

基于局部空间信息的可变类模糊阈值光学遥感图像分割

杨蕴¹ 李玉¹ 赵泉华¹

摘要 阈值法分割在光学遥感图像分析中被得到广泛的应用,然而传统阈值法也存在诸多局限性,如对噪声敏感,需人为设定类别数,计算复杂度高等.针对传统阈值法的局限性,提出一种基于局部空间信息的可变类模糊阈值光学遥感图像分割方法.首先,以图像光谱的一阶矩为初始类中心,利用二分法原理和区域间最大相似度准则来快速确定类别数及其中心.然后,通过岭形模糊隶属函数计算各像素点对不同类的隶属程度,同时考虑到像素点的隶属度局部空间信息,在隶属度域中定义一个模糊加权滤波器对各类的隶属度矩阵进行滤波,以滤波后的隶属度集合为依据,按照最大隶属原则确定图像的标号场.最后,对标号场中的局部异常标号进行替换,将修正后的标号场由对应的类中心赋色得到分割图像.视觉和统计分析评价结果表明,与传统阈值法相比,该方法能在减少计算时间的同时获得更好的分割结果,可适用于光学遥感图像的多阈值分割.

关键词 遥感图像分割,局部模糊阈值,可变类,隶属度域,标号场

引用格式 杨蕴,李玉,赵泉华.基于局部空间信息的可变类模糊阈值光学遥感图像分割.自动化学报,2022,48(2):582-593

DOI 10.16383/j.aas.c190412

Fuzzy Threshold Optical Remote Sensing Image Segmentation With Variable Class Number Based on Local Spatial Information

YANG Yun¹ LI Yu¹ ZHAO Quan-Hua¹

Abstract Threshold segmentation has been widely used in optical remote sensing image analysis. However, traditional threshold methods also have many limitations, such as sensitivity to noise, artificially setting the number of classes, high computational complexity and so on. Aiming at the limitation of traditional threshold methods, a fuzzy threshold optical remote sensing image segmentation method with variable class numbers based on local spatial information is proposed. Firstly, taking the one-order moment of the image spectrum as the initial class center, the dichotomy principle and the maximum similarity criterion between regions are used to quickly determine the number of classes and their centers. Then, through the ridge-shaped fuzzy membership function, the degree of membership of each pixel to different classes is calculated. Meanwhile, considering the local spatial information of the membership of each pixel, a fuzzy weighted filter is defined in the membership domain to filter the membership matrix of each class. Based on the filtered membership set, the label field of the image is determined according to the maximum membership principle. Finally, the local abnormal labels in the label field are replaced, and the corrected label field is colored by the corresponding class center to obtain the segmented image. The results of visual and statistical analysis show that compared with the traditional threshold method, the proposed method can obtain better segmentation results while reducing the computation time. It can be applied to multi-threshold segmentation of optical remote sensing images.

Key words Remote sensing image segmentation, local fuzzy threshold, variable class, membership domain, label field

Citation Yang Yun, Li Yu, Zhao Quan-Hua. Fuzzy threshold optical remote sensing image segmentation with variable class number based on local spatial information. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(2): 582-593

收稿日期 2019-05-27 录用日期 2019-12-02

Manuscript received May 27, 2019; accepted December 2, 2019

国家自然科学基金(41301479, 41271435)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (41301479, 41271435)

本文责任编辑 桑农

Recommended by Associate Editor SANG Nong

1. 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院遥感科学与应用研究所 阜新 123000

1. Institute for Remote Sensing Science and Application, School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000

随着遥感图像分辨率的提高,其在人们生活中的使用比例越来越大,如何快速、精确地从其中提取目标信息已成为遥感领域的一个重要研究课题^[1].分辨率的提高在带来信息丰富的同时也给目标分析带来巨大困难,而图像分割技术通过给每个像素分配标签,使同一标签的像素具有相同的视觉特性,可提高图像分析的效率^[2].因此执行图像分割用于更好描述图像是由图像处理到图像分析的关键步

骤, 对于遥感图像目标的高效分析具有重要意义。

现有图像分割方法大致可分为四类: 基于区域^[9]、边缘^[4]、学习分类^[5]和阈值^[6]的方法。其中, 区域法的优点是对噪声不敏感, 但需要制定合适且高效的相似性准则, 易造成图像过分割; 而单纯基于边缘检测的方法往往不能提供较好的区域结构; 学习分类法利用大量的训练样本能较好地解决图像中的噪声和均匀问题, 但目前存在网络模型难以确定, 易出现欠学习和局部最优等问题^[7-8]; 阈值法具有简单易行、性能稳定等优点^[9], 目前流行的阈值方法有 Otsu 法^[10]、最大熵法^[11]和聚类法^[12]等, 这些方法基于不同准则来选取阈值, 都具有各自的优点, 但也有自身的缺点。Otsu 和最大熵法分别以分割后图像类间方差和熵最大为目标函数, 穷举选取使目标函数获得最大值的阈值, 但其仅考虑像素本身对分割结果的影响, 对噪声和异常值敏感^[13]。为此, 人们引入邻域像素进行二维阈值化, 在一定程度上减弱了噪声和异常值对分割结果的影响, 但存在信息损失严重、耗时过长等缺点, 特别是在多阈值图像分割中更为突出^[14]。聚类法是一种不依赖于分类的先验知识, 遵循同质性准则对像素划分的方法, 能够有效分离具有全局特征的数据^[15], 其中最具代表是 Kmeans 和模糊 C 均值 (Fuzzy C-means, FCM) 算法。Kmeans 算法以欧氏距离作为相似度测度, 以误差平方和为聚类准则函数, 迭代计算使得准则函数收敛为止^[16]。它具有简单、计算快速等优点, 但其强制图像的各个像素属于特定的类别, 使得对具有复杂场景的遥感图像的分割结果很差。FCM 方法利用模糊集理论中的隶属函数对每个像素点进行划分, 考虑了模糊性和不确定性, 可对纹理和背景简单的图像取得良好的效果^[17], 但 FCM 仅考虑像素光谱信息, 对噪声较敏感。为此常将图像局部空间信息引入目标函数, 如文献 [18-19] 中, 通过迭代计算像素邻域和聚类中心之间的距离来提高 FCM 算法对图像分割的鲁棒性。然而, 局部空间信息的引入会导致算法复杂度升高, 降低了该算法的实际应用价值。

为了克服传统阈值法需人为设定类别数、对噪声敏感、计算复杂度高等局限性, 提出了一种基于局部空间信息的可变类模糊阈值遥感图像分割方法。首先, 以图像中待定类像素点的光谱一阶矩和二阶矩为初始类中心和自适应阈值, 利用二分法原理来初始化类别数目。对于任意待定类别, 当相邻两次迭代得到类别的像素光谱均值差小于规定值时, 该类查找结束, 并以此均值作为该类的中心。并在确定各类的迭代过程中, 计算与其二阶邻域系统

间的相似度, 以最大相似度准则进行类别区域合并。由确定的类别数和类中心为输入, 通过岭形模糊隶属函数计算图像中各像素点对于不同类别的隶属程度。考虑图像中属于同一类别的像素具有一定程度的连通性, 即各像素与其邻域之间关系紧密, 不可能存在孤立的像素, 而隶属度和标号场是各像素属性的映射, 因此也满足此局部空间关系。为了利用此局部空间信息同时降低计算复杂度, 在隶属度域中定义一个加权模糊滤波器对每一类别中像素点的隶属度进行滤波, 以滤波后的隶属度集合为依据, 按照最大隶属原则确定图像的标号场。最后, 对标号场中局部异常标号进行替换, 将修正后的标号场由对应的类中心赋色得到分割图像。

