

文章编号 1004-924X(2017)02-0509-10

利用高斯混合模型的多光谱图像模糊聚类分割

李 玉*, 徐 艳, 赵雪梅, 赵泉华

(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, 辽宁 阜新 123000)

摘要:针对传统分割算法难以实现高分辨率多光谱图像分割的问题,本文提出一种利用高斯混合模型的多光谱图像模糊聚类分割算法。该算法采用高斯混合模型定义像素对类属的非相似性测度,由于该算法具有高精度拟合数据统计分布能力,故可以有效剔除噪声对分割结果的影响。同时,引入隐马尔科夫随机场(Hidden Markov Random Field, HMRF)定义邻域作用的先验概率,并将其作为各高斯分量权值以及KL(Kullback-Leibler)信息中控制聚类尺度的参数,从而增强了算法对复杂场景遥感图像的鲁棒性,进一步提高了算法的分割精度。对模拟图像和高分辨多光谱图像分割结果进行了定性定量分析。实验结果表明:模拟图像的总精度达96.8%以上。这验证了本文算法在分割高分辨率多光谱图像时具有保留细节信息的能力,而且也证实了算法的有效性和可行性。该算法能够实现高分辨率多光谱图像的精确分割。

关键词:图像分割;高分辨率多光谱图像;非相似性测度;高斯混合模型;先验概率

中图分类号:TP79 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20172402.0509

Multispectral image segmentation by fuzzy clustering algorithm used Gaussian mixture model

LI Yu*, XU Yan, ZHAO Xue-mei, ZHAO Quan-hua

(The Institute for Remote Sensing, School of Geomatics,
Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

* Corresponding author, E-mail: Intuliyu@163.com

Abstract: As the traditional segmentation algorithms are difficult to realize accurate segmentation for high resolution multispectral image, this paper proposed a kind of fuzzy clustering segmentation algorithm of multispectral image on the basis of Gaussian mixture model(GMM). GMM was adopted to define the dissimilarity measure of pixels to the clusters. As the proposed algorithm has the ability of high-precision fitting data statistics distribution, it can effectively eliminate the negative impact of noise on segmentation results. Hidden Markov Random Field (HMRF) was brought in to define prior probability of neighborhood relationship simultaneously, then the prior probability was used as weight of each Gaussian component and parameter to control cluster scale in Kullback-Leibler (KL), so the robustness of algorithm to remote sensing image at complex scene was increased and segmentation accuracy of algorithm was further improved. Qualitative and quantitative analysis were conducted on segmentation result of simulated image and high resolution multispectral image. Experimental result

收稿日期:2016-08-25;修订日期:2016-11-04.

基金项目:国家自然科学基金(41301479,41271435)、辽宁省自然科学基金(2015020090)

shows that the total accuracy of simulated image exceeds 96.8%, which verifies that algorithm mentioned has detailed information keeping capacity when performing segmentation to high resolution multispectral image and verifies effectiveness and feasibility of algorithm. The algorithm can realize accurate segmentation of the high resolution multispectral image.

Key words: image segmentation; high resolution multispectral image; dissimilarity measure; gaussian mixture model; prior probability

1 引言

图像分割是图像处理的关键步骤^[1],然而目前常用的图像分割方法大多数都是针对单波段图像(灰度图像)的^[2],对于高分辨率多光谱图像,由于其光谱波段数较多、且含有较多的冗余信息^[3],目前的分割方式难以实现图像分割。

一般认为,基于模糊集理论的聚类方法是处理冗余信息的有效工具。在早期研究中,Coleman 和 Dunn 提出模糊 C 均值算法(Fuzzy C-Means, FCM)^[4,5]。该算法将像素对类属的隶属度作为其权值,构建目标函数。Bezdek^[6]以指数加权的方式引入表征算法模糊程度的模糊因子,进而通过最小化目标函数的方法求解图像的最优分割。虽然 FCM 算法应用广泛,但如何选择加权指数尚缺乏理论基础。为了解决选择加权指数的问题,Miyamoto^[7]以算术加权的方式将信息熵^[8-10]引入到 FCM 算法目标函数中,提出熵 FCM(Entropy FCM, EFCM)算法。但当聚类尺度差异较大,即像素数量较多的聚类和像素数量较少的聚类同时存在时,该算法很容易将较大尺度聚类的边缘像素分割到较小尺度聚类中。针对这一问题,Ichihashi 用 KL(Kullback-Lerbler)信息^[11]代替信息熵提出了 KLFCM(KL Information FCM)^[12]算法。该算法有效解决了 EFCM 算法对聚类尺度敏感的问题。但是 KLFCM 算法主要考虑了图像的灰度信息,而在高分辨率多光谱图像中存在同谱异物现象^[13],仅依据灰度信息进行分割显然是不准确的,需要进一步考虑波段之间的相关性。

为了进一步提高模糊聚类算法的精度,除了可对目标函数进行改进之外,定义适当的非相似性测度也是一个有效途径,其目前已成为模糊聚类的又一热点研究。由于传统模糊聚类算法多采用聚类中心代表类属,因此其非相似性测度一般

定义为像素和聚类中心之间的欧氏距离^[14]。但是,这种表示方法不准确,无法有效区分非球形分布的聚类,也无法细分细节信息^[15]。以欧氏测度为非相似性的分割算法对噪声敏感,分割结果容易受聚类的形状、密度以及大小(即同质区域内像素特征在特征空间的分布以及像素数)影响,而且对初始聚类中心有极强的依赖性,不能有效用于高分辨率多光谱图像分割。有研究者用高斯分布表征聚类,将高斯分布函数作为非相似性测度^[16,17]。然而该方法采用似然估计法求解,容易陷入局部最优解,分割精度不高,并且单一高斯分布无法准确拟合呈现多峰特征的数据,也无法将多光谱图像特征空间的不同特征有机联系起来。

