

卫星影像大数据情报分析与应用

张金芳, 胡晓惠, 张慧, 王瑞, 李海昌
中国科学院软件研究所, 北京 100190

摘要

卫星遥感技术的发展使得影像获取能力大大提高,深度学习方法使信息的自动提取上了一个新的台阶,而云计算为卫星影像的大数据处理提供了强大的计算能力支持。这3项技术激活了科研领域对卫星影像潜在商业价值、军事价值的预期,很多科研机构加入这个实力竞争中,也吸纳了大量的风险投资。总结了基于卫星影像大数据的潜在价值分析与应用,并提出了下一步可能的技术突破途径和未来的发展方向。

关键词

卫星影像;大数据;情报分析

中图分类号:TP75

文献标识码:A

doi: 10.11959/j.issn.2096-0271.2016053

Intelligence analysis and application for satellite imagery of big data

ZHANG Jinfang, HU Xiaohui, ZHANG Hui, WANG Rui, LI Haichang
Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China

Abstract

Imaging capability has been greatly improved along with the development of remote sensing technology, the image information extraction based on deep learning raises to a new level, and cloud computing makes it possible of processing satellite imagery of big data. These three technologies activated the research on the expected potential commercial and military value, many research institutions joined the strength competition, and attracted a large number of venture capital. The potential value analysis and application based on satellite imagery of big data were summarized, and the next possible technological breakthroughs and the future direction of development were presented.

Key words

satellite imagery, big data, intelligence analysis

1 引言

卫星影像的处理与应用正经历一场从单幅卫星影像到全球、全时、全波段处理方式的转变,即对尽可能地能够收集到的遥感数据进行系统的、综合的处理,以期发现潜在的价值,并与其他来源的数据进行相互验证,实现数据的增值。

卫星影像的应用与其观测精度、时空尺度密切关联。一方面,随着卫星技术的发展,影像获取成本持续下降,影像的时间分辨率、空间分辨率、频段分辨率越来越高;另一方面,能够处理的问题也从局部目标识别、土地利用分类扩充到精细目标识别、状态判断、关联分析、全球趋势分析等应用领域,其背后的价值也得到了充分的挖掘。

大数据的生产期盼大的处理能力,传统的处理方式已极不适应。Orbital Insight的创立者 James Crawford研究了现存和新兴的卫星公司创办计划,从而得出结论:要想细查这些公司在未来5年时间里提供的图像,需要800万人不吃不喝,一直盯着卫星图像观察。

从影像处理方法上看,深度学习的应用使得识别图像中的对象、特征与模式变得越来越强大,能够透析影像背后的深层次情报、揭示潜在的信息,甚至发现影像中存在的人眼所不能发现的新模式。云计算技术使得海量图像大数据计算成为可行,一方面使得大计算量的算法训练成为可能,另一方面使得巨大的影像数据的实时处理成为可能,极大地提高了影像数据的潜在价值与应用时效性。

从大数据的应用角度看,数据的处理模式也需要进行适应性改造。当前的数据处理与应用模式还是单向的,即从数据获取、数据处理到数据应用。实际上人对事

物的观察是一个迭代的过程,越不确定的事物,迭代次数越多。计算机在训练阶段一定程度上模拟了人的迭代观察,而在具体判断时大多数还是一次性的判断。深度学习将经验固化到网络中,但因为其输入还只是影像本身,因而没能就观察的上下文语境信息考虑进去,这是由原来的长周期处理方式决定的。当观察、学习与判断由同一过程完成时,语境将成为一个重要因素,在语境中才能判断信息的价值,并能指导观察到更多的有价值信息。

另一方面,影像处理的重点也将不同,传统数据少的时候,从一幅图像理解其中的各个单元、目标的信息是重点;在大量数据连续涌入时,发现对象变化的信息、全局统计信息成为重点。

2 影像大数据增值服务与行业应用

通过影像情报要素的提取、处理、分类,并分析所有类型的地理空间数据,从而生成全球趋势性的认知,可以回答许多领域的问题,比如考古^[1]、庄稼收成与预测^[2,3]、粮食安全^[4]、人类健康^[5,6]、土地开发与利用^[7]、城市规划^[8-11]、森林监控^[12]、战争与冲突研究^[13]。具体地,诸如本季度将有多少种商品投入市场;保险公司如何评估房屋与确定正确的政策;在高峰期间,城市的哪些路口是最繁忙的;全球可用的原油是多少;中国的经济状况如何;中国的房地产发展趋势;全球粮食状况预测等。

以上问题是各国经济及其各个经济实体单元共同关注的问题,因为世界已经是一个紧密联系的实体。网络信息的发展将地球的每个角落联系在一起,然而网上的信息多是经过人参与其中并解释后的信息,带有强烈的人文特征。而遥感手段能够从全球视角获得真实客观的地面信息,