1 算法描述

设 $I = \{I_p(i, j) : (i, j) \in S, i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N\}$ 为定义在图像空域 S 、大小为 $M \times N$ 的待分割遥感影像, 其中, $I_p(i, j) = (I_p^1(i, j), I_p^2(i, j), \dots, I_p^l(i, j))^T$ 为像素光谱测度矢量, p 为像素索引, (i, j) 表示像素 p 的格点位置, l 为光谱测度矢量的维度。对于全色遥感图像, $l = 1$; 对于多光谱遥感图像, $l \geq 3$ 。

1.1 类别及其中心初始化

利用图像的全局信息快速地对分割图像的类别数及其中心粗略估计, 其包含以下步骤: 类中心初始化、划分阈值选取、待定类识别、类别区域融合和查找结束。

1.1.1 类中心初始化

为了避免随机选择初始值而降低类别查找的动态性, 本文以图像光谱的一阶矩作为初始类中心, 即

$$C_s^0 = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I^s(i, j)}{M \times N} \quad (1)$$

其中, $s \in \{1, 2, \dots, l\}$ 为波段索引, C_s^0 为波段 s 的初始类中心。

1.1.2 划分阈值选取

以图像中待定类各像素点与类中心的二阶中心矩的算术平方根为自适应阈值, 较之各待定类像素点与类中心的距离从而确定类属划分, 波段 s 中第 k 个类别的自适应阈值为

$$T_s^k = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{M'} \sum_{j=1}^{N'} (I^s(i, j) - C_s^k)^2}{M' \times N'}} \quad (2)$$

其中, $s \in \{1, 2, \dots, l\}, k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 为类别索引, K 为确定的类别数目, $M' \times N'$ 为确定第 k 类中心时图像中待定类像素点个数, 则第 k 个类别的自适应阈值为 $\mathbf{T}^k = [T_1^k, T_2^k, \dots, T_l^k]$.

1.1.3 待定类识别

当查找第 k 类时, 以欧氏距离为准则, 计算波段 s 中各待定类像素点与类中心数值特征的绝对差异:

$$D_s^k(i, j) = \sqrt{(I^s(i, j) - C_s^k(i, j))^2} \quad (3)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, M', j = 1, 2, \dots, N', \mathbf{D}^k = [D_1^k, D_2^k, \dots, D_l^k]$. 标记 \mathbf{D}^k 小于 \mathbf{T}^k 的像素点, 以这些像素点光谱测度均值更新第 k 类的聚类中心 \mathbf{C}_s^k , 当相邻两次迭代得到类别的光谱均值差小于 0.87 (以各波段坐标均相差 0.5 为限) 时, 该类查找结束, 并以此均值作为该类的中心.

1.1.4 类别区域融合

考虑到类别查找时, 由于遥感图像的局部非均匀性, 在区域上会出现局部最优现象, 为此通过计算相邻区域的相似度^[20]来指导合并过程, 确定类别数. 其将图像每一维度均匀量化为 16 个等级, 然后在特征空间中计算每个类别区域的归一化直方图, 使用 Bhattacharyya 系数^[21]来度量相邻类别区域间的相似性, 可表示为:

$$\rho(\mathbf{R}, \mathbf{Q}) = \sum_{u=1}^{16^l} \sqrt{\text{Hist}_R^u \cdot \text{Hist}_Q^u} \quad (4)$$

其中, l 为光谱测度矢量的维度, Hist_R 和 Hist_Q 分别是类别区域 \mathbf{R} 和 \mathbf{Q} 的归一化直方图, 上标 u 代表它们的第 u 个元素. 设以 \mathbf{R} 为中心的二邻域系统内所有类别区域为 $\mathbf{Q}_k, k \in \{1, 2, \dots, 8\}$, 计算相似度 $\rho(\mathbf{R}, \mathbf{Q}_k)$, 取其最大值对应的类别区域索引, 可表示为:

$$z = \arg \max_k (\rho(\mathbf{R}, \mathbf{Q}_k)) \quad (5)$$

其中, $z \in \{1, 2, \dots, 8\}$. 若 $\rho(\mathbf{R}, \mathbf{Q}_z)$ 大于阈值, 将 \mathbf{R} 与 \mathbf{Q}_z 合并, 并更新类别及其中心, 其中阈值越大, 合并条件越严格, 反之亦然, 本文取 0.85.

1.1.5 查找结束

当第 k 类确定后, 在待定类的像素点中重复执行上面步骤, 直到所有像素完成标记, 类别查找结束.

1.2 像素隶属度分配

定义一个模糊隶属函数 $\mu_k(\cdot)$, 由初始化的类别数和类中心使各像素与每个类相关联, 得到各像素所属类别的隶属度. 岭形分布隶属函数 (见图 1) 采用正弦函数作为核心, 具有主值区间宽、过渡平稳

的特点^[22], 能很好反映各像素与类别隶属程度的模糊关系, 定义为:

$$\mu_k(I_p^s(i, j)) = \begin{cases} 0, & I_p^s(i, j) \leq a \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin\left(\frac{\pi}{b-a} \left(I_p^s(i, j) - \frac{a+b}{2}\right)\right), & a < I_p^s(i, j) \leq b \\ \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \sin\left(\frac{\pi}{c-b} \left(I_p^s(i, j) - \frac{b+c}{2}\right)\right), & b < I_p^s(i, j) \leq c \\ 0, & I_p^s(i, j) > c \end{cases} \quad (6)$$

其中, a, b, c 为模糊参数, 将其与类中心和图像相关联, 当 $k = K = 1$ 时, $a = \min(I^s), b = C_K$; 当 $k = K$ 时, $a = C_k - 1, b = C_k, c = \max(I^s)$; 当 $1 < k < K$ 时, $a = C_k - 1, b = C_k, c = C_k + 1$.

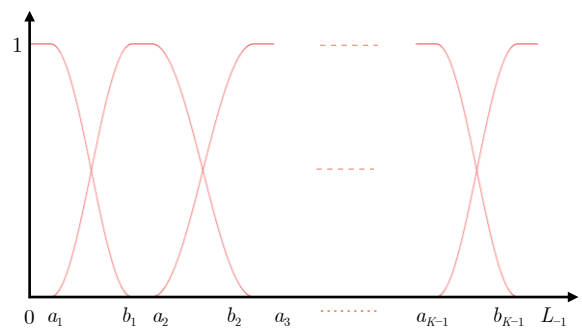


图 1 多级岭形隶属函数

Fig. 1 Multilevel ridge membership function

由 $\mu_k(I_p^s(i, j))$ 可得图像 I^s 中像素 p 属于第 k 类的隶属度, 其输出是一个隶属度向量:

$$\boldsymbol{\mu}(I_p^s(i, j)) = [\mu_1(I_p^s(i, j)) \mu_2(I_p^s(i, j)) \cdots \mu_K(I_p^s(i, j))] \quad (7)$$

其中, K 为类别数. 图像中所有像素的隶属度向量组成一个隶属度集 $\boldsymbol{\mu}(\mathbf{I})$.