为了更好地分割高分辨率多光谱图像,本文用高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)概率分布表征聚类,它比单一高斯分布或者聚类中心能更好地表征聚类。将待分割图像光谱测度看作是几个高斯分布的线性组合^[18],进而通过 GMM 准确拟合高分辨率多光谱图像中复杂的聚类;并通过隐马尔科夫随机场(Hidden Markov Random Field, HMRF)定义邻域像素标号的先验概率^[19,20],进而将其作为 GMM 中各高斯分量权值。此外,本文引入 KL 信息,并将先验概率作为控制聚类尺度的参数,提出基于 GMM 的模糊聚类算法(Gaussian Mixture Model based Fuzzy Clustering Algorithm, GMMFCA)。

2 算法描述

2.1 模糊图像分割模型

用 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n\}$ 表示待分割高分辨率多光谱图像^[21],其中, j 为像素索引, n 为图像像素个数, $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jq})^T$ 为第 j 个像素的光谱测度矢量, $x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jq}$ 分别对应第 j 个像素各波段光谱的反射强度, q 为图像波段数目。用模糊隶属函数 u_{ij} 描述像素 j 对聚类 i 的隶属性。

设 $U=[u_{ij}]_{\infty \times n}$ 为模糊隶属度矩阵,用以表征图像 X 的模糊分割,其中 c 为聚类数(图像中预分割的同质区域数)。为了确定最优 U ,需要定义像素与聚类的非相似性测度,再以此测度定义目标函数,并通过最小化目标函数获得最优的模糊分割。

传统 FCM 目标函数^[14]用指数加权表征模糊程度,但该方法缺乏明确的物理含义,因此本文通过在算术加权方式中引入 KL 规则化项^[11]定义目标函数:

$$J \triangleq \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij} d_{ij} + \lambda \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij} \ln \left(\frac{u_{ij}}{\omega_{ij}} \right), \quad (1)$$

其中, d_{ij} 为像素和聚类中心之间的非相似性测度; ω_{ij} 表示像素 j 隶属于类属 i 的先验概率; λ 为模糊因子,用来控制算法的模糊程度^[6],其取值为 $1 < \lambda < \infty$ 。当 $\lambda \rightarrow 1$,对于式(1)中的每一个 u_{ij} 有 $u_{ij} \rightarrow 0$ 或 1 ,此时每一个像素的归属越明确,当 $\lambda = 1$ 时模糊聚类算法就退化为明晰聚类算法;当 $\lambda \rightarrow +\infty$ 时,对于式(1)中的每一个 u_{ij} 有 $u_{ij} \rightarrow 1/c$,此时是最模糊的。式(1)右边的第2项为 KL 信息正则化项,它可使变化更加平滑,从而有效解决了算术加权方式对聚类尺度敏感的问题,提高了算法的分割精度。

高斯分布呈单峰,无法拟合多光谱图像所呈现的多峰特征^[18]。因此,本文用 GMM $P(\mathbf{x}_j | \mathbf{w}_j, \mathbf{v}, \mathbf{\Sigma})$ 定义适合多光谱图像统计分布的非相似测度,公式为:

$$P(\mathbf{x}_j | \mathbf{w}_j, \mathbf{v}, \mathbf{\Sigma}) = \sum_{i=1}^c \omega_{ij} p(\mathbf{x}_j | \mathbf{v}_i, \mathbf{\Sigma}_i), \quad (2)$$

$$p(\mathbf{x}_j | \mathbf{v}_i, \mathbf{\Sigma}_i) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\mathbf{\Sigma}_i|^{\frac{1}{2}}} \exp \cdot \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i)^T \mathbf{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i) \right], \quad (3)$$

其中, $\mathbf{w}_j = \{\omega_{ij}; i=1, 2, \dots, c\}$ 为先验概率矢量, $\mathbf{v} = \{\mathbf{v}_i; i=1, 2, \dots, c\}$ 为聚类均值矢量集合, $\mathbf{\Sigma} = \{\mathbf{\Sigma}_i; i=1, 2, \dots, c\}$ 为协方差矩阵的集合, \mathbf{v}_i 和 $\mathbf{\Sigma}_i$ 分别为类属 i 的均值矢量和协方差矩阵。非相似性测度 d_{ij} 可以定义为混合模型中的第 j 个分量的负对数:

$$d_{ij} \triangleq -\ln \omega_{ij} p(\mathbf{x}_j | \mathbf{v}_i, \mathbf{\Sigma}_i) = \frac{d}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln[|\mathbf{\Sigma}_i|] + \frac{1}{2} ((\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i)^T \mathbf{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i)) - \ln \omega_{ij}, \quad (4)$$

可以看出,式(4)定义的非相似测度可以将多光谱遥感图像的不同波段光谱测度联系起来,能够有效描述光谱测度的一致性。

为了将像素空间关系引入到非相似性测度中,将 $\mathbf{w} = \{\omega_{ij}; i=1, 2, \dots, c, j=1, 2, \dots, n\}$ 定义为可表征邻域关系的 HMRF^[21] 函数。 ω_{ij} 表示与中心像素具有相同标号邻域像素的作用。一般情况下,与非邻域像素相比,邻域像素更可能具有相同的标号。引入邻域关系的先验概率能够有效避免噪声导致的错误分割。

