

# 空间约束及其在遥感图像信息提取中的应用研究

沈宇臻<sup>1,2,3</sup>, 玉院和<sup>1,2,3</sup>, 韦玉春<sup>1,2,3</sup>, 郭厚财<sup>2</sup>, 芮旭东<sup>2</sup>

1. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 南京 210023;

2. 南京师范大学 地理科学学院, 南京 210023;

3. 南京师范大学 虚拟地理环境教育部重点实验室, 南京 210023

**摘要:** 遥感卫星技术的发展使得高空间分辨率的遥感图像得到了更广泛的应用。然而, 由于高空间分辨率遥感图像通常具有高的类内方差, 因此限制了许多遥感信息提取方法的性能。为解决此类问题, 遥感图像中像素间的空间约束成为研究热点, 并取得了一些研究成果。整体上, 这些成果缺少联系和系统性。鉴于此, 本文基于近20年来发表的100余篇相关文献, 对现有空间约束流程、应用场景和方法进行了归纳与总结, 对各类空间约束方法进行了原理解释及优缺点的比较。最后, 本文分析了空间约束方法的发展趋势, 列举了空间约束研究存在的不足, 并对空间约束方法的研究提出了建议。

**关键词:** 空间约束, 遥感图像, 信息提取, 邻域, 辅助约束, 遥感变化检测, 目标提取, 地表覆盖

**中图分类号:** P237/TP751/P2

**引用格式:** 沈宇臻, 玉院和, 韦玉春, 郭厚财, 芮旭东. 2024. 空间约束及其在遥感图像信息提取中的应用研究. 遥感学报, 28(4): 843-859

Shen Y Z, Yu Y H, Wei Y C, Guo H C and Rui X D. 2024. Spatially constrained technology applications in information extraction from remote sensing images. National Remote Sensing Bulletin, 28(4): 843-859 [DOI: 10.11834/jrs.20222078]

## 1 引言

遥感图像信息提取在城市规划 (Cao 等, 2020; Chen 等, 2021a)、资源调查 (Balasubramani, 2018; Kennedy 等, 2009)、灾害管理 (Rau 等, 2007; Vetrivel 等, 2018)、环境保护 (Chen 等, 2021b; de Miguel 等, 2019)、交通运输 (Chen 等, 2021c; Li 等, 2020a) 等领域的有着广泛的应用。其定义为基于给定实现目标, 利用一定技术方法, 从遥感图像中提取具有目的性、具体且有实际意义的客观体描述信息的过程。对遥感图像信息提取技术方法的研究, 是遥感领域的研究热点与难点。

遥感图像信息提取从实现手段上可以分为直接式提取和间接式提取。

直接式提取直接提取处理单元 (像元/对象) 的描述信息, 如灰度 (Lv 等, 2020)、纹理 (Cai 等, 2016)、梯度 (Hao 等, 2019) 等, 它以处理单元为独立个体, 不考虑处理单元之间存在的联系。自从遥感技术的兴起, 直接式提取一直得到了稳定的发展, 是目前应用最多且最成熟的遥感图像信息提取方式。

直接式提取方式具有一定的局限性。遥感技术的发展使得高空间分辨率的遥感图像得到广泛的应用。然而, 虽然空间分辨率提高后能够获得更多的目标细节, 但类内方差通常更大, 信息提取容易受斑点噪声的干扰 (Cao 等, 2016; Lv 等, 2019), 这增加了直接式提取的不确定性。

为解决这一问题, 学者们开始研究间接式提取方法。间接式提取以直接式提取为基础, 同时

收稿日期: 2022-03-13; 预印本: 2022-07-05

基金项目: 国家自然科学基金(编号:41471283);江苏省研究生科研与实践创新计划项目(编号:KYCX22\_1574)

第一作者简介: 沈宇臻, 研究方向为遥感数字图像处理与分析。E-mail: yuzhenshen@nnu.edu.cn

通信作者简介: 韦玉春, 研究方向为环境遥感与地理建模。E-mail: weiyuchun@njnu.edu.cn

考虑处理单元之间的相互联系与作用,并对这种“联系与作用”进行提取以提高对处理单元的表达效果。其核心思想为通过挖掘、构建、表达处理单元在特定空间的内在联系与作用,形成一个稳态、低噪声敏感性的处理单元描述模型。间接式提取已成为遥感信息提取中的重点与发展趋势。

空间约束是间接式提取中最主要的方法。受遥感图像中处理单元空间分布规律的启发,学者们研究了这种空间上可探寻的规律和联系以提高信息提取的有效性。近年来,大量的研究表明空间约束可有效提取遥感图像信息,有助于达到更好的遥感图像处理与应用效果(Aksoy和Cinbis, 2010; Chen等, 2015; Chhapariya等, 2021; Fan和Wang, 2015; Foody, 2005; Liu等, 2018; Meng等, 2015; Mulder等, 2013; Ni等, 2014; Xie等, 2020)。空间约束因其有效性和稳定性,在中高分辨率遥感图像的信息提取中得到了广泛应用(Chen等, 2018; Gao等, 2018; Li等, 2017, 2019; Singh和Garg, 2014)。从近20年来发表的相关国内外文献来看,空间约束在遥感图像信息提取领域的应用逐年增多,采用的空间约束方式也逐渐多样化。

空间约束的方法助力于遥感图像信息提取,但尚未形成一个完善的技术体系,尚未进行系统性的总结与归纳,各项研究仅限于自己特定的目标。总体来说,当前对于空间约束的研究比较分散,界限模糊,不利于空间约束在遥感图像领域的长期与深度发展。因此,对空间约束及其在遥感图像信息提取中的应用进行归纳总结以形成研究综述十分必要。

本文依据近20年来相关的国内外文献,归纳空间约束在遥感图像信息提取领域的应用场景,凝练空间约束实现的具体理论方法,总结当前常用空间约束手段的优点与不足,提出建议与展望,以期为研究人员提供基础参考。

## 2 空间约束和空间约束的构建

空间约束是一个非常泛的概念。本文的空间约束指在图像(主要为遥感图像)的处理与应用中实施的图像、特征等的空间的约束。这里的空间包括物理空间和数学空间。

空间约束的本质是利用处理单元在特定空间域与其他处理单元之间内在的空间关系实现对该

处理单元的约束(或描述)。如Meng等(2015)在有向KNN图中,将对于某个匹配点 $x$ 满足距离的邻域像元按逆时针方向排序得到的 $o_x$ 和在另外的匹配集 $y$ 中以同样方式排序得到的 $o_y$ 列表为 $(o_x, o_y)$ 作为匹配点对 $(x, y)$ 的空间顺序约束符,然后将该空间约束顺序作为匹配的一个约束条件,以实现鲁棒匹配。Akçay和Aksoy(2010)在进行初始图像分割后,将太阳方位角信息与阴影区域相结合以寻找候选建筑区。Zhao等(2011)将图像重建中的非局部均值策略引入到改进模糊划分的广义模糊均值聚类算法中,利用空间信息实现带有空间约束的图像分割。这些文献的共同点是:在特定空间域内找到目标处理单元对应的空间关系,并将其作为解决目标问题的一项输入值或约束判断项。

如图1所示,可以根据具体的实施流程把空间约束分为3步:(1)空间信息的挖掘;(2)空间信息的表达;(3)空间约束的建立。

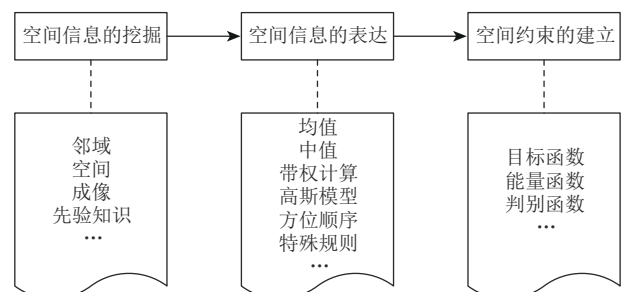


图1 空间约束的建立流程

Fig. 1 Flowchart of spatial constraint construction

在空间信息的挖掘步骤中,考虑空间信息的多样性,如邻域光谱(Zhao等, 2011)、成像(如太阳方位角)(Akçay和Aksoy, 2010)、对象关系(樊建伟, 2017)、先验知识(Ye等, 2019)等,需要根据具体约束目标,寻找、挖掘合适的空间信息。

空间信息的表达则是对挖掘的空间信息按一定规则进行表述,以形成具体描述值(模型)的过程,当前表达空间信息的方法很多,常见的有均值(Yang等, 2019a; Zhang等, 2008)、中值(Jiang等, 2016)、加权值(Huang等, 2020)、高斯模型(Zhang等, 2008; 姚伏天和钱运涛, 2009)、方位顺序(Liu等, 2012; Meng等, 2015)、特殊规则(Wang和Li, 2014; 王志豪等,

2020)、最大最小值等。

在完成空间信息挖掘与表达的基础上, 如何利用已有的空间信息协助解决特定目标问题是空间约束建立步骤中需解决的问题。根据现有文献, 空间约束的方式主要有目标函数 (Mújica-Vargas 等, 2013; 李玉等, 2017)、能量函数 (Huang 等, 2020)、判别函数 (Zhang 和 Jia, 2012) 等。概括来说, 空间约束是利用处理单元表层或潜在的空间信息, 通过特定的表达与利用方式, 以更有效解决目标问题的一种数学手段。

### 3 应用场景

空间约束因其优异且稳定的应用表现使其在多个遥感图像应用领域得到大量应用。为探究空间约束在不同应用场景中的实现手段和应用特点, 依据相关文献, 结合常见的遥感图像处理与应用场景, 将其归纳为图像匹配、图像分割、目标检测、图像分类、变化检测、其他场景共6大类。

#### 3.1 图像匹配

图像匹配是从不同时间、不同视角或不同传感器获得的同一场景的两幅或多幅图像之间寻找对应点 (特征点) 关系的过程 (Sedaghat 和 Ebadi, 2015; Sedaghat 等, 2011; 吴一全等, 2014)。特征点关系的确定需依据特征点的特征描述, 仅利用特征点的自身特征描述难以构建准确及稳定的映射关系。