1.3 隶属度域滤波

同一类别区域内部在分割过程由于随机噪声产生的孤立像素可认为是误分割, 在隶属度矩阵中表现为异常的隶属度值. 为了利用此局部空间信息同时降低计算复杂度, 将模糊加权函数^[23]应用于均值滤波器移动窗口内的隶属度值, 在隶属度域中定义一个模糊加权均值滤波器来过滤随机噪声, 以 $\mu_k(i, j), k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 为二维模糊滤波器的输入, 其输出为

$$\mu_k^F(i, j) = \frac{\sum_{(m, n) \in \eta_p} W_A[\mu_k(i+m, j+n)] \cdot \mu_k(i+m, j+n)}{\sum_{(m, n) \in \eta_p} W_A[\mu_k(i+m, j+n)]} \quad (8)$$

其中, $\mu_k^F(i, j)$ 为第 k 类隶属度空间格点位置坐标 (i, j) 滤波后的输出值; η_p 是以 p 为中心的窗口邻域, 本文 $\eta_p = 25$; $W_A(\cdot)$ 是以移动窗口内均值构建的窗口加权函数, 定义为

$$W_A[\mu(i+m, j+n)] = \begin{cases} 1 - \frac{\mu_{\max}(i, j) - \mu(i+m, j+n)}{\mu_{\max}(i, j) - \mu_{\min}(i, j)}, & \mu_{\min}(i, j) \leq \mu(i+m, j+n) < \mu_{\max}(i, j) \\ 1 - \frac{\mu(i+m, j+n) - \mu_{\max}(i, j)}{\mu_{\max}(i, j) - \mu_{\min}(i, j)}, & \mu_{\min}(i, j) \leq \mu(i+m, j+n) < \mu_{\max}(i, j) \\ 1, & \mu_{\max}(i, j) - \mu_{\min}(i, j) = 0 \text{ 或 } \mu_{\max}(i, j) - \mu_{\min}(i, j) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

其中, $(m, n) \in \eta_p$, $\mu_{\max}(i, j)$ 、 $\mu_{\min}(i, j)$ 和 $\mu_{\text{mav}}(i, j)$ 分别是 η_p 内输入值的最大、最小和平均值。

1.4 标号域滤波和赋色

由滤波后的隶属函数, 按最大隶属原则得到标号场, 如式 (10) 所示

$$\mathbf{L}_s = \arg \max_k \{ \mu_k^F(I^s) \} \quad (10)$$

其中, $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, $\mathbf{L}_s = \{L_s(i, j) = k : i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N\}$. 为了消除标号场 L_s 中由于误判的类别标号 (假设表现为脉冲噪声) 并保持其边缘, 以移动窗口内的中值构建窗口加权函数 $W_M(\cdot)$ 来定义模糊加权中值滤波器, 如式 (11) 所示

$$W_M[L(i+m, j+n)] = \begin{cases} 1 - \frac{L_{\text{med}}(i, j) - L(i+m, j+n)}{L_{\text{med}}(i, j) - L_{\min}(i, j)}, & L_{\min}(i, j) \leq L(i+m, j+n) < L_{\text{med}}(i, j) \\ 1 - \frac{L(i+m, j+n) - L_{\text{med}}(i, j)}{L_{\max}(i, j) - L_{\text{med}}(i, j)}, & L_{\text{med}}(i, j) \leq L(i+m, j+n) < L_{\max}(i, j) \\ 1, & L_{\text{med}}(i, j) - L_{\min}(i, j) = 0 \text{ 或 } L_{\max}(i, j) - L_{\text{med}}(i, j) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\mu_{\text{med}}(i, j)$ 是 η_p 内所有输入值的中值. 经滤波后得到修正的标号场 \mathbf{L}_s^F ,

$$\mathbf{L}_s^F(i, j) = \frac{\sum_{(m, n) \in \eta_p} W_M[\mathbf{L}_s(i+m, j+n)] \cdot \mathbf{L}_s(i+m, j+n)}{\sum_{(m, n) \in \eta_p} W_M[\mathbf{L}_s(i+m, j+n)]} \quad (12)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N$. 将 \mathbf{C}_s 的颜色值赋予 \mathbf{L}_s^F 相应的标号位置得到分割图像。

1.5 算法流程

算法流程图如图 2 所示。

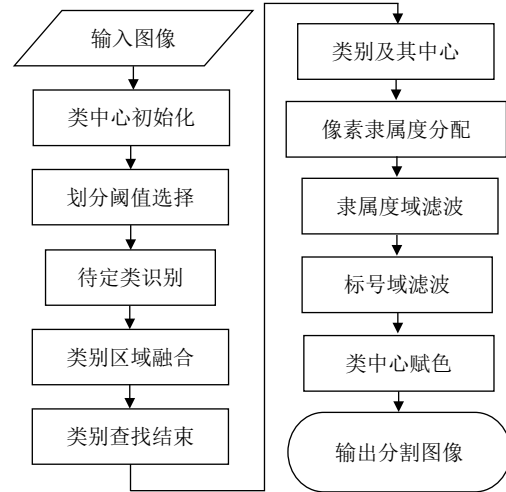


图 2 算法流程图

Fig.2 Algorithm flow chart

综上所述, 可对本文方法的流程总结如下。

S1 利用二分法原理和区域间最大相似度准则对图像类别数及其中心初始化;

S2 将类中心和各像素与岭形分布隶属函数相关联, 得到各像素所属类别的隶属度;

S3 在隶属度域中定义一个模糊加权均值滤波器来过滤由于噪声引起的异常隶属度值;

S4 对滤波后的隶属度集按照最大隶属原则确定图像的标号场, 并由模糊加权中值滤波器来消除其中由于类别初始化时误判的类别标号;

S5 对修正后的标号场由对应的类中心赋色得到分割图像。

2 实验结果与讨论

选择模拟图像、全色遥感图像和多光谱遥感图像对本文方法进行验证, 其中研究区的真彩色图像是由 WorldView-2 的红、绿、蓝三波段 (波段 5 = 红, 波段 3 = 绿, 波段 2 = 蓝) 合成。

2.1 实验设置

实验是在具有 Intel(R) Core (TM) CPU, i7-6700, 3.4 GHz, 16 GB RAM 的 DELL 计算机上, 应用 Windows 8 环境下的 MATLAB R2017a 实现的. 为了验证提出方法的优越性, 将所提出方法与一些著名的阈值算法的性能进行比较, 选择了 Kmeans、FCM 和文献 [19] 的方法作为对比算法, 其中 Kmeans 和 FCM 算法可在文献 [16] 和文献 [17] 中得到详细描述, 对其分割结果从目视分析、监督评价、非监督评价和运行时间来进行比较分析. 对于模拟图像, 由于已知参考图像, 选择监督评价中应用最广泛的

混淆矩阵来计算用户精度、产品精度、总精度和 Kappa 系数对分割结果进行定量评价. 对于全色遥感图像, 利用文献 [24] 提出的面积加权方差 (Area-weighted variance, WV) 和 Jeffries-Matusita (JM) 距离对分割结果进行非监督评价. 对多光谱遥感图像, 其光谱信息增加, 为了较全面评价分割质量, 除了利用 WV 和 JM 外, 增加文献 [25] 提出的可见色差 E 对分割结果进行非监督评价. WV 用于测量全局分割同质区域内的优劣, 并按每个同质区域的面积进行加权. 其定义如下

$$WV = \frac{\sum_{i=1}^n a_i \times v_i}{\sum_{i=1}^n a_i} \quad (13)$$

$$v_i = \frac{\sum_{b=1}^m v_{ib}}{m} \quad (14)$$

其中, $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 为同质区域索引, n 是同质区域数, a_i 为区域 i 的面积, v_i 是区域 i 所有波段的平均方差, l 是遥感图像的波段数, v_{ib} 是 b 波段中第 i 个区域的方差. 较低的 WV 表明分割结果具有较高的区域内同质性. JM 用于测量分割同质区域间的整体优劣, 并按每个同质区域的面积进行加权, 其定义如下

$$JM = \frac{\sum_{i=1}^n a_i \times \left(\frac{1}{l} \sum_{b=1}^l J_i(b) \right)}{\sum_{i=1}^n a_i} \quad (15)$$