本文将标号场定义为 HMRF。设 $\mathbf{L} = (l_1, l_2, \dots, l_n)$ 是给定图像 X 的标号场, $l_j \in \{1, 2, \dots, c\}$ 是第 j 个像素的标号。本文采用最大隶属度准则实现反模糊化,从而确定像素的标号:

$$l_j = \operatorname{argmax}\{u_{ij}; i=1, 2, \dots, c\}, \quad (5)$$

其中, l_j 表示像素 j 所属的类属,即像素 j 标号的一个实现。

在标号场中,建立如下的势能函数 V_c :

$$V_c(l_{j'}, l_j) = \begin{cases} 0, & l_{j'} = l_j \\ 1, & l_{j'} \neq l_j \end{cases}, \quad (6)$$

其中, j' 为像素 j 的邻域像素索引, $l_{j'}$ 为邻域像素索引标号。当邻域像素与中心像素具有相同标号时,达到稳定状态,势能为 0;否则,势能为 1。

为了使低势能状态对应的先验概率大,定义先验概率为负势能函数之和的 e 指数,并对其归一化,则像素 j 属于聚类 i 的先验概率为:

$$\omega_{ij} \triangleq \frac{\exp[-b \sum_{j' \in N_j} V_c(l_{j'}, l_j)]}{\sum_{k=1}^c \exp[-b \sum_{j' \in N_j} V_c(l_{j'}, l_k)]}, \quad (7)$$

其中, b 表示邻域标号作用强度的参数, b 值越大,表示中心像素受其邻域的影响越大。先验概率满足条件 $\sum_{i=1}^c \omega_{ij} = 1$ 。

2.2 模型求解

为了获得最优模糊分割,需要对目标函数各参数求偏导,以最小化目标函数。由于 u_{ij} 约束为 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$,因此在式(1)目标函数中引入拉格朗日乘子 β_j ,构建拉格朗日方程:

$$L \triangleq \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij} d_{ij} + \lambda \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij} \ln \left(\frac{u_{ij}}{\omega_{ij}} \right) + \sum_{j=1}^n \beta_j \left(\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right). \quad (8)$$

令式(8)对 u_{ij} 求偏导,并令该导数等于零,结

合归一化项 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$, 最终求得隶属度 u_{ij} 为:

$$u_{ij} = \frac{\omega_{ij} \exp\left[-\frac{d_{ij}}{\lambda}\right]}{\sum_{i'=1}^c \omega_{i'j} \exp\left[-\frac{d_{i'j}}{\lambda}\right]}, \quad (9)$$

将式(1)分别对聚类中心(均值) \mathbf{v}_i 和协方差矩阵 Σ_i 的逆求偏导, 并分别令其为零, 求得参数 \mathbf{v}_i 和 Σ_i :

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij} \mathbf{x}_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}}, \quad (10)$$

$$\Sigma_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij} (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i) (\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i)^T}{\sum_{j=1}^n u_{ij}}, \quad (11)$$

综上所述, 该算法的具体实现流程为:

Step1: 设置聚类数目 c , 模糊因子 λ , 邻域作用强度 b , 终止条件 ϵ 和最大循环次数 LOOP; 设置初始 $\mathbf{U}^{(0)}$ 。

Step2: 根据式(5)求解标号场。

Step3: 利用式(6)和式(7)计算先验概率 $\omega_{ij}^{(0)}$ 。

Step4: 根据式(10)计算第 i 类的聚类中心 $\mathbf{v}_i^{(0)}$ 。

Step5: 用式(11)求解第 i 类的协方差 $\Sigma_i^{(0)}$ 。

Step6: 把 $\omega_{ij}^{(0)}$, $\mathbf{v}_i^{(0)}$ 和 $\Sigma_i^{(0)}$ 代入式(4)计算非相似性测度 $d_{ij}^{(0)}$ 。

Step7: 利用式(9)更新第 j 个像素属于第 i 类的隶属度 $u_{ij}^{(t+1)}$ 。

Step8: 判断 $\|\mathbf{U}^{(t+1)} - \mathbf{U}^{(t)}\| < \epsilon$ 或 $t = \text{LOOP}$ 是否成立, 如果成立则停止迭代, 根据最终隶属度矩阵进行反模糊化处理; 否则, 就返回 Step2 继续迭代。

3 实验结果与讨论

本文运行环境为 Windows 8 64 位专业版操作系统的, 具有 4 G 内存, 处理器为 Intel(R)Core (TM)CPU 32 G 的个人计算机。通过 MATLAB r2010b 编写程序分别对模拟图像和多光谱图像进行分割实验。在实验中设计了基于 8 邻域的先验概率模型。

在实验过程中发现, 邻域作用强度参数 b 和模糊因子 λ 对分割结果均有一定影响。在实验中需要根据图像特点调整两个参数的大小, 选择分割效果最好参数。参数 b 是 $[0, 1]$ 之间的任意实数, 其值越大, 邻域作用强度越大, 适合噪声多的图像; 其值越小, 邻域作用小, 适合细节信息多或线状地物多的图像。模糊因子 λ 控制着模糊类间的分享程度^[6], 其取值大小对分割精度的影响程度不同^[22-24], 然而最佳模糊因子的选取目前尚缺乏理论基础。Bezdek^[25] 给出 λ 的经验范围为 $[1, 5]$, Pal 等人^[26] 则从聚类有效性的实验研究中得到 λ 的最佳取值应为 $[1.3, 3]$ 。为了验证上述结论的正确性, 构造了一幅如图 1 所示的 128×128 大小的模拟图像。结合上述研究, 本文令模糊因子 λ 以 0.25 的间隔遍历 $[1, 3]$ 区间, 利用本文算法分割该图像(λ 不同取值的分割结果见图 1), 并记录每个 λ 取值对应的图像分割时间和总体精度, 得到分割时间曲线和分割总体精度曲线(如图 2)。