诸多学者将空间约束方法应用于图像匹配中, 试图提高特征点描述的唯一性, 进而提高匹配的有效性。这些研究表明, 利用空间约束可取得较好的匹配结果 (Huang 等, 2020; Jiang 和 Shi, 2016; Jiang 和 Jiang, 2019; Jiang 等, 2020; Li 等, 2019; Liu 等, 2012, 2021; Meng 等, 2015; Ng 和 Kingsbury, 2010; Yang 等, 2019b; 樊建伟, 2017; 王亚丽和赖惠成, 2021)。

空间约束在图像匹配中的应用具有明显的流程分阶特点, 由此, 本文按照其主要应用于图像匹配的两个过程分开叙述, 即描述符构建和变换。

描述符构建通过对目标特征点进行特征描述以构建相应描述符从而为寻找匹配点提供基础, 为图像匹配中空间约束纳入的主要部分。在该过程中, 空间约束通过对目标特征点相关联的空间信息挖掘后纳入到特征点的描述中, 进而构建包

含空间信息的描述符, 如局部邻域像元及方位 (Meng 等, 2015)、邻域特征点之间的距离 (王亚丽和赖惠成, 2021)、角度及比率 (Li 等, 2019; Ng 和 Kingsbury, 2010)、极角顺序 (Jiang 和 Jiang, 2019) 等。

变换主要为空间上的优化问题, 指在图像配准中通过构建的变换模型对待配准图像进行变换的过程。在该过程中, 通过在全局变换误差最小化时考虑空间信息的作用来构建空间约束, 将匹配问题转换为带有空间约束的最优解问题。如在正则化方程中加入水平和垂直方向上的曲率 (Liu 等, 2021)、引入 Delaunay 三角形并根据相邻结构建立三角形之间的仿射变换 (Jiang 等, 2020) 等。

除对单个过程的约束外, 还有考虑对描述符构建和变换两个过程同时构建空间约束的研究, 如 Liu 等 (2012) 的空间顺序约束及全局变换误差最小求解。

虽然空间约束实施阶段不同, 但整体上是通过对邻域像元或参考信息挖掘对应的空间信息以进一步描述目标对象, 或在构建变换模型时考虑空间信息以优化变换效果。

图像匹配往往涉及多幅图像和几何形变等问题, 单一的特征角度难以适应这些问题, 而空间约束提供了不同的视角。因此, 空间约束在图像匹配中应用成熟且卓有成效。

#### 3.2 图像分割

图像分割将图像划分为语义上重要且同质的区域或对象, 然后将这些对象作为应用的基本处理单元, 使图像更易理解与分析, 以便进一步的处理, 这是许多图像理解应用的预处理步骤 (Su, 2019; Trias-Sanz 等, 2008; 张小娟和汪西莉, 2020)。

空间约束同样被广泛应用于图像分割中 (He 等, 2014; Hu 等, 2013; Jiang 等, 2016; Mújica-Vargas 等, 2013; Shen 等, 2019; Wang 和 Li, 2014; Wang 等, 2015; Wu 和 Yang, 2020; Yu 和 Liu, 2016; Zhang 等, 2013; Zhao 等, 2011; 康家银和张文娟, 2019; 卢印举等, 2020; 赵泉华等, 2017)。根据图像分割的流程, 空间约束方式可以分为目标函数、参考信息纳入两类。

目标函数空间约束通过两种方式将空间约束项纳入到图像分割的目标函数中, 包括串接式和



准则式。串接式是把空间约束项作为一部分加入至目标函数,如Shen等(2019)使用像元的空间相邻信息作为目标函数的一个约束项,以此提高分割精度。准则式以一定的准则约束目标函数中的取值,如Wang和Li(2014)用边界图作为先验,在分水岭的梯度运算中纳入边界信息,若像元边界图值为0,则保持不变,若为1,则掩膜替换。

参考信息纳入空间约束使用具体的参考信息构建空间约束。如,Yu和Liu(2016)对图像进行块状划分,以块为单元进行聚类 and 分割,再以块中像元灰度值的均值和方差作为聚类使用的特征,块重叠设置(逐步往右下移动),每个像元可以属于不同块。这是以重叠矩形块作为参考信息纳入空间约束(考虑了图像中隐藏的像元位置关系)。

众多研究表明,得益于其对更深层次描述信息的挖掘与利用,空间约束可提高图像分割的有效性和鲁棒性。

### 3.3 目标检测

目标检测用于寻找图像中感兴趣的目标,并确定其具体类别、确切位置和形状大小(Cheng等,2021;Lei等,2020),它是遥感图像分析与应用的重要内容,具有重要的科研价值和广泛的应用前景(Deng等,2018;姚艳清等,2021)。

多种空间约束方法被开发用于解决目标检测问题(Akçay和Aksoy,2010;Arı和Aksoy,2014;Chen等,2018;Gao等,2011,2018;Liu等,2020;Zhou等,2018),具体可划分为模型法和辅助法两种。

模型法空间约束先挖掘对象目标的空间关系,然后将这种空间关系信息纳入或用于构建目标检测模型,从而实现带有空间约束的目标检测。这里的空间关系可直接来自于图像本身,如Gao等(2018)通过边缘滤波计算边界能量,并将其作为道路概率估计模型的一个约束项;Liu等(2020)基于邻域之间的高相似性,利用欧几里得距离在稀疏约束模型中加入局部空间约束。空间关系也可来自于图像潜在及关联信息,如Çaglar Arı和Selim Aksoy(2014)在高斯混合模型中利用各个高斯模型之间的均值、协方差等信息来约束目标函数。

辅助法空间约束利用几何的一些特性,将具

体的几何形状引入至遥感图像中以辅助构建空间约束。如,Zhou等(2018)基于六边形具有较好空间拓展这一特性,生成覆盖影像不同层级的六边形作为空间约束,从而由粗到细的提取城市建成区。Gao等(2011)在影像中分割出河流后,对分割的图像进行Delaunay三角分块,再根据三角形的骨架段计算河流的中轴线,最后利用中轴线快速检测桥梁。

上述两种方式在实现手段上不同,但本质相同,即通过具体的算法和方法,对检测目标进行空间关系的描述(如桥梁必定与河流的中轴线相交),从而快速、有效的完成目标检测与提取。

不同于其他应用场景,目标检测中空间约束的应用更倾向于挖掘检测目标与其他背景目标(或引入的外界目标)在空间分布上的位置关系,利用这种位置关系帮助目标定位,以有效的检测目标。

### 3.4 图像分类

遥感图像分类是基于对处理单元表征其语义内容的描述符分析,为其分配一个类标签的过程(Byju等,2021;Fang等,2019;Yuan等,2019),也是将遥感图像转换为可用地理产品的过程(Khatami等,2016)。空间约束已成功应用于图像分类中(Aksoy和Cinbis,2010;Chhapariya等,2021;Ji等,2014;Li等,2014;Stumpf等,2014;Xiao,2015;Yang等,2013;Yu等,2020;Zhang等,2020a;Zhang和Jia,2012;Zhong等,2014;Zhu等,2018;姚伏天等,2012;赵红蕊等,2003)。

空间约束在图像分类过程中的应用方式主要分为目标函数、先验知识及图的构建3类。

目标函数空间约束是主要的应用方式,通过考虑邻域或其他手段将目标关联的空间信息纳入到分类问题的目标函数中,以约束分类问题求解。如Chhapariya等(2021)利用邻域卷积窗口纳入局部上下文信息,并将其添加至目标函数中以实现图像分类。Yang等(2013)基于FCM和马尔可夫随机场的优点,将邻域像元信息纳入目标函数,构建了改进的分类方法。

先验知识空间约束利用已知的、可用的空间信息来干预或约束图像的分类过程。如Li等(2014)根据已有的、其他时相的精细分辨率土地

覆盖图,分析像元内的变化,再考虑子像元之间的空间相似性进行图像分类。这种空间约束模式往往需多个数据源,如遥感影像与矢量图等数据结合的图像分类。

图的构建则先对图像的某类信息构建邻接图,从而利用节点之间的位置关系和权重关系进行空间约束。如Ji等(2014)对高光谱图像以特征、图像空间构建两组超图边,分别计算特征矢量距离和空间位置距离,由此组合两组超边距离进行分类。这种空间约束方式依赖于所构建图的有效性,且基于不同信息所构建的图具有不同的信息侧重,需要针对实际问题来选择使用。

图像分类中,空间约束的作用更多强调将挖掘的空间信息用于对像元的进一步描述,以显著提升对像元的描述能力,增强分类器在分类识别过程中的判断能力,从而有效提高图像分类精度。

### 3.5 变化检测

变化检测是对不同时间获取的同一地理区域的遥感影像差异进行检测(Li等,2020b;Zhang等,2020b)。变化检测与目标检测具有一定差异,如变化检测至少利用两幅不同时相、相同地理区域的图像,而目标检测可能只利用一幅;变化检测的目标是变化信息,而目标检测的目标是客观实体。变化检测中空间约束的方式主要有邻域像元、先验知识两类。

邻域像元约束指在进行特征等描述信息提取时,使用邻域像元信息替代中心像元本身,如邻域像元信息的平均值、中值等。Yang等(2019a)通过给定窗口内的加权均值替代中心像元来形成空间约束。Li等(2017)使用了邻域纹理特征(或称为二阶纹理)进行计算。

先验知识的空间约束基于已知的空间信息对变化检测过程进行干预,从而提高变化检测效果。如Tan等(2018)以图像分割结果作为空间约束的先验知识:先集成多分类器得到类别差值后的像元级变化图,再对其进行分割得到最终变化图。Gao等(2020)以中国第二次湿地调查数据为先验知识,对湿地变化进行判断与分析。先验知识的空间约束需更多已有且可利用的数据,在实际的周期性问题研究中应用较多。

空间约束在变化检测场景中也具有较多的应用(Cao等,2014;Uhl和Leyk,2020),因为变化检测的本质是对同一空间位置、不同时相的像元进行比较,空间约束有利于这一过程。