是全球信息来源的重要途径。

卫星影像大数据应用提升了传统的卫星影像应用模式，在信息提取基础之上向数据挖掘方向发展。卫星影像时空大数据分析，一方面各种技术还处于研究与攻关阶段，另一方面各个创新组织已经投入巨大的人力、财力向信息服务方向商业化，成为一个新的研究热点和垂直市场增长点。目前，尽管遥感卫星影像的商用市场仍处于起步阶段，但相关的产业领域出现了相应的专业数据分析服务，这些公司也同时是该行业的研发主力。

(1) RSMetrics

RSMetrics (remote sensing metrics) 专注于卫星情报分析，拥有超过5年的存储卫星图像库，通过对高分辨率遥感卫星影像、人口数据等进行量化分析，向企业提供商业智能服务，为投资者提供公司基本面研究，重点针对经济、社会及文化领域的研究。用卫星追踪像星巴克、沃尔玛等连锁零售商的人流数据和停车场车辆变化，从而推测出一些核心经营数据。这种方法是当前华尔街对冲基金公司了解公司基本面、期内趋势，预测同店交易和销量等领先指标的重要方式之一。可以提供零售及工业指数，这一指标与第三方指标及政府报告数据高度相关。

(2) Genscape

Genscape面向全球商品和能源市场的实时数据和情报收集，在全球部署或利用直升飞机、热感摄像机、传感器收集大量一手数据，同时也充分利用遥感渠道的影像数据，这些多源信息渠道和综合处理能力使其具有了市场基本行情实时或近实时采集与报告的能力，其监控业务主要覆盖两大地域，分别是北美和欧洲，行业则包括：石油、电力、天然气和液化天然气、农业、石化和天然气液、海事及可再生能源。

(3) Orbital Insight

Orbital Insight^①以挖掘全球范围主题

信息为己任，重点在软件方面。通过对全球道路、飞机、云、烟雾、土地、建筑物和油罐进行计算和测量，从而更具体地了解整个世界。

目前的大部分水源模型都是基于过去50年的数据建立起来的模型，不能精确概括当下的水体状况，也不能很好地做出预测。针对这种水模型的需要，该公司使用 Landsat 7、Landsat 8陆地卫星免费影像开发了一款工具 (Tinder) 来近实时获取全球陆地表面的水位状况，可以不断收集水位信息，建立更准确的水循环模型，进而提出宏观预测。比如，干旱可能导致农作物歉收，甚至因为水资源缺乏而导致政治动荡等。

Orbital Insight根据建筑物高度及屋顶使用材料来判断居民的财富状况，并与世界银行达成了合作，用于提升世界银行数据库中相关贫困数据的精确性；通过卫星影像观察杭州地区建筑的房顶面积变化，可以分析出杭州建筑行业是在繁荣上升还是在萧条下降，如图1所示，如此亦可分析一个地区乃至一个国家的经济状态。分析停车场的的数据来初步预测沃尔玛等零售商的季度销售情况；还可以从油罐储油体积分析出全球原油储量^[23]，如图2所示。