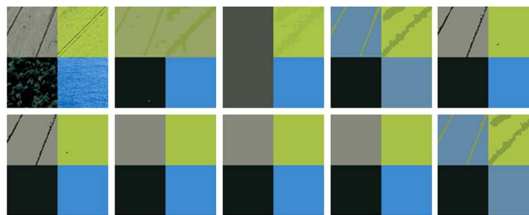
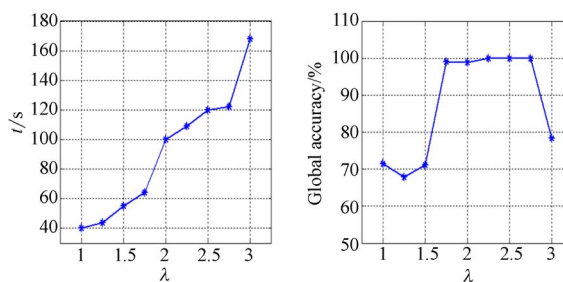


图 1 模拟图像及 λ 取不同值的分割结果

Fig. 1 Simulation image and segmentation results with different λ



(a) 分割时间曲线

(b) 总体精度曲线

(a) Curve of segmentation time (b) Curve of global accuracy

图 2 模糊因子 λ 对分割时间及精度曲线

Fig. 2 Impact of fuzzy factor λ on algorithm time and accuracy

由分割时间曲线可知, 模糊因子 λ 越小分割速度越快。由分割精度曲线可知, 模糊因子 λ 在 $1.75 \sim 2.75$ 内获得的分割结果较好。由上述分

析可知, λ 取 1.75 时总体精度较高且耗时较短。但为了得到更高的分割精度,文中选择 $\lambda=2.25$ 。

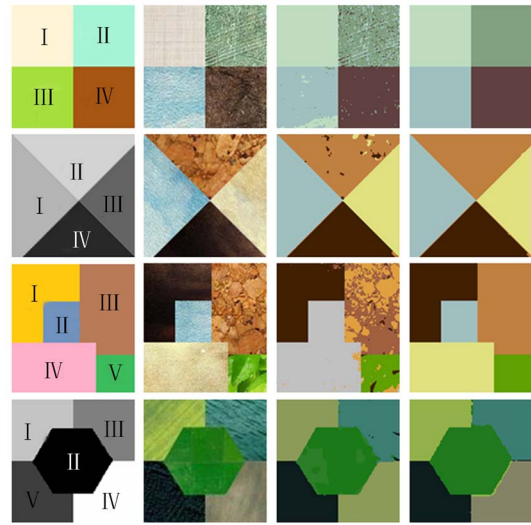
实验中,分别采用 KLFCM 算法^[27,28](与本文算法目标函数相同,但测度由欧氏距离定义)和本文算法对模拟图像和多光谱图像进行分割实验,用以分析本文算法的有效性,并做出定性和定量的精度评价。

3.1 模拟图像分割

为了验证算法的可行性,本文采用人工合成的红、绿、蓝 3 个波段的模拟图像对算法进行定量评价。图 3(a)为大小形状不同的模板图像,从上到下依次编号为 i、ii、iii、iv(对图 3 所有列图像均以此次序编号),其大小分别为 256×256 、 128×128 、 172×180 、 128×128 ,隶属数目分别为 4、4、5、5;图 3(b)为在图 3(a)模板图像下设计的不不同场景的模拟图像,其中各区域形状不规则,大小不均匀,同质区域之间像素颜色差异变化不同。利用 KLFCM 算法和本文算法分别对 4 幅模拟图像进行分割,分割结果如图 3(c)和(d)所示。

图 3(c)中的图像 i 是利用 KLFCM 算法得到的结果,可以看到其虽然可以将 4 个区域边界清晰地划分出来,但是分割区域中包含大量分割噪声。这是因为 KLFCM 算法中的非相似性测度为欧氏距离,而欧氏距离在分割中无法有效区分呈现非球形分布的聚类。图 3(d)中的图像 i 由本文算法得到;可以看出分割结果的边界清晰笔直,区域连续,无误分割及斑点,与模板图像完全相同。这表明本文算法能够有效分割各区域,效果明显优于 KLFCM 算法,且增强了算法的抗噪性。这是因为本文算法用 GMM 定义非相似性测度,分割中聚类边界为曲线,而且根据聚类中心和协方差能准确区分聚类的大小和形状,使分割结果更精确,避免了误分割现象。

图 4(彩图见期刊电子版)为图 3(彩图见期刊电子版)中模拟图像 i 以及其分割结果的 RGB 色彩空间三维分布图,其中 R、G、B 轴分别代表红、绿、蓝 3 个波段的光谱测度。图 4 中红色的‘+’,蓝色的‘○’,绿色的‘*’以及粉色的‘◆’分别表示聚类 I、II、III、IV 的像素及其分布。KLFCM 分割结果的 RGB 色彩空间三维分布如图 4(b)所示,可见该算法使得每个聚类呈规则的圆形或者方形而忽略了原图本身的分布情况,导致分割结果不准确。其原因在于用欧氏距离定义非相似性