其中, $J_i(b)$ 是波段 b 中区域 i 的 JM 距离, 可表示为

$$J_i = \sum_{k=1}^{\Omega} \frac{L_{ik}}{L_i} \times (2(1 - e^{-B_{ik}})) \quad (16)$$

其中, L_i 为区域 i 的边界长度, L_{ik} 为区域 i 及其相邻区域 $k \in \{1, 2, \dots, \Omega\}$ 的共同边界长度, B_{ik} 是根据区域邻接图计算区域 i 和 k 的 Bhattacharyya 距离, 可表示为

$$B_{ik} = \frac{1}{8}(\mu_i - \mu_k)^2 \times \frac{2}{v_i^2 + v_k^2} + \frac{1}{2} \ln \left(\frac{v_i^2 + v_k^2}{2v_i v_k} \right) \quad (17)$$

其中, μ_i, μ_k 和 v_i, v_k 分别是相邻区域 i 和 k 的均值和方差. 较低的 JM 表明分割结果具有较高的区域间异质性.

在可见色差的情况下, E 结合区域内和区域间视觉误差来评价分割结果的质量, 定义为

$$E = E_{\text{intra}} + E_{\text{inter}} \quad (18)$$

其中, E_{intra} 表示区域内视觉误差, 其旨在评估欠分

割的程度, 可表示为

$$E_{\text{intra}} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N u(\|I(i, j) - I'(i, j)\|_{\text{Lab}} - th)}{M \times N} \quad (19)$$

其中, $M \times N$ 为图像大小, I 和 I' 分别表示原始和分割图像, $\|\cdot\|_{\text{Lab}}$ 表示 CIELab 颜色空间中的色差, th 表示可见色差的阈值, $u(\cdot)$ 表示阶跃函数,

$$u(t) = \begin{cases} 1, & t > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

其中, th 为可调阈值, 本文 $th = 6$. E_{inter} 为区域间视觉误差, 用来评估过分割程度, 定义为

$$E_{\text{inter}} = \frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1, j \neq i}^K w_{ij} \times u(th - \|I'_i - I'_j\|_{\text{Lab}})}{c \times M \times N} \quad (21)$$

其中, K 表示分割的同质区域数量, w_{ij} 表示区域 i 和区域 j 之间的连接长度, 如果区域 i 和 j 未连接, 则等于零, c 表示归一化因子, 本文选择 $c = 1/6$. 由于 E_{intra} 与 E_{inter} 之间存在着相互关系, 因此当 E 达到较小的值时, 被视为实现较好的分割.

2.2 模拟图像分割

图 3 (a1) 和图 3 (a2) 是尺寸为 128×128 像素的模板, 用于生成标记为 I-V 的五个均匀区域的模拟图像 (见图 3 (b1) 和图 3 (b2)), 其各波段中均匀区域的像素强度服从表 1 所示的高斯分布.

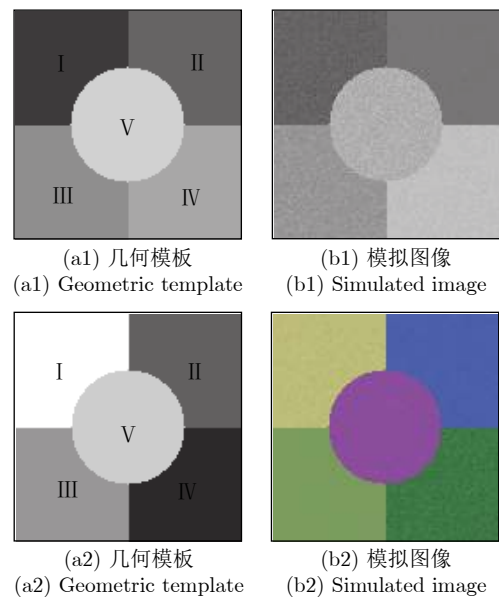


图 3 模拟图像

Fig. 3 Simulated images

分别利用对比算法和本文方法对图 3 (b1) 和 3 (b2) 进行分割实验, 分割结果如图 4 所示, 其中第一行和第二行分别为图 3 (b1) 和图 3 (b2) 的分割结果. 由图 4 可以看出, Kmeans 的分割结果中含有大量分割噪声, 这是因为其仅考虑像素的测量, 对光谱的变化很敏感, 因此很难区分不同的均匀区域. 对于 FCM, 它利用隶属度对像素模糊划分, 隶属度提供的自由度使得比传统硬阈值划分具有更好的不确定性处理能力, 从而减弱噪声和异常值对分割结果的影响, 它可以成功地区分区域 I、III 和 IV, 但区域 II 和 V 的分割结果比较模糊. 文献 [19] 通过定义中心像素与邻域像素隶属度间的制约关系改善了 FCM 得到的分割结果, 但对部分区域不能有效分割, 如图 4 (c2) 的区域 II. 本文方法在正确识别类别数的情况下, 考虑了隶属度空间中各像素隶属度之间的空间信息, 从而加强了邻域系统中像素之间的连接, 此外在标号域中建立的模糊中值滤波剔除了局部异常标号, 取得了更好的分割结果.

为了进行定量精度评价, 计算不同同质区域的

误差矩阵, 从而计算出产品精度、用户精度、总体精度和 Kappa 系数^[26]来描述分割结果的准确性(见表 2). 从表 2 可以看出, 本文方法各同质区域的用户精度和产品精度均在 96 % 以上, 总体精度和 Kappa 系数平均为 98.8 % 和 99.1 %. 在对比算法中, Kmeans 的总体精度和 Kappa 系数平均分别为 54.3 % 和 51.4 %; FCM 的总体精度和 Kappa 系数平均分别为 78.1 % 和 77.3 %, 其优于 Kmeans; 文献 [19] 的总体精度和 Kappa 系数分别为 89.1 % 和 87.5 %, 优于 Kmeans 和 FCM, 但精度仍低于本文方法. 定量结果表明, 本文所提出的方法可取得良好的分割效果, 具有广阔的应用前景.

