别任务视作目标检测任务,借助深度学习网络设计了一个两阶段的方法进行检测识别。Silburt等(2019)则验证了使用卷积神经网络从DEM数据识别撞击坑的可行性。

关于月表撞击坑的数据库,Kinser等(2013)利用LRO影像数据对月球正面西部的大于5 km的撞击坑人工识别、数字化和建库,并记录基于撞击坑经纬度位置对其设定的识别编号,撞击坑中心坐标,直径大小,溅射席形态,内部形态,保存状态等信息。王娇等(2014)利用嫦娥一号CCD影像数据、嫦娥一号激光高度计数据等多源数据,结合遥感图像处理与专家知识融合的智能化识别方式对全月撞击坑进行提取,识别了106030个撞击坑。Krüger等(2018)对全月直径大于3 km的5505个新鲜撞击坑进行识别和建库,并对其详细的形态特征数据进行记录。Robbins等(2019)基于轨道器影像和地形信息在全月范围内识别了超过200万个直径大于1—2 km的撞击坑,并证明该数据库可为撞击坑相关研究提供坚实支撑。

(2) 线性构造识别。月表的线性构造主要有皱脊、月溪等。早期对线性构造的识别主要为利用望远镜人工识别并绘制(Strom,1964)。近年来高分辨率轨道器影像的获取,为线性构造的识别提供了数据支撑。

由于皱脊等构造形态的复杂性,在月球科学研究中,大量的皱脊提取工作还是主要由人工目视解译完成,如Yue等(2015)以LROC WAC影像为数据,根据形态学特征(坡度变化等)利用人工目视的方法提取皱脊,并将其分为3类;Yao和Chen(2018)在SELENE获取的高分辨率影像上目视识别了澄海区域的皱脊;Li等(2018a)在LRO WAC影像上通过人工识别的方式识别出静海和澄海区域的皱脊。

月表线性构造的自动提取方法也有一定的研究成果,主要利用地形曲率、相位信息、形态学

运算、小波变换等方法。如李婧等(2014)将月岭月溪对应视作地形特征线,并将一种基于地形曲率提取地球上地形特征线的算法应用至月球,对线性构造进行提取;娄艺蓝和康志忠(2018)利用月表线性构造在高程上的特殊性,辅以区域坡度,利用DEM的平均坡度对其进行多次平均滤波以逼近真实构造,进而对线性构造进行提取。考虑到月脊是对称的特征,Micheal等(2014)利用相位信息以及形态学操作自动提取显著的月脊,取得了较基于曲率的方法更好的提取结果。Peng等(2019)对坡度信息进行相位对称性计算,并结合形态学处理方法,基于DEM数据对月脊进行提取。Tamililakkiya等(2011)则使用哈尔小波变换以及二值化的方式检测月表的线性特征。

(3) 地形分类。月球地形地貌的分类可根据影像色调、物质组成、形成年代等差异粗分类分为月海与高地两大类。通过人工目视识别的方式识别月海与高地是传统可靠的方法(Tanaka和Survey, 1994; Wilhelms, 1990)。关于月球地形分类的自动方法有基于单一DEM数据、CCD影像数据或者结合DEM数据与CCD影像,在纹理、坡度等方面构建特征,并利用传统图像处理方法如Kmeans聚类、分水岭分割等方法进行分类。如周增坡等(2011)以嫦娥一号遥感影像及对应的500 m分辨率DEM为数据,并在高程、坡度、起伏度、影像灰度值等方面进行处理,利用最大似然法对月海与高地进行自动提取,结果与美国地质调查局出版的地质图有较好的一致性。王琛智等(2015)同样以嫦娥一号获得的全月DEM数据为数据基础,利用灰度共生矩阵模型对月海和高地的纹理进行量化并筛选,分别构造特征向量,以离差平方和为识别依据实现月海和高地的自动识别。Xie等(2015)利用DEM数据的局部对比度信息进行了识别工作。Jiang等(2015)以嫦娥一号CCD影像为数据,采用分块聚类的方法识别月海与高地。黎战凯等(2017)在Jiang方法的基础上使用平均灰度、标准差,粗糙度以及对比度这4个特征,利用K-means方法对H010和虹湾(SI)区域的月海与高地进行了识别,后又提出一种结合CCD影像以及DEM数据的动态分块迭代算法,实质上仍为设计特征后进行传统聚类的方法,以虹湾(SI)、H010和危海(Crisium)区域为实验区

域,取得了优良的分类结果(Li等, 2016)。Chang和Li(2016)基于DEM信息和CCD影像数据,利用分水岭分割的方法对SI和Crisium区域的月海与高地地形进行了识别。Chen等(2016)也采取了分水岭分割的方法,但是加入了自适应阈值的策略。Cheng等(2010)未按照月海与高地进行分类,而是将月球影像上的地形特征分类为shadow, Crater, Crater (no shadow), flat等4类,利用梯度直方图特征开发了自动的月球影像分类系统,并用阿波罗获得的月球影像进行了实验验证。

3.3 火星影像目标识别与分类研究进展

火星遥感影像的目标识别与分类按照地形地貌特征的属性,从构造地貌、风成地貌、水成地貌、其他地貌的提取与识别,以及地形分类几个方面进行介绍。

(1) 构造地貌。火星表面的构造地形地貌主要有撞击坑、火山等,早期主要采用手工进行撞击坑提取(刘宇轩等, 2012),如Barlow等(1988)从20世纪80年代利用Viking影像人工判别和统计了火星大撞击坑数据,后续利用火星全球勘探者的MOC(Mar Orbital Camera)、MOLA(Mars Orbiter Laser Altimeter)和TES(Thermal Emission Spectrometer)数据对撞击坑数据进行了更新。对大于1 km的撞击坑,Robbins和Hynek(2012a, 2012b)通过人工方式建立了数据库。基于影像灰度、DEM等信息,利用特定的图像处理方法进行构造地貌提取和识别的方法有:结合边缘提取和DEM数据的方法(Salamunićcar等, 2011, 2012),利用DEM和等值线关系与形态学拟合的方法(王栋等, 2015a),主成分分析的方法(刘安等, 2016),模板匹配方法(Vinogradova等, 2002)(Kim等, 2005)等。采用机器学习方法提取识别撞击坑是研究最多的方法,传统的机器学习方法一般是利用光照、纹理、梯度等信息建立窗口/区域的特征向量,然后利用分类器进行识别分类(Stepinski等, 2012)。近年来深度学习中的卷积神经网络在提取和识别撞击坑方面进行了较好的应用(DeLatte等, 2019b)。表1为近年来发表的文献中,采用机器学习(包含深度学习)对火星撞击坑提取特征表达方法、分类器和采用的数据信息一览表。

表1 采用机器学习方法对火星表面撞击坑提取和识别的方法一览表

Table 1 A list of references that utilize machine learning methods to detect and identify craters on Mars

文献	特征表达方法	分类器	数据
Kim等,2005	ROI中提取边缘后椭圆提取,模板匹配	神经网络	Viking,MOC,HRSC影像和MOLA DEM
Martins等,2009	Haar-like特征	boosting	MOC影像
Urbach和Stepinski,2009	阴影、形状和光照信息确定待选区域后计算统计特征	决策树	HRSC影像 小于1 km的撞击坑
Bandeira等,2012	形状确定待选区域后提取 Haar-like 特征	Adaboost	HRSC影像 识别 sub-km 撞击坑
Meng等,2013	Kanade - Lucas - Tomasi (KLT) 方法对区域进行提取	面向矩阵模式的LS-SVM	Google Mars
Cohen和Ding,2014	阴影、光照和形状信息确定待选区域后提取 Haar-like 特征	选择特征后的贝叶斯分类器	HRSC影像
Di等,2014	级联多尺度 Haar-like 和 LBP 特征	Adaboost	MOLA DEM 识别后采用地形分析和霍夫变换提取坑沿
Jin和Zhang,2014	Haar-like特征	改进的 Adaboost	HRSC影像
Wang等,2015	阴影确定待选区域后提取 Haar-like 特征	SparseBoost	HRSC影像
Cohen,2016;Lo,2016	LeNet, AlexNet 和 GoogleNet		HRSC影影像像
Wang等,2018	端到端的卷积神经网络 提案框 anchor 来提取多尺度的撞击坑		HRSC
DeLatte等,2019a	U-Net 卷积网络		THEMIS的IR影像 2-32 km的撞击坑
Lee,2019	U-Net 卷积网络		HRSC影像和MOLA DEM
Wang和Wu,2019	Haar-like特征	Adaptive boosting 和 cascade	HRSC影像(HRSC DEM用于自动增加训练样本)

