

一种新的高光谱遥感图像超像素分割方法

杨洋, 刘思樊, 童恒建

(中国地质大学(武汉) 计算机学院, 湖北 武汉 430078)

摘要:为了解决简单线性迭代聚类算法在高光谱遥感图像超像素分割任务中分割精度较低的问题,提出一种基于多级线性迭代聚类结合改进标签传播算法(LPA)的新的无监督高光谱遥感图像超像素分割方法。首先,扩充简单线性迭代聚类(SLIC)的适用范围至多通道对高光谱图像进行超像素初分割;然后,对色彩标准差较大的超像素进行多级迭代细致分割,引入基于局部二进制模式的高光谱遥感图像纹理特征提取方法计算高光谱图像纹理特征并融合多段光谱特征计算超像素间相似度以构建带权图网络;最后,改进LPA社区发现方法进行超像素合并,将改进的标签传播算法运用于超像素合并可以得到更加稳定准确的超像素合并效果,提高超像素分割精度。将该方法与多种方法进行比较,结果表明,该方法对高光谱遥感图像的超像素分割结果更准确,超像素边缘更贴合真实地物边界,能有效改善高光谱遥感图像超像素分割中精度较低的问题。

关键词:高光谱遥感图像;超像素分割;社区发现;标签传播算法;简单线性迭代聚类

中图分类号:TP391.4;TN911.73

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2024)05-0037-07

doi:10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2024.0038

A New Superpixel Segmentation Method for Hyperspectral Remote Sensing Images

YANG Yang, LIU Si-fan, TONG Heng-jian

(School of Computer Science, China University of Geosciences, Wuhan 430078, China)

Abstract:In order to solve the problem of low segmentation accuracy of simple linear iterative clustering algorithm in hyperspectral remote sensing image superpixel segmentation tasks, a new unsupervised hyperspectral remote sensing image superpixel segmentation method based on multi-level linear iterative clustering combined with improved label propagation algorithm (LPA) is proposed. Firstly, we expand the applicability of Simple Linear Iterative Clustering (SLIC) to perform superpixel initial segmentation on hyperspectral images through multiple channels, and then perform multi-level iterative and detailed segmentation on superpixels with large color standard deviations. A texture feature extraction method based on local binary mode for hyperspectral remote sensing images is introduced to calculate the texture features of hyperspectral images and fuse multiple spectral features to calculate the similarity between superpixels to construct a weighted graph network. Finally, the LPA community discovery method is improved for superpixel merging, and the improved label propagation algorithm is applied to superpixel merging to obtain a more stable and accurate superpixel merging effect, improving the accuracy of superpixel segmentation. Compared with various methods, the proposed method has more accurate superpixel segmentation results for hyperspectral remote sensing images, and the superpixel edges are more closely aligned with the real boundary of land objects. It can effectively improve the problem of low accuracy in superpixel segmentation of hyperspectral remote sensing images.

Key words:hyperspectral remote sensing images; superpixel segmentation; community discovery; label propagation algorithm; simple linear iterative clustering

0 引言

高光谱遥感影像是利用成像光谱仪在可见光到热红外波段范围内,获取大量连续、窄波段的图像数据。这些图像能够反映地球表面物体的光谱特征曲线^[1],

从而揭示其材质成分和变化过程,如植被类型,矿物种类,水体质量,土地利用方式和土地覆盖情况等。高光谱遥感影像在生态环境、农林资源、地质勘探、城市管理和国防安全等方面具有广泛的应用价值^[2]。随着遥

收稿日期:2023-08-31

修回日期:2023-12-29

基金项目:国家自然科学基金资助项目(41171339, U1803117)

作者简介:杨洋(2000-),女,硕士研究生,研究方向为遥感图像处理与分析;通信作者:刘思樊(2000-),男,硕士研究生,研究方向为遥感图像处理与分析;童恒建(1970-),男,教授,博士,研究方向为遥感图像处理与分析。

感图像信息越来越丰富,对图像进行分割预处理,提取图像特征,减小图像数据规模,将数据划分为同质区域和对对象成为遥感图像预处理的重要步骤^[3-4]。图像的超像素分割是指利用图像的亮度、色彩和空间等信息将图像划分为具有相似像素特征的区域的技术。利用超像素代替原始像素可以有效地减少图像的冗余信息,提高图像分析和处理的效率和精度。图像的超像素分割在保持了图像的边缘和细节信息的同时降低了图像的数据量,减少了计算复杂度和内存消耗^[5]。