### 3.6 其他场景

除上述主要应用场景外,空间约束还应用于众多遥感图像领域的其他场景,如图像解混(Feng等,2016;Wu等,2014;Zhang等,2008,2018)、图像注释(Zheng等,2013;郑歆慰等,2014)、图像融合(孟祥超等,2014)、超分辨率重建(Zhao等,2020)、误差估计(Foody,2005)、物候分析(Zhong等,2015)、亚像元制图(Wang等,2020)等。

总结来看,空间约束已经广泛应用于不同场景。不同应用场景的空间约束方式及侧重点具有一定差异;同一应用场景内,空间约束构建方式及应用阶段也是多样的。

为进一步厘清不同应用场景中常用的空间约束方式及应用阶段,对上述主要应用场景进行总结,结果如表1所示。可知,由于各应用场景中空间约束构建阶段具有一定共性,为便于后续的总结对比,对各个构建阶段分别数字标记。

表1 不同应用场景空间约束构建主要方式及阶段

Table 1 Spatial constraint construction manner and stage in different application scenarios

应用场景	方式	阶段
图像匹配	邻域像元约束、辅助法约束、模型法约束	描述符构建(I)、变换(II)
图像分割	目标函数、参考信息纳入	描述符构建(I)、图像划分(III)
目标检测	模型法约束、辅助法约束	描述符构建(I)、目标提取(IV)
图像分类	目标函数、先验知识、基于图	描述符构建(I)、类别标记(V)
变化检测	邻域像元约束、先验知识	描述符构建(I)、变化信息提取(VI)

总体上,应用场景的空间约束方式可以从局部和全局两个角度去阐述:(1)从局部来说,空间约束目的皆为挖掘图像本身及之外的空间信息

来构建更具唯一性和代表性的像元或对象描述符,以达到更易区分的目的。(2)从全局来说,都是在全局上寻找空间信息与目标之间的作用与影响,

通过最优化等数学方式实现空间约束。

## 4 空间约束方法的实现方式

归纳已有研究中空间约束方法，梳理各方法实现流程与特点，总结后共分为6类：局部模板法、辅助参考法、空间图论法、模型约束法、规则约束法和其他。

### 4.1 局部模板

局部模板法以目标像元为中心，以局部模板纳入其邻域像元，再通过具体的算法挖掘邻域像元与目标像元之间的空间关系。局部模板法是空间约束构建中最简单的方法，具有较强的操作性和可解释性，也是目前应用最多的空间约束方式之一。

常用的模板有4邻域（图2（a））、8邻域（图2（b））、圆形邻域（图2（c））。需注意的是，在图2中标记的邻域像元所纳入空间约束的值（后文皆成为邻域值）不仅指像元灰度值，还可为概率值（Yang等，2013）、表达系数值（Yang等，2019a）、标签值（Zhang等，2020a）、特征值（Zhao等，2011）等，但总体来说，使用原始像元灰度值的最多。此外，对于圆形邻域中未落入栅格中心的邻域点，一般采用邻近替代或插值的方式取值。对于邻域值的应用通常采用均值法（Li等，2017）（式（1））、中值法（Jiang等，2016）（式（2））、权重法（Zhao等，2011）（式（3））、顺序法（Liu等，2012；Meng等，2015）（式（4））以替代原始中心像元的表达。

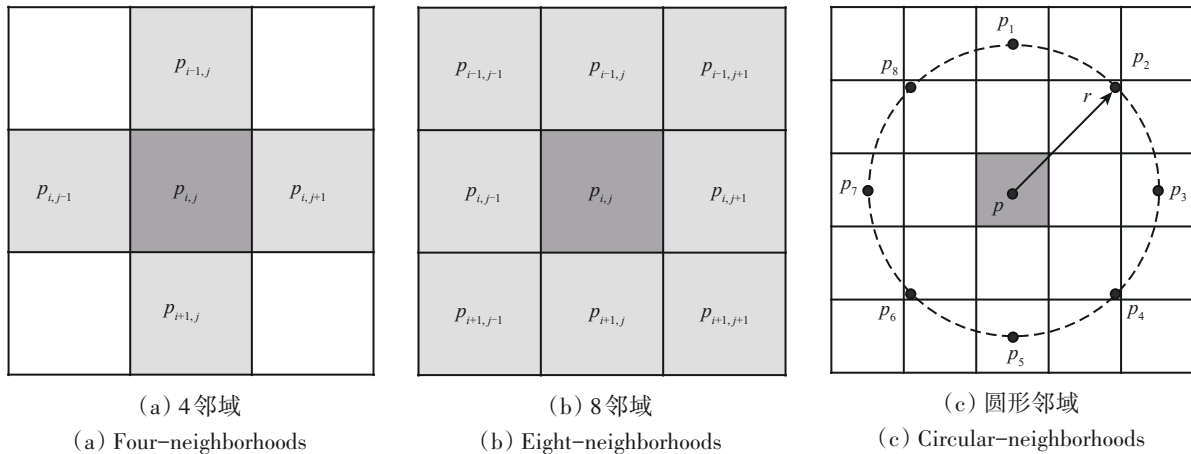


图2 空间约束中常见局部模板

Fig. 2 Common local templates in spatial constraint

$$\overline{p_{(ij)}} = \frac{1}{n} \sum p_{(x,y)}, (x,y) \in W(i,j) \quad (1)$$

$$\overline{\overline{p_{(ij)}}} = \text{median}(p_{(x,y)}), (x,y) \in W(i,j) \quad (2)$$

$$\widehat{p_{(ij)}} = \frac{1}{n} \sum w_{(x,y)} p_{(x,y)}, (x,y) \in W(i,j) \quad (3)$$

$$\text{descriptor}_{p_{(ij)}} = \left\{ p_{(x_1,y_1)}, p_{(x_2,y_2)}, \dots, p_{(x_n,y_n)} \right\}, (x,y) \in W(i,j) \quad (4)$$

式中， $p_{(i,j)}$ 为中心像元， $W(i,j)$ 为以像元 $p_{(i,j)}$ 为中心的局部模板， $p_{(x,y)}$ 为模板内的邻域像元， $n$ 为模板内邻域像元个数， $\text{median}$ 为求中值函数， $w_{(x,y)}$ 为邻域像元 $p_{(x,y)}$ 相对于中心像元 $p_{(i,j)}$ 的权重， $\overline{p_{(i,j)}}$ 、 $\overline{\overline{p_{(i,j)}}}$ 、 $\widehat{p_{(i,j)}}$ 、 $\text{descriptor}_{p_{(i,j)}}$ 分别表示中心像元 $p_{(i,j)}$ 考虑局部模板内邻域像元后的均值、中值、权

值、顺序描述子。

此外，还存有许多其他应用方式，如计算局部模板内均值并与其他参考值进行比较的方式（Shen等，2019）、对局部模板进行聚类然后计算邻域像元与聚类中心的距离信息（He等，2014）、中心像元概率为 $p$ 则 $1-p$ 作为局部模板内其他邻域像元对中心像元的阻力（Yang等，2013）等。

除以像元为最小处理单元以外，也有以区域或对象作为最小处理单元的研究（Zhang等，2020a），但处理方式相同。

使用空间约束信息的值替代中心像元后，即可利用该信息作为解决特定目标问题的输入值，实现带有空间约束的应用场景问题的解决。根据不同应用场景，空间约束信息值的形式有特征点



描述子 (Liu 等, 2012; Meng 等, 2015)、目标函数 (He 等, 2014; Jiang 等, 2016; Shen 等, 2019; Wu 和 Yang, 2020; Zhao 等, 2011) 等。

具体的局部模板内空间信息的挖掘和应用在不同场景有一定的差异, 但从空间约束构建流程来说, 皆是基于中心像元 (对象) 建立局部模板以挖掘模板内邻域像元与中心像元的空间信息, 然后利用均值、中值、权重、顺序等各类手段表达挖掘的空间信息, 最后通过特征点描述子、目标函数等方式将表达的空间信息纳入构建空间约束以解决目标问题。

局部模板法具有抗噪声敏感性、操作便捷性、原理可解释性等优点, 因为其核心在于考虑邻域像元对解决目标问题的影响, 而邻域像元是客观存在的, 无需过多操作即可直接利用, 且通过综合邻域像元信息, 可降低噪声信息带来的干扰。但由于遍历计算的需要, 局部模板法往往具有较高的运算复杂度。另外, 其容易受所定义的局部模板大小、形状等因素影响。

局部模板法在各类应用场景中皆得到广泛应

用, 尤其在图像分类中, 局部模板法可以较好的综合邻域像元信息, 以实现目标像元相对稳态的信息描述与分类。

## 4.2 辅助参考

辅助参考寻找一个本身存在或者外界引入的对象作为参考基准, 然后通过挖掘目标像元 (或对象) 与参考基准的空间相互关系对目标像元进行空间约束。根据参考基准的几何特性, 可分为点约束、线约束、面约束 3 类。

### 4.2.1 点约束

参考基准为点对象时的空间约束关系称为点约束。点约束常用的空间关系表达为距离、方位角和比率 (Li 等, 2019; Ng 和 Kingsbury, 2010; Zhong 等, 2014) (图 3), 距离的计算方法有欧几里得距离 (Li 等, 2019; Ng 和 Kingsbury, 2010)、马氏距离 (Zhong 等, 2014) 等; 方位角指不同参考点之间形成的夹角; 比率指不同参考点之间的距离比或方位角比。