(2) 风成地貌。火星由于存在大气,因此有与地球上类似的风成地貌。开展过自动提取和识别研究的典型风成地貌有暗条纹、沙丘、尘卷风痕迹等。

关于暗条纹的提取和识别,早期部分学者利用单一数据源如MOC、HiRISE (Chuang等,2007),或者长时间跨度的多数据源如Viking和MOC (Schorghofer等,2007),Viking和CTX (Bergonio等,2013),通过人工作业对暗条纹进行标注识别,并根据其统计特性研究其成因和内部机制。传统图像处理方法主要有Da Silva等(2018)的一种变体小波的波原子方法结合形态学方法。机器学习方法数据利用较多的是HiRISE影像,方法多数是利用如熵值计算、边缘提取等方法建立面向

对象的方法,在待选区域或者其外接矩形提取诸如统计特征、LBP特征等,利用分类器诸如贝叶斯分类、决策树、SVM、Adaboost和神经网络等训练分类器来识别暗条纹 (Wagstaff等,2012; Wang等,2017)。深度学习方面,则有使用HiRISE影像采用卷积神经网络对火星表面的火山锥 (volcanic rootless cones) 和横向风成山脊 (transverse aeolian ridges) 进行像素级的提取识别 (Palafox等,2017; Scheidt等,2015)。

关于沙丘的自动提取和识别方法, Carrera等 (Carrera等,2019) 基于像素进行梯度和统计特征描述并由R-vines模型学习后,对MOC-NA影像上的沙丘进行识别。Bandeira等 (2011, 2013) 利用MOC影像,分别采用梯度特征、灰度直方图特征,

利用随机森林、SVM和boosting方法训练分类器进行沙丘识别。另外还有利用几何、光谱、纹理和形态等特征,采用神经网络进行识别CTX影像上沙丘走向的方法,从而根据走向进行统计和特性分析(Vaz等,2015)。

其他的风成地貌诸如尘卷风痕迹和沙尘暴提取和识别的研究较少,主要有基于形态学方法对MOC-NA和HiRISE影像上的尘卷风痕迹进行自动提取(Statella等,2012),以及利用多源数据特征提取和SVM分类器对火星沙尘暴进行检测(Maeda等,2015)。

(3) 水成地貌。火星上的水成地貌主要有河谷网、冲沟等,由于其成像特征复杂,自动提取的方法报道较少。Li等(2015)采用数学形态学方法对HiRISE影像上的冲沟进行了提取。河谷提取则主要采用DEM数据,根据洪水填充方法或排水方法(drainage algorithm)提取河谷/山谷网络(Molloy和Stepinski,2007;Stepinski和Collier,2004)。

(4) 其他地貌识别。其他地貌特征的识别主要包括石块的识别,多采用巡视器的影像和深度数据,以传统图像处理 and 特定方法为主。Thompson和Castano等(2007)对比7种提取石块的方法,主要包含基于边缘检测、阴影和灰度信息、双目几何信息、基于窗口的Adaboost以及基于像素的SVM等方法。采用特定方法进行石块提取和分割的主要有:结合影像Mean-shift分割与三维数据的判别的方法(Di等,2013),基于区域梯度的水平集方法(Yang和Kang,2019),基于超像素分割并结合区域对比度的方法(Dunlop等,2007;Li等,2018b;Xiao等,2017),背景特征稀疏建模和自动阈值分割方法(Xiao等,2018)。

(5) 地形分类。地形分类早期主要通过聚类 and 传统机器学习方法实现(Gao等,2014)。Bue和Stepinski(2006)采用DTM数据根据非监督分类方法,将特征向量相似性高的像素聚类得到分类结果。Stepinski和Bagaria(2009)利用DEM的特征属性,采用无监督聚类方法对火星的Tharsis区域进行了地形分类。Shang和Barnes(2013)采用自适应模糊粗糙特征选择,利用SVM并同时对比了特征选择和多个机器学习方法分类的结果。Ono等(2015,2016)通过提取图像灰度信息、梯度和距离等特征,利用随机森林进行训练和地形

分类。深度学习方法则在近年的研究中被采用,如Rothrock等(2016)利用全卷积网络分别对轨道器影像和巡视器影像中的地形进行分类,其结果应用于着陆区分析和巡视器路径规划(Ono等,2018)。

3.4 其他行星影像目标识别与分类研究进展

其他行星的影像目标识别与分类研究进展将从太阳系其他行星和小行星两个方面分别展开。

太阳系的其他类地行星主要为水星和金星探测。水星表面的目标识别主要为撞击坑,如Barnouin等(2012)利用信使号的水星激光高度计MLA(Mercury Laser Altimeter)和水星双成像系统MDIS(Mercury Dual Imaging System)所测得的地形数据,对撞击坑进行解译并分析了深度和直径之间的关系。金星表面的目标识别除了撞击坑,皱脊也受到关注。Schaber等(1992)利用麦哲伦号获取的数据编制了金星表面842个撞击坑数据库。Kreslavsky和Basilevsky(1998)在金星平原上随机选取的30个地点测量了金星上皱脊的宽度,并与其他类地行星比较,发现金星上的皱脊一般比其他行星更窄。Barata等(2015)则提出了一种从麦哲伦号合成孔径雷达的图像中自动检测不同尺度皱脊的方法。

小行星探测任务中的目标识别主要是对小行星的外观、三维形状、物理特性以及地形地貌进行识别。下面分别对几个阶段的小行星探测任务中使用遥感影像进行目标识别的研究进展进行综述。

(1) 采用近距离飞越探测方式。美国伽利略号探测器在前往木星的途中于1991-10飞越了小行星Gaspra,研究人员通过分析传回的57张影像(最高分辨率达到54 m)上的撞击坑特征,认为其可能是由较大天体经过剧烈碰撞后产生的单一致密的天体(Huang等,2013;Veverka等,1994)。此外,伽利略号探测器还飞越了小行星Ida,借助于相机获取的影像(分辨率为31-38 m),研究人员拟合出了Ida小行星的形状。美国深空一号探测器于1999-07飞越了近地小行星Braille,利用探测器搭载的相机-光谱综合仪等设备对小行星Braille的形状、大小、表面特征等进行了探测(Rayman等,2000;李春来等,2019)。欧洲航天局的罗塞塔号探测器分别于2008-09和2010-07飞越了小行

星 Steins 和 Lutetia, 通过拍摄的影像 (分辨率达到 60 m) 解译和分析了这两个小行星的形状和表面特征 (Barucci 等, 2015; 王栋 等, 2015b)。中国的嫦娥二号探测器在完成月球探测任务后, 于 2012-12-13 飞越小行星 Toutatis。研究人员利用监视相机获取的光学影像 (最高分辨率优于 3 m) 对表面撞击地形地貌的分析, 结合质量分析推断出图塔蒂斯可能由两个独立的小天体缓慢靠近形成的具有碎石堆结构的密近双小行星 (Zou 等, 2014)。

(2) 采用绕飞探测方式。美国尼尔-舒梅克探测器于 2000-02 对近地小行星 Eros (爱神星) 进行了一年多的绕飞探测, 研究人员结合覆盖表面的约 1.6 万张影像 (最高分辨率达到几十厘米) 和其他载荷探测数据, 恢复了爱神星三维模型, 发现其具有类似马铃薯的极不规则外形, 且表面具有山脉状形态和陨石坑 (Zuber 等, 2000)。美国黎明号探测器分别于 2011-07 和 2015-03 到达小行星 Vesta (灶神星) 和 Ceres (谷神星)。通过探测器在高测图轨道 HAMO (High Altitude Mapping Orbit) 获取的分辨率为 65 m 的灶神星表面图像数据, 研究人员绘制了灶神星的 DTM (Preusker 等, 2014)。徐青等 (2016) 根据影像构建三维地形, 并提出了一种基于等值线分析的撞击坑特征识别方法。Liu 等 (2018) 和 Gou 等 (2018) 分别采用人工提取方式建立了 Vesta 表面直径大于 0.7 km 撞击坑数据库和 Ceres 表面直径大于 1 km 撞击坑数据库。