在计算机视觉领域,SLIC 等超像素分割方法被广泛应用,许多文献基于 SLIC 等分割方法提出新的图像分割方法。廖苗等^[6]提出一种利用局部信息进行多层次简单线性迭代聚类的 RGB 图像超像素分割方法,能较为精确地处理图像复杂区域。作用范围扩展至多光谱图像,张永梅等^[7]将 SLIC 算法结合结构张量进行粗分割,再利用分形网络演化方法对多光谱遥感图像进行分割,但其未充分利用图像多光谱特性;Zhao 等^[8]将 SLIC 算法适用范围扩展至 4 通道多光谱图像,并将超像素作为基本分析单元,以减少卷积神经网络的输入数据量,该方法能有效提升信息利用率,但适用范围限于全色图和 4 通道 MS 图像;任伟建等^[9]给出一种基于彩色局部二进制模式结合 MSLIC 算法的高光谱遥感图像纹理特征提取方法,由于缺少合并较小面积超像素块的约束条件,得到的超像素分割结果存在较为明显的欠分割及过分割现象。

针对现有高光谱遥感图像超像素分割方法不能充分利用高光谱图像特征信息、分割结果欠分割和过分割现象明显的问题,该文提出一种基于多级线性迭代聚类结合改进 LPA 社区发现方法的高光谱图像超像素分割方法,该方法主要包括 4 部分:超像素初分割、多级迭代细分割、构建带权图网络,以及超像素社区发现合并。

1 算法描述

该算法先把 SLIC 算法扩展至适于任意数量波段后进行高光谱图像超像素初分割,然后计算每个超像素中所有像素的色彩标准差,若大于预设阈值,则对超像素内的点进行限定聚类数量为 2 的流线型聚类,实现超像素的再次分割,对分割结果再进行迭代聚类分割直到图像中所有超像素的色彩标准差均小于等于阈值,多级迭代分割过程结束,得到更细致的超像素。提取超像素光谱、纹理信息计算相邻超像素的相似度,构建以超像素为顶点,超像素相邻关系为边,超像素之间的相似度为边权的带权图网络。以 LPA 算法思想为基础进行改进,在图网络每一顶点的邻居顶点集合中选择与其相似度最大的一点作为途经点并进行标记,

再于新增途经点的邻居集合中选择相似度最大并且大于上一路径边相似度且未标记的顶点作为下一新增途经点,循环直到找到路径终点,将路径上顶点标签全部替换为终点标签。以此稳定 LPA 迭代过程,完成过分割超像素的合并。算法流程如图 1 所示。

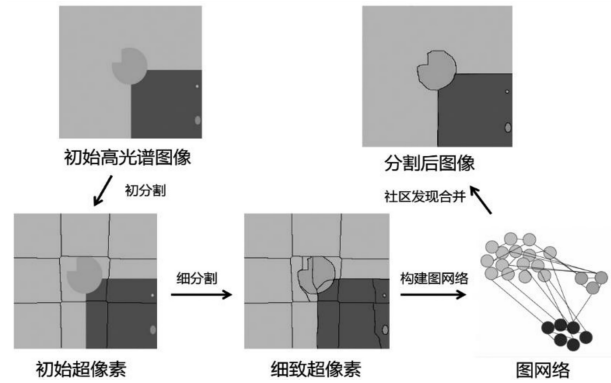


图 1 算法流程

1.1 基于 SLIC 的超像素初分割

SLIC 超像素分割是一种基于聚类的图像分割方法,能将图像划分为具有相似颜色和空间位置的像素块^[10]。SLIC 算法可以快速地在图像上生成紧凑、均匀、边界保持良好的超像素,可以有效地处理不同尺度和形状的图像。该文将该方法适用范围由 3 通道 RGB 图像拓展至高光谱图像以进行高光谱图像超像素初分割。首先在像素总数为 N ,通道数为 n 的图像中均匀地选取 K 个初始聚类中心,每个中心对应一个超像素。设置初始聚类中心之间的间距 len 来控制初始中心点的布局, len 取值为:

$$len = \sqrt{N/K} \quad (1)$$

为防止聚类中心落在边缘上,把聚类中心移到周围 8 邻域里梯度最小的地方。对每个像素 q 有 $C_q = \{B_q(1), B_q(2), \dots, B_q(n), x_q, y_q\}$,其中 $B_q(\beta)$ 表示像素 q 在第 β 个光谱通道的强度, x_q 和 y_q 则为 q 像素的 x 坐标和 y 坐标,计算每个聚类中心周围 $(2len+1) * (2len+1)$ 邻域内每一像素与聚类中心的距离 D :

$$D = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{len}\right)^2} \quad (2)$$

