

引文格式: 夏列钢, 杨存建, 陈 军, 等. 目标网格编码支持的多源遥感影像地理匹配[J]. 地理信息世界, 2020, 27 (4) :36-40.

目标网格编码支持的多源遥感影像地理匹配

夏列钢¹, 杨存建², 陈 军³, 胡晓东^{4,5}

(1. 浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 浙江 杭州 310024; 2. 四川师范大学 西南土地资源评价与监测教育部重点实验室 地理与资源科学学院, 四川 成都 610068; 3. 成都信息工程大学 资源环境学院, 四川 成都 610225; 4. 中国科学院 空天信息创新研究院, 北京 100101; 5. 苏州中科天启遥感科技有限公司, 江苏 苏州 215000)

基金项目:

国家重点研发计划(2018YFB0505300); 国家自然科学基金青年基金项目(41701472)资助

作者简介:

夏列钢(1986-), 男, 浙江绍兴人, 讲师, 博士, 主要从事遥感图像智能理解、空间信息自动提取与应用等研究工作。

E-mail:

xialg@zjut.edu.cn

收稿日期: 2020-05-07

【摘要】为了解决多源遥感影像快速匹配问题, 针对传统影像配准对控制点及基准影像依赖的问题, 引入剖分网格体系建立目标网格特征编码, 将网格区域内的地物目标空间分布与地理位置关联, 实现多源遥感影像或数据的地理匹配。在分析了图像配准和遥感影像匹配形式局限基础上, 提出了目标网格编码的概念, 重点对地物编码方案进行了设计, 建立多层次基准编码。实际应用时从待匹配遥感影像中提取定位目标的空间分布信息, 通过多尺度编码匹配定位过程可以将影像定位至相应网格, 从而实现多源影像的相互匹配。基于本方法在江苏及四川进行了多源遥感影像匹配试验, 结果表明该方法在信息有限情况下也能求得较高匹配精度, 从而为影像匹配提供了新的思路与方法, 也进一步拓展了剖分网格的应用。

【关键词】目标网格编码; 多源遥感; 语义分割; 地理位置匹配

【中图分类号】TP79

【文献标识码】A

【文章编号】1672-1586(2020)04-0036-05

A TGC-based Approach for Multi-source Remote Sensing Image Registration

XIA Liegang¹, YANG Cunjian², CHEN Jun³, HU Xiaodong^{4,5}

(1. College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310024, China; 2. Key Laboratory of Land Resources Evaluation and Monitoring in Southwest, Ministry of Education, Faculty of Geography and Resources Science, Chengdu 610068, China; 3. College of Resources and Environment, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China; 4. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 5. Image Sky International Co., Ltd., Suzhou 215000, China)

Abstract: In order to solve the problem of traditional rapid image registration reliance on control points and reference images, this paper introduces a split grid system to establish the Target Grid Coding (TGC). By this operation, the spatial distribution of ground objects in the grid area is associate with geographic location to achieve geographic matching of multi-source remote sensing images or data. We first propose the concept of TGC after analyzing image matching and then design and build multi-level TGC. In practice, the spatial distribution information of the object is extracted from the unmatched remote sensing images. After positioning images to the corresponding grid by multi-level TGC, the multi-source images can be matched. To validate the usability of this method, experiments have been conducted in Sichuan and Jiangsu. The experimental results show that the proposed method achieves high accuracy with less information, which provides a new insight for image matching, and further expands the application of mesh gridding technique.

Key words: target grid coding; multi-source remote sensing; semantic segmentation; geolocation matching

0 引 言

对地观测技术、地理信息技术和计算机技术的不断发展, 极大地推动了大范围、多来源、多尺度、多类型时空大数据的获取, 并促进了各行各业对其的应用需求^[1]。但时空大数据的多源异构特征也给数据处理、地学分析以及信息提取应用增加了新的复杂性和困难, 这主要表现在不同平台、不同传感器获取的数据, 不同软

件、不同方法处理得到的信息往往具有多时态、多尺度、多语义、多参考系等复杂特点。多源异构时空大数据融合已成为遥感地学分析、地图学亟待解决的科学技术问题^[2]。多源异构空间数据的位置属性是数据融合、协同应用的基础, 对于空间位置不准确或者根本没有空间位置参考的数据, 如何将其与基准位置匹配, 如何将

多源数据匹配至统一地理位置框架下, 已成为制约数据融合及多源数据协同应用的基础问题。

基于控制点的图像配准是当前主流的空间数据匹配技术, 但一般对控制点数量和精度有较高要求, 自动提取控制点还对影像类型有要求^[3]。在机器学习蓬勃发展的今天, 图像配准也依靠深度学习, 取得了不少进展。然而不论何种匹配方式, 传统图像配准的前提是先验了解待匹配影像与基准影像间的关联, 即控制点选择的前提在于了解待匹配影像中关键点的可能位置。若预先没有范围或范围差距极大, 则难以选择同名点, 导致匹配难以完成。