2.3 全色遥感图像分割

图 5 (a1) ~ (d1) 为待分割的 5 幅全色遥感图像, 其中, 图 5 (a1) 是分辨率为 0.5 m, 尺度为 322×288 像素的 Pleiades-1 机场图像, 人为判读类别数为 4; 图 5 (b1) 是分辨率为 1 m, 尺度为 270×350 像素的 IKONOS 郊区图像, 人为判读类

表 1 各同质区域的高斯分布参数
Table 1 Gaussian distribution parameters of homogeneous regions

模拟图像	参数	I	II	III	IV	V
图 3 (b1)	均值	70	90	130	180	160
	方差	6	2	7	4	8
图 3 (b2)	均值	20/120/40	70/80/200	120/160/80	150/60/160	200/200/110
	方差	5/7/4	7/5/3	4/2/7	3/4/5	5/6/2

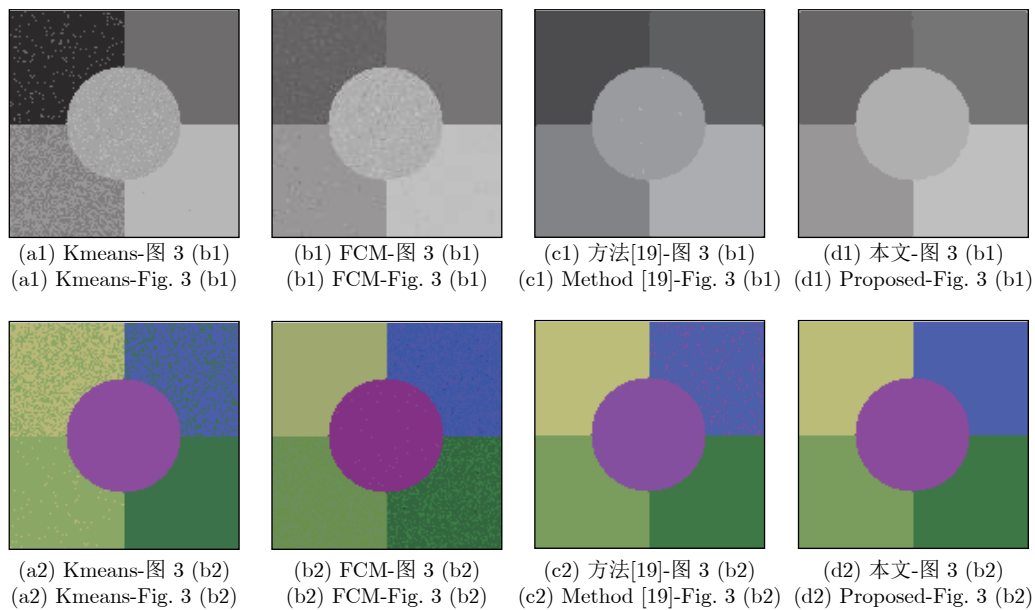


图 4 模拟图像分割结果

Fig. 4 Simulated image segmentation results

表 2 模拟图像分割的定量评价结果
Table 2 Quantitative evaluation results of simulated image segmentation

图像	指标	区域	Kmeans	FCM	文献 [19]	本文方法	
图 3 (b1)	用户精度 (%)	I	69.8	72.1	96.9	99.9	
		II	92.2	90.1	98.6	99.9	
		III	44.7	81.7	98.1	99.9	
		IV	90.4	80.4	97.0	99.8	
		V	58.8	69.7	94.5	99.3	
	产品精度 (%)	I	56.3	66.5	99.6	99.7	
		II	88.5	86.1	78.3	100	
		III	33.9	75.6	98.5	99.5	
		IV	86.5	86.5	97.1	100	
		V	63.3	71.7	90.4	99.6	
	总精度 (%)		55.4	75.2	88.6	99.4	
	Kappa 系数 (%)		53.9	74.6	85.3	99.7	
	图 3 (b2)	用户精度 (%)	I	42.4	96.5	97.5	99.5
			II	38.9	84.5	70.6	96.0
			III	63.2	96.1	96.6	99.5
IV			85.6	59.6	95.9	99.0	
V			88.4	86.7	88.3	97.2	
产品精度 (%)		I	55.3	69.7	90.4	98.7	
		II	55.3	90.5	76.8	99.9	
		III	48.7	81.7	88.4	93.7	
		IV	78.3	71.4	69.5	98.5	
		V	90.1	73.8	90.3	99.2	
总精度 (%)			53.2	81.2	89.7	98.3	
Kappa 系数 (%)			48.9	80.0	88.1	98.6	

别数为 5; 图 5 (c1)和 (d1) 是分辨率为 0.7 m 的 EROS-B 图像, 其中, 图 5 (c1) 为 512×512 像素的码头图像, 人为判读类别数为 6, 图 5 (d1) 为 256×256 像素的房屋图像, 人为判读其类别数为 7. 采用本文算法和对比算法对全色遥感图像进行分割实验, 其中图 5 (a2)~(d2) 为采用 Kmeans 方法进行分割实验得到的结果; 图 5 (a3)~(d3) 为采用 FCM 方法进行分割实验得到的结果; 图 5 (a4)~(d4) 为采用文献 [19] 方法进行分割实验得到的结果; 图 5 (a5)~(d5) 为采用本文方法进行分割实验得到的结果.

由图 5 可以看出, 通过各方法的分割, 图像表现为不同的同质区域, 简化了图像表示, 有利于图像的后续分析. 对 Kmeans 法, 各同质区域叠加在一起, 使其含有大量的分割噪声, 分割结果较差; FCM 法分割精度有所提高, 但仍有一些明显的噪声; 文献 [19] 的方法由于引入局部信息, 具有一定的抗噪性. 由于在隶属度域和标号域进行了模糊加权滤波, 本文方法在视觉上提供了对比算法更好

的分割结果.

表 3 为利用 WV 和 JM 对图 5 (a1)~(d1) 进行定量评价的结果. 从表中可以看出, 本文方法均具有较小的 WV 和 JM 值, 说明本文方法相比对比算法, 分割结果的同质区域内部具有较低的方差, 且各同质区域面积较为完整, 相邻同质区域间具有较大公共边界, 满足图像分割结果对空间连续且光谱均匀的要求.

由于场景的不同, 属于每一类的像素不尽相同, 存在稀疏类、密集类和均匀类^[27]. 为了便于分析, 本文假设各场景为均匀类, 其像素在各类别中均匀分布. 基于此, 在表 4 中给出了对比算法和本文方法的计算复杂度, 其中 $M \times N$ 是图像的像素数, K 是类别的数量, t 是迭代数, ω 是滤波窗口的大小, $M \times N/K$ 为每一类包含的像素数.

根据表 4, 由于每个类包含 $M \times N/K$ 个元素, Kmeans 在每次迭代中最多进行 K 次比较就可以确定适当的聚类, 并进行 $M \times N/K$ 比较以确定适当的元素, 具有低计算复杂度, 文献 [19] 的方法与迭