(3) 采用附着就位探测和表面采样返回方式。日本隼鸟号探测器在着陆前利用搭载的光学导航相机 (视场为 $5.83^{\circ} \times 5.69^{\circ}$, 分辨率为 1024×1000 像素)、激光测距仪等设备在 20 km 和 7 km 的高度获取多个角度的小行星 Itokawa 影像和数据。借助于高分辨率的影像, 研究人员发现 Itokawa 的整体形状接近于一只海獭 (Fujiwara 等, 2006), 且表面由于微重力吸附了一定数量的岩石块, 表面形貌呈现出岩石特征, 这说明它是被微弱重力聚在一起的岩石和冰块, 而非单一致密天体。在隼鸟号探测器之后, 隼鸟二号对小行星 Ryugu (龙宫) 上的水和有机物的岩石进行探测。隼鸟二号探测器在 2018-06 底与 Ryugu 交会, 并在约 20 km 的距离处原地盘旋, 使用相机等科学载荷进行遥感拍照探测 (Castelvecchi, 2018)。借助于隼鸟二号上的

光学导航相机 ONC-T (2 km \times 2 km 的视场以及 2 m 的空间分辨率) 获取的影像数据, 研究团队完成了龙宫的全球测图, 揭示了龙宫的自旋轴方向、旋转周期、形状和地形 (Watanabe 等, 2017), 并最终成功实现了软着陆 (Nogrady, 2018)。美国奥西里斯-REx 任务的探测目标是小行星 Bennu (贝努), 该采样返回探测任务于 2016-09 发射, 并计划在着陆采样完成后于 2023-09 返回地球。借助于奥西里斯-REx 探测器搭载的相机套件, 可以对小行星贝努和采样区进行拍照, 从而绘制贝努的全球影像, 除此之外, 还有用于地形探测的激光高度计等科学载荷, 共同完成该任务的多个科学目标 (Gal-Edd 和 Chevront, 2015; 李春来 等, 2019)。这些科学数据均可作为特征识别与分类的基础数据。目前为止其他类地行星和小行星的表面特征识别和分类工作主要依靠人工目视解译和标注, 自动化程度还有很大发展空间。

4 未来发展方向探讨

(1) 多源数据结合的目标识别和分类。目前的行星目标识别和分类多采用单一数据源, 或单一视角 (如仅采用轨道器数据或仅采用巡视器/着陆器数据)。未来采用多源数据结合的目标识别和分类主要包含以下几个发展层次:

1) 随着多源数据配准和数据融合技术的不断发展, 未来采用多源影像数据、融合影像与高程数据、以及利用红外和高光谱数据的目标识别和分类方法将成为趋势。

2) 随着巡视器/着陆器数据的不断增加, 以及随着轨道器数据分辨率的进一步提升, 未来结合巡视器/着陆器和轨道器多平台影像的目标识别和分类将实现目标的快速定位。

3) 近年来和未来多国将不断有新的行星探测任务, 结合历史数据和新数据融合的目标识别和分类方法, 将支持不同地貌在不同时间序列下的表征变化和内部机制研究。

(2) 非监督的目标自动识别与分类。目前主流的机器学习和深度学习的方法, 为了保证较高的精度, 均要对大量的或部分待识别目标进行人工标记。随着深度学习的不断发展, 未来有可能将逐步从少人工标记过渡到全自动标记, 实现行星影像的无监督自动识别和分类, 并进一步提升目标识别和分类精度。

(3) 多任务的图像智能应用。目前的目标识别和分类任务种类单一, 仅对数据进行目标识别和分类, 而结果所支撑的其他应用则需要额外开展。随着深度学习中强化学习的不断发展, 未来行星数据的目标识别和分类将可能发展为多任务协同的处理方式, 在自动完成目标识别和分类后, 将自动实现行星科学研究的应用如统计分析、时空变化等分析, 并将辅助完成支持行星探测任务的应用如任务判别与规划、危险识别、承载力分析、环境感知、多目标路径自主规划、实时决策、自动驾驶等。

5 结 语

随着计算机视觉、人工智能等领域技术的进步, 利用行星遥感影像数据进行行星表面地形地貌识别和分类的研究得到了迅速发展, 从早期的人工目视解译和标注, 到近期的半自动和自动提取, 逐渐发展为现在的自动提取与识别、分类。然而, 受到行星表面的复杂环境和贫瘠纹理影响, 实现行星表面地形地貌的高精度自动识别与分类仍存在很多挑战。未来通过数据质量以及技术水平的不断提升, 行星表面的地形地貌自动识别和分类技术和应用必将得到较大发展, 为行星探测工程任务和行星科学研究提供重要数据和信息支撑。

参考文献(References)

- Adams R and Bischof L. 1994. Seeded region growing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(6): 641-647 [DOI: 10.1109/34.295913]
- Bandeira L, Ding W and Stepinski T F. 2012. Detection of sub-kilometer craters in high resolution planetary images using shape and texture features. *Advances in Space Research*, 49(1): 64-74 [DOI: 10.1016/j.asr.2011.08.021]
- Bandeira L, Marques J S, Saraiva J and Pina P. 2011. Automated detection of Martian dune fields. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 8(4): 626-630 [DOI: 10.1109/LGRS.2010.2098390]
- Bandeira L, Marques J S, Saraiva J and Pina P. 2013. Advances in automated detection of sand dunes on Mars. *Earth Surface Processes and Landforms*, 38(3): 275-283 [DOI: 10.1002/esp.3323]
- Barata M T, Lopes F C, Pina P, Alves E I and Saraiva J. 2015. Automatic detection of wrinkle ridges in Venusian Magellan imagery. *Geological Society, London, Special Publications*, 401(1): 357-376 [DOI: 10.1144/SP401.5]
- Barlow N G. 1988. Crater size-frequency distributions and a revised Martian relative chronology. *Icarus*, 75(2): 285-305 [DOI: 10.1016/0019-1035(88)90006-1]
- Barlow N G. 2000. Updates to the "catalog of large Martian impact craters"/Proceedings of the 31st Annual Lunar and Planetary Science Conference. Houston, Texas: [s.n.]
- Barnouin O S, Zuber M T, Smith D E, Neumann G A, Herrick R R, Chappelow J E, Murchie S L and Prockter L M. 2012. The morphology of craters on Mercury: results from messenger flybys. *Icarus*, 219(1): 414-427 [DOI: 10.1016/j.icarus.2012.02.029]
- Barucci M A, Fulchignoni M, Ji J, Marchi S and Thomas N. 2015. The flybys of asteroids (2867) Šteins, (21) Lutetia, and (4179) Toutatis/Michel P, DeMeo F E and Bottke W F, eds. *Asteroids IV*. Tucson: The University of Arizona Press: 433-450 [DOI: 10.2458/azu_uapress_9780816532131-ch023]
- Bergonio J R, Rottas K M and Schorghofer N. 2013. Properties of martian slope streak populations. *Icarus*, 225(1): 194-199 [DOI: 10.1016/j.icarus.2013.03.023]
- Bue B D and Stepinski T F. 2006. Automated classification of landforms on Mars. *Computers and Geosciences*, 32(5): 604-614 [DOI: 10.1016/j.cageo.2005.09.004]
- Canny J. 1986. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8(6): 679-698 [DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851]
- Carrera D, Bandeira L, Santana R and Lozano J A. 2019. Detection of sand dunes on Mars using a regular vine-based classification approach. *Knowledge-Based Systems*, 163: 858-874 [DOI: 10.1016/j.knsys.2018.10.011]
- Castelvecchi D. 2018. Daring Japanese mission reaches unexplored asteroid Ryugu. *Nature*, 558(7711): 495-496 [DOI: 10.1038/d41586-018-05544-9]
- Chang Y R and Li Z K. 2016. A lunar terrain auto recognition algorithm by gushing and immersion/Proceedings of 2016 4th International Conference on Mechanical Materials and Manufacturing Engineering. Wuhan: Atlantis Press [DOI: 10.2991/mmme-16.2016.14]
- Chen J H. 2016. A lunar terrain auto recognition algorithm with adaptive threshold by gushing and immersion/Proceedings of 2016 6th International Conference on Machinery, Materials, Environment, Biotechnology and Computer. Tianjin: Atlantis Press [DOI: 10.2991/mmec-16.2016.224]
- Chen L C, Papatreou G, Kokkinos I, Murphy K and Yuille A L. 2018a. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, Atrous convolution, and fully connected CRFs. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 40(4): 834-848 [DOI: 10.1109/TPAMI.2017.2699184]
- Chen M, Liu D Y, Qian K J, Li J, Lei M L and Zhou Y. 2018b. Lunar crater detection based on terrain analysis and mathematical morphology methods using digital elevation models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(7): 3681-3692