针对传统图像配准存在的问题, 本文提出了基于目标网格编码的多源数据匹配方法, 以地物目标空间分布特征为依据, 结合全球离散化格网思想建立多尺度目标网格编码。同时利用深度学习提取影像中稳定明显的地物, 并以此为基础构建影像中地物分布编码, 最后通过编码相似度匹配, 快速实现待匹配影像的网格定位。从地理匹配实现过程来看, 本文方法通过构建网格编码建立位置基准, 对待匹配数据形式限制较小, 在匹配精度和效率上也能取得较好平衡, 在多源数据匹配融合上具有广阔的应用前景。

1 遥感影像地理配准方法分析

1.1 图像配准方法

作为计算机视觉中的基本方法, 图像配准经过多年发展已成为较成熟的研究方向。传统基于控制点匹配的方法长期占据主流, 特征控制点检测方法不断改进, 尤以尺度不变特征变换 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)、加速鲁棒特征 (Speed-Up Robust Features, SURF)、特征提取及描述 (Oriented FAST and Rotated BRIEF, ORB) 等精心设计的特征为代表^[4-5]。随着深度学习的发展, 特征学习技术也逐渐应用至图像配准领域。由于卷积神经网络特征学习良好的泛化性能, 在匹配任务中一般优于SIFT描述子^[6]。不仅是特征学习, 神经网络甚至能够学习两幅图像的变换参数, 从而直接实现端到端的图像配准^[7]。从图像配准任务设计上就确定了配准是将同一个场景的不同图像转换到同样的坐标系, 因此肯定是从图像到图像, 对于以地理位置作为配准目标的空间数据, 除图像特征外还有更多地学特征

值的应用, 而深度学习也能发挥更大作用。

1.2 遥感影像配准

由于遥感影像获取方式的特殊性, 几何校正一直是影像处理的关键技术, 由于控制点自动查找技术的进步, 当前几何校正的自动化程度已大大提高, 同时由于高精度实测控制点的应用, 影像几何校正精度基本能满足应用需求。当前对影像配准的研究主要从特征和数据类型深入, 很多研究认为多特征融合 (如点、形状、距离等) 能有效提高匹配精度^[8]。随着卷积神经网络等方法的引入, 特征学习与匹配的方法也展示出较好发展前景。也有学者不再拘泥于光学影像的配准, 而是进一步将灯光、激光雷达 (Light Detection and Ranging, LiDAR)、合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 甚至地图数据等结合进来实现多模态配准^[9]。空间数据的多样性丰富了影像地理配准的模式, 但仍未摆脱图像到图像的形式限制, 对于更广泛的影像或地理数据直接配准到真实地理位置的形式仍需探讨。

本文从地理配准需求出发对匹配过程进行了重新梳理。首先, 真实地理位置是匹配目标, 形式上可以是传统的实测控制点, 可以是基准影像, 也可以是地图, 但尚未有以剖分网格作为定位基准的; 其次, 同名点是最常用的空间匹配依据, 一般也多依附于影像、明显目标而存在, 而直接以目标空间分布特征进行匹配的方法较少应用; 最后, 以编码显式表征区域特点也使得大区域快速定位成为可能。由此本文提出了目标网格编码的概念支持多源数据匹配, 以多层剖分网格内地物目标的空间分布形成与网格位置对应的编码, 以编码相似度确定影像或数据的实际地理位置。

2 基于目标网格编码地理配准

实现基于目标网格编码的地理配准的前提是发现不同网格间的差异, 本文提出以各网格内的地物目标空间分布特点标识网格, 而地物类型复杂多变, 考虑到实现可能, 需要确定可以用于定位又能区分不同分布的地物目标分类体系。如图1所示, 实现地理配准流程首先需要以实际目标的空间分布现状作为基准, 引入多层次网格剖分方法对每个网格内的目标分布按编码方案生成多尺度网格编码。其次, 待匹配影像或数据应同样包含与目标分类体系相应的信息。以遥感影像为例, 引入语