(4) PlanetiQ

PlanetiQ是一家基于卫星的气象数据服务公司，这家公司研发出了 Pyxis 传感

① <https://orbitalinsight.com/>, 2016

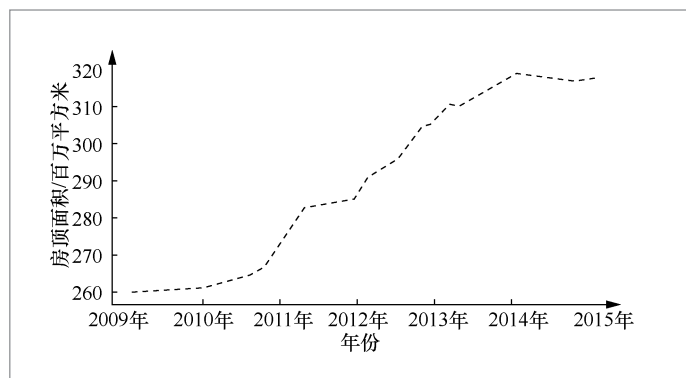


图1 杭州房顶面积趋势

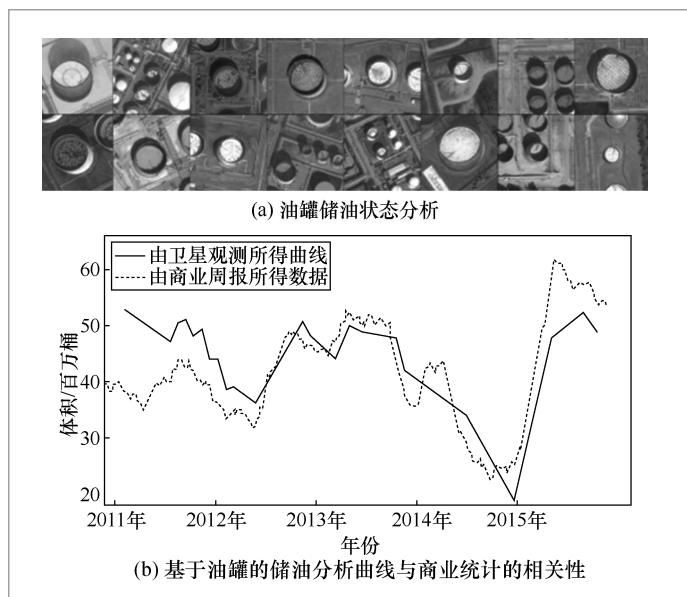


图2 油罐储油体积分析

器,安装在卫星上,可以追踪穿过地球大气层的GPS信号,对全球范围内的气温、气压和湿度进行测量。

(5) Spire

Spire是致力于部署一个气象卫星网络,为政府和商业客户采集气象数据。Spire计划向太空发射卫星来获得大气温度、压强和湿度曲线之类的气象数据。前期主要销售数据,后期将有可能提供基于气象数据的增值服务。

(6) Windward

Windward是一家海上数据及分析服务提供商,通过商用卫星追踪船舶交通状况,不仅为金融及交易市场提供分析,还为海上走私或非法捕捞等提供起诉依据。Windward旗下不同的产品面向不同的客户,有政府、海军以及情报机构,也面向商品交易商、对冲基金投资者及分析师。

另外,IHS和Airbus Defence and Space联合进行影像大数据情报发现的研发。

除以上提到的卫星影像分析服务商外,还有专业的大数据分析公司,例如Ayasdi、Quid等,从不同的侧面为影像大数据潜在

价值挖掘服务。其中Quid致力于为客户打造“沉浸式的数据体验”,让企业能在可视化数据中快速掌握自己需要的关键信息,并用这些信息反向指导自己的公司业务。Quid创建了一个智能平台,该平台把智能搜索、优质数据和高性能算法结合在一起,用来输出例如市场趋势分析结果等客户需求的可视化内容。除此之外,这个平台还允许用户以数百万计索引文件的量级搜索并处理数据,为那些原本可能需要数周或数月才能解决的问题快速给出可视化的答案。这种可视化结果以类似逻辑地图的形式呈现,帮助用户更好地理解数据、获取信息。

值得一提的是,DigitalGlobe作为影像提供商,也着手建立了面向卫星影像大数据的深度挖掘平台,并开放给用户。其理念是,利用大规模机器学习算法与人工参与相结合的途径实现影像价值的提升。其开发的平台是GBDX (geospatial big data platform),采用深度学习算法提取影像信息,并通过Tomnod众包平台来提供验证、训练样本。

影像增值服务市场的成熟将形成新的垂直市场,这个市场可能会包括金融服务和非政府机构,还有保险和能源行业(分别评估水灾、火灾风险,水力压裂和钻井率)。而且随着技术的成熟,增值服务还将可以分析无人机图像、汽车传感器和物联网的地理空间数据。

3 面向卫星影像目标提取的深度神经网络学习技术框架

卫星影像信息提取从基于像素的方法、基于像元的方法到基于深度网络的方法,效果提升是明显的。当前深度网络方法成为共同关注的基础性方法,本领域的专家针对遥感影像的特点,对深度网络进行了多种改造尝试,取得了较好的效果。

3.1 图像处理经验特征的引入

Basu S^[4]采用DeepSat框架,如图3所示,针对卫星影像的高阶流形维度的特点提出将被行业认可的人工图像特征作为深

度学习的起点,取得了11%的效果提升。

DeepSat框架分两个步骤:图像特征选取和深度网络训练。从遥感与图像处理领域整理的150个人工图像特征,这些特征在以前的研究中^[15-18]被证明是有效的描述子。通过特征分级选出22个特征,见表1。