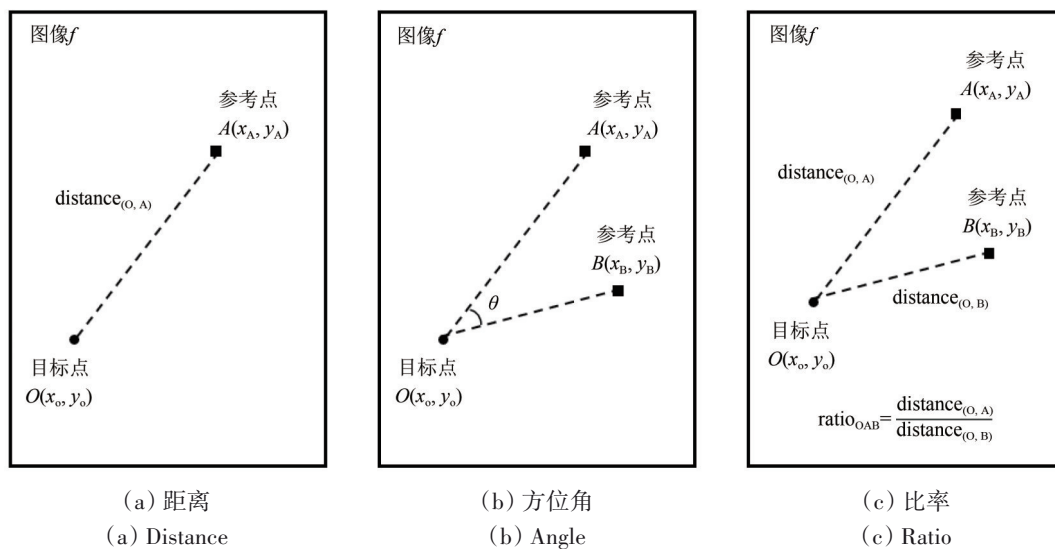


图 3 单幅图像中点约束的空间关系表达

Fig. 3 Expression of spatial relations of point constraint in a single image

此外, 需注意的是, 上述的空间关系表达不局限于同一个图像上, 也存在两幅甚至多幅图像 (如匹配问题, 图 4)。应用中, 点约束中的空间关系一般作为空间特征项或判别规则。空间特征项是将所求的距离、方位角以及比率信息纳入目标函数或者所构建的模型当中 (Ng 和 Kingsbury,

2010; Zhong 等, 2014)。判别规则是对点约束中表达的空间关系设置具体的阈值为判断准则以约束目标问题的解决 (Li 等, 2019), 其表达类似于: 方向位于..., 距离在...之间。点约束常应用于图像匹配中。

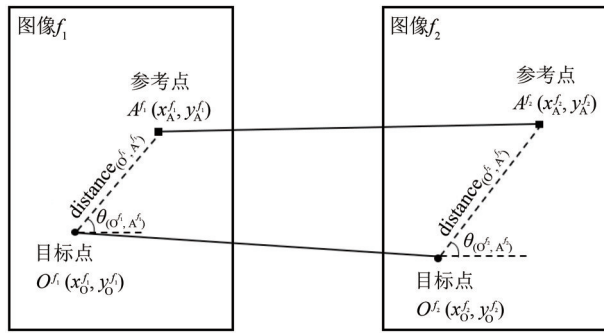


图4 不同图像中点约束的空间关系表达

Fig. 4 Expression of spatial relations of point constraint in different images

### 4.2.2 线约束

线约束将直线特征作为一种处理具体进程的判断依据，即像素的排列是否符合或作为直线。这里的线一般指直线，比其他辅助参考应用范围相对较窄，一般用于人工地物的提取（相对于自然地物来说，人工地物具有大量的直线特征，如建筑物、道路等）。如 Liu 等（2018）通过线段空间约束的形状特征寻找和描述建筑物，其方法是以中心像元为起始点，通过设定多个方向（图5）、迭代补偿以及终止条件进行矢量的生成，最后再根据规则判断各个方向矢量以确定直线约束的形状特征。

此外，线约束也被作为图像处理过程中的决策依据，如 Wang 等（2015）基于人造区域通常具有较多直线边界的特点将直线线段应用于合并阶段以完成人造区域的图像分割。Hu 等（2013）将区域分割的最长共享边界作为判断相邻区域是否处于同层次的一个准则，在定义模型中加入了最长边界的长度信息。

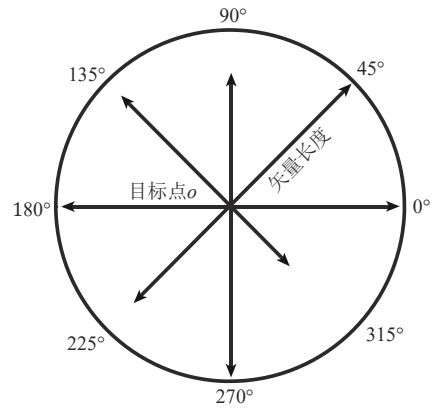


图5 直线约束的形状特征生成

Fig. 5 Shape feature generation with straight line constraint

线约束对人造物体区域图像的处理具有较好的适用性，如建筑物检测、分割等。

### 4.2.3 面约束

面约束是辅助参考法中最常用的空间约束方式，这得益于面相比于点和线具有更强的空间拓展性，能够更好地适应复杂多样的地物目标。面约束从本质上类似于图像分割，强调了面空间内的同质性和不同面对象之间的异质性，即潜在的挖掘了像元之间的空间相关性。不同的是图像分割偏向于强调对象（区域）内的均匀和同质，不强调形状的一致性，而广义面约束并不强调面内的绝对同质性，但面的形状往往趋于一致。

约束面的形状多样，常用的有三角形（Delaunay 最常见）（Gao 等，2011；Jiang 和 Jiang，2019；Jiang 等，2020）、矩形（Yu 和 Liu，2016）、六边形（Zhou 等，2018）等（图6）。需要根据具体的实现目标选择合适的面形状。

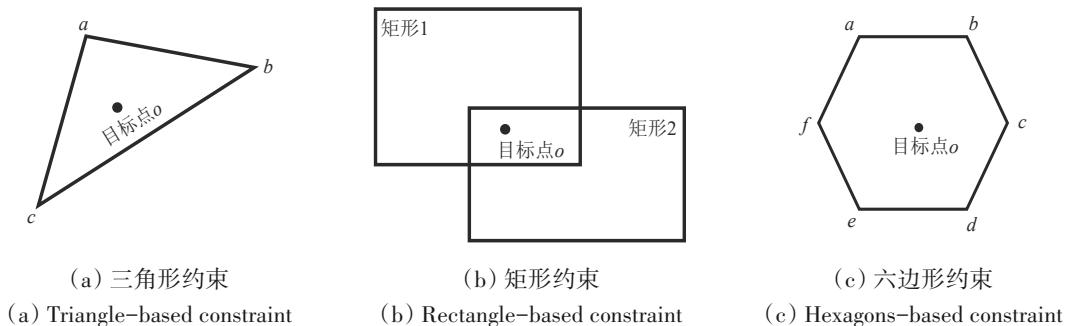


图6 常用的面约束形状

Fig. 6 Commonly used area constraint shapes



面约束的方式有两种: 面形状自身特性和面空间内的像元信息。面形状自身特性指根据建立的面形状来辅助求解, 这种方式和内部像元的性质无关, 如文献 (Gao 等, 2011) 中, 利用引入的三角形计算河流中轴线, 但与三角形内的像元信息无关。面空间内像元信息具体利用了面内的像元信息以实施带有空间范围约束的目标问题求解, 如文献 (Jiang 等, 2020) 中, 通过 Delaunay 三角形建立对应三角形之间的变换, 且限制候选匹配点的搜索空间, 以优化图像匹配的精度和效率。

实质上, 面约束中面的作用可以分为两部分, 一部分是在空间上限制计算范围, 另一部分以面为基本处理对象, 利用面空间内的像元均值、方差等作为面对象的基本特征。

面约束具有好的空间拓展性和稳定性, 在遥感图像领域具有广泛的应用, 尤其是目标检测中。但面对象的生成本身较为繁琐, 因此在效率上不具备优势。

总体上, 辅助参考空间约束通过本身存在或外界引入对象作为参考基准, 挖掘目标对象与参考基准之间的空间信息, 然后通过距离、方向、比例、范围等手段表达利用空间信息以进一步描述目标对象, 最后通过模型、规则等方式纳入空间信息以构建空间约束。辅助参考法受益于参考基准的几何特性, 往往具有较强的相互性和空间拓展性, 但同时也受限于参考基准的选择。需要根据具体需解决的目标问题来引入合适的参考基准, 如图像匹配常用点、道路检测可用线状, 其他一些目标的检测可以考虑引入面状参考。

### 4.3 空间图论

空间图论也是空间约束中常用的方式之一 (Huang 等, 2020; Ji 等, 2014; Zhang 等, 2013; Zheng 等, 2013)。空间图论指对基本处理单元之间的空间关系进行构图, 以节点之间的距离、边缘等信息纳入计算, 构建空间约束。一般来说以基本处理单元为节点, 以其图像空间的邻域关系进行有序构图, 而对于距离、边缘、权重等节点之间的属性信息则通常分为图像空间 (Huang 等, 2020) 和特征空间 (Ji 等, 2014) (图 7)。

图 7 中,  $d/w$  分别代表节点之间距离和对应的

权重值。图 7 (a) 中代表在图像空间上离目标节点近的节点, 而图 7 (b) 表示在特征空间上离目标节点近的节点。通过挖掘相同空间内目标节点与邻近节点之间的空间信息, 以距离、边缘、权重等方式表达空间信息, 最后将这种空间信息纳入目标问题的计算中, 以形成对目标问题的空间约束。

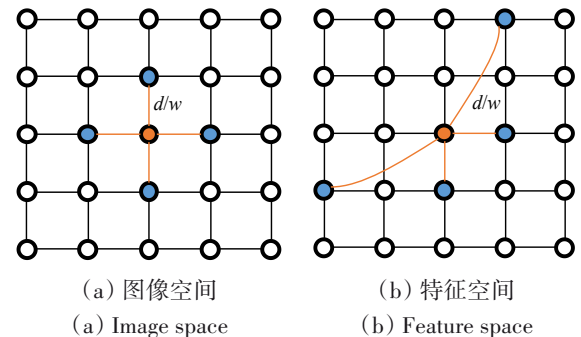


图 7 空间图论中图像空间和特征空间

Fig. 7 Image space and feature space in space construction graph

基于空间图论的空间约束方法有直观、易理解、可读性强的优点, 其特点在于将图像各处理单元之间的空间关系以节点连接的方式清晰展示出来, 更好的表达了像元在各个维度上的邻域关系, 并且图的构建不局限于单一的图像空间, 亦可以在各个特征空间构建图进行空间约束, 但其有效性十分依赖于所构建图的有效性, 且构图过程相对复杂, 此外, 如果以像素作为基本单元, 则空间图论方法由于对内存的需求而不适用于大的遥感图像。