(a) 模板图像 (b) 模拟图像 (c) KLFCM (d) 本文算法
 (a) Template image (b) Simulation image (c) Results for KLFCM (d) Results for proposed algorithm

图 3 模拟图像及分割结果

Fig. 3 Simulation images and segmentation results by two methods

测度时,每一类属中的成员必须接近聚类中心,而实际本属于该类属但是远离聚类中心的点易被错误分割。本文算法分割结果的 RGB 色彩空间三维分布如图 4(c)所示,由于本文算法采用 GMM 描述聚类内像素光谱测度的分布特征,进而能够准确拟合任意形状,因此能将远离聚类中心的离散点分割到正确的类属,准确分割复杂的图像。

表 1 图 3 中模拟图像 i 分割结果混淆矩阵

Tab. 1 Confusion matrix of segmentation result for simulation image i in Fig. 3

KLFCM 分割结果/本文算法分割结果				
	I	II	III	IV
I	16384/16384	0/0	0/0	0/0
II	528/0	12764/16384	2252/0	840/0
III	1428/0	112/0	14844/16384	0/0
IV	0/0	200/0	0/0	16184/16384

为了对分割结果进行精度评价,以模板图像图 3(a)为标准,分别计算图 3(c)和 3(d)所示的分割结果生成混淆矩阵^[29](见表 1)。在混淆矩阵中,对角线元素为正确分割的像素数目,非对角线上为被误分的像素数目。据此分别计算出产品精度,用户精度,总体精度和 Kappa 值(见表 2),其

中各项指标越高,表明其分割精度越高。产品精度为正确分割像素数与模板图像中该类像素数的比值;用户精度为正确分割像素数与所有分为该类的像素数的比值;总体精度为被正确分割的像素数总和除以总像素数;Kappa 值的计算公式如下:

$$Kappa = \frac{n \sum_{i=1}^c p_{ii} - \sum_{i=1}^c (p_{pi} \times p_{li})}{n^2 - \sum_{i=1}^c (p_{pi} \times p_{li})}, \quad (12)$$

其中: n 为图像像素总数; p_{ii} 为每类被正确分割的像素数目; p_{pi} 为每类中真实参考像素数; p_{li} 为每类被分割像素总数。

如表 2 所示,针对不同场景下的模拟图像,本文算法的总体精度达到 96.8% 以上,Kappa 值为 96% 以上;而 KLFCM 分割算法则无法保持其分割精度,图 3(c)中模拟图像 IV 的 Kappa 值只有 56.3%,总体精度为 45.4%。由此可见,本文算法不仅适用于简单图像的分割,同样适用于复杂图像。

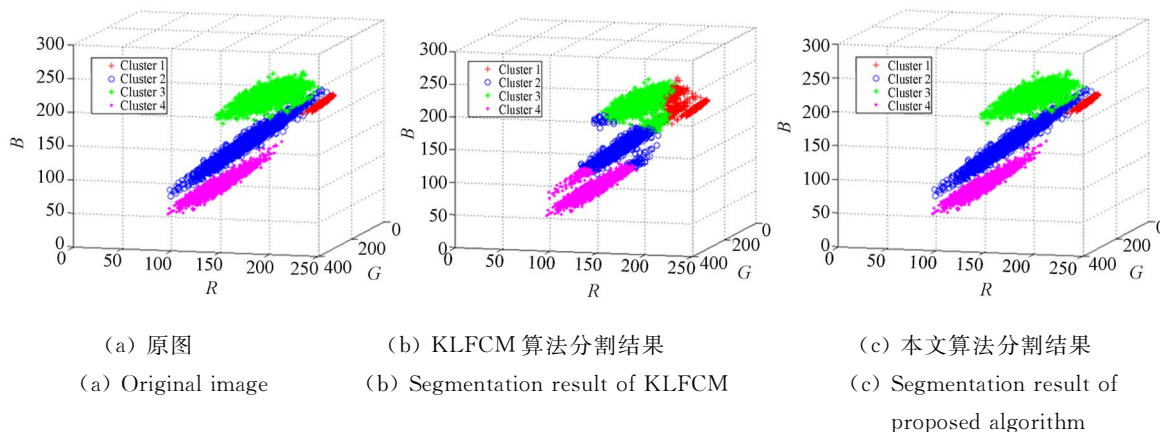


图 4 RGB 色彩空间三维分布图

Fig. 4 Three-dimensional distribution of RGB color space

表 2 算法精度(%)和 Kappa 值(%)比较

Tab. 2 Comparison of precisions and Kappa values for different algorithms

图像	精度指标(%)	同质区域(KLFCM/本文算法)				
		I	II	III	IV	V
i	用户	89.3/100	97.6/100	86.8/100	95.1/100	—
	产品	100/100	77.9/100	90.6/100	98.8/100	—
	总体精度=91.8/100;Kappa=89.1/100					
ii	用户	97.7/97.9	92.6/98.2	97.4/97.7	99.9/99.9	—
	产品	94.9/98.3	98.3/97.3	100/100	92.2/97.5	—
	总体精度=96.7/98.3;Kappa=95.6/97.8					
iii	用户	96.4/100	26.6/100	98.8/100	4.0/100	100/100
	产品	99.2/100	100/100	56.1/100	2.1/100	87.4/100
	总体精度=59.2/100;Kappa=49.6/100					
iv	用户	97.8/98.3	76.8/100	1.6/92.7	0.8/94.4	97.9/97.6
	产品	99.0/99.4	95.1/91.9	4.2/100	0.8/99.9	49.8/96.0
	总体精度=56.3/96.8;Kappa=45.4/96.0					