- [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2806371]
- Cheng H Z, Sun F T, Buthpitiya S, Zhang Y and Nefian A V. 2010. Lunar image classification for terrain detection//Proceedings of the 6th International Symposium on Visual Computing. Las Vegas, NV, USA: Springer: 1-8 [DOI: 10.1007/978-3-642-17277-9_1]
- Chuang F C, Beyer R A, McEwen A S and Thomson B J. 2007. HiRISE observations of slope streaks on Mars. *Geophysical Research Letters*, 34(20): L20204 [DOI: 10.1029/2007GL031111]
- Cohen J P. 2016. Automated Crater Detection Using Machine Learning. Boston: University of Massachusetts Boston
- Cohen J P and Ding W. 2014. Crater detection via genetic search methods to reduce image features. *Advances in Space Research*, 53(12): 1768-1782 [DOI: 10.1016/j.asr.2013.05.010]
- Coleman G B and Andrews H C. 1979. Image segmentation by clustering. *Proceedings of the IEEE*, 67(5): 773-785 [DOI: 10.1109/PROC.1979.11327]
- Cortes C and Vapnik V. 1995. Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3): 273-297 [DOI: 10.1007/BF00994018]
- Da Silva E, Puga F, Casaca W, Cruz B and Negri R. 2018. Slope streaks segmentation using wave atoms and morphological operators//Proceedings of the 42nd COSPAR Scientific Assembly. Pasadena, California: [s.n.]: B4.1-36-18
- Dalal N and Triggs B. 2005. Histograms of oriented gradients for human detection//Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA: IEEE: 886-893 [DOI: 10.1109/CVPR.2005.177]
- DeLatta D M, Crites S T, Guttenberg N, Tasker E J and Yairi T. 2019a. Segmentation convolutional neural networks for automatic crater detection on Mars. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(8): 2944-2957 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2918302]
- DeLatta D M, Crites S T, Guttenberg N and Yairi T. 2019b. Automated crater detection algorithms from a machine learning perspective in the convolutional neural network era. *Advances in Space Research*, 64(8): 1615-1628 [DOI: 10.1016/j.asr.2019.07.017]
- Di K C, Li W, Yue Z Y, Sun Y W and Liu Y L. 2014. A machine learning approach to crater detection from topographic data. *Advances in Space Research*, 54(11): 2419-2429 [DOI: 10.1016/j.asr.2014.08.018]
- Di K C, Liu B and Liu Z Q. 2018. Review and prospect of Mars mapping technique using remote sensing data. *Spacecraft Engineering*, 27(1): 10-24 (邸凯昌, 刘斌, 刘召芹. 2018. 火星遥感制图技术回顾与展望. *航天器工程*, 27(1): 10-24) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-8748.2018.01.002]
- Di K C, Liu B, Liu Z Q and Zou Y L. 2016. Review and prospect of lunar mapping using remote sensing data. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1230-1242 (邸凯昌, 刘斌, 刘召芹, 邹永廖. 2016. 月球遥感制图回顾与展望. *遥感学报*, 20(5): 1230-1242) [DOI: 10.11834/jrs.20166158]
- Di K C, Liu Z Q, Wan W H and Peng M. 2015. Remote Sensing Mapping and rover Navigation for Lunar and Mars. Beijing: Science Press (邸凯昌, 刘召芹, 王文辉, 彭曼. 2015. 月球和火星遥感制图与探测车导航定位. 北京: 科学出版社)
- Di K C, Yue Z Y, Liu Z Q and Wang S L. 2013. Automated rock detection and shape analysis from mars rover imagery and 3D point cloud data. *Journal of Earth Science*, 24(1): 125-135 [DOI: 10.1007/s12583-013-0316-3]
- Du P J, Xia J S, Xue Z H, Tan K, Su H J and Bao R. 2016. Review of hyperspectral remote sensing image classification. *Journal of Remote Sensing*, 20(2): 236-256 (杜培军, 夏俊士, 薛朝辉, 谭琨, 苏红军, 鲍蕊. 2016. 高光谱遥感影像分类研究进展. *遥感学报*, 20(2): 236-256) [DOI: 10.11834/jrs.20165022]
- Dunlop H, Thompson D R and Wettergreen D. 2007. Multi-scale features for detection and segmentation of rocks in mars images//Proceedings of 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, MN, United States: IEEE: 1-7 [DOI: 10.1109/CVPR.2007.383257]
- Fang T, Huo H and Ma H P. 2016. Intelligent Interpretation of High-Resolution Remote Sensing Images. Beijing: Science Press (方涛, 霍宏, 马贺平. 2016. 高分辨率遥感影像智能解译. 北京: 科学出版社)
- Foody G M and Mathur A. 2004. A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(6): 1335-1343 [DOI: 10.1109/TGRS.2004.827257]
- Friedl M A and Brodley C E. 1997. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 61(3): 399-409 [DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00049-7]
- Fujiwara A, Kawaguchi J, Yeomans D K, Abe M, Mukai T, Okada T, Saito J, Yano H, Yoshikawa M, Scheeres D J, Barnouin-Jha O, Cheng A F, Demura H, Gaskell R W, Hirata N, Ikeda H, Kominato T, Miyamoto H, Nakamura A M, Nakamura R, Sasaki S and Uesugi K. 2006. The rubble-pile Asteroid itokawa as observed by Hayabusa. *Science*, 312(5778): 1330-1334 [DOI: 10.1126/science.1125841]
- Fukushima K. 1988. Neocognitron: a hierarchical neural network capable of visual pattern recognition. *Neural Networks*, 1(2): 119-130 [DOI: 10.1016/0893-6080(88)90014-7]
- Gal-Edd J and Chevront A. 2015. The OSIRIS-REx Asteroid Sample Return Mission operations design//Proceedings of 2015 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, MT, USA: IEEE: 1-9 [DOI: 10.1109/AERO.2015.7118883]
- Gao Y, Spiteri C, Pham M T and Al-Milli S. 2014. A survey on recent object detection techniques useful for monocular vision-based planetary terrain classification. *Robotics and Autonomous Systems*, 62(2): 151-167 [DOI: 10.1016/j.robot.2013.11.003]
- Glaude Q. 2017. CraterNet: A Fully Convolutional Neural Network for Lunar Crater Detection Based on Remotely Sensed Data. Belgium: University of Liège
- Goodfellow I, Bengio Y and Courville A. 2016. Deep learning. Cam-