空间图论进行空间约束的方式常应用于图像分类, 尤其是高光谱图像分类, 这是由于高光谱图像具有明显的三维立体结构, 而图的构建可以直观有效的利用目标像元在 3 个维度上的空间信息。

### 4.4 模型约束

模型约束将图像中直观或者潜在的空间关系信息引入所构建的模型中进行计算, 以实现空间约束。常见的模型有概率估计模型 (Gao 等, 2018)、高斯模型 (An 和 Aksoy, 2014; Xiao, 2015)、稀疏约束模型 (Liu 等, 2020) 等。

模型约束的表现形式多样,但本质上都是将空间信息纳入到具体的数学模型中,再将目标问题转换为模型求解问题。模型问题主要有目标函数(如最小或最大)(Liu等,2020)、最优化问题(Liu等,2021)、直接输出(如概率等)(Gao等,2018)等。值得注意的是,在模型约束方法中,空间信息的挖掘与表达与其他空间约束方法类似,其所挖掘空间信息的来源没有限制,可以是图像本身直观或者潜在的空间关联信息,也可以是外来引入的与图像相关的信息。对于空间信息的表达同样是多样化的,如直接的相关描述值等。而空间约束的建立则是以具体的数学模型纳入上述空间信息以最终解决目标问题。

除了单个模型外,也有利用模型之间的空间关系进行约束的方式。模型约束的有效性取决于两方面:一方面是所纳入空间信息的有效性;另一方面是构建的模型的合理性。

模型约束更多关注其模型构建本身的有效性,因为在模型约束当中,空间信息仅作为模型中的一部分输入,而如何有效的利用这些空间信息进行有效的空间约束则是模型构建中需要考虑的问题,而这些问题往往是面向目标问题的数学优化问题。因此,利用模型约束进行空间约束难度较大,需有较好的数学基础。

模型约束在图像匹配、图像分割、目标检测、图像分类、变化检测中皆有广泛的应用。

#### 4.5 规则约束

规则约束则是根据具体的实现目标,以空间信息为基准,人为设置判断准则来构建空间约束。在这里,规则约束更侧重于将空间信息作为一种行为判断依据,以指导解决目标问题的进程与方式。

一般的,规则约束中的空间信息主要来源有先验知识(Li等,2014)、边界图(Wang和Li,2014;Zhang和Jia,2012)等,而采取的纳入方式主要为判别函数 $B_{i,j}$ ,具体计算公式如下:

$$B_{i,j} = \begin{cases} X, E = 0 \\ Y, E = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中, $E$ 表示边界值, $X$ 、 $Y$ 则分别表示在 $E$ 为0和1时的取值或者表达方式。

此外,还有一些基于人为认定或常识性的规则判断。Aksoy和Cinbis(2010)以马路、阴影、树之间的分布关系为规则,以树作为第三类参考,求得对应的方位关系,由此对马路和阴影形成空间关系约束,从而实现图像的动态查询与分类。Zhong等(2015)基于作物生长和分布在空间上受环境条件限制以及相近的植物更具有相似物候曲线的假设,设定以周围纯像元的物候曲线平均值替代混合像元中对应端元的物候曲线。

总结来说,规则约束利用已有的资料数据挖掘当前信息与先验信息之间的空间关系信息,然后面向具体问题以特定手段将两者之间的空间关系信息表达为当前目标问题所适用的形式(具体值的大小或者特定描述),最后通过设定的规则构建空间约束。

规则约束的特点在于不直接利用空间信息,而是通过建立合理的规则作为指导,进行目标问题的解决。方法的关键在于如何面向具体实际问题设定合理有效的规则,因此具有较强针对性,同时也极度依赖于所利用的空间信息的准确性和规则制定人的专业性。

规则约束法常应用于目标检测、图像分类和变化检测,因为这些应用场景更侧重于对目标像元的判断识别与分类,其中的一些常识性的规则往往比图像本身更具有利用价值,如中国北方地区道路附近出现建筑物的概率往往要比水域大的多。这些判断规则在图像本身难以辨别时可以发挥重要作用。

#### 4.6 其他

存在一些方式新颖的空间约束方法,如通过空间关系设置局部范围(Foody,2005;Wu等,2014)、空间映射(Zhao等,2020)等,但相关的应用较少。

总体上,不同实现方式的空间约束实质是一致的,即都主要聚焦于两个问题:(1)如何挖掘空间信息?(2)如何利用空间信息?差异在于表达方式、适用性以及应用特点。

主要空间约束方法概括、优缺点以及适用的主要应用场景如表2所示,其中主要应用阶段编号对应表1中各个阶段。

表2 各类空间约束方法概括、优缺点及应用场景

Table 2 Summary, advantages and disadvantages, and application scenarios of different spatial constraint methods

方法	空间信息	约束手段	优点	缺点	主要应用场景(表1阶段)
局部模板	局部邻域基本处理单元所有的灰度、概率、标签、特征、系数等	邻域信息的表达与纳入	较低的噪声敏感性、操作简单、可解释性强	受局部模板选取大小和形状影响、运算复杂度高	图像匹配(I、II)、图像分割(I)、目标检测(I)、图像分类(I)、变化检测(I)等
辅助参考	图像及特征空间的距离、方位角、比率、直线特征、面状特征等	空间比较值及参考信息的纳入、特定形状局部范围界定	具有较强的相互性、较好的空间拓展性和稳定性	线特征及面对象的形成比较繁琐,效率略低,且受限于参考对象质量	图像匹配(I)、目标检测(I)等
空间图论	图像及特征空间中节点之间的距离、权重等信息	将构建的图中节点之间的空间关系纳入以解决目标问题	直观、易理解、可读性、可溯性强	构图及节点索引相对复杂、易受噪声干扰	图像分类(I、V)、变化检测(I)等
模型约束	图像直观及潜在的空间关系信息、图像本身之外的空间相关信息	挖掘的空间信息纳入模型并将其转换为具体的数学问题	效率高、较好的稳定性、泛化性较强	受模型构建、空间信息影响较大	图像匹配(II)、图像分割(III)、目标检测(IV)、图像分类(V)、变化检测(VI)等
规则约束	先验知识、主观经验、人为认知	以判别函数或人为设定的规则建立约束	具有选择性、较强针对性、易理解	取决于规则制定的合理性和适用性,泛化性较差	目标检测(IV)、图像分类(V)、变化检测(VI)等

## 5 结 语

高空间分辨率遥感图像的广泛使用进一步推动了遥感信息提取方法的研究,空间约束的方法在遥感图像信息提取中发挥着越来越大的作用。本文根据近20年来的国内外相关文献,对空间约束应用场景及实现方法进行了梳理与归纳,将空间约束实现方法划分为局部模板、辅助参考、空间图论、模型约束、规则约束及其他共6大类,介绍了各类空间约束方法的内容,以期为后续的相关研究提供参考。

空间约束的研究在遥感图像信息提取中已经取得了重要的进展,主要表现为

(1) 应用手段上,空间约束方式多样,在空间信息的挖掘、空间信息的表达、空间约束的建立3个流程中有多种方法,表达方式多样。

(2) 实际应用中,空间约束已成功应用于图像匹配、图像分割、图像分类、目标检测等多个场景,取得了较好的应用效果。任何需要提取遥感图像信息的场景中,空间约束皆有可能被应用以辅助解决具体的目标问题。

从发展的角度来看,空间约束仍存在一些不足,主要表现为

(1) 空间约束方法的适用性往往需要进一步的验证。虽然空间约束方法多样,且皆有各自的优点,但从普适性的角度来说,暂没有一种空间约束方法可以特别适用于不同的应用场景和解决不同的目标问题。

(2) 空间约束方法具有一定的不确定性。空间约束往往受限于所挖掘空间信息的质量,而原始的输入信号其本身就具有不确定性,此外,对于空间信息的表达和不同的问题场景,其适用性不同。

(3) 空间约束方法缺乏自适应性。当前所用空间约束方式往往需大量的人工干预,如局部模板大小、权重设定等,缺乏对图像本身的自适应能力。

针对上述问题,期待进一步开展空间约束的相关研究:

(1) 研究空间信息挖掘及表达方式与空间约束有效性之间的关联性,探究两者之间的影响作用,以便在进行空间约束时,能够选择有效的空间信息挖掘和表达方式,提高空间约束的有效性。

(2) 基于现有空间约束方法,集成各类方法优点,探索一种具有兼容性、有效性及稳定性的空间约束方法。

(3) 基于传统图像处理方法,引入、开发面向不同传感器图像的空间约束自适应方法,自适应的计算合理的邻域范围、权重,选择合适的空间信息及表达方式。

(4) 深度学习模型已经应用于遥感图像处理中,利用深度学习模型提取深度特征以将表层低维特征映射至深层高维特征,由此进行深层高维特征之间的空间约束,可望形成强抗干扰能力、约束表达能力的空间约束方法。