其中, m 为控制生成超像素紧致度的权值。文中方法设定 m 为 20。 d_c 与 d_s 分别为 2 个像素 i 和 j 在颜色空间与坐标空间中的距离,计算公式分别为:

$$d_c = \sqrt{\sum_{\beta=1}^n ((B_i(\beta)) - (B_j(\beta)))^2} \quad (3)$$

$$d_s = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (4)$$

然后,对每个聚类中心 k ,根据其所属像素的平均颜色和位置更新其值 $C_k = \{B_k(1), B_k(2), \dots, B_k(n), x_k, y_k\}$ 。循环上述步骤,直到聚类中心不再变化或达到最大迭代次数。为增强连通性,将面积过小的像素

块区域归为相邻超像素区域。至此,完成超像素初分割。

1.2 迭代分割

为了使初分割获得的超像素内不含有明显不属于同一目标的地物区域,该文在超像素初分割的基础上,根据超像素色彩标准差进行多级迭代分割,减少初分割超像素的欠分割现象。首先,对于每一个超像素块 i ,计算色彩标准差 Δi :

$$\Delta i = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \left(\sum_{\beta=1}^n (\text{LB}_j(\beta) - \overline{B}_i(\beta))^2 \right)} \quad (5)$$

其中, M 为超像素块 i 中的像素数, $\overline{B}_i(\beta)$ 表示第 β 通道超像素中所有像素的数值平均, $\text{LB}_j(\beta)$ 表示在 β 通道以像素 j 为中心的 $(2r+1) * (2r+1)$ 范围内的分量值平均:

$$\text{LB}_j(\beta) = \frac{1}{(2r+1)^2} \sum_{p \in A(j)} B_p(\beta) \quad (6)$$

此处取 $r=1$ 。若对超像素块 i 计算 Δi 大于阈值 f ,则认为超像素块 i 中存在混合区域,对超像素内的点进行限定聚类数量为 2 的流线型聚类。在超像素块左右部分各随机取一点为初始聚类中心,利用光谱信

息及空间信息,依据公式 2,取 $\text{len}=1$,计算像素块内所有点与两个聚类中心的距离 D_1, D_2 ,将超像素块中的点划分为两类,对其中第 2 类标记新标签,然后用聚类集合中的所有点的各通道分量值平均、 x 坐标、 y 坐标平均更新最新聚类中心信息。为增强连通性,将产生的较小区域标签变更为周围区域标签。重复上述步骤,直到生成的各超像素的色彩标准差均小于阈值 f ,迭代结束。

图 2 为初分割超像素多级迭代分割效果,图 2(a) 为初分割结果,图 2(b) 和图 2(c) 分别为第 1 次和最终迭代分割结果,其中阈值 f 设定为 35。从图 2(a) 可以看出,由于 SLIC 方法的局限性,超像素初分割在处于超像素区域中间且细节丰富的区域存在较为明显的欠分割现象。而该文采用了多级迭代分割策略,通过对超像素的色彩标准差进行判断,对欠分割的超像素进行更加精细的处理。随着迭代分割次数增加,图像细节丰富的区域的超像素分割变得更加精细。与图 2(a) 相比,图 2(c) 展示了在图像细节丰富的区域中得到更为细致和有效的分割结果。

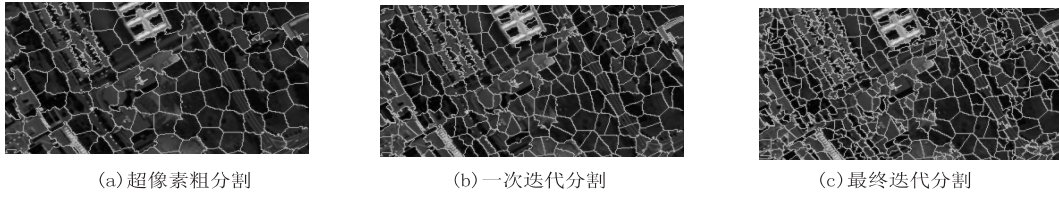


图 2 超像素多级迭代分割

1.3 带权图网络构建

加权图网络的构建对基于图计算的图像分割算法至关重要。图网络模型构建越准确,就越能精准还原图像间像素的关系,图计算的结果就越好。带权图由节点和节点间的边以及边权构成,文中算法将超像素以及后续超像素的合并区域作为加权图的顶点,将区域间的相似度作为加权图的边权。该文提出根据区域的颜色特征和纹理特征来进行相似度计算。