- bridge MA: MIT Press
- Gou S, Yue Z Y, Di K C and Liu Z Q. 2018. A global catalogue of Ceeres impact craters ≥ 1 km and preliminary analysis. *Icarus*, 302: 296-307 [DOI: 10.1016/j.icarus.2017.11.028]
- Haris K, Efstratiadis S N, Maglaveras N and Katsaggelos A K. 1998. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(12): 1684-1699 [DOI: 10.1109/83.730380]
- He K M, Zhang X Y, Ren S Q and Sun J. 2016. Deep residual learning for image recognition//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, United States: IEEE: 770-778 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.90]
- Hinton G E, Osindero S and Teh Y W. 2006. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 18(7): 1527-1554 [DOI: 10.1162/neco.2006.18.7.1527]
- Huang J C, Ji J H, Ye P J, Wang X L, Yan J, Meng L Z, Wang S, Li C L, Li Y, Qiao D, Zhao W, Zhao Y H, Zhang T X, Liu P, Jiang Y, Rao W, Li S, Huang C N, Ip W H, Hu S C, Zhu M H, Yu L L, Zou Y L, Tang X L, Li J Y, Zhao H B, Huang H, Jiang X J and Bai J M. 2013. The Ginger-shaped asteroid 4179 Toutatis: new observations from a successful flyby of Chang'E-2. *Scientific Reports*, 3: 3411 [DOI: 10.1038/srep03411]
- Ida T and Sambonsugi Y. 1998. Image segmentation and contour detection using fractal coding. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 8(8): 968-975 [DOI: 10.1109/76.736726]
- Isola P, Zhu J Y, Zhou T H and Efros A A. 2017. Image-to-image translation with conditional adversarial networks//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu, HI, USA: IEEE: 5967-5976 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.632]
- Itti L, Koch C and Niebur E. 1998. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(11): 1254-1259 [DOI: 10.1109/34.730558]
- Jiang H K, Tian X L and Xu A A. 2015. A new segmentation algorithm for lunar surface terrain based on CCD images. *Research in Astronomy and Astrophysics*, 15(9): 1604-1612 [DOI: 10.1088/1674-4527/15/9/016]
- Jin S G and Zhang T Y. 2014. Automatic detection of impact craters on Mars using a modified adaboosting method. *Planetary and Space Science*, 99: 112-117 [DOI: 10.1016/j.pss.2014.04.021]
- Kim J R, Muller J P, Van Gasselt S, Morley J G and Neukum G. 2005. Automated crater detection, a new tool for mars cartography and chronology. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71(10): 1205-1217 [DOI: 10.14358/PERS.71.10.1205]
- Kinsler R M, Gibbs V B and Barlow N G. 2013. A new database of craters 5-km-diameter and larger for the moon: western Nearsides//*Proceedings of the 44th Lunar and Planetary Science Conference*. The Woodlands, Texas: [s.n.]: 1679
- Kreslavsky M A and Basilevsky A T. 1998. Morphometry of wrinkle ridges on Venus: comparison with other planets. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 103(E5): 11103-11111 [DOI: 10.1029/98JE00360]
- Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G. E. 2012. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*. 1097-1105. [DOI: 10.1145/3065386]
- Krüger T, Hergarten S and Kenkmann T. 2018. Deriving morphometric parameters and the simple-to-complex transition diameter from a high-resolution, global database of fresh lunar impact craters ($D \geq \sim 3$ km). *Journal of Geophysical Research: Planets*, 123(10): 2667-2690 [DOI: 10.1029/2018JE005545]
- LeCun Y, Boser B, Denker J S, Henderson D, Howard R E, Hubbard W and Jackel L D. 1989. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation*, 1(4): 541-551 [DOI: 10.1162/neco.1989.1.4.541]
- LeCun Y, Bottou L, Bengio Y and Haffner P. 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11): 2278-2324 [DOI: 10.1109/5.726791]
- Lee C. 2019. Automated crater detection on Mars using deep learning. *Planetary and Space Science*, 170: 16-28 [DOI: 10.1016/j.pss.2019.03.008]
- Li B, Ling Z C, Zhang J, Chen J, Ni Y H and Liu C L. 2018a. Displacement-length ratios and contractional strains of lunar wrinkle ridges in Mare Serenitatis and Mare Tranquillitatis. *Journal of Structural Geology*, 109: 27-37 [DOI: 10.1016/j.jsg.2018.01.003]
- Li C L, Liu J J, Yan W, Feng J Q, Ren X and Liu B. 2019. Overview of scientific objectives for minor planets exploration. *Journal of Deep Space Exploration*, 6(5): 424-436 (李春来, 刘建军, 严韦, 封剑青, 任鑫, 刘斌. 2019. 小行星探测科学目标进展与展望. *深空探测学报*, 6(5): 424-436) [DOI: 10.15982/j.issn.2095-7777.2019.05.003]
- Li G Q, Geng Y H and Xiao X M. 2018b. Multi-scale rock detection on Mars. *Science China Information Sciences*, 61(10): 102301 [DOI: 10.1007/s11432-017-9277-x]
- Li H and Zhong C. 2013. Automatic crater detection with laser altimetric data. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, 38(S1): 161-166 (李卉, 钟成. 2013. 基于激光测高数据的月表撞击坑自动检测方法. *地球科学—中国地质大学学报*, 38(S1): 161-166)
- Li J, Chen J P, Wang N and He S J. 2014. A new automated approach to detecting and extracting the linear structures on the lunar surface: a case study on the lunar mare ridge of Mare Serenitatis. *Earth Science Frontiers*, 21(6): 223-228 (李婧, 陈建平, 王楠, 何姝璐. 2014. 月表线性构造自动提取新方法研究: 以澄海地区月岭为例. *地学前缘*, 21(6): 223-228) [DOI: 10.13745/j.esf.2014.06.022]
- Li K, Mu L L, Liu J J, Li C L and Qin Q Q. 2011. Impact crater detection based on regional segmentation using Chang'E-1 CCD data//

- Proceedings of 2011 IEEE 4th International Congress on Image and Signal Processing. Shanghai, China: IEEE: 1911-1915 [DOI: 10.1109/CISP.2011.6100554]
- Li W, Di K C, Yue Z Y, Liu Y L and Sun S J. 2015. Automated detection of Martian gullies from HiRISE imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 81(12): 913-920 [DOI: 10.14358/PERS.81.12.913]
- Li Z K, Chang Y R, Chen J H and Tian X L. 2017. A new iterative auto-recognition algorithm for lunar terrain. *Journal of Astronautics*, 38(1): 72-79 (黎战凯, 常伊人, 陈佳恒, 田小林. 2017. 一种新型月球地形自动识别迭代算法. *宇航学报*, 38(1): 72-79) [DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2017.01.010]
- Li Z K, Chen J H, Chang Y R and Tian X L. 2016. An improved recognition algorithm for lunar terrain based on CCD image//Proceedings of the 4th International Conference on Machinery, Materials and Computing Technology. Hangzhou: Atlantis Press: 2352-5401 [DOI: 10.2991/icmct-16.2016.315]
- Lienhart R and Maydt J. 2002. An extended set of Haar-like features for rapid object detection//Proceedings of the International Conference on Image Processing. Rochester, NY, United States: IEEE [DOI: 10.1109/ICIP.2002.1038171]
- Liu A, Zhou D H and Chen M Y. 2016. A robust crater detection and recognition method based on blocked principal components analysis. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 39(1): 63-67 (刘安, 周东华, 陈茂银. 2016. 分块鲁棒主成分分析的撞击坑图像检测识别. *北京邮电大学学报*, 39(1): 63-67) [DOI: 10.13190/j.jbupt.2016.01.011]
- Liu Y X, Li C L and Liu J J. 2018. Automatic small crater recognition using digital elevation model from Chang'E-2 by contour line. *Astronomical Research and Technology*, 15(4): 479-486 (刘宇轩, 李春来, 刘建军. 2018. 一种基于等高线的小型撞击坑识别方法. *天文研究与技术*, 15(4): 479-486) [DOI: 10.14005/j.cnki.issn1672-7673.20180511.001]
- Liu Y X, Liu J J, Mu L L and Li C L. 2012. A review of impact-crater detection. *Astronomical Research and Technology*, 9(2): 203-212 (刘宇轩, 刘建军, 牟伶俐, 李春来. 2012. 撞击坑识别方法综述. *天文研究与技术*, 9(2): 203-212) [DOI: 10.14005/j.cnki.issn1672-7673.2012.02.013]
- Liu Z Q, Yue Z Y, Michael G, Gou S, Di K C, Sun S J and Liu J Z. 2018. A global database and statistical analyses of (4) Vesta craters. *Icarus*, 311: 242-257 [DOI: 10.1016/j.icarus.2018.04.006]
- Lo H Z. 2016. *Deep Networks: Applications, Interpretability, and Optimization*. Boston: University of Massachusetts Boston
- Losiak A, Wilhelms D E, Byrne C J, Thaisen K G, Weider S Z, Kohout T, O'Sullivan K and Kring D A. 2009. A new lunar impact crater database//Proceedings of the 40th Lunar and Planetary Science Conference. The Woodlands, Texas: [s.n.]
- Lou Y L and Kang Z Z. 2018. Extract the lunar linear structure information by average filtering method based on DEM data. *Science of Surveying and Mapping*, 43(5): 155-160 (娄艺蓝, 康志忠. 2018. 利用DEM平均值滤波法的月表线性构造信息提取. *测绘科学*, 43(5): 155-160) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2018.05.027]
- Luo Z F, Kang Z Z and Liu X Y. 2014. The automatic extraction and recognition of lunar impact craters fusing CCD images and DEM data of Chang'e-1. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 43(9): 924-930 (罗中飞, 康志忠, 刘心怡. 2014. 融合嫦娥一号 CCD影像与DEM数据的月球撞击坑自动提取和识别. *测绘学报*, 43(9): 924-930) [DOI: 10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0137]
- Maeda K, Ogawa T and Haseyama M. 2015. Automatic detection of Martian dust storms from heterogeneous data based on decision level fusion//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Image Processing. Quebec City, Canada: IEEE: 2246-2250 [DOI: 10.1109/ICIP.2015.7351201]
- Malladi R, Sethian J A and Vemuri B C. 1995. Shape modeling with front propagation: a level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(2): 158-175 [DOI: 10.1109/34.368173]
- Maren A J. 1990. *Multilayer cooperative/competitive networks*//Maren A J, Harston C T and Pap R M, eds. *Handbook of Neural Computing Applications*. San Diego: Academic Press: 179-202 [DOI: 10.1016/B978-0-12-546090-3.50016-4]
- Martins R, Pina P, Marques J S and Silveira M. 2009. Crater detection by a boosting approach. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(1): 127-131 [DOI: 10.1109/LGRS.2008.2006004]
- Meng D, Cao Y F and Wu Q X. 2013. Novel approach of crater detection by crater candidate region selection and matrix-pattern-oriented least squares support vector machine. *Chinese Journal of Aeronautics*, 26(2): 385-393 [DOI: 10.1016/j.cja.2013.02.016]
- Micheal A A, Vani K and Sanjeevi S. 2014. Automatic detection of ridges in lunar images using phase symmetry and phase congruency. *Computers and Geosciences*, 73: 122-131 [DOI: 10.1016/j.cageo.2014.09.005]
- Molloy I and Stepinski T F. 2007. Automatic mapping of valley networks on Mars. *Computers and Geosciences*, 33(6): 728-738 [DOI: 10.1016/j.cageo.2006.09.009]
- Nogrody B. 2018. Japanese rover lands on ancient asteroid for 16-hour mission. *Nature* [DOI: 10.1038/d41586-018-06928-7]
- Ono M, Fuchs T J, Steffy A, Maimone M and Yen J. 2015. Risk-aware planetary rover operation: autonomous terrain classification and path planning//Proceedings of 2015 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, MT, United States: IEEE: 1-10 [DOI: 10.1109/AERO.2015.7119022]
- Ono M, Heverly M, Rothrock B, Ishimatsu T, Almeida E, Calef F, Soliman T, Williams N, Gengl H, Nicholas A, Stille E K, Otsu K, Trautman M, Lange R and Milkovich S. 2018. Mars 2020 surface mission performance analysis: part 2. Surface traversability//Proceedings of 2018 AIAA SPACE and Astronautics Forum and Exposition. Orlando, FL, United States: AIAA [DOI: 10.2514/6.2018-5419]