## 参考文献 (References)

- Akçay H G and Aksoy S. 2010. Building detection using directional spatial constraints//Proceedings of 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Honolulu: IEEE: 1932-1935 [DOI: 10.1109/igarss.2010.5652842]
- Aksoy S and Cinbis R G. 2010. Image mining using directional spatial constraints. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(1): 33-37 [DOI: 10.1109/lgrs.2009.2014083]
- Arı Ç and Aksoy S. 2014. Detection of compound structures using a gaussian mixture model with spectral and spatial constraints. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(10): 6627-6638 [DOI: 10.1109/tgrs.2014.2299540]
- Balasubramani K. 2018. Physical resources assessment in a semi-arid watershed: an integrated methodology for sustainable land use planning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 142: 358-379 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.03.008]
- Byju A P, Sumbul G, Demir B and Bruzzone L. 2021. Remote-sensing image scene classification with deep neural networks in JPEG 2000 compressed domain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(4): 3458-3472 [DOI: 10.1109/tgrs.2020.3007523]
- Cai L P, Shi W Z, Zhang H and Hao M. 2016. Object-oriented change detection method based on adaptive multi-method combination for remote-sensing images. *International Journal of Remote Sensing*, 37(22): 5457-5471 [DOI: 10.1080/01431161.2016.1232871]
- Cao G, Liu Y Z and Shang Y F. 2014. Automatic change detection in remote sensing images using level set method with neighborhood constraints. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1): 083678 [DOI: 10.1117/1.jrs.8.083678]
- Cao G, Zhou L C and Li Y P. 2016. A new change-detection method in high-resolution remote sensing images based on a conditional random field model. *International Journal of Remote Sensing*, 37(5): 1173-1189 [DOI: 10.1080/01431161.2016.1148284]
- Cao R, Tu W, Yang C X, Li Q, Liu J, Zhu J S, Zhang Q, Li Q Q and Qiu G P. 2020. Deep learning-based remote and social sensing data fusion for urban region function recognition. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163: 82-97 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.02.014]
- Chen B, Qiu F, Wu B F and Du H Y. 2015. Image segmentation based on constrained spectral variance difference and edge penalty. *Remote Sensing*, 7(5): 5980-6004 [DOI: 10.3390/rs70505980]
- Chen C, Yan J N, Wang L Z, Liang D and Zhang W F. 2021a. Classification of urban functional areas from remote sensing images and time-series user behavior data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 1207-1221 [DOI: 10.1109/jstars.2020.3044250]
- Chen L, Zhu Q, Xie X, Hu H and Zeng H W. 2018. Road extraction from VHR remote-sensing imagery via object segmentation constrained by gabor features. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(9): 362 [DOI: 10.3390/ijgi7090362]
- Chen W Y, Zhao Y Y, You T F, Wang H F, Yang Y and Yang K. 2021b. Automatic detection of scattered garbage regions using small unmanned aerial vehicle low-altitude remote sensing images for high-altitude natural reserve environmental protection. *Environmental Science and Technology*, 55(6): 3604-3611 [DOI: 10.1021/acs.est.0c04068]
- Chen Z Y, Wang C, Li J, Xie N C, Han Y and Du J X. 2021c. Reconstruction bias U-Net for road extraction from optical remote sensing images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 2284-2294 [DOI: 10.1109/jstars.2021.3053603]
- Cheng G, Si Y J, Hong H L, Yao X W and Guo L. 2021. Cross-scale feature fusion for object detection in optical remote sensing images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 18(3): 431-435 [DOI: 10.1109/lgrs.2020.2975541]
- Chhapariya K, Kumar A and Upadhyay P. 2021. Kernel-based MPCM algorithm with spatial constraints and local contextual information for mapping paddy burnt fields. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 49(8): 1743-1754 [DOI: 10.1007/s12524-021-01346-1]
- de Miguel A S, Kyba C C M, Aubé M, Zamorano J, Cardiel N, Tapia C, Bennie J and Gaston K J. 2019. Colour remote sensing of the impact of artificial light at night (I): the potential of the International Space Station and other DSLR-based platforms. *Remote Sensing of Environment*, 224: 92-103 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.035]
- Deng Z P, Sun H, Zhou S L, Zhao J P, Lei L and Zou H X. 2018. Multi-scale object detection in remote sensing imagery with convolutional neural networks. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 145: 3-22 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.04.003]
- Fan J C and Wang J. 2015. Polarimetric SAR image segmentation based on spatially constrained kernel fuzzy C-means clustering//Proceedings of Oceans 2015 Genova. Genova: IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/OCEANS-Genova.2015.7271244]
- Fan J W. 2017. Research on SAR Image Registration Based on Feature Point. Xi'an: Xidian University (樊建伟. 2017. 基于特征点的 SAR 图像配准算法研究. 西安: 西安电子科技大学) [DOI: 10.7666/d.D01498291]
- Fang J, Yuan Y, Lu X Q and Feng Y C. 2019. Robust space-frequency joint representation for remote sensing image scene classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(10): 7492-7502 [DOI: 10.1109/tgrs.2019.2913816]
- Feng R Y, Zhong Y F, Xu X and Zhang L P. 2016. Adaptive sparse sub-pixel mapping with a total variation model for remote sensing imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(5): 2855-2872 [DOI: 10.1109/tgrs.2015.2506612]
- Foody G M. 2005. Local characterization of thematic classification accuracy through spatially constrained confusion matrices. *International Journal of Remote Sensing*, 26(6): 1217-1228 [DOI: 10.1080/01431160512331326521]
- Gao F, Hu L and He Z F. 2011. Bridge extraction based on on constrained delaunay triangulation for panchromatic image//2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.

- Vancouver: IEEE: 1429-1432 [DOI: 10.1109/igarss.2011.6049334]
- Gao L P, Shi W Z, Miao Z L and Lv Z Y. 2018. Method based on edge constraint and fast marching for road centerline extraction from very high-resolution remote sensing images. *Remote Sensing*, 10(6): 900 [DOI: 10.3390/rs10060900]
- Gao Y, Cui L J, Liu J J, Li W and Lei Y R. 2020. China's coastal-wetland change analysis based on high-resolution remote sensing. *Marine and Freshwater Research*, 71(9): 1161-1181 [DOI: 10.1071/mf19062]
- Hao M, Shi W Z, Ye Y X, Zhang H and Deng K Z. 2019. A novel change detection approach for VHR remote sensing images by integrating multi-scale features. *International Journal of Remote Sensing*, 40(13): 4910-4933 [DOI: 10.1080/01431161.2019.1577576]
- He L H, Wen Y, Wan M and Liu S. 2014. Multi-channel features based automated segmentation of diffusion tensor imaging using an improved FCM with spatial constraints. *Neurocomputing*, 137: 107-114 [DOI: 10.1016/j.neucom.2013.09.051]
- Hu Z W, Wu Z C, Zhang Q, Fan Q and Xu J H. 2013. A spatially-constrained color-texture model for hierarchical VHR image segmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(1): 120-124 [DOI: 10.1109/lgrs.2012.2194693]
- Huang X, Wan X and Peng D F. 2020. Robust feature matching with spatial smoothness constraints. *Remote Sensing*, 12(19): 3158 [DOI: 10.3390/rs12193158]
- Ji R R, Gao Y, Hong R C, Liu Q, Tao D C and Li X L. 2014. Spectral-spatial constraint hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(3): 1811-1824 [DOI: 10.1109/tgrs.2013.2255297]
- Jiang J and Shi X L. 2016. A robust point-matching algorithm based on integrated spatial structure constraint for remote sensing image registration. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 13(11): 1716-1720 [DOI: 10.1109/lgrs.2016.2605304]
- Jiang S and Jiang W S. 2019. Reliable image matching via photometric and geometric constraints structured by Delaunay triangulation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 153: 1-20 [DOI: 10.1016/j.isprs.2019.04.006]
- Jiang S, Jiang W S, Li L L, Wang L Z and Huang W. 2020. Reliable and efficient UAV image matching via geometric constraints structured by delaunay triangulation. *Remote Sensing*, 12(20): 3390 [DOI: 10.3390/rs12203390]
- Jiang X L, Wang Q, He B, Chen S J and Li B L. 2016. Robust level set image segmentation algorithm using local correntropy-based fuzzy C-means clustering with spatial constraints. *Neurocomputing*, 207: 22-35 [DOI: 10.1016/j.neucom.2016.03.046]
- Kang J Y and Zhang W J. 2019. Kernelized FCM algorithm with non-local spatial constraint for image segmentation. *Journal of Nanjing Normal University (Natural Science Edition)*, 42(3): 122-128 (康家银, 张文娟. 2019. 用于图像分割的非局部空间约束的核FCM算法. *南京师大学报(自然科学版)*, 42(3): 122-128) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-4616.2019.03.016]
- Kennedy R E, Townsend P A, Gross J E, Cohen W B, Bolstad P, Wang Y Q and Adams P. 2009. Remote sensing change detection tools for natural resource managers: understanding concepts and tradeoffs in the design of landscape monitoring projects. *Remote Sensing of Environment*, 113(7): 1382-1396 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.07.018]
- Khatami R, Mountrakis G and Stehman S V. 2016. A meta-analysis of remote sensing research on supervised pixel-based land-cover image classification processes: general guidelines for practitioners and future research. *Remote Sensing of Environment*, 177: 89-100 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.028]
- Lei J J, Luo X W, Fang L Y, Wang M Y and Gu Y F. 2020. Region-enhanced convolutional neural network for object detection in remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(8): 5693-5702 [DOI: 10.1109/tgrs.2020.2968802]
- Li S S, Peng M, Zhang B, Feng X X and Wu Y W. 2019. Auto-registration of medium and high spatial resolution satellite images by integrating improved SIFT and spatial consistency constraints. *International Journal of Remote Sensing*, 40(14): 5635-5650 [DOI: 10.1080/01431161.2019.1580793]
- Li X D, Ling F, Du Y, Feng Q and Zhang Y H. 2014. A spatial-temporal Hopfield neural network approach for super-resolution land cover mapping with multi-temporal different resolution remotely sensed images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 93: 76-87 [DOI: 10.1016/j.isprs.2014.03.013]
- Li X G, Wang Y B, Zhang L Q, Liu S H, Mei J and Li Y. 2020a. Topology-enhanced urban road extraction via a geographic feature-enhanced network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(12): 8819-8830 [DOI: 10.1109/tgrs.2020.2991006]
- Li Y, Xu Q Y, Lin W J and Zhao Q H. 2017. Remote sensing image segmentation method combining multivariate information clustering with spatial constraints. *Journal of Signal Processing*, 33(5): 749-757 (李玉, 徐秋晔, 林文杰, 赵泉华. 2017. 结合多元信息聚类与空间约束的遥感图像分割方法. *信号处理*, 33(5): 749-757) [DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2017.05.012]
- Li Z, Jia Z H, Liu L Y, Yang J and Kasabov N. 2020b. A method to improve the accuracy of SAR image change detection by using an image enhancement method. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163: 137-151 [DOI: 10.1016/j.isprs.2020.03.002]
- Li Z X, Shi W Z, Hao M and Zhang H. 2017. Unsupervised change detection using spectral features and a texture difference measure for VHR remote-sensing images. *International Journal of Remote Sensing*, 38(23): 7302-7315 [DOI: 10.1080/01431161.2017.1375616]
- Liu H F, Yang M H, Chen J, Hou J L and Deng M. 2018. Line-constrained shape feature for building change detection in VHR remote sensing imagery. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(10): 410 [DOI: 10.3390/ijgi7100410]
- Liu Y, Chang M and Xu J. 2020. High-resolution remote sensing image information extraction and target recognition based on multiple information fusion. *IEEE Access*, 8: 121486-121500 [DOI: 10.1109/access.2020.3006288]
- Liu Y H, Cao H L, Zhao Y Y, He Q Q, Yang Y, Wang L, Lin G and