颜色特征是彩色图像中最明显的特征,但仅利用颜色特征无法很好解决高光谱遥感图像“同谱异物”的问题。为解决此问题,该文引入适用于高光谱图像色纹理特征提取方法。局部二进制模式(Local Binary Pattern, LBP)算子能在保证较精确计算灰度图像中局部像素之间的差异的同时大幅节约计算时间^[11-12],任伟建等^[9]提出 MSLBP 算法将 CoLBP 方法适用范围由灰度图扩展至高光谱图像,取得了较好的纹理特征提取效果。该文利用 MSLBP 算法提取超像素块的纹理特征。设点 j 为高光谱遥感图像中的一个像素点, $S(j)$ 是 j 的 8 邻域中相邻像素,用 $S-LBP(j)$ 表示位于光谱空间中像素 j 的 8 邻域局部二进制编码, $S-$

LBP(j) 计算公式为:

$$S-LBP(j) = \sum_{p=1}^q g(S(j)) - S(j) \cdot 2^{p-1} \quad (7)$$

其中,

$$g(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$S(j) = \sqrt{\sum_{\beta=1}^n B_j(\beta)^2} \quad (9)$$

式(9)中, n 为图像通道数, $B_j(\beta)$ 为 j 像素在 β 通道分量值,使用光谱向量的二范数度量其光谱强弱。取超像素块 i 中所有像素 $S-LBP$ 值的均值作为超像素块主纹理特征值。取超像素块 i 内各通道各像素分量值平均作为像素块 i 的主颜色。对于超像素块 i 及其相邻超像素 j 根据相似度公式 D' 计算相似度:

$$D' = \sqrt{d_c^2 + d_t^2} \quad (10)$$

其中,

$$d_c = \sqrt{\sum_{\beta=1}^n (\overline{B}_i(\beta) - \overline{B}_j(\beta))^2} \quad (11)$$

$$d_t = \overline{S-LBP_i} - \overline{S-LBP_j} \quad (12)$$

D' 值越小证明两超像素块差异越小,为方便后续

理解计算,取 $D' = 100 - D'$ (D' 范围为 $[0, 100]$)。为避免明显不为同一地物的两个相邻超像素块的相似度在计算中被平衡减弱颜色差异而导致后续错误合并,在两超像素块之间 d_c 值高于阈值 c 时不建立连接关系,以增强后续合并效果。对具有相邻关系的超像素块计算之间相似度,对于符合条件的超像素组合存储其标签及相似度数值,完成带权图网络构建。

1.4 基于改进 LPA 方法的超像素合并

目前,已有部分研究将社区发现应用于图像识别等领域并取得很好的效果^[13-15]。LPA 算法是由 Raghavan 等人提出的一种在图中快速发现社群的算法^[16]。LPA 算法将一个节点的邻居节点的标签中数量最多的标签作为该节点自身的标签。该算法利用自身的网络的结构指导标签传播,随算法迭代最后获得社区划分结果。LPA 标签传播分为两种传播方式:同步更新和异步更新^[17]。文中改进方法基于其异步更新方式:即节点 x 在第 t 次迭代的标签 $C_x(t)$ 依据于第 t 次迭代已经更新过标签的节点和第 t 次迭代未更新过标签的节点在第 $t-1$ 次迭代时的标签。

$C_x(t)$ 的公式表达为:

$$C_x(t) = f(C_{x_{i1}}(t), \dots, C_{x_{im}}(t), C_{x_{i(m+1)}}(t-1), \dots, C_{x_{ik}}(t-1)) \quad (13)$$

式中, $f(Z)$ 方法为选择标签集合 Z 中出现次数最多的标签。LPA 算法逻辑便于理解且相对其他社区发现算法具有较快的集群速度,但其划分结果不具有稳定性。当一个节点的邻居标签中出现次数最大的标签多于一个时, LPA 算法将随机选择一个标签作为自己的标签。这种随机选择策略会导致初始迭代过程中的错误划分继续对后续划分造成越来越大的影响^[18]。由于单次迭代中标签选择范围仅限于当前节点的相邻节点,面对较大图网络时集群速度较慢。为解决上述问题,提出改进 LPA 算法。

在图网络每一顶点的邻居顶点集合中选择与其相似度最大的一点划分入途径点集合并进行标记,再于新增途经点的邻居集合中选择相似度最大并大于上一

路径边相似度且不在途径点集合的顶点作为下一新增途径点,循环直到找到没有下一符合条件的途径点的路径终点进行标记。将路径上顶点标签全部替换为终点标签。对图中未被标记的其他顶点采用异步方式循环上述步骤,完成一次迭代。重复迭代直至全图标签变化较小时停止迭代,算法流程如图 3 所示。将超像素块按改进 LPA 算法返回的社区划分结果重新标记社区标签,完成细分割超像素的合并。