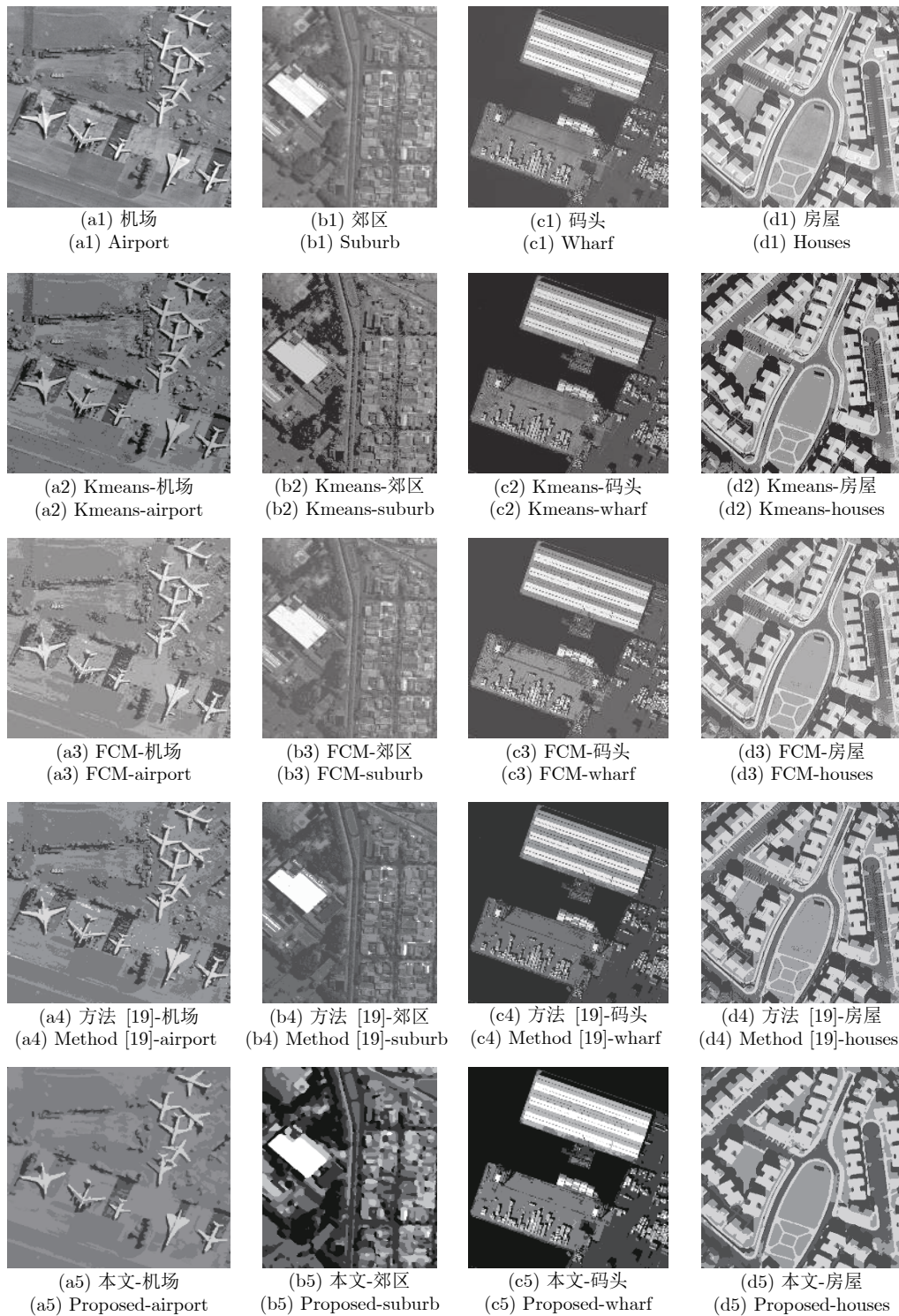


图 5 全色遥感图像和分割结果

Fig. 5 Panchromatic remote sensing images and segmentation results

代次数成线性关系且每次迭代时都需要计算像素邻域值, 具有较高的计算复杂度, 本文方法考虑空间邻域信息时利用在隶属度和标号域滤波, 降低了计算复杂度. 此外, 为了估算算法的实用性, 我们比较了这些算法的运行时间, 如表 5 所示 (以秒为单位).

由表 5 可以看出, 由于 Kmeans 和 FCM 仅考虑像素光谱测度对分割结果的影响, 忽略了局部空间信息, 能够在较短的时间内对图像进行分割. 文献 [19] 在聚类的迭代过程中利用空间邻域信息, 需要在每次迭代中计算像素邻域与聚类中心之间的距

表 3 全色遥感图像分割质量评价指标
Table 3 Quality evaluation of panchromatic remote sensing image segmentation

图像	MV				JM			
	Kmeans	FCM	文献 [19]	本文方法	Kmeans	FCM	文献 [19]	本文方法
图 5 (a1)	1.626	1.335	0.973	0.632	0.887	0.742	0.712	0.633
图 5 (b1)	2.344	1.698	1.335	0.966	0.831	0.787	0.737	0.596
图 5 (c1)	1.886	1.475	1.203	1.079	0.759	0.703	0.663	0.645
图 5 (d1)	0.982	0.875	0.619	0.512	0.692	0.640	0.598	0.582

表 4 计算复杂度对比
Table 4 Computational complexity comparison

方法	计算复杂度
Kmeans	$O((K + M \times N/K) \times t)$
FCM	$O((M \times N \times K \times t)$
文献 [19]	$O((1 + M \times N) \times K \times t \times \omega^2)$
本文方法	$O(M \times N \times K + 2 \times M \times N \times \omega^2)$

表 5 全色图像分割时间对比 (s)
Table 5 Panchromatic images segmentation time comparison (s)

方法	图 5 (a1)	图 5 (b1)	图 5 (c1)	图 5 (d1)
Kmeans	1.49	1.62	4.17	2.38
FCM	2.63	2.87	7.46	4.28
文献 [19]	38.04	41.66	110.31	60.48
本文方法	1.66	1.80	3.87	2.29

离,使其具有较高的计算复杂度,耗时较长且随图像尺度增大呈现非线性增长,相比之下,本文方法利用图像的全局信息初始化类中心,耗时短,而在考虑局部空间信息时,本文在隶属度域和标号域使用滤波方法,降低了计算复杂度,使本文方法整体计算时间较短。

2.4 多光谱遥感图像分割

为了体现本文方法的适用性,对多光谱遥感图像进行了分割.图 6 (a1)~(d1) 显示了 0.5 米分辨率的 WorldView-2 图像,其含有不同土地利用和覆盖类型.其中,图 6 (a1)~(d1) 的尺度分别为 476×432 、 397×356 、 445×342 和 529×435 像素,目视判读分别含有 5、6、6 和 7 个同质区域.利用本文方法和对比算法对其进行分割实验,其中图 6 (a2)~(d2) 为利用 Kmeans 方法所得的结果;图 6 (a3)~(d3) 为利用 FCM 方法所得的结果;图 6 (a4)~(d4) 为利用文献 [19] 方法所得的结果;图 6 (a5)~(d5) 为利用本文方法所得的结果.

由图 6 可以看出,由于多光谱遥感图像光谱信息丰富,具有更多的地物色彩,增加了分割的难度,

Kmeans 算法不能对同质区域内部的异质性进行有效分离. FCM 由于考虑了模糊隶属关系而能区分部分内部区域,但没有克服其对噪声的敏感性,分割仍然不能令人满意.文献 [19] 利用空间邻域信息,计算每个迭代中像素邻域与聚类中心之间的距离,提高了图像分割效果,但固定的空间距离对不同局部信息的图像不具有鲁棒性,使得如图 6 (b4) 的耕地内部出现误分割现象.本文方法所采用的隶属度空间滤波和相应的标号域滤波之间的相互作用可以增强同一邻域系统中像素之间的联系,可以在视觉上更好地捕获同质区域,因此分割结果比文献 [19] 方法更令人满意.

表 6 为利用 MV、JM 和 E 对图 6 中的 4 幅图像进行评价的结果.从表 6 可以看出,本文方法的指标均是最优的,说明本文方法可有效分割出同质区域,且在各区域内部具有较高的纯度,满足人眼对各区域分离的色差.

表 7 为本文方法与对比算法对图 6 中的 4 幅图像的分割时间,并将其与表 5 的全色遥感图像运行时间进行对比.

与全色遥感图像分割的运行时间对比可以看出,由于多光谱遥感图像数据维数和各均匀区域中的内部异质性的增加,使得计算复杂度增大,各方法对同尺度图像的分割时间增加,较之不考虑局部空间信息的 Kmeans 和 FCM,文献 [19] 的耗时增加更明显,而本文方法是在隶属度域和标号域考虑局部空间信息,因此耗时短且鲁棒性强,具有实用性.