- Ono M, Rothrock B, Almeida E, Ansar A, Otero R, Huertas A and Heverly M. 2016. Data-driven surface traversability analysis for Mars 2020 landing site selection//Proceedings of 2016 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, MT, USA: IEEE: 1-12 [DOI: 10.1109/AERO.2016.7500597]
- Otsu N. 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1): 62-66 [DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076]
- Ouyang Z Y. 2005. Introduction to Lunar science. Beijing: China Astronautic Publishing House (欧阳自远. 2005. 月球科学概论. 北京: 中国宇航出版社)
- Palafox L F, Hamilton C W, Scheidt S P and Alvarez A M. 2017. Automated detection of geological landforms on Mars using Convolutional Neural Networks. *Computers and Geosciences*, 101: 48-56 [DOI: 10.1016/j.cageo.2016.12.015]
- Papageorgiou C P, Oren M and Poggio T. 1998. A general framework for object detection//Proceedings of IEEE Sixth International Conference on Computer Vision. Bombay, India: 555-562 [DOI: 10.1109/ICCV.1998.710772]
- Peng M, Wang Y, Yue Z and Di K. 2019. Automated detection of lunar ridges based on Dem data//Proceedings of International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Enschede, The Netherlands: [s.n.]: 1431-1435 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-1431-2019]
- Preusker F, Scholten F, Matz K D, Roatsch T, Jaumann R, Raymond C A and Russell C T. 2014. Global shape of (4) Vesta from Dawn FC stereo images//Proceedings of LPI Contributions. Houston, Texas: [s.n.]: 2027
- Rayman M D, Varghese P, Lehman D H and Livesay L L. 2000. Results from the Deep Space 1 technology validation mission. *Acta Astronautica*, 47(2-9): 475-487 [DOI: 10.1016/S0094-5765(00)00087-4]
- Robbins S J. 2019. A new global database of lunar impact craters >1-2 km: 1. Crater locations and sizes, comparisons with published databases, and global analysis. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 124(4): 871-892 [DOI: 10.1029/2018JE005592]
- Robbins S J and Hynes B M. 2012a. A new global database of Mars impact craters ≥ 1 km: 1. Database creation, properties, and parameters. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 117(E5): E05004 [DOI: 10.1029/2011JE003966]
- Robbins S J and Hynes B M. 2012b. A new global database of Mars impact craters ≥ 1 km: 2. Global crater properties and regional variations of the simple-to-complex transition diameter. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 117(E6): E06001 [DOI: 10.1029/2011JE003967]
- Rothrock B, Papon J, Kennedy R, Ono M and Heverly M. 2016. SPOC: deep learning-based terrain classification for mars rover missions//Proceedings of AIAA SPACE Conferences and Exposition. Long Beach, CA, United States: AIAA: 2016-5539 [DOI: 10.2514/6.2016-5539]
- Salamunićcar G, Lončarić S and Mazarico E. 2012. LU60645GT and MA132843GT catalogues of Lunar and Martian impact craters developed using a Crater Shape-based interpolation crater detection algorithm for topography data. *Planetary and Space Science*, 60(1): 236-247 [DOI: 10.1016/j.pss.2011.09.003]
- Salamunićcar G, Lončarić S, Pina P, Bandeira L and Saraiva J. 2011. MA130301GT catalogue of Martian impact craters and advanced evaluation of crater detection algorithms using diverse topography and image datasets. *Planetary and Space Science*, 59(1): 111-131 [DOI: 10.1016/j.pss.2010.11.003]
- Saraiva J, Bandeira L P C and Pina P. 2006. A structured approach to automated crater detection//Proceedings of the 37th Annual Lunar and Planetary Science Conference. League City, Texas: [s.n.]
- Schaber G G, Strom R G, Moore H J, Soderblom L A, Kirk R L, Chadwick D J, Dawson D D, Gaddis L R, Boyce J M and Russell J. 1992. Geology and distribution of impact craters on Venus: what are they telling us? *Journal of Geophysical Research: Planets*, 97(E8): 13257-13301 [DOI: 10.1029/92JE01246]
- Scheidt S P, Palafox L F, Hamilton C W and Zimbelman J R. 2015. Automated detection of transverse Aeolian ridges on Mars using convolutional neural networks and a field-based terrestrial orthoimage training set//Proceedings of the Fourth Annual International Planetary Dunes Workshop. Boise, Idaho: [s.n.]: 8047
- Schorghofer N, Aharonson O, Gerstell M F and Tatsumi L. 2007. Three decades of slope streak activity on Mars. *Icarus*, 191(1): 132-140 [DOI: 10.1016/j.icarus.2007.04.026]
- Schweitzer H, Bell J W and Wu F. 2002. Very fast template matching//Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision. Copenhagen, Denmark: Springer: 358-372 [DOI: 10.1007/3-540-47979-1_24]
- Schwenk H and Bengio Y. 2000. Boosting neural networks. *Neural Computation*, 12(8): 1869-1887 [DOI: 10.1162/089976600300015178]
- Shang C J and Barnes D. 2013. Fuzzy-rough feature selection aided support vector machines for Mars image classification. *Computer Vision and Image Understanding*, 117(3): 202-213 [DOI: 10.1016/j.cviu.2012.12.002]
- Silburt A, Ali-Dib M, Zhu C C, Jackson A, Valencia D, Kissin Y, Tamayo D and Menou K. 2019. Lunar crater identification via deep learning. *Icarus*, 317: 27-38 [DOI: 10.1016/j.icarus.2018.06.022]
- Simonyan K and Zisserman A. 2014. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv:1409.1556
- Statella T, Pina P and Da Silva E A. 2012. Image processing algorithm for the identification of Martian dust devil tracks in MOC and HiRISE images. *Planetary and Space Science*, 70(1): 46-58 [DOI: 10.1016/j.pss.2012.06.003]
- Stepinski T F and Bagaria C. 2009. Segmentation-based unsupervised terrain classification for generation of physiographic maps. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6(4): 733-737 [DOI: 10.