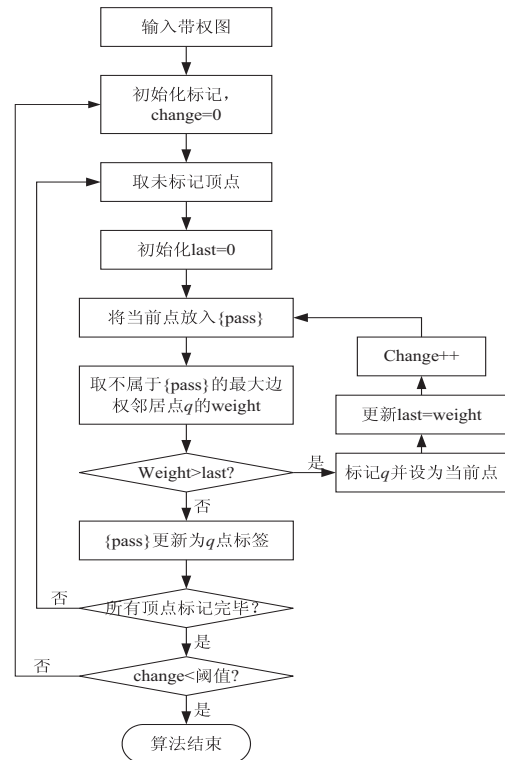
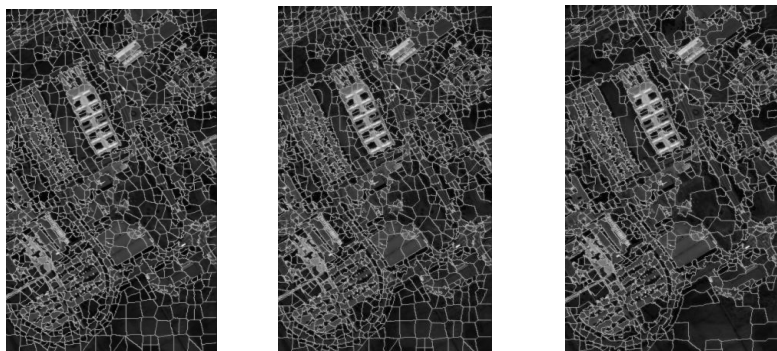


图 3 改进 LPA 算法流程

图 4 为利用 LPA 方法及文中改进 LPA 方法进行细分割超像素合并的结果示例,图 4(b)为 LPA 方法 2 次迭代后合并结果,后续迭代过程中出现往复摇摆的不稳定合并现象,合并结果不佳。图 4(c)为改进 LPA 方法 2 次迭代后合并结果。可以看到,改进 LPA 算法相比于 LPA 算法在超像素合并中具有更为准确稳定的合并效果。



(a) 未合并图像 (b) LPA 方法 2 次合并 (c) 改进 LPA 方法 2 次合并

图 4 超像素合并效果

2 实验结果与分析

2.1 实验数据

该文使用遥感数据集图像 Salinas scene 及 Pavia University 作为详细分析实验数据,以包含 Pavia Center, Indian Pine, Salinas Valley, Botswana, HyRANK, KSC 数据的多种传感器采集的数据集集合作为普适性验证数据。详细分析数据中 Salinas scene 有 224 条光谱带,大小为 512×217 像素, Pavia University 遥感图像数据有 103 条光谱带,大小为 610×340 像素。为验证算法的有效性,将文中方法与 SLIC 算法、LSC 算法、SNIC 算法及文献[9]算法进行比较,文献[9]算法及文中算法输入采用数据全通道,对于前 3 个对比算法,参照文献[9,19]的算法,应用主成分分析(PCA)法对高光谱遥感数据进行降维并表示成三通道图像作为对比算法的输入图像。

2.2 评价指标

该文采用欠分割错误率(undersegmentation)和边缘召回率(boundary recal)验证算法的边界识别能力。欠分割错误率表示超像素与真实地物分割相交之外的像素数量与真实分割像素数量的比值,计算公式为:

$$UE(G, S) = \frac{1}{N} \sum_{G_i} \sum_{S_j \cap G_i} \min\{|S_j \cap G_i|, |S_j - G_i|\} \quad (14)$$