- Zhou J. 2021. A remote sensing image registration algorithm based on multiple constraints and a variational bayesian framework. *Remote Sensing Letters*, 12(3): 296-305 [DOI: 10.1080/2150704x.2021.1884916]
- Liu Z X, An J B and Jing Y. 2012. A simple and robust feature point matching algorithm based on restricted spatial order constraints for aerial image registration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(2): 514-527 [DOI: 10.1109/tgrs.2011.2160645]
- Lu Y J, Duan M Y and Su Y. 2020. Segmentation method of directed space gaussian mixture model for remote sensing imagery. *Remote Sensing Information*, 35(6): 19-24 (卢印举, 段明义, 苏玉. 2020. 遥感图像的有向空间高斯混合模型分割方法. *遥感信息*, 35(6): 19-24) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2020.06.003]
- Lv Z Y, Liu T F and Benediktsson J A. 2020. Object-oriented key point vector distance for binary land cover change detection using VHR remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(9): 6524-6533 [DOI: 10.1109/tgrs.2020.2977248]
- Lv Z Y, Liu T F, Zhang P L, Benediktsson J A, Lei T and Zhang X K. 2019. Novel adaptive histogram trend similarity approach for land cover change detection by using bitemporal very-high-resolution remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(12): 9554-9574 [DOI: 10.1109/tgrs.2019.2927659]
- Meng F Y, Li X and Pei J H. 2015. A feature point matching based on spatial order constraints bilateral-neighbor vote. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(11): 4160-4171 [DOI: 10.1109/tip.2015.2456633]
- Meng X C, Shen H F, Zhang H Y, Zhang L P and Li H F. 2014. Maximum a posteriori fusion method based on gradient consistency constraint for multispectral/panchromatic remote sensing images. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 34(5): 1332-1337 (孟祥超, 沈焕锋, 张洪艳, 张良培, 李慧芳. 2014. 基于梯度一致性约束的多光谱/全色影像最大后验融合方法. *光谱学与光谱分析*, 34(5): 1332-1337) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2014)05-1332-06]
- Mújica-Vargas D, Gallegos-Funes F J and Rosales-Silva A J. 2013. A fuzzy clustering algorithm with spatial robust estimation constraint for noisy color image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 34(4): 400-413 [DOI: 10.1016/j.patrec.2012.10.004]
- Mulder V L, de Bruin S and Schaepman M E. 2013. Representing major soil variability at regional scale by constrained Latin Hypercube Sampling of remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21: 301-310 [DOI: 10.1016/j.jag.2012.07.004]
- Ng E S and Kingsbury N G. 2010. Matching of interest point groups with pairwise spatial constraints//2010 IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE: 2693-2696 [DOI: 10.1109/icip.2010.5651903]
- Ni L, Gao L R, Li S S, Li J and Zhang B. 2014. Edge-constrained Markov random field classification by integrating hyperspectral image with LiDAR data over urban areas. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1): 085089 [DOI: 10.1117/1.jrs.8.085089]
- Rau J Y, Chen L C, Liu J K and Wu T H. 2007. Dynamics monitoring and disaster assessment for watershed management using time-series satellite images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(6): 1641-1649 [DOI: 10.1109/tgrs.2007.894928]
- Sedaghat A and Ebadi H. 2015. Distinctive Order Based Self-Similarity descriptor for multi-sensor remote sensing image matching. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108: 62-71 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.06.003]
- Sedaghat A, Mokhtarzade M and Ebadi H. 2011. Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(11): 4516-4527 [DOI: 10.1109/tgrs.2011.2144607]
- Shen J, Chen H, Xu M X, Wang C and Liu H. 2019. Intelligent image segmentation model for remote sensing applications. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 37(1): 361-370 [DOI: 10.3233/jifs-179092]
- Singh P and Garg R D. 2014. Classification of high resolution satellite images using spatial constraints-based fuzzy clustering. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1): 083526 [DOI: 10.1117/1.jrs.8.083526]
- Stumpf A, Lachiche N, Malet J P, Kerle N and Puissant A. 2014. Active learning in the spatial domain for remote sensing image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(5): 2492-2507 [DOI: 10.1109/tgrs.2013.2262052]
- Su T F. 2019. Scale-variable region-merging for high resolution remote sensing image segmentation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 147: 319-334 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.12.003]
- Tan K, Zhang Y S, Du Q, Du P J, Jin X and Li J Y. 2018. Change detection based on stacked generalization system with segmentation constraint. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 84(11): 733-741 [DOI: 10.14358/pers.84.11.733]
- Trias-Sanz R, Stamon G and Louchet J. 2008. Using colour, texture, and hierarchial segmentation for high-resolution remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 63(2): 156-168 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2007.08.005]
- Uhl J H and Leyk S. 2020. Towards a novel backdating strategy for creating built-up land time series data using contemporary spatial constraints. *Remote Sensing of Environment*, 238: 111197 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.016]
- Vetrivel A, Gerke M, Kerle N, Nex F and Vosselman G. 2018. Disaster damage detection through synergistic use of deep learning and 3D point cloud features derived from very high resolution oblique aerial images, and multiple-kernel-learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 140: 45-59 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.03.001]
- Wang M and Li R X. 2014. Segmentation of high spatial resolution remote sensing imagery based on hard-boundary constraint and two-stage merging. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(9): 5712-5725 [DOI: 10.1109/tgrs.2013.2292053]
- Wang M, Sun Y X and Chen G Y. 2015. Refining high spatial resolution remote sensing image segmentation for man-made objects



- through a collinear and ipsilateral neighborhood model. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 81(5): 397-406 [DOI: 10.14358/pers.81.5.397]
- Wang Q M, Zhang C Y and Atkinson P M. 2020. Sub-pixel mapping with point constraints. *Remote Sensing of Environment*, 244: 111817 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111817]
- Wang Y L and Lai H C. 2021. Improved SIFT multispectral remote sensing image registration. *Computer Simulation*, 38(3): 419-424 (王亚丽, 赖惠成. 2021. 基于非线性空间及空间约束的遥感图像配准. *计算机仿真*, 38(3): 419-424) [DOI: 10.3969/j.issn.1006-9348.2021.03.086]
- Wang Z H, Li G and Jiang X. 2020. Flooded area detection method based on fusion of optical and SAR remote sensing images. *Journal of Radars*, 9(3): 539-553 (王志豪, 李刚, 蒋骁. 2020. 基于光学和SAR遥感图像融合的洪灾区域检测方法. *雷达学报*, 9(3): 539-553) [DOI: 10.12000/JR19095]
- Wu C M and Yang X Q. 2020. Robust credibilistic fuzzy local information clustering with spatial information constraints. *Digital Signal Processing*, 97: 102615 [DOI: 10.1016/j.dsp.2019.102615]
- Wu C S, Deng C B and Jia X P. 2014. Spatially constrained multiple endmember spectral mixture analysis for quantifying subpixel urban impervious surfaces. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(6): 1976-1984 [DOI: 10.1109/jstars.2014.2318018]
- Wu Y Q, Shen Y and Tao F X. 2014. Remote sensing image matching based on non-subsampled contourlet transform and speed up robust features. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 18(3): 618-629 (吴一全, 沈毅, 陶飞翔. 2014. 基于NSCT和SURF的遥感图像匹配. *遥感学报*, 18(3): 618-629) [DOI: 10.11834/jrs.20143113]
- Xiao Z Y. 2015. Random walker with spatial constraint and hyperspectral image classification. *Remote Sensing Letters*, 6(4): 331-340 [DOI: 10.1080/2150704x.2015.1034883]
- Xie Y Q, Cai J N, Bhojwani R, Shekhar S and Knight J. 2020. A locally-constrained YOLO framework for detecting small and densely-distributed building footprints. *International Journal of Geographical Information Science*, 34(4): 777-801 [DOI: 10.1080/13658816.2019.1624761]
- Yang G, Li H C, Yang W, Fu K, Celik T and Emery W J. 2019a. Variational bayesian change detection of remote sensing images based on spatially variant gaussian mixture model and separability criterion. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(3): 849-861 [DOI: 10.1109/jstars.2019.2896233]
- Yang H L, Peng J H, Xia B R and Zhang D X. 2013. Remote sensing classification using fuzzy C-means clustering with spatial constraints based on Markov random field. *European Journal of Remote Sensing*, 46(1): 305-316 [DOI: 10.5721/EuJRS20134617]
- Yang Z Q, Yang Y, Yang K and Wei Z Q. 2019b. Non-rigid image registration with dynamic gaussian component density and space curvature preservation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(5): 2584-2598 [DOI: 10.1109/tip.2018.2887204]
- Yao F T and Qian Y T. 2009. A spatial Gaussian process method for hyperspectral remote sensing imagery classification. *Journal of Nanjing University (Natural Sciences)*, 45(5): 665-670 (姚伏天, 钱云涛. 2009. 用于高光谱遥感图像分类的空间约束高斯过程方法. *南京大学学报(自然科学版)*, 45(5): 665-670) [DOI: 10.3321/j.issn:0469-5097.2009.05.013]
- Yao F T, Qian Y T and Li J M. 2012. Semi-supervised learning based Gaussian processes for hyperspectral image classification. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 46(7): 1295-1300 (姚伏天, 钱云涛, 李吉明. 2012. 空间约束半监督高斯过程下的高光谱图像分类. *浙江大学学报(工学版)*, 46(7): 1295-1300) [DOI: 10.3785/j.issn.1008-973X.2012.07.022]
- Yao Y Q, Cheng G, Xie X X and Han J W. 2021. Optical remote sensing image object detection based on multi-resolution feature fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(5): 1124-1137 (姚艳清, 程焱, 谢星星, 韩军伟. 2021. 多分辨率特征融合的光学遥感图像目标检测. *遥感学报*, 25(5): 1124-1137) [DOI: 10.11834/jrs.20210505]
- Ye C M, Li Y, Cui P, Liang L, Pirasteh S, Marcato J, Gonçalves W N and Li J. 2019. Landslide detection of hyperspectral remote sensing data based on deep learning with constraints. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(12): 5047-5060 [DOI: 10.1109/jstars.2019.2951725]
- Yu H Y, Zhang X, Song M P, Hu J C, Guo Q D and Gao L R. 2020. Hyperspectral imagery classification based on multiscale superpixel-level constraint representation. *Remote Sensing*, 12(20): 3342 [DOI: 10.3390/rs12203342]
- Yu L S and Liu Y M. 2016. A spatial constraint image segmentation algorithm based on block clustering//*Proceedings of 2016 Sixth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control*. Harbin: IEEE: 695-698 [DOI: 10.1109/imccc.2016.148]
- Yuan Y, Fang J, Lu X Q and Feng Y C. 2019. Remote sensing image scene classification using rearranged local features. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(3): 1779-1792 [DOI: 10.1109/tgrs.2018.2869101]
- Zhang A J, Yang X Z, Fang S and Ai J Q. 2020a. Region level SAR image classification using deep features and spatial constraints. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163: 36-48 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.03.001]
- Zhang C X, Yue P, Tapete D, Jiang L C, Shanguan B Y, Huang L and Liu G C. 2020b. A deeply supervised image fusion network for change detection in high resolution bi-temporal remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 166: 183-200 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.06.003]
- Zhang G Y and Jia X P. 2012. Simplified conditional random fields with class boundary constraint for spectral-spatial based remote sensing image classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 9(5): 856-860 [DOI: 10.1109/lgrs.2012.2186279]
- Zhang J K, Rivard B and Rogge D M. 2008. The Successive Projection Algorithm (SPA), an algorithm with a spatial constraint for the automatic search of endmembers in hyperspectral data. *Sen-*