3 结论

1) 提出一种利用图像全局信息进行类别及其中心初始化的方法,以图像中待分类像素点的光谱一阶矩和二阶矩为初始类中心和自适应阈值,利用二分法原理和区域相似度准则对类别数及其中心粗略估计.

2) 以估计的类别数和类中心为输入,通过定义的岭形模糊隶属函数快速得到图像中各像素点对于

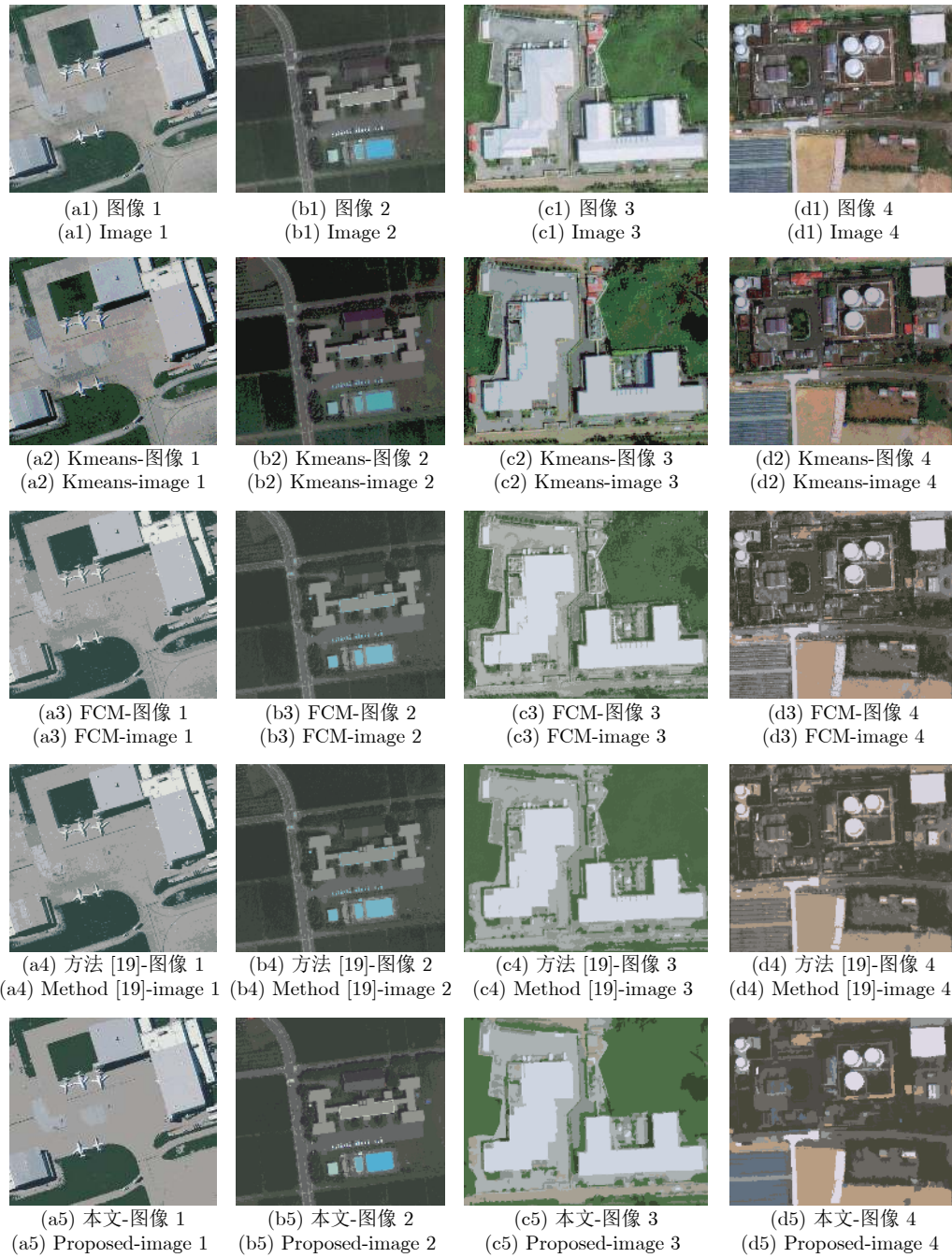


图 6 多光谱遥感图像和分割结果

Fig.6 Multispectral remote sensing images and segmentation results

不同类别的隶属程度, 将图像域转化为隶属度域.

3) 考虑到隶属度和标号场是各像素属性的映射, 首先在隶属度域中定义一个模糊加权均值滤波器来过滤由于噪声引起的异常隶属度值, 对滤波后的隶属度集按照最大隶属原则确定图像的标号场. 然后由移动窗口内的中值构建模糊加权中值滤波器, 以消除标号场中由于误判的类别标号.

4) 在隶属度域和标号域滤波时, 由于原图像分

辨率、场景复杂度等的不同, 造成滤波窗口邻域大小难以自动获取, 其产生不同的平滑度, 对最终分割结果中同质区域的边界有较大影响.

综上, 本文利用图像全局信息进行类别及其中心初始化可避免由于随机选择初始值而降低类别查找的动态性, 后经岭形模糊隶属函数可快速对像素类属划分, 同时由隶属度域和标号域滤波, 充分利用了图像的局部空间信息以对类别数进行精确划

表 6 多光谱遥感图像分割质量评价
Table 6 Quality evaluation of multispectral remote sensing image segmentation

指标	方法	图 6 (a1)	图 6 (b1)	图 6 (c1)	图 6 (d1)
MV	Kmeans	1.971	1.613	2.316	2.146
	FCM	1.813	1.404	1.833	1.799
	文献 [19]	1.570	1.071	1.279	1.344
	本文方法	1.376	0.796	0.941	1.001
JM	Kmeans	0.832	0.797	0.774	0.808
	FCM	0.748	0.624	0.647	0.734
	文献 [19]	0.662	0.588	0.541	0.631
	本文方法	0.575	0.534	0.532	0.565
E	Kmeans	0.671	0.572	0.607	0.632
	FCM	0.524	0.466	0.573	0.597
	文献 [19]	0.456	0.403	0.434	0.463
	本文方法	0.347	0.332	0.293	0.306

表 7 多光谱图像分割计算时间对比 (s)
Table 7 Multispectral images segmentation time comparison (s)

方法	图 6 (a1)	图 6 (b1)	图 6 (c1)	图 6 (d1)
Kmeans	4.15	2.75	3.01	5.39
FCM	7.33	4.99	5.34	9.54
文献 [19]	106.02	66.65	77.49	138.51
本文方法	3.56	3.15	3.37	4.68

定, 为可见光遥感图像的阈值分割问题提供了一个比较实用的解决方案.