其中, G 为地面真实分割, S 为超像素分割, N 为图像像素总数, S_j 为超像素分割中第 j 个标签区域, G_i 为地面真实分割中第 i 个标签区域,该文取 S_j 与 G_i 相交与不相交像素数目的较小值计算占比。该指标数值越小,证明捕捉地物边界的效果越好。

边缘召回率(BR)测量地物真实边界的哪一部分落在超像素边界有限像素范围内,其值越大表明边界贴合效果越好,计算公式为:

$$BR(G, S) = \frac{TP(G, S)}{TP(G, S) + FN(G, S)} \quad (15)$$

其中, G 为地面真实分割, S 为超像素分割, TP 为 G 中标记边界落在距离 S 中边界 r 个像素范围内的像素数目,其中 r 为图像对角线(四舍五入)的 0.0025 倍^[20], FN 表示 G 标记边界像素没有出现在 S 边界 r 个像素范围内的像素个数。该值越大表明超像素的边界贴合效果越好。

2.3 结果比较与分析

对比算法与文中算法对 Salinas scene 及 Pavia University 两幅图像的超像素分割结果分别如图 5 和图 6 所示,其中图 5 对 Salinas scene 遥感图像的超像素分割数量均限定在 550 ± 20 块,图 6 对 Pavia University 遥感图像的分割数量均限定在 800 ± 20 块。

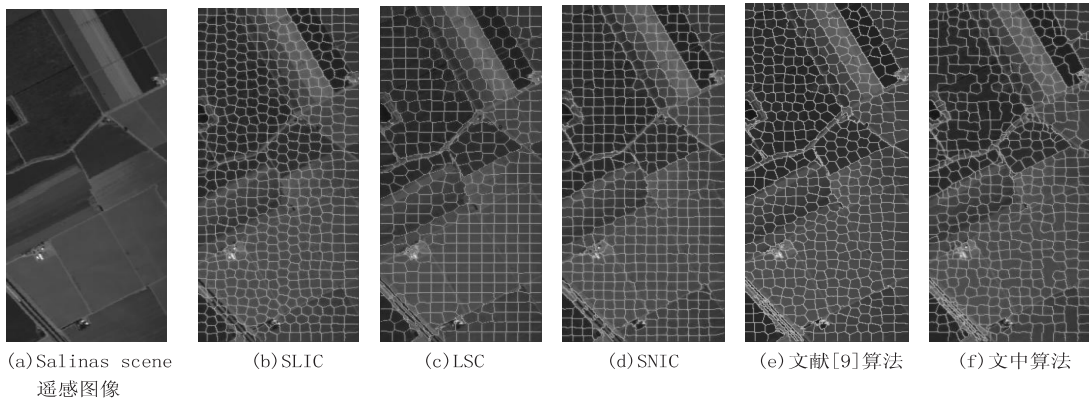


图 5 Salinas scene 遥感图像分割效果比较

由图 5 可见,该文应用的内容敏感超像素分割算法可在光谱信息较少的情况下生成地物边缘贴合效果较好且对地物变化更敏感的超像素。由图 6 可见,在光谱信息较复杂的情形下,对比算法对于密集地物边缘过分割现象明显,对尺寸较大地物边缘捕捉不准确。在大致相同超像素分割数量下,对于尺寸较大的地物,文中算法获取的超像素轮廓更清晰准确,同时对于尺寸较小的密集地物也具有更清晰的分割效果。相比于 4 种对比算法,文中算法可以在高光谱遥感图像上获得更好的超像素分割结果。

不同算法对 Salinas scene 及 Pavia University 图像的分割效果在欠分割误差和边界召回率指标下的测试

结果进行统计,得到的结果数据如表 1 所示,其中加粗值标注对比实验中较优数据。由表 1 可见,在 Salinas scene 遥感图像分割结果中,SNIC 算法在分割数量较少的情况下,具有较小欠分割误差值,但随着超像素分割数量的增加,文中算法得到的欠分割误差最小,且边界召回率值最高,明显优于 SLIC、LSC、SNIC 算法及文献[9]算法,证明文中算法对高光谱遥感图像的超像素分割具有较高的精度。在表 1 实验数据中,由于 Pavia University 遥感图像具有较复杂图像信息,随着分割数目增加,文中算法能更充分提取利用图像中的纹理信息。可以观察到文中算法在各项性能指标上均优于其他对比算法,因此在分割数较多时,文中算法的