- 1109/LGRS.2009.2024333]
- Stepinski T F and Collier M L. 2004. Extraction of Martian valley networks from digital topography. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 109 (E11): E11005 [DOI: 10.1029/2004JE002269]
- Stepinski T F, Ding W and Vilalta R. 2012. Detecting impact craters in planetary images using machine Learning//Magdalena-Benedito R, Martínez-Sober M, Martínez-Martínez J M, Vila-Francés J and Escandell-Montero P, eds. *Intelligent Data Analysis for Real-Life Applications: Theory and Practice*. IGI Global, Hershey, PA, United States: 146-159 [DOI: 10.4018/978-1-4666-1806-0.ch008]
- Strom R G. 1964. Analysis of lunar lineaments, I: tectonic maps of the moon. *Communications of the Lunar and Planetary Laboratory*, 2: 205-216
- Stutz D, Hermans A and Leibe B. 2018. Superpixels: an evaluation of the state-of-the-art. *Computer Vision and Image Understanding*, 166: 1-27 [DOI: 10.1016/j.cviu.2017.03.007]
- Svetnik V, Liaw A, Tong C, Christopher Culberson J, Sheridan R P and Feuston B P. 2003. Random forest: a classification and regression tool for compound classification and QSAR modeling. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 43(6): 1947-1958 [DOI: 10.1021/ci034160g]
- Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, Sermanet P, Reed S, Anguelov D, Erhan D, Vanhoucke V and Rabinovich A. 2015. Going deeper with convolutions//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, United States: IEEE: 1-9 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298594]
- Tamilakkiya V, Vani K, Lavanya A and Micheal A. 2011. Linear and non-linear feature extraction algorithms for lunar images. *Signal and Image Processing: An International Journal*, 2(4): 161-172 [DOI: 10.5121/sipij.2011.2414]
- Tan X Y and Triggs B. 2007. Fusing Gabor and LBP feature sets for kernel-based face recognition//*Proceedings of the 3rd International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*. Rio de Janeiro, Brazil: Springer: 235-249 [DOI: 10.1007/978-3-540-75690-3_18]
- Tanaka K L, Schaber G G, Chapman M G, Stofan E R, Campbell D B, Davis P A, Guest J E, McGill G E, Rogers P G, Saunders R S and Zimbelman J R. 1994. *The Venus geologic mappers' handbook*. U. S. technical report of U.S. Geological Survey: USGS OFR 93-516
- Thompson D R and Castano R. 2007. Performance comparison of rock detection algorithms for autonomous planetary geology//*Proceedings of 2007 IEEE Aerospace Conference*. Big Sky, MT, United States: IEEE: 1-9 [DOI: 10.1109/AERO.2007.352699]
- Unser M. 1995. Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(11): 1549-1560 [DOI: 10.1109/83.469936]
- Urbach E R and Stepinski T F. 2009. Automatic detection of sub-km craters in high resolution planetary images. *Planetary and Space Science*, 57(7): 880-887 [DOI: 10.1016/j.pss.2009.03.009]
- Vaz D A, Sarmiento P T K, Barata M T, Fenton L K and Michaels T I. 2015. Object-based dune analysis: automated dune mapping and pattern characterization for Ganges Chasma and Gale crater, Mars. *Geomorphology*, 250: 128-139 [DOI: 10.1016/j.geomorph.2015.08.021]
- Veverka J, Belton M, Klaasen K and Chapman C. 1994. Galileo's encounter with 951 Gaspra: overview. *Icarus*, 107(1): 2-17 [DOI: 10.1006/icar.1994.1002]
- Vinogradova T, Burl M and Mjolsness E. 2002. Training of a crater detection algorithm for Mars crater imagery//*Proceedings of the IEEE Aerospace Conference*. Big Sky, MT, United States: IEEE [DOI: 10.1109/AERO.2002.1035297]
- Wagstaff K L, Panetta J, Ansar A, Greeley R, Hoffer M P, Bunte M and Schörghofer N. 2012. Dynamic landmarking for surface feature identification and change detection. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 3(3): 49 [DOI: 10.1145/2168752.2168763]
- Wang C Z, Tang G A, Yuan S, Sun J W and Liu K. 2015. A method for identifying the lunar morphology based on texture from DEMs. *Journal of Geo-information Science*, 17(1): 45-53 (王琛智, 汤国安, 袁赛, 孙建伟, 刘凯. 2015. 基于DEM纹理特征的月貌自动识别方法探究. *地球信息科学学报*, 17(1): 45-53) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2015.00045]
- Wang D, Xing S, Xu Q, Geng X and Shi Q S. 2015a. Methodology of automatic crater detection based on deep space planetary 3D profile. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 32(6): 619-625 (王栋, 邢帅, 徐青, 耿迅, 施群山. 2015a. 一种基于三维形貌的深空星体表面撞击坑自动提取方法. *测绘科学技术学报*, 32(6): 619-625) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-6338.2015.06.015]
- Wang D, Xu Q, Xing S and Liu Z R. 2015b. Analysis and description of the asteroid topography features. *Journal of Deep Space Exploration*, 2(4): 358-364 (王栋, 徐青, 邢帅, 刘衷瑞. 2015b. 小行星形貌特征的分析与描述. *深空探测学报*, 2(4): 358-364) [DOI: 10.15982/j.issn.2095-7777.2015.04.010]
- Wang H, Chen J S and Yu X M. 2013. Feature selection and its application in object-oriented classification. *Journal of Remote Sensing*, 17(4): 816-829 (王贺, 陈劲松, 余晓敏. 2013. 面向对象分类特征优化选取方法及其应用. *遥感学报*, 17(4): 816-829) [DOI: 10.11834/jrs.20132257]
- Wang H, Jiang J and Zhang G J. 2018. CraterIDNet: an end-to-end fully convolutional neural network for crater detection and identification in remotely sensed planetary images. *Remote Sensing*, 10(7): 1067 [DOI: 10.3390/rs10071067]
- Wang J, Cheng W M, Zhou C H and Zhao M. 2014. Identification and morphologic expression of Lunar impact craters. *Geographical Research*, 33(7): 1251-1263 (王娇, 程维明, 周成虎, 赵敏. 2014. 全月球撞击坑形貌特征的识别与多指标表达. *地理研究*, 33(7): 1251-1263) [DOI: 10.11821/dlyj201407006]
- Wang X Y, Han T X and Yan S C. 2009. An HOG-LBP human detector with partial occlusion handling//*Proceedings of IEEE 12th International Conference on Computer Vision*. Kyoto, Japan: IEEE: 32-39 [DOI: 10.1109/ICCV.2009.5459207]
- Wang Y, Yang G and Guo L. 2015. A novel sparse boosting method for