到待匹配编码, 以编码相似度即可确定该数据所对应网格即真实位置, 因此本文的方法从理论上适合多源数据的大区域匹配。

2.3 多层编码匹配定位

对数据地理配准的前提是基于已提取的目标确定合适的网格然后编码, 然而由于数据位置的不确定性, 如图4所示, 首先需要确定当前数据适用哪一层次的网格, 然后以固定大小的窗口在数据范围内按一定步长滑动, 每个候选窗口都可以形成一个编码, 将此编码与基准目标网格编码计算相似度 (对应编码位相同与否), 由此从所有候选窗口中确定最可能的网格位置。在多尺度匹配过程中还可在前述位置上进一步以更小的窗口进行更小步长的滑动, 而此时待匹配的基准网格同样在原有位置缩小, 从而实现更高效精准的编码匹配。

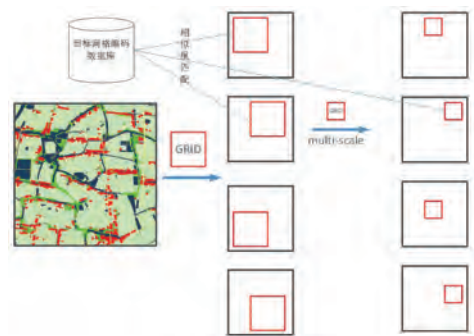


图4 多尺度网格匹配过程
Fig.4 The process of multi-scale grid matching

最终完成匹配的窗口与网格对应, 由于网格位置固定且已知, 显然窗口及待定位影像的地理位置也可轻易确定, 而更小网格匹配时的窗口移动步长更小, 也使得位置更精准。

3 遥感影像地理配准实验

3.1 实验数据与设置

本文选择土地利用现状数据转换的目标分布作为基准进行网格编码 (目标体系主要为耕地、林地、水体、建筑、道路等, 网格层次包括13~18级), 实验以四川罗江县 (采用谷歌地球与天地图网格影像, 空间分辨率均为0.59 m) 及江苏海安市 (采用0.8 m的高分2号影像与0.59 m的天地图网格影像) 两个地域的多源影像地理配准为目标。实验首先计算所有影像的语义分割结果, 然后按多尺度编码匹配方案将影像定位至固定网格, 最终以网格位置校正所有影像至基准位置。

图5为两个区域的验证点分布情况, 我们在两个区域的每种影像上分别采集9个验证点 (未变化的道路交叉口), 最终以不同影像上相应验证点间距离差作为评价匹配效果的依据。

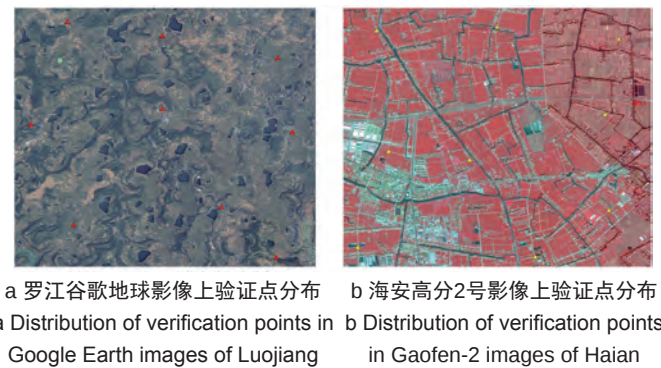


图5 多源数据匹配验证点
Fig.5 Check points of multi-source data matching

3.2 实验结果及分析

经过上述实验过程得到如图6所示匹配结果, 两个区域的影像均实现了较好匹配, 由于方法以目标语义为编码依据, 而影像光谱、时相的差异对自动匹配没有影响, 因此整体匹配效果稳定。按验证点得到了表1所列误差值, 可以发现地处平原的海安市取得了比丘陵区的罗江县更好的匹配效果, 这与区域地物分布现状、数据及实验设计等几方面有关, 其中关键在于地物分布, 海安市人工改造地物较多, 道路水系发达, 客观上使土地利用边界分明, 网格编码准确度更高, 匹配过程中对窗口的移动也更敏感, 因此能取得更高的精度。

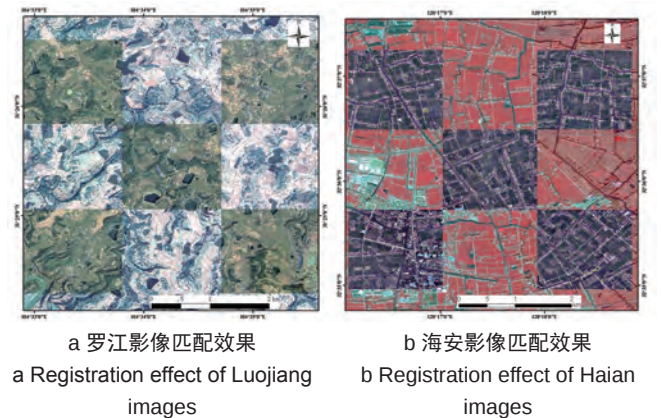


图6 多源影像匹配效果
Fig.6 The results after multi-source matching

表1 验证点误差表 Tab.1 Errors of check points		
区域	最大误差/m	中误差/m
四川罗江县	4.978	3.728
江苏海安市	1.88	1.417