3.2 多光谱图像

为了验证本文算法在真实高分辨率多光谱图像中的分割效果,将 KLFCM 和本文算法应用于不同的高分辨率多光谱图像中。图 5(彩图见期刊电子版)为 3 幅 4 波段(红、绿、蓝和近红外波

段)高分 2 号图像(从左到右依次为地区 1、2、3)的红、绿、蓝波段合成的自然彩色图像和近红外波段的灰度图像;分辨率为 0.8 m,尺度为 256 pixel × 256 pixel;目视判别其类属数为 2、3 和 5。

利用 KLFCM 算法和本文算法对 4 个波段的

高分辨率多光谱图像进行分割,其分割结果分别如图 6(a)和 6(d)所示。为了从视觉角度评估最优分割结果,提取了分割结果的轮廓线如图 6(b)和(e),并将轮廓线叠加在自然彩色图像上,结果为图 6(c)和 6(f)。

图 5 地区 1 中,深绿色为植被覆盖区域,灰色为落地。从分割结果中可以看到,由于 KLFCM 算法是用欧氏距离定义非相似性测度的,其只能分割球形聚类,对非球形聚类不敏感,因此将光谱测度相似的不同地物错误划分为一类,丢失了原图的细节信息。而本文算法用 GMM 表示聚类,能将不同波段的光谱测度分量联系起来,使每个波段成为一个整体,从而能够区分出肉眼不可辨的细节信息,如图 6(d)左上角能清晰分割出颜色比较暗的带状裸地地区 1。

图 5 地区 2 中,深绿色为森林,绿色为草地,黄色为河流。从图 6(a)可以看到,由于光照影

响,森林部分光谱特性有差异,呈现多峰分布, KLFCM 算法无法拟合这种光谱变化,导致森林部分被分割成斑点状,结果不够准确;而由于 GMM 能准确拟合多峰分布,因此本文算法分割结果(图 6(d))中森林部分被完整地分割为一个同质区域。将图 6(c)和 6(f)轮廓线与原图叠加,可见本文算法比 KLFCM 算法更能精确地拟合原图。

图 5 中地区 3 地物类型复杂,其中水泥地、沙地、水体、草地、森林纵横交错。由于 KLFCM 算法只考虑了邻域像素间的相关性,而本文算法不仅考虑邻域像素,而且考虑了不同波段之间的相关性。所以如图 6(a)所示, KLFCM 算法将地区 3 左下角的森林错误地和水体划分为一类。而本文算法能够分割出成片的水体,森林和草地,分割结果中存在较少的孤立块;沙地和水泥地之间线状的交错区域也清晰可见;岸堤部分平滑连续(如图 6(d))。

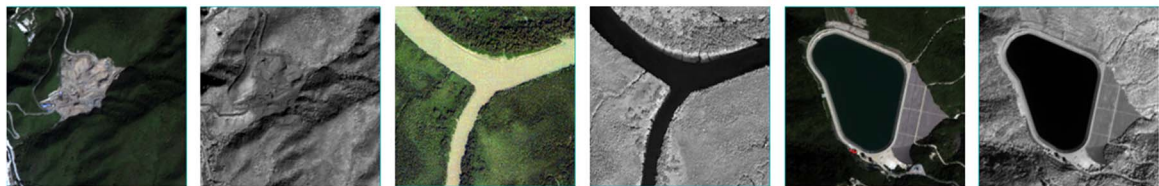
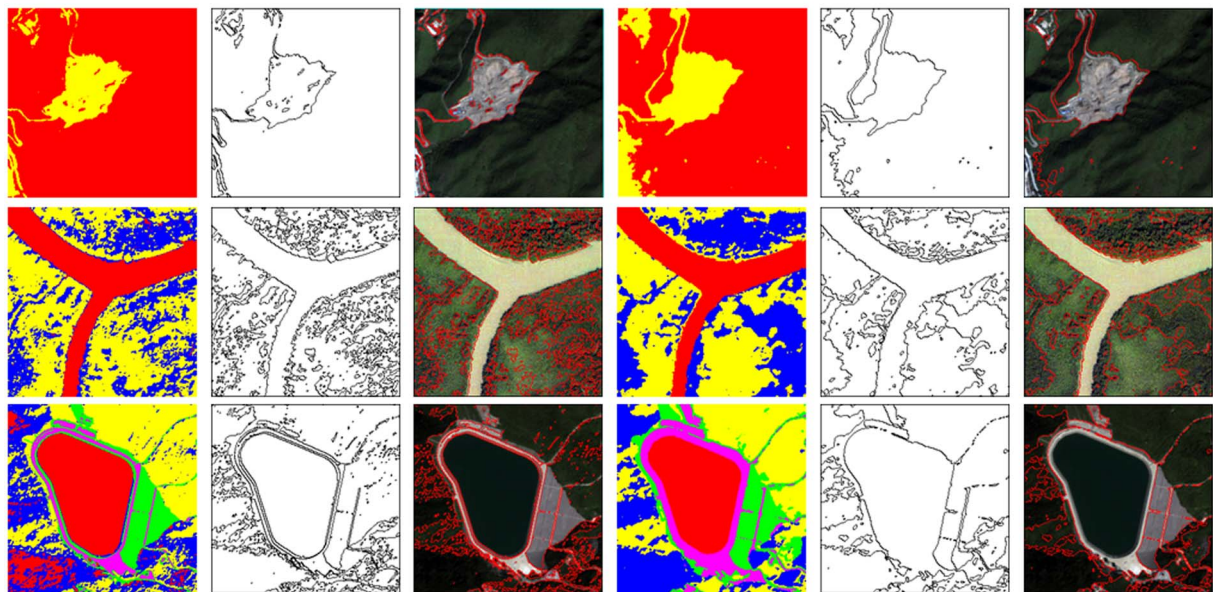