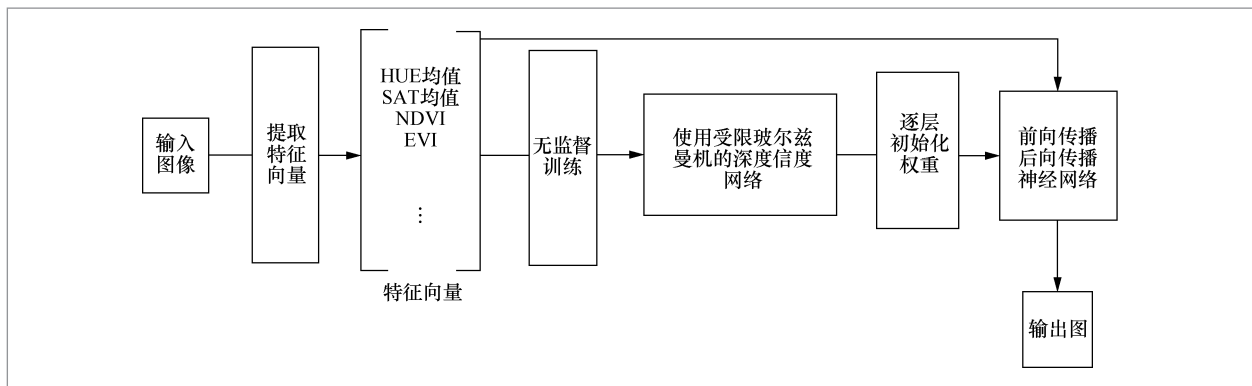


图3 DeepSat 框架

表1 筛选的22个人工影像特征

序号	特征	$\ \delta_{\text{mean}}\ $	$\bar{\delta}_{\sigma}$	D_s
1	I CCM mean	0.403 1	0.137 1	2.940 3
2	H CCM sosvh	0.235 9	0.092 8	2.541 3
3	H CMM autoc	0.233 4	0.109 0	2.141 7
4	S CCM mean	0.095 2	0.067 5	1.409 9
5	H CCM mean	0.062 9	0.056 0	1.123 7
6	SR	0.040 3	0.042 8	0.942 4
7	S CCM 2nd moment	0.026 0	0.031 2	0.835 4
8	I CCM 2nd moment	0.026 0	0.031 2	0.835 4
9	I 2nd moment	0.026 0	0.031 2	0.834 5
10	I variance	0.026 0	0.031 2	0.834 5
11	NIR std	0.025 1	0.031 5	0.798 0
12	I std	0.025 1	0.031 4	0.796 8
13	H std	0.025 2	0.031 7	0.795 6
14	H mean	0.024 0	0.031 4	0.763 2
15	I mean	0.025 4	0.033 6	0.754 1
16	S mean	0.023 2	0.031 9	0.726 8
17	I CCM covariance	0.037 8	0.052 2	0.722 8
18	NIR mean	0.024 6	0.035 1	0.699 7
19	ARVI	0.022 9	0.034 5	0.662 2
20	NDVI	0.021 5	0.032 6	0.659 4
21	DCT	0.034 4	0.059 4	0.579 2
22	EVI	0.014 4	0.045 0	0.320 7

Saikat Basu认为卫星影像具有比较大的类内和类间变化,而且同整个数据集相比,标准样本也非常小。高阶纹理特征是一个重要的土地利用类型区分的参数,这就是人工特征预筛选的意义。另一方面,各种深度学习首先学到的线性特征对于卫星图像分类并没有实质的意义,这可能解释了传统深度学习很难做到全局最优的原因。空间上下文是卫星影像的一个重要建模参数,却在传统深度学习中的处理中丢失掉了,而在人工筛选特征中得到保留。

另一方面,卫星影像数据集同MNIST和CIFAR-10等数据集相比,其流形维数高得多,见表2。通过intrinsic Dimension进行度量^[19],可以看到使用DANCo方法计算的卫星影像的内在维数达到115维。从卫星影像的成像过程来研究,卫星影像成像的所有影响因素都是图像流形的一部分,其中重要的有:太阳高度角、成像平台、成像内参数、大气状态、地形与结构特征、地面状况等。

3.2 视觉认知模式的引入

深度学习是在浅层神经网络上发展起来的,使用的层数越来越多,最近出现了1 000层的深度网络。然而随着网络层数的增多,一方面训练时间将越来越多,另一方面效果提升越来越弱。深度学习的特征决定人很难读懂学习到的模型,因而除了提升层数、微调结构外尚没有突破性的方法。本文将针对卫星影像的大流形维度的特点,

表2 不同训练数据集的流形维度

数据集	内在维度
MNIST	16
CIFAR-10	17
SAT-6	115
SAT-6 Haralick 特征	4.2

以窄化感知理论为指导,对识别过程进行解构,即将识别过程分解为一个个主题的学习,然后再基于学习到的主题数据作为深度学习的输入进行二次深度学习,以期将人的视觉经验集成到深度学习中,提高训练效果。