性能优势更明显。

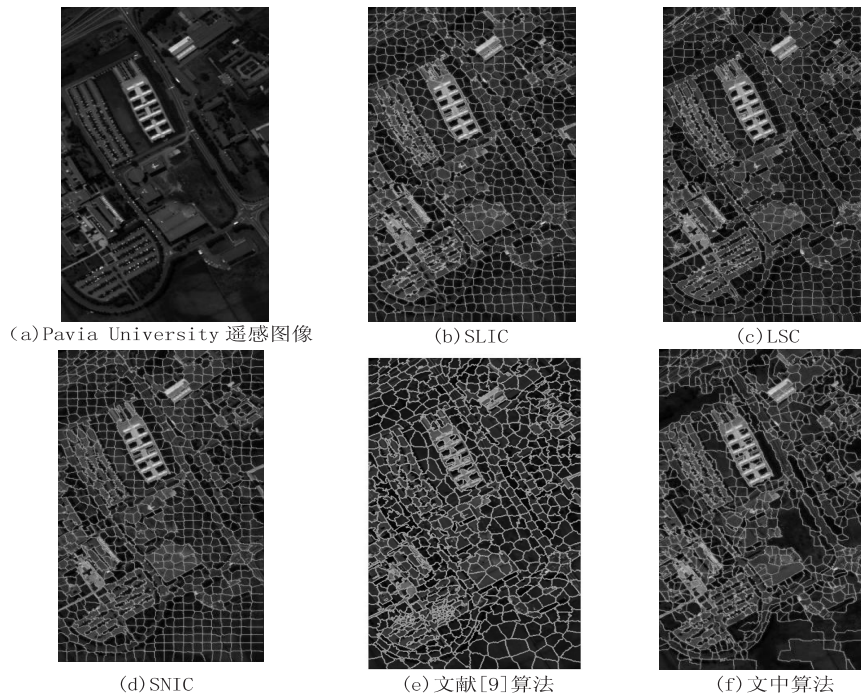


图 6 Pavia University 遥感图像分割效果比较

表 1 算法性能比较

遥感 图像	分割 数目	UE/%					BR/%				
		SLIC	LSC	SNIC	文献[9] 算法	文中 算法	SLIC	LSC	SNIC	文献[9] 算法	文中 算法
Salinas scene	340±20	27.15	28.02	26.06	27.93	26.33	43.58	43.75	44.91	44.51	49.21
	440±20	25.72	25.61	24.14	25.34	23.86	46.94	45.22	50.42	49.76	54.61
	550±20	23.20	24.37	22.49	23.67	21.99	50.17	49.26	55.24	56.21	57.18
	770±20	21.28	22.46	22.03	21.45	20.10	57.04	55.23	56.44	57.28	62.56
	920±20	20.55	21.07	19.06	18.79	18.02	59.15	59.03	63.65	65.36	68.7
	1 100±20	17.93	18.45	18.3	17.32	16.51	67.81	66.79	67.48	71.35	73.56
Pavia University	400±20	26.40	26.78	26.09	26.48	26.53	48.32	48.17	53.30	51.69	53.01
	600±20	24.65	24.81	24.53	24.06	24.90	57.28	58.86	60.22	57.61	67.46
	800±20	22.81	24.02	23.73	23.48	23.01	63.8	64.37	65.95	63.75	69.30
	1 000±20	22.53	23.42	22.76	22.56	22.04	71.71	69.82	70.17	69.76	75.83
	1 200±20	21.85	22.92	22.31	21.75	21.62	74.34	73.23	74.82	74.98	78.63
	1 400±20	21.12	22.16	21.35	21.41	21.03	78.34	77.62	78.76	77.93	82.79

结合图像的特性,对不同算法结果的分析如下: Salinas scene 图像的地物情况较明晰,在对该数据进行对比实验时,文中算法通过结合图像光谱信息和纹理信息的改进合并方式,有效利用了图像中的光谱、纹理特征,对同一地物区域减少过分割超像素的产生。利用改进 LPA 方法合并过分割像素区域,将相似像素分配至同一超像素块内,因此文中算法在该场景下的 2 个性能指标均较好。SNIC 算法在划分数量较少时也具有较好分割效果,但其仅关注图像的 3 个光谱通道,对高光谱图像信息存在特征利用不足的问题, Pavia

University 图像的光谱信息丰富,前 3 种对比算法的输入使用 PCA 算法进行降维,输入的光谱特征具有较好的可判别性且图像空间分辨率较小,5 种算法的性能差距并不明显。文献[9]算法也表现出较优的分割效果,但其由于缺少小面积区域合并的约束条件,在细节复杂区域存在较为明显的过分割现象。结合补充数据集验证文中算法普适性,不同方法按大致相同分割数目对各数据进行分割,结果如表 2 所示,其中加粗值标注对比实验中较优数据。由表 2 可见,文中算法在广泛高光谱数据上仍具有较好的性能表现。文中算