图 5 高分辨率多光谱图像及其近红外图像

Fig. 5 High resolution multispectral images and NIR images



(a) KLFCM 结果 (b) KLFCM 轮廓线 (c) KLFCM 叠加 (d) 本文算法结果 (e) 本文算法轮廓线 (f) 本文算法叠加
 (a) Results of KLFCM (b) Outline of KLFCM (c) Stack of KLFCM (d) Results of proposed algorithm (e) Outline of proposed algorithm (f) Stack of proposed algorithm

图 6 高分辨率多光谱图分割结果

Fig. 6 Segmentation results of high resolution multispectral images

综上所述,通过分析基于欧氏距离的 KLF-CM 算法的分割结果发现,欧氏距离只能拟合规则聚类,无法准确分割出色彩差异小的两类地物,导致结果不连续,产生大量误分割现象。而本文算法的 GMM 拟合能力强,先验概率可以有效控制聚类尺寸和高斯分量的大小,分割结果对噪声有较强的抵抗能力。通过模拟图像和高分辨率多光谱图像进行对比实验,验证了本文算法的有效性,准确性以及优越性。实验结果显示,本文算法有较强的抗噪声能力,能够分割图像中复杂的细节信息,可以区分出大背景下的小目标,还可以实现景物——背景对比度差和信噪比低的一类图像的精确分割。

参考文献:

- [1] PASQUA D, GAETANO T. Solution of a Mbro-sio-Tortorelli model for image segmentation by generalized relaxation method [J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2015, 20(3): 819-831.
- [2] 刘永学, 李满春, 毛亮. 基于边缘的多光谱遥感图像分割方法[J]. *遥感学报*, 2006, 10(3): 350-356. LIU Y X, LI M CH, MAO L. An algorithm of multispectral remote sensing image segmentation based on edge information [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(3): 350-356. (in Chinese)
- [3] 徐春燕, 冯学智, 赵书河, 等. 基于数字形态学的 IKONOS 多光谱图像分割方法研究[J]. *遥感学报*, 2008, 12(6): 980-986. XV CH Y, FENG X ZH, ZHAO S H, *et al.*. Mathematical morphological segmentation of IKONOS multispectral data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12(6): 980-986. (in Chinese)
- [4] COLENMAN G B, ANDREWS H C. Image segmentation by clustering [J]. *Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 1979, 67(5): 773-785.
- [5] DUNN J C. Well-separated clusters and the optimal fuzzy partitions [J]. *Journal of Cybernetics*, 2008, 4(1): 95-104.
- [6] BEZDEK J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [A]. New York: Plenum Press, 1981, 1171(22): 43-60.
- [7] MIYAMOTO S, MUKAIDONO M. Fuzzy c-means as a regularization and maximum entropy approach [C]. *Proceedings of the 7th IFSA Conference*, 1997: 86-92.
- [8] 田军委, 黄永宣, 于亚琳. 基于熵约束的快速 FCM 聚类多阈值图像分割算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2008, 21(2): 221-226. TIAN J W, HUANG Y X, YU Y L. A fast FCM cluster multi-threshold image segmentation algorithm based on entropy constraint [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2008, 21(2): 221-226. (in Chinese)
- [9] 王士龙, 徐玉如, 万磊, 等. 一种基于信息熵约束的快速 FCM 聚类水下图像分割算法[J]. *计算机科学*, 2010, 37(12): 243-246+286. WANG SH L, XU Y R, WAN L, *et al.*. Fast fuzzy C-means algorithm based on entropy constraint for underwater image segmentation [J]. *Computer Science*, 2010, 37(12): 243-246+286. (in Chinese)
- [10] 尹诗白, 王一斌, 邓箴. 基于快速递推模糊 2-划分熵的红外图像分割[J]. *光学 精密工程*, 2016, 24(3): 668-680. YIN SH B, WANG Y B, DEND ZH. Infrared image segmentation based on graph cut of fast recursive fuzzy 2-partition entropy [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(3): 668-680. (in Chinese)

4 结 论

本文提出了一种基于 GMM 的模糊聚类算法。该算法定义了一种基于 GMM 的非相似性测度,拟合能力强,能准确分割图像中大小、形状和密度不同的聚类,而且能分割出高分辨率多光谱图像的细节信息。同时,该算法利用先验概率控制聚类尺寸和高斯分量大小,可以有效剔除异常值,能拟合复杂的高分辨率多光谱图像。

利用本文算法和 KLF-CM 算法分别对模拟图像和高分辨率多光谱图像进行分割实验。定性和定量对比分析结果证明:模拟图像的总精度达到 96.8% 以上。本文算法能够解决其他算法的许多问题,具有分割精度高、适用性广等特点,在高分辨率多光谱图像分割中具有广泛的应用前景。