人眼在长期的自然演化与训练后,形成了比较成熟的视觉信息处理流程与模式,在错觉和异常现象中往往能够发现。

- 人眼对深度信息的发现具有方向性,即卫星影像选装180°后,人眼获得的深度信息往往正好相反(正向是山脊的位置,旋转180°后会视为山谷)。

- 结构信息不正确会造成识别困难,在地面深度信息识别错误的条件下,对密集高层建筑物的识认会非常难。

- 为了得到最佳的识认方向,往往首先识别出太阳的方位。

- 大气状态、季节等要素,也是在识认过程中逐渐清晰的,并作为先验信息指导后续的信息辨认。

从这些现象可以看出,人眼经过了多个流形维度的预先识别。据此观察,可以首先单独学习出某个流形维度的特征,然后再将这些特征融入目标识别、图像分类的深度网络中,这样就将卫星成像过程的先验信息纳入了深度学习中。

窄化,就是人们对事物的躯体感觉、认知、情感或思维意识向某一方面或某一方面高度集中,使其所涉及的范围越来越狭窄、越来越收缩、越来越局限的过程,窄化过程同时表现为对窄化对象的感受性增加、敏感程度增强。对象的程度属性包括长度、宽度、广度、深度、浓度、密度、幅度、温度、湿度、硬度等多个维度,窄化就是有针对性地选择或忽略事物的维度的过程。由窄化感知理论可知,单独训练一个流形特征要容易得多。这是笔者提出的预先学习流形特征的出发点。基于流形特征学习的深度学习框架如图4所示。

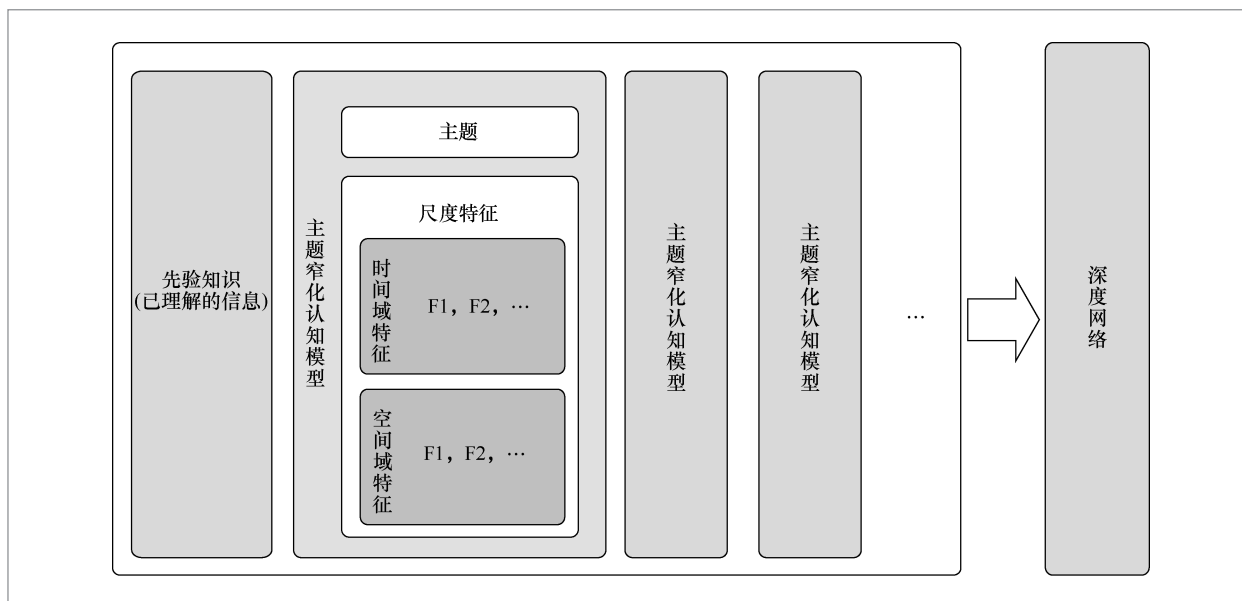


图4 基于窄化理论的完整图像理解框架

具体如下：

- 通过多个单主题深度学习得到专题层；
- 每个专题学习都面向多尺度特征的深度学习；
- 图像分析中需要一个已经存在的可能的分析结果（初始随机结果或置为未知），完整的图像理解是一个递进反复过程。

3.3 尺度特征的扩充

卫星影像的一个重要特征是其多尺度共存的特征，这是由成像分辨率和研究范围决定的。图像的大多数特征都是某个尺度下的特征，从理论上只有分形特征才具备尺度不变性。

存在两种尺度的理解，分别为观察分辨率和观察范围。在CNN深度网络中，通过卷积的步长来实现观察分辨率的逐级粗化，而其观察范围基本没有改变。改变观察尺度，看到的是对象的内部结构，例如，对于热带雨林地区，精细分辨率下看到的是一个一个斑块代表的树冠，在粗分