- sors, 8(2): 1321-1342 [DOI: 10.3390/s8021321]
- Zhang X J and Wang X L. 2020. Image segmentation models of remote sensing using full residual connection and multiscale feature fusion. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 24(9): 1120-1133 (张小娟, 汪西莉. 2020. 完全残差连接与多尺度特征融合遥感图像分割. *遥感学报*, 24(9): 1120-1133) [DOI: 10.11834/jrs.20208365]
- Zhang X L, Xiao P F, Song X Q and She J F. 2013. Boundary-constrained multi-scale segmentation method for remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 78: 15-25 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.01.002]
- Zhang X R, Li C, Zhang J Y, Chen Q M, Feng J, Jiao L C and Zhou H Y. 2018. Hyperspectral unmixing via low-rank representation with space consistency constraint and spectral library pruning. *Remote Sensing*, 10(2): 339 [DOI: 10.3390/rs10020339]
- Zhao F, Jiao L C, Liu H Q and Gao X B. 2011. A novel fuzzy clustering algorithm with non local adaptive spatial constraint for image segmentation. *Signal Processing*, 91(4): 988-999 [DOI: 10.1016/j.sigpro.2010.10.001]
- Zhao H R, Yan G J, Deng X L, Wang J D, Yang H and Li X W. 2003. A classification method based on spatial information. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 7(5): 358-363 (赵红蕊, 阎广建, 邓小炼, 王锦地, 杨华, 李小文. 2003. 一种简单加入空间关系的实用图像分类方法. *遥感学报*, 7(5): 358-363) [DOI: 10.11834/jrs.20030504]
- Zhao J W, Huang T Y and Zhou Z H. 2020. Hyperspectral image super-resolution using recursive densely convolutional neural network with spatial constraint strategy. *Neural Computing and Applications*, 32(18): 14471-14481 [DOI: 10.1007/s00521-019-04484-3]
- Zhao Q H, Shi X, Wang Y and Li Y. 2017. Remote sensing image segmentation based on spatially constrained Gaussian mixture model with unknown class number. *Journal on Communications*, 38(2): 34-43 (赵泉华, 石雪, 王玉, 李玉. 2017. 可变类空间约束高斯混合模型遥感图像分割. *通信学报*, 38(2): 34-43) [DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2017026]
- Zheng X W, Hu Y F, Sun X and Wang H Q. 2014. Annotation of remote sensing images using spatial constrained multi-feature joint sparse coding. *Journal of Electronics and Information Technology*, 36(8): 1891-1898 (郑歆慰, 胡岩峰, 孙显, 王宏琦. 2014. 基于空间约束多特征联合稀疏编码的遥感图像标注方法研究. *电子与信息学报*, 36(8): 1891-1898) [DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01433]
- Zheng X W, Sun X, Fu K and Wang H Q. 2013. Automatic annotation of satellite images via multifeature joint sparse coding with spatial relation constraint. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(4): 652-656 [DOI: 10.1109/lgrs.2012.2216499]
- Zhong C, Wang C Z and Wu C S. 2015. MODIS-based fractional crop mapping in the U.S. midwest with spatially constrained phenological mixture analysis. *Remote Sensing*, 7(1): 512-529 [DOI: 10.3390/rs70100512]
- Zhong Y F, Lin X M and Zhang L P. 2014. A support vector conditional random fields classifier with a mahalanobis distance boundary constraint for high spatial resolution remote sensing imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(4): 1314-1330 [DOI: 10.1109/jstars.2013.2290296]
- Zhou Y, Tu M G, Wang S X and Liu W L. 2018. A novel approach for identifying urban built-up area boundaries using high-resolution remote-sensing data based on the scale effect. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(4): 135 [DOI: 10.3390/ijgi7040135]
- Zhu P P, Zhang L Q, Wang Y B, Mei J, Zhou G Q, Liu F Y, Liu W W and Mathiopoulos P T. 2018. Projection learning with local and global consistency constraints for scene classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 144: 202-216 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.07.004]

## Spatially constrained technology applications in information extraction from remote sensing images

SHEN Yuzhen<sup>1,2,3</sup>, YU Yuanhe<sup>1,2,3</sup>, WEI Yuchun<sup>1,2,3</sup>, GUO Houcai<sup>2</sup>, RUI Xudong<sup>2</sup>

1. Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China;

2. School of Geography, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China;

3. Key Laboratory of Virtual Geographic Environment (Nanjing Normal University), Ministry of Education, Nanjing 210023, China

**Abstract:** The problem of high intraclass variance is apparent in Very High spatial Resolution (VHR) remote sensing images. This problem limits the performance of many remote sensing information extraction methods. Consequently, Spatial Constraints (SCs) within image pixels have become a hot topic, resulting in many research results, but they lack associations and systems orientation from a general perspective. This study reviews and summarizes more than 100 related studies published in the past two decades to provide references for further research on information extraction in VHRs.

This study has four sections: In the first section, the three stages of the SCs process (mining and expression of spatial information and

construction of the SCs) are described in detail. The primary sources of spatial information were the neighborhood of pixels, imaging relations, and prior knowledge. The spatial information included the mean, median, extreme, and azimuth order. The SCs construction methods included objective functions, energy functions, and discriminant functions.

In the second section, the SCs applications are divided into six scenarios (image matching, image segmentation, target detection, image classification, change detection, and others), and the implementation methods and characteristics of the main application scenarios are summarized. The SCs method is closely related to the specific application of the material. For example, SCs is mainly used to build descriptors and perform transformations in image matching; is implemented by model constraints, graph construction in space, and objective functions in image segmentation, target detection and image classification; and emphasizes the neighborhood between pixels and prior knowledge in change detection. The common feature of these scenarios is the development of a robust, unique, and representative descriptor via geometric space information, which can solve specific problems in images.

In the third section, the SCs methods are divided into six types according to their implementation and principles (local templates, auxiliary references, spatial graph construction, model constraints, rule constraints, and others), and the advantages and disadvantages of the first five methods are compared. The results showed that the different SCs methods exhibited varying usability across application scenarios. (1) A local template uses the spatial information of the neighborhood and obtains more instances of stable information expression; thus, this approach is suitable for many application scenarios, especially image classification. (2) The point constraint in the auxiliary reference method relies on the spatial relations between feature points and often appears in image matching, while line constraints focus on the connection between the target and the linear object. Thus, this approach is suitable for extracting anthropogenic objects. Furthermore, surface constraints are spatially extensible and suitable for target detection. (3) Graph construction in space can intuitively and effectively extract multidimensional spatial information and is suitable for classifying hyperspectral images. (4) Model constraints are generalized in practical applications but rely on specific mathematical expressions. (5) Rule constraints can specify professional applications and are often used in image classification and change detection. Fully analyzing and considering application scenarios and specific problems are necessary for ensuring the effectiveness of SCs tools.

In the fourth section, the development trends and possible shortcomings of SCs research are discussed. Specific suggestions for future work are also provided.

**Key words:** spatial constraint, remote sensing image, information extraction, neighborhood, auxiliary constraint, remote sensing change detection, target extraction, land cover

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 41471283); Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (No. KYCX22\_1574)