本文方法从编码设计上采用抽样统计的方式,匹配过程中引入了滑动窗口,这两种方式简化了编码及匹配的复杂度,但也不可避免地引入了系统误差,同时验证点的人工选择也存在一定误差,这些误差的存在增加了最终匹配结果的不稳定性,也是本文方法难以与传统配准方法公平比较的原因,但从改进角度,通过大量网格协同匹配以及更多验证点协同验证可以弥补部分误差。

从网格编码设置和匹配过程看,本文方法仅适用于刚性平移变换,对旋转、缩放甚至扭曲等变换则难以匹配,这在一定程度上会限制应用,后期将进一步考虑引入更多选择、尺度不变因子,同时对区域数据应用基于深度卷积神经网络的特征学习可能使编码更适合多种变换方式,但对效率和可解释性也会有较大影响,后续研究中将更好地平衡这些因素使整体应用更广泛可靠。

由于地物分布实际情况,存在部分网格(特别是高层级网格)内地物单一,若影像内含大量不具唯一性的网格(实际上这种影像用传统方法也较难选择控制点),则难以发挥网格定位功能,由于本文方法在设计上没有人工参与过程,因此理论上存在影像无法匹配的可能性,后续将在大量实验基础上对匹配相似度进行统计,自动匹配低于一定阈值即可判定为不可靠匹配,从而满足更多应用需求。

4 结束语

以地物空间分布特征为基础的目标网格编码丰富了剖分格网的内涵,也为一般空间数据的地理配准提供了新的可能途径,本文通过对目标网格编码方案,影像语义分割用于目标提取,多尺度编码匹配等方法的设计与实现初步建立了相对完整的网格编码匹配体系,同时在江苏和四川的多源数据配准试验验证了其在影像匹配上的实用性,也展现了较强的适应能力。但由于完整的编码匹配技术体系庞大,从理论到技术仍有较多欠缺有待弥补,首先网格编码的差异性(本质上是地物分布特征的多尺度唯一性)仍未从理论层面加以明确,严格来讲难以排除不同地点具有相似编码的可能;其次基于采样统计的抽象化编码方案对地物变化及提取误差具有一定容忍性,但实际上也影响了编码相似度的准确性,如何在这两者间取得平衡也需要更深入研究;最后以网格

为基准的显式编码虽然更适合机器存储与匹配,但其应用限制较大,智能化可学习的编码方案有可能进一步拓展网格特征。

参考文献

- [1] 李德仁, 马军, 邵振峰. 论时空大数据及其应用[J]. 卫星应用, 2015(9):7-11.
- [2] 王家耀. 时空大数据时代的地图学[J]. 测绘学报, 2017, 46(10):1 226-1 237.
- [3] 潘雪琛, 姜挺, 余岸竹, 等. 基准影像数据辅助遥感影像几何定位[J]. 遥感学报, 2019, 23(4):673-684.
- [4] Lowe D. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [5] Ma W, Wen Z, Wu Y, et al. Remote Sensing Image Registration with Modified SIFT and Enhanced Feature Matching[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 14(1):3-7.
- [6] Dosovitskiy A, Fischer P, Springenberg J, et al. Discriminative Unsupervised Feature Learning with Exemplar Convolutional Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(9):1 734-1 747.
- [7] DeTone D, Malisiewicz T, Rabinovich A. Deep Image Homography Estimation[J]. arXiv :Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [8] Yang K, Pan A, Yang Y, et al. Remote Sensing Image Registration using Multiple Image Features[J]. Remote Sensing, 2017, 9(6):581.
- [9] Ye Y, Bruzzone L, Shan J, et al. Fast and Robust Matching for Multimodal Remote Sensing Image Registration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(11):9 059-9 070.
- [10] 程承旗, 关丽. 基于地图分幅拓展的全球剖分模型及其地址编码研究[J]. 测绘学报, 2010, 39(3):295-302.
- [11] Zhang H, Cheng C, Miao S. A Precise Urban Component Management Method Based on the GeoSOT Grid Code and BIM[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2019, 8(3):159.
- [12] Wang J, Sun K, Cheng T, et al. 2019. Deep High-resolution Representation Learning for Visual Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 99:1-1.
- [13] Kemker R, Salvaggio C, Kanan C. Algorithms for Semantic Segmentation of Multispectral Remote Sensing Imagery using Deep Learning[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 145:60-77.