分辨率下看到的是灰绿一片。内部结构特征往往是一个“求同”（identification）的过程。尺度显化特征影像与原始影像的对比如图5、图6所示。

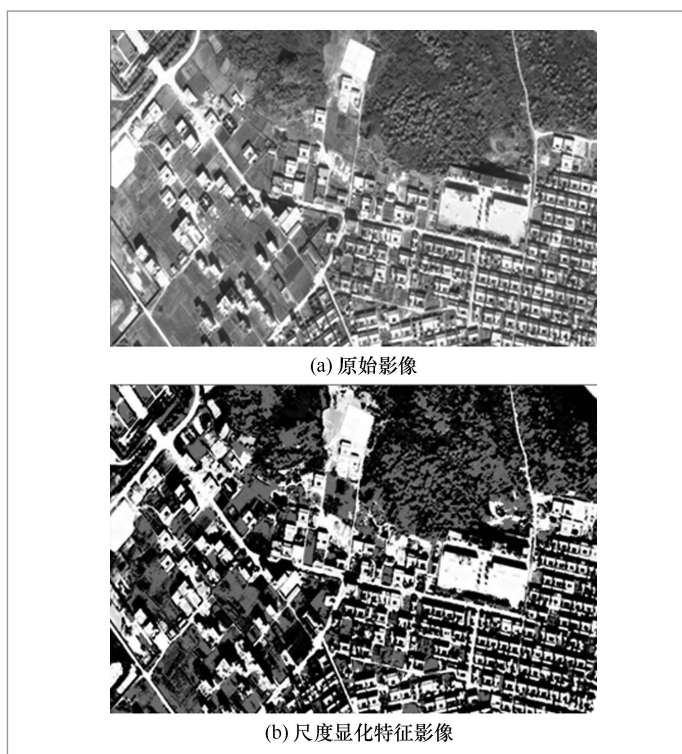


图5 尺度显化特征影像与原始影像色调一致

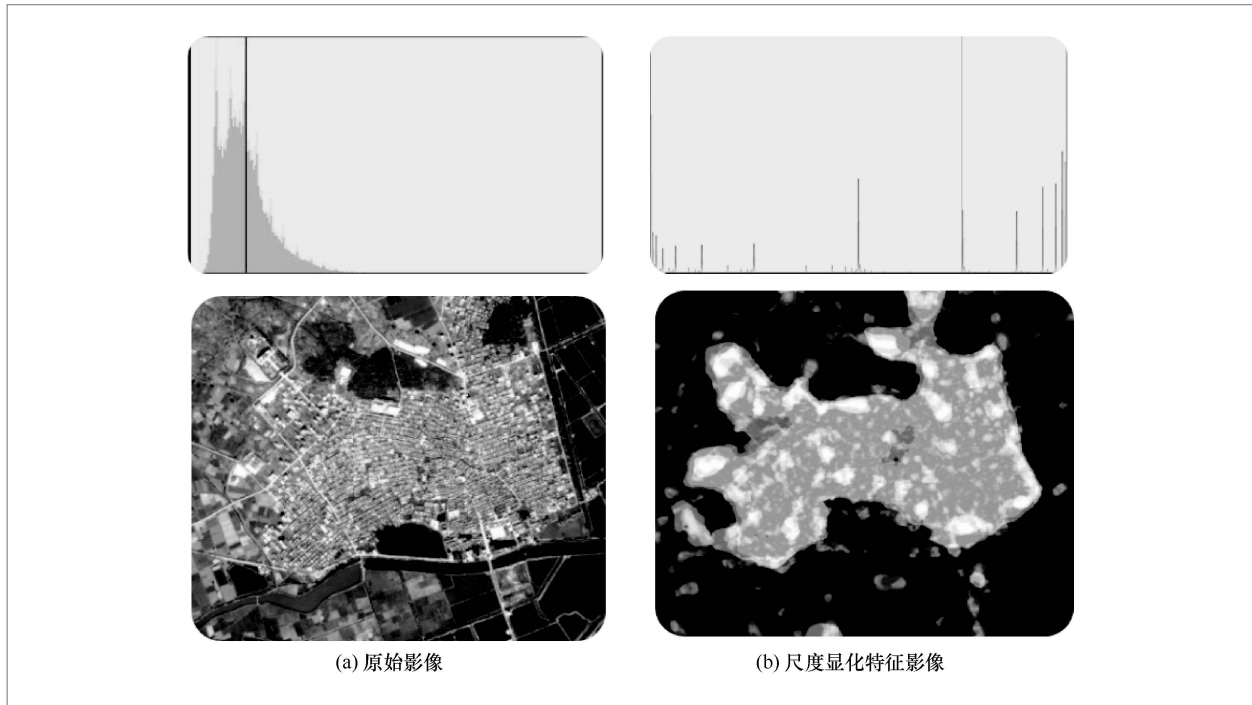


图6 尺度显化特征影像与原始影像直方图对比

当锁定影像上的一点,考察其在不同范围内的表现时,得到了该像素的外部结构特征。外部结构是一个“求异”(differentiation)的过程。

识别是求同与求异的统一,因而两个过程不可偏废。需要在传统的多分辨率处理的基础上增加多观察范围尺度来提升目标与信息提取的效果。多观察范围尺度特征研究方面,鲜有成果提出,在前期的工作中提出的尺度显化特征影像是这方面的一个填补空白的技术。该技术可以用在对原始影像的预处理上,处理结果为一幅新的具有范围尺度特征影像。其实现是通过考察某个像素在其不同尺度邻域内的对比特征确定其在该尺度下的显著性,并将各个尺度的显著性特征进行加权组合,生成一个新的特征值作为该像素的像素值。该尺度特征影像具有如下性质:

- 基于亮暗的尺度特征影像基本保持原始色调,从而保持了影像的总体外观不变;

- 尺度显化特征影像的直方图上呈现离散多峰的特点,具有分类的特征;

- 像素值本身含有尺度语义,且每个二进制位代表不同的尺度特征(高位具有较大的尺度),为了突出特定尺度的地物对象可以通过位操作来实现;

- 尺度显化特征影像是在原始分辨率下的不同范围观察时的特征的概括,与传统的金字塔或高斯多尺度空间图像(以降低分辨率获取的概括能力)相比,在保持概括性的同时,不会将边界也模糊掉,尤其是细窄地物(比如道路)。

4 卫星影像大数据分析发展方向

卫星影像本身是大数据,当从全球角度考虑时,从中提取的目标信息、分类信息等依然构成大数据,且与相应区域的国家政策、经济建设、人文环境等密切相关。

在该数据集上出现了一些新的研究方法和趋势。

4.1 基于卫星影像序列建模的信息挖掘方法

研究模式上,一种是首先进行目标与信息提取,然后通过数据挖掘寻找背后的潜在联系,这是传统的方法。最近又出现了基于卫星影像序列建模的信息挖掘方法。这种方法的前提是卫星影像获取能力提高到足够高,以至于可以建立起卫星影像时间序列(SITS),时间特征便成为一个重要的信息要素。基于SITS可以进行区域变化建模,并基于该模型进行变化预测,更具有决策辅助的意义^[20]。