法由于对颜色混合超像素进行多级迭代细分,对复杂地物区域展现出更精细的分割效果,因此具有更高的边缘召回率数值。文中算法可有效提升多光谱遥感图像的超像素分割精度,综合性能表现最优。

表2 分析结果评价(均值±标注差) %

算法	UE	BR
SLIC	22.71±3.29	67.36±10.21
LSC	24.86±4.96	65.85±12.76
SNIC	23.02±4.21	68.26±9.05
文献[9]算法	22.49±3.58	71.723±8.23
文中算法	20.34±3.22	74.58±7.20

3 结束语

该文提出基于多级线性迭代聚类结合改进标签传播算法(LPA)的高光谱图像超像素分割方法,融合高光谱丰富的光谱信息,扩展了SLIC算法的适用范围,对欠分割超像素块进行多级迭代聚类分割,增加了分割的精细度。提取图像光谱特征、纹理特征结合社区发现思想,给过分割超像素的合并问题提出一种新方法,使分割的超像素块更贴合真实地物边界。文中算法在进行精细分割中会较小幅度减小时间效率,如何更好优化算法效率是后续需要继续改进的问题。实验结果表明,文中算法在高光谱遥感图像分割中有较好的边缘贴合效果,能有效改善高光谱遥感图像分割方法中精度较低的问题。

参考文献:

- [1] 赵贵萍, 邬洁, 陈佳颖, 等. 高光谱遥感技术在药用植物研究中的应用现状分析[J]. 中国实验方剂学杂志, 2022, 28(22): 239-248.
- [2] 陈玲, 贾佳, 王海庆. 高分遥感在自然资源调查中的应用综述[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(1): 1-7.
- [3] 吴诗嫻. 遥感图像预处理与分析方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2017.
- [4] BARBATO M P, NAPOLETANO P, PICCOLI F, et al. Un-supervised segmentation of hyperspectral remote sensing images with superpixels[J]. Remote Sensing Applications, Society and Environment, 2022, 28: 100-823.
- [5] 孙玮婕, 杨军. 改进的简单非迭代聚类的遥感影像分割研究[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(13): 185-192.
- [6] 廖苗, 李阳, 赵于前, 等. 一种新的图像超像素分割方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(2): 364-370.
- [7] 张永梅, 孙海燕, 胥玉龙. 一种改进的基于超像素的多光谱图像分割方法[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(1): 58-64.
- [8] ZHAO W, JIAO L, MA W, et al. Superpixel-based multiple local CNN for panchromatic and multispectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(7): 4141-4156.
- [9] 任伟建, 刘泽宇, 霍凤财, 等. 一种改进的多光谱遥感图像超像素分割算法[J]. 吉林大学学报: 理学版, 2022, 60(2): 351-360.
- [10] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [11] OJALA T, PIETIKINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [12] AERI R, MOHAMMAD S, SILFIA R, et al. Corn leaf disease classification using local binary patterns (LBP) feature extraction[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2406(1): 12-20.
- [13] MAIHAMI V, YAGHMAEE F. Automatic image annotation using community detection in neighbor images[J]. Physica A Statistical Mechanics & Its Applications, 2018, 507: 123-132.
- [14] MOURCHID Y, HASSOUNI M E, CHERIFI H. An image segmentation algorithm based on community detection[C]// Complex networks & their applications V. Milan: Springer, 2017: 821-830.
- [15] ABIN A A, MAHDISOLTANI F, BEIGY H. WISECODE: wise image segmentation based on community detection[J]. The Imaging Science Journal, 2014, 62(6): 327-336.
- [16] RAGHAVAN U N, ALBERT R, KUMARA S. Near linear time algorithm to detect community structures in large-scale networks[J]. Physical Review E, 2007, 76(3): 036106.
- [17] 邓凯旋, 陈鸿昶, 黄瑞阳. 基于标签传播能力的改进LPA算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(3): 60-64.
- [18] 刘扬, 郑文萍, 张川, 等. 一种基于局部随机游走的标签传播算法[J]. 计算机科学, 2022, 49(10): 103-110.
- [19] LI S, LU T, FANG L, et al. Probabilistic fusion of pixel-level and superpixel-level hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2016, 54(12): 7416-7430.
- [20] STUTZ D, HERMANS A, LEIBE B. Superpixels: an evaluation of the state-of-the-art[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2018, 166: 1-27.