- crater detection in the high resolution planetary image. *Advances in Space Research*, 56(5): 982-991 [DOI: 10.1016/j.asr.2015.05.014]
- Wang Y R and Wu B. 2019. Active machine learning approach for crater detection from planetary imagery and digital elevation models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(8): 5777-5789 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2902198]
- Wang Y X, Di K C, Xin X and Wan W H. 2017. Automatic detection of Martian dark slope streaks by machine learning using HiRISE images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 129: 12-20 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.04.014]
- Watanabe S I, Tsuda Y, Yoshikawa M, Tanaka S, Saiki T and Nakazawa S. 2017. *Hayabusa2* mission overview. *Space Science Reviews*, 208(1-4): 3-16 [DOI: 10.1007/s11214-017-0377-1]
- Wilhelms D. 1990. *Geologic mapping*//Greeley R and Batson R, eds. *Planetary Mapping*. Cambridge, UK: Cambridge University Press
- Wu W R, Dong G L and Li H T. 2013. *Engineering and Technology of Deep Space TT and C System*. Beijing: Science Press (吴伟仁, 董光亮, 李海涛. 2013. *深空测控通信系统工程与技术*. 北京: 科学出版社)
- Wu W R, Liu J Z, Tang Y H, Yu D Y, Yu G B and Zhang Z. 2019. China lunar exploration program. *Journal of Deep Space Exploration*, 6(5): 405-416 (吴伟仁, 刘继忠, 唐玉华, 于登云, 于国斌, 张哲. 2019. *中国探月工程*. *深空探测学报*, 6(5): 405-416) [DOI: 10.15982/j.issn.2095-7777.2019.05.001]
- Wu Y W and Ai X Y. 2008. Face detection in color images using AdaBoost algorithm based on skin color information//*Proceedings of the First International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining*. Adelaide, SA, Australia: IEEE: 339-342 [DOI: 10.1109/WKDD.2008.148]
- Wu Z and Leahy R. 1993. An optimal graph theoretic approach to data clustering: theory and its application to image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11): 1101-1113 [DOI: 10.1109/34.244673]
- Xiao X M, Cui H T, Yao M B, Fu Y G and Qi W Q. 2018. Auto rock detection via sparse-based background modeling for mars rover//*Proceedings of 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/CEC.2018.8477665]
- Xiao X M, Cui H T, Yao M B and Tian Y. 2017. Autonomous rock detection on mars through region contrast. *Advances in Space Research*, 60(3): 626-635 [DOI: 10.1016/j.asr.2017.04.028]
- Xie T L, Jiang H K, Wang J L, Tian X L and Xu A A. 2015. A new recognition algorithm of the lunar mare area basing on the DEM contrast//*Proceedings of the International Conference on Advanced Materials and Engineering Structural Technology*. Qingdao: [s.n.]
- Xiong J. 2014. *Research on Technology of Lunar Crater Detecting Based on Image Processing*. Nanchang: East China Jiaotong University (熊娟. 2014. *基于图像处理的月球撞击坑识别技术研究*. 南昌: 华东交通大学)
- Xu C Y and Prince J L. 1998. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3): 359-369 [DOI: 10.1109/83.661186]
- Xu Q, Wang D, Xing S and Lan C Z. 2016. Mapping and characterization techniques of asteroid topography. *Journal of Deep Space Exploration*, 3(4): 356-362 (徐青, 王栋, 邢帅, 蓝朝桢. 2016. *小行星形貌测绘与表征技术*. *深空探测学报*, 3(4): 356-362) [DOI: 10.15982/j.issn.2095-7777.2016.04.007]
- Yang J and Kang Z. 2019. A gradient-region constrained level set method for autonomous rock detection from mars rover image//*Proceedings of the International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Enschede, Netherlands: [s. n.]: 1479-1485 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-1479-2019]
- Yao M J and Chen J P. 2018. The central symmetry analysis of wrinkle ridges in lunar mare serenitatis. *Earth, Moon, and Planets*, 121(1-2): 45-58 [DOI: 10.1007/s11038-018-9514-4]
- Yue Z, Li W, Di K, Liu Z and Liu J. 2015. Global mapping and analysis of lunar wrinkle ridges. *Journal of Geophysical Research: Planets*, 120(5): 978-994 [DOI: 10.1002/2014JE004777]
- Zhang B. 2016. Advancement of hyperspectral image processing and information extraction. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1062-1090 (张兵. 2016. *高光谱图像处理与信息提取前沿*. *遥感学报*, 20(5): 1062-1090) [DOI: 10.11834/jrs.20166179]
- Zhang J, Zhao Y, Zhou F Q and Chi M. 2017. Visual saliency-based vehicle manufacturer recognition using autoencoder pre-training deep neural networks//*Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques*. Beijing: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/IST.2017.8261506]
- Zhou F Q, Song Y, Liu L and Zheng D T. 2018. Automated visual inspection of target parts for train safety based on deep learning. *IET Intelligent Transport Systems*, 12(6): 550-555 [DOI: 10.1049/iet-its.2016.0338]
- Zhou Z P, Cheng W M, Zhou C H, Wan C and Cao Y Y. 2011. Characteristic analysis of the lunar surface and automatically extracting of the lunar morphology based on CE-1. *Chinese Science Bulletin*, 56(1): 18-26 (周增坡, 程维明, 周成虎, 万丛, 曹玉尧. 2011. *基于“嫦娥一号”的月表形貌特征分析与自动提取*. *科学通报*, 56(1): 18-26) [DOI: 10.1360/972010-1375]
- Zhu J Y, Park T, Isola P and Efros A A. 2017. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks//*Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy: IEEE: 2242-2251 [DOI: 10.1109/ICCV.2017.244]
- Zou X D, Li C L, Liu J J, Wang W R, Li H and Ping J S. 2014. The preliminary analysis of the 4179 Toutatis snapshots of the Chang'E-2 flyby. *Icarus*, 229: 348-354 [DOI: 10.1016/j.icarus.2013.11.002]
- Zuber M T, Smith D E, Cheng A F, Garvin J B, Aharonson O, Cole T D, Dunn P J, Guo Y P, Lemoine F G, Neumann G A, Rowlands D D and Torrence M H. 2000. The shape of 433 Eros from the NEAR-shoemaker laser rangefinder. *Science*, 289(5487): 2097-2101 [DOI: 10.1126/science.289.5487.2097]

Advances in planetary target detection and classification using remote sensing data

DI Kaichang, YE Lejia, WANG Runzhi, WANG Yexin

State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

Abstract: Planetary remote sensing images are an important data source for planetary observations and are the basis for qualitative and quantitative analysis of the planet's surface. Analyzing the features of the planet's surface based on remote sensing images and recognizing and classifying topographic features from massive planetary remote sensing data are significant fundamental tasks in planetary science research. In this new era for deep space exploration and development, multiple missions from different countries and agencies are being implemented. Accordingly, enormous amount of data will be obtained, and this situation requires using automatic target recognition and terrain classification technologies. This study systematically reviews and summarizes the research progress and advances of topography and landform recognition and classification technologies using planetary image data since the start of lunar and deep space exploration missions. First, the moon, Mars, and other planetary exploration missions and the acquired image data are briefly described. After a short introduction to the research progress of general target recognition and classification techniques, the applications of these techniques using the image data of the moon, Mars, and other planets are then elaborated as follows. (1) For lunar images, review of target recognition and classification progress is detailed in three aspects: recognition of the circular structure (i. e., crater), recognition of linear structure (e.g., wrinkle ridge), and terrain classification of the lunar surface. (2) For Mars images, the detailed advances including recognition of tectonic (e. g., crater and volcano), aeolian (e.g., slope streak, sand dune, and dust devil track), fluvial landforms (e.g., channel and gully), and other features (e.g., rock), as well as terrain classification of the Martian surface, are elaborated. (3) For target recognition and classification from other planetary images, the study introduces the research advances on other terrestrial planets (e.g., Mercury and Venus) in the solar system and asteroids that have been explored. Specifically, the asteroid parts are elaborated according to different exploration approaches: close flyby, orbiting, anchoring, and sample acquisition. Finally, future research directions of target recognition and classification using planetary image data are discussed. The future research directions include (1) target recognition and classification using multi-source data: data from different types of sensors, data of different resolutions, and data from different platforms and time; (2) automatic recognition and classification using unsupervised approach; and (3) multi-task image intelligence applications. Achieving high-precision automatic recognition and classification of the planetary surface is still challenging because of the complex environment and featureless texture of the planetary surface. In the future, automatic recognition and classification will surely play increasingly important roles in supporting planetary exploration engineering missions and scientific research through the continuous improvement in data quality and development of related field technologies.

Key words: planetary exploration, remote sensing data, target recognition, terrain classification, machine learning

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41701489) ; Strategic Priority Research Program of Chinese Academy of Sciences (No. XDB41000000, XDA15020300)