基于SITS的研究是卫星影像窄化分析中另一种窄化方式,即区域受限。这种区域窄化模式将提高目标状态变化的敏感性。这是面向目标识别很难做到的,因为目标识别过程中,为了提高识别的泛化能力,天然地有一种忽略目标状态的倾向。

4.2 多源数据集成研究

卫星影像本身是一个多平台、多波段和多成像方式的数据收集途径,最近几年无人机的兴起为遥感对地观察增添了新的信息获取渠道,无人机的最大特点是灵活、即时、分辨率高、兼有视频与图像。将长期的卫星影像分析结果与即时的无人机验证结合将成为一种新的应用模式,也出现了将遥感信息与网络舆情、商业统计等信息相结合的研究。

4.3 数据获取方式的革新

能否获取卫星影像数据成为应用能否成功的关键。传统上那种昂贵的卫星数据

售卖方式将严重阻碍大数据应用的发展,因为很难有一个应用客户能购买得起这么大的数据。不过随着大数据价值的发掘,卫星影像数据的商业价值将更多地体现在增值服务上,即由数据服务向信息、情报服务过渡,这方面DigitalGlobe已经走到了前头,通过提供的GBDX[®]来使用其数据。

4.4 面向应用的数据评价

当数据获取不是问题的时候,数据的质量评价、有用性评价、适用性评价将成为面向应用数据准备的最重要一环。根据应用的目的筛选合适的影像类型、成像时间、成像季节、成像角度等,并初步判断图像内容的合用性,比如云量的多少、图像的完整性等。

对于选取的数据也不一定全部使用,因为里面存在着大量的冗余信息,这需要建立图像内容与应用目标之间的模型,寻找最佳的数据组合,在数据缺失的时候寻求最佳的替代数据。

4.5 实时处理将成为可能

对于生物体来说,信息的获取与处理是同时的。而遥感的应用因为技术的原因,从获取到应用,中间需要经过多个时间分裂的环节,因而遥感应用的周期都比较长,对于国家级的事务也需要一两天的反应期,且获取的数据也不一定适用。

当信息处理的速度跟得上影像获取的速度的时候,影像的获取模式也将随之改变,例如,当能够实时监测云量和位置时,便能通过改变成像的视角来躲开云区或在云覆盖区通过不同的角度成像来消除云的干扰。这样就从单纯的获取数据过渡到了获取信息的目标。