References

- Wang M, Huang J R, Ming D P. Region-line association constraints for high-resolution image segmentation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2016, **10**(2): 1–10
- Troya-Galvis A, Gancarski P, Berti-Equille L. Remote sensing image analysis by aggregation of segmentation-classification collaborative agents. *Pattern Recognition*, 2018, **73**: 259–274
- Li Xiu-Xia, Jing Lin-Hai, Li Hui, Tang Yun-Wei, Ge Wen-Yan. Seed extraction method for seeded region growing based on one-dimensional spectral differences. *Journal of Image and Graphics*, 2016, **21**(9): 1256–1264
(李修霞, 荆林海, 李慧, 唐韵玮, 戈文艳. 参考 1 维光谱差异的区域生长种子点选取方法. 中国图象图形学报, 2016, **21**(9): 1256–1264)
- You Jiang, Tang Li-Wei, Deng Shi-Jie, Su Xu-Jun. Fast target segmentation algorithm fully based on edge information. *Laser & Infrared*, 2017, **47**(3): 372–378
(游江, 唐力伟, 邓士杰, 苏续军. 完全基于边缘信息的目标靶快速分割算法. 激光与红外, 2017, **47**(3): 372–378)
- Funke J, Tschopp F D, Grisaitis W, Sheridan A, Singh C, Saalfeld Se. Large scale image segmentation with structured loss based deep learning for connectome reconstruction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2018, **41**(7): 1669–1680
- Li Qing, Tang Huan, Chi Jian-Nan, Xing Yong-Yue, Li Hua-Tong. Gesture segmentation with improved maximum between-cluster variance algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(4): 528–537
(李擎, 唐欢, 迟健男, 邢永跃, 李华通. 基于改进最大类间方差法的手势分割方法研究. 自动化学报, 2017, **43**(4): 528–537)
- Zeggada A, Melgani F, Bazi Y. A deep learning approach to UAV image multilabeling. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2017, **14**(5): 694–698
- Tian Juan-Xiu, Liu Guo-Cai, Gu Shan-Shan, Ju Zhong-Jian, Liu Jin-Guang, Gu Dong-Dong. Deep learning in medical image analysis and its challenges. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(3): 401–424
(田娟秀, 刘国才, 谷珊珊, 鞠忠建, 刘劲光, 顾冬冬. 医学图像分析深度学习研究方法研究与挑战. 自动化学报, 2018, **44**(3): 401–424)
- Fredo A R J, Abilash R S, Kumar C S. Segmentation and analysis of damages in composite images using multi-level threshold methods and geometrical features. *Measurement*, 2017, **100**(100): 270–278
- Yamini B, Sabitha R. Image steganalysis: Adaptive color image segmentation using Otsu's method. *Journal of Computational & Theoretical Nanoscience*, 2017, **14**(9): 4502–4507
- Huang Yang, Guo Li-Jun, Zhang Rong. Integration of global and local correntropy image segmentation algorithm. *Journal of Image and Graphics*, 2018, **20**(12): 1619–1628
(黄扬, 郭立君, 张荣. 融合全局和局部相关熵的图像分割. 中国图象图形学报, 2018, **20**(12): 1619–1628)
- Choy S K, Shu Y L, Yu K W, Lee W Y, Leung K T. Fuzzy model-based clustering and its application in image segmentation. *Pattern Recognition*, 2017, **100**(68): 141–157
- Kurt B, Nabiyev V V, Turhan K. A novel automatic suspicious mass regions identification using Havrda & Charvat entropy and Otsu's N thresholding. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, 2014, **114**(3): 349–360
- Mousavirad S J, Ebrahimpour-Komleh H. Multilevel image thresholding using entropy of histogram and recently developed population-based metaheuristic algorithms. *Evolutionary Intelligence*, 2017, **10**(1): 45–75
- Chan Si-Xian, Zhou Xiao-Long, Zhang Zhuo, Chen Sheng-Yong. Interactive multi-label image segmentation with multi-layer tumors automata. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(10): 1829–1840
(产思贤, 周小龙, 张卓, 陈胜勇. 一种基于超像素的肿瘤自动攻击交互式分割算法. 自动化学报, 2017, **43**(10): 1829–1840)
- Jiang Feng, Gu Qing, Hao Hui-Zhen, Li Na, Guo Yan-Wen, Chen Dao-Xu. Survey on content-based image segmentation methods. *Journal of Software*, 2017, **28**(1): 160–183
(姜枫, 顾庆, 郝慧珍, 李娜, 郭延文, 陈道蓄. 基于内容的图像分割方法综述. 软件学报, 2017, **28**(1): 160–183)
- Xiao Man-Sheng, Wen Zhi-Cheng, Zhang Ju-Wu, Wan Xin-Fan. An FCM clustering algorithm with improved membership function. *Control and Decision*, 2015, **30**(12): 2270–2274
(肖满生, 文志诚, 张居武, 汪新凡. 一种改进隶属度函数的FCM聚类算法. 控制与决策, 2015, **30**(12): 2270–2274)
- Prakash M R, Shantha S K R. Fuzzy C means integrated with

- spatial information and contrast enhancement for segmentation of MR brain images. *International Journal of Imaging Systems & Technology*, 2016, **26**(2): 116–123
- 19 Zhao Xue-Mei, Li Yu, Zhao Quan-Hua. Self-adaptive FLICM algorithm for gray image segmentation with unknown number of clusters. *Control and Decision*, 2017, **32**(2): 262–268
(赵雪梅, 李玉, 赵泉华. 参数自适应的可变类FLICM灰度图像分割算法. *控制与决策*, 2017, **32**(2): 262–268)
- 20 Ning J F, Zhang L, Zhang D, Wu C K. Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(2): 445–456
- 21 Du Mao-Kang, Wang Zhong-Si, Song Qiang. Research of improving similarity measure based on Bhattacharyya coefficient. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2018, **30**(5): 115–120
(杜茂康, 王忠思, 宋强. 基于Bhattacharyya系数的改进相似度量方法. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2018, **30**(5): 115–120)
- 22 Choi S H, Jung H Y, Kim H. Ridge fuzzy regression model. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2019, **21**(7): 2077–2090
- 23 Mansoori G, Zolghadri J, Katebi D. A weighting function for improving fuzzy classification systems performance. *Fuzzy Sets & Systems*, 2007, **158**(5): 583–591
- 24 Wang Y, Qi Q, Liu Y. Unsupervised segmentation evaluation using area-weighted variance and Jeffries-Matusita distance for remote sensing images. *Remote Sensing*, 2018, **10**(8): 1193–1217
- 25 Chen H C, Wang S J. Visible colour difference-based quantitative evaluation of colour segmentation. *IEE Proceedings-Vision, Image and Signal Processing*, 2006, **153**(5): 598–609
- 26 Li Yu, Xu Yan, Zhao Xue-Mei, Zhao Quan-Hua. Multispectral image segmentation by fuzzy clustering algorithm used Gaussian mixture model. *Optics and Precision Engineering*, 2017, **25**(2): 509–518
(李玉, 徐艳, 赵雪梅, 赵泉华. 利用高斯混合模型的多光谱图像模糊聚类分割. *光学精密工程*, 2017, **25**(2): 509–518)
- 27 Yellamraju T, Boutin M. Clusterability and clustering of images and other “real” high-dimensional data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, **27**(4): 1927–1938



杨 蕴 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院博士研究生. 主要研究方向为高分辨遥感图像的地物目标几何以及特征提取.

E-mail: m13147945981@163.com

(YANG Yun Ph. D. candidate at the School of Geomatics, Liaoning

Technical University. His research interest covers the geometry and feature extraction of ground objects in high resolution remote sensing images.)



李 玉 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院教授. 主要研究方向为遥感数据处理理论与应用基础研究. 本文通信作者.

E-mail: liyu@lntu.edu.cn

(LI Yu Professor at the School of Geomatics, Liaoning Technical University. His research interest covers remote sensing

data processing theory and basic research. Corresponding author of this paper.)



赵泉华 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院教授. 主要研究方向为遥感图像建模与分析随机几何在遥感图像处理中的应用.

E-mail: zhaoquanhua@lntu.edu.cn

(ZHAO Quan-Hua Professor at the School of Geomatics, Liaoning

Technical University. Her research interest covers remote sensing image modeling and analysis the application of random geometry in remote sensing image processing.)