②

[https://
developer.
digitalglobe.com/
gbdx/](https://developer.digitalglobe.com/gbdx/)

参考文献:

- [1] SEVER T L, IRWIN D E. Landscape archaeology: remote-sensing investigation of the ancient maya in the peten rainforest of northern guatemala[J]. *Ancient Mesoamerica*, 2003, 14(1): 113-122.
- [2] STEVEN M D, CLARK J A. Applications of remote sensing in agriculture[J]. 1990, 13(1989): 69-75.
- [3] LIAGHAT S, BALASUNDRAM S. A review: the role of remote sensing in precision agriculture[J]. *American Journal of Agricultural and Biological Sciences*, 2010, 5(1): 553-564.
- [4] BECKERRESHEF I, JUSTICE C, DOORN B, et al. NASA contribution to the group on earth observation (GEO) global agricultural monitoring system of systems[J]. *The Earth Obs*, 2009(21): 24-29.
- [5] COUNCIL N R. Contributions of land remote sensing for decisions about food security and human health: workshop report[R]. 2007.
- [6] BROWN M E, GRACE K, SHIVELY G, et al. Using satellite remote sensing and household survey data to assess human health and nutrition response to environmental change[J]. *Population and Environment*, 2014, 36(1): 48-72.
- [7] MARTINUZZIA S, GOULDA W A, GONZALEZA O M R. Land development, land use, and urban sprawl in Puerto Rico integrating remote sensing and population census data[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2007, 79(3): 288-297.
- [8] NETZBAND M, STEFANOV W, REDMAN C. Applied remote sensing for urban planning, governance and sustainability[M]. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2007.
- [9] DENG X, HUANG J, ROZELLE S, et al. Growth, population and industrialization, and urban land expansion of china[J]. *Journal of Urban Economics*, 2008, 63(1): 96-115.
- [10] GAMBA P, HEROLD M. Global mapping of human settlement: experiences, datasets, and prospects[M]. Florida: CRC Press, 2009.
- [11] BHATTA B. Analysis of urban growth and sprawl from remote sensing data[M]. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2010.
- [12] CROWTHER T W, GLICK H B, COVEY K R. Mapping tree density at a global scale[J]. *Nature*, 2015, 525(7568): 201-205.
- [13] HALL O. Remote sensing in social science research[J]. *The Open Remote Sensing Journal*, 2010, 3(1): 1-16.
- [14] BASU S. Deepsat—a learning framework for satellite imagery[J]. *Computer Science*, 2015.
- [15] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [16] SOH L K, TSATSOU LIS C. Texture analysis of sar sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(2): 780-795.
- [17] CLAUSI D A. An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization[J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2002, 28(1): 45-62.
- [18] BOUREAU Y L, PONCE J, LECUN Y. A theoretical analysis of feature pooling in visual recognition[C]//*International Conference on Machine Learning*, July 11-14, 2010, Qingdao, China. [S.l.:s.n.], 2010: 459-459.
- [19] CERUTI C, BASSIS S, ROZZA A, et al. Danco: an intrinsic dimensionality estimator exploiting angle and norm concentration[J]. *Pattern Recognition*,

2014, 47(8): 2569-2581.
[20] ZHU Z, WOODCOCK C E. Continuous
change detection and classification of land

cover using all available landsat data[J].
Remote Sensing of Environment, 2013,
144(1): 152-171.

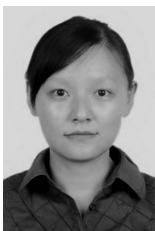
作者简介



张金芳 (1970-), 男, 中国科学院软件研究所副研究员, 主要研究方向为“3S”技术与应用, 主要研究方向为卫星影像处理、大数据挖掘。



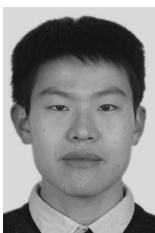
胡晓惠 (1960-), 男, 中国科学院软件研究所研究员, 天基综合信息技术实验室常务副主任, 主要研究方向为信息系统集成与仿真技术。其中, 系统仿真技术包括分布式仿真技术、模型重组技术和想定处理技术等, 应用目标是分析体系结构、进行方案设计以及对总体技术和指标等进行研究; 综合信息系统与集成技术, 主要包括综合信息系统的体系结构研究以及信息集成、系统集成和应用集成等研究内容。



张慧 (1984-), 女, 中国科学院软件研究所助理研究员, 主要研究方向为模式识别与遥感图像处理。



王瑞 (1987-), 女, 中国科学院软件研究所工程师, 主要研究方向为大数据、云计算、服务计算。



李海昌 (1984-), 男, 中国科学院软件研究所助理研究员, 主要研究方向为模式识别与图像分析。

收稿日期: 2016-08-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.U1435220)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.U1435220)