- [11] ICHIHASHI H, MIYAGISHI K, HONDA K. Fuzzy c-means clustering with regularization by KL information [C]. *Institute of Electrical and Electronics Engineers International Conference on Fuzzy Systems*, 2001, 13(4): 924-927.
- [12] ZHENG Q, LU Z T, YANG W, *et al.*. A robust medical image segmentation method using KL distance and local neighborhood information [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2013, 43(5): 459-470.
- [13] 赵维兵. 中巴地球资源卫星图像中伪“同谱异物”区分方法研究[J]. *遥测遥控*, 2008, 29(2): 19-25.
ZHAO W B. Research on the method of differentiating false “different objects same image” in the CBERS image [J]. *Journal of Telemetry, Tracking and Command*, 2008, 29(2): 19-25. (in Chinese)
- [14] 王和春, 宫迅凯. 用模糊聚类 Fuzzy C-means 算法实现图像分割[J]. *光学精密工程*, 1991, 4: 65-70.
WANG H C, GONG X K. Image segmentation by fuzzy C-means clustering algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 1991, 4: 65-70. (in Chinese)
- [15] JING F, CHE R, WANG J. Recognition of remote sensing images in the three gorges reservoir area by fuzzy C-means clustering algorithm based on Mahalanobis distance [C]. *Second Lita International Conference on Geoscience & Remote Sensing*, 2010, 2: 154-156.
- [16] 田杰, 胡秋霞, 马孝义. 基于高斯分布改进 C-V 模型的植物病斑彩色图像分割[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(16): 166-173.
TIAN J, HU Q X, MA X Y. Color image segmentation of plant lesion using improved C-V model based on Gaussian distribution [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(16): 166-173. (in Chinese)
- [17] 崔文超, 王毅, 樊养余, 等. 局部高斯分布拟合的脑 MR 图像分割以及有偏场校正[J]. *中国图象图形学报*, 2013, 18(5): 552-557.
CUI W CH, WANG Y, FAN Y Y, *et al.*. Multi-phase level set method for segmentation and bias correction of brain MR images [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(5): 552-557. (in Chinese)
- [18] 朱峰, 罗立民, 宋余庆, 等. 基于自适应空间邻域信息高斯混合模型的图像分割[J]. *计算机研究与发展*, 2011, 44(11): 2000-2007.
ZHU F, LUO L M, SONG Y Q, *et al.*. Adaptive spatially neighborhood information Gaussian mixture model for image segmentation [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2011, 44(11): 2000-2007. (in Chinese)
- [19] 王醒策, 文蕾, 武仲科, 等. 面向时飞磁共振血管造影术的脑血管统计分割混合模型[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(2): 497-507.
WANG X C, WEN L, WU ZH K, *et al.*. Finite mixture model of stochastic cerebrovascular segmentation based on TOF MRA [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(2): 497-507. (in Chinese)
- [20] 赵雪梅, 李玉, 赵泉华. 结合马尔可夫高斯模型的双邻域模糊聚类分割算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2016, 28(4): 614-622.
ZHAO X M, LI Y, ZHAO Q H. A fuzzy clustering image segmentation algorithm with double neighborhood system combined with Markov Gaussian model [J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2016, 28(4): 614-622. (in Chinese)
- [21] 赵雪梅, 李玉, 赵泉华. 基于隐马尔可夫高斯随机场模型的模糊聚类高分辨率遥感影像分割算法[J]. *电子学报*, 2016, 44(3): 679-686.
ZHAO X M, LI Y, ZHAO Q H. Hidden Markov Gaussian random field based fuzzy clustering algorithm for high-resolution remote sensing image segmentation [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2016, 44(3): 679-686. (in Chinese)
- [22] 宫改云, 高新波, 伍忠东. FCM 聚类算法中模糊加权指数 m 的优选方法[J]. *模糊系统与数学*, 2005, 19(1): 143-148.
GONG G Y, GAO X B, WU ZH D. An optimal choice method of parameter m in FCM clustering algorithm [J]. *Fuzzy Systems and Mathematics*, 2005, 19(1): 143-148. (in Chinese)
- [23] 高新波, 谢维信. 模糊聚类理论发展及应用的研究进展[J]. *科学通报*, 1999, 44(21): 2241-2251.
GAO X B, XIE W X. Development and application of fuzzy cluster theory [J]. *Chinese Science Bulletin*, 1999, 44(21): 2241-2251. (in Chinese)
- [24] 杨润玲. 基于 FCM 类型算法的自动图像分割方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2006.
YANG R L. *Automatic image segmentation method based on the type of FCM algorithm research*

- [D]. Xi'an: Xidian University, 2006. (in Chinese)
- [25] BEZDEK J C, A physical interpretation of fuzzy ISODATA [J]. *Institute of Electrical and Electronics Engineer*, 1976, 6(5): 387-390.
- [26] PAL N R, BEZDEK J C. On cluster validity for the fuzzy c-means model [J]. *Institute of Electrical and Electronics Engineer Fuzzy Systems*, 1995, 3(3): 370-379.
- [27] 刘燕杰, 卢振泰, 冯前进, 等. 基于 KL 距离加权和局部邻域信息的 CV 模型[J]. *电子学报*, 2011, 39(6): 1447-1451.
- LIU Y J, LU ZH T, FENG Q J, *et al.*. KL distance weighted CV model based on local neighborhood information [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(6):1447-1451. (in Chinese)
- [28] HONDA K, OSHIO S, NOTSU A. FCM-type fuzzy co-clustering by K-L information regularization [C]. *Institute of Electrical and Electronics Engineers International Conference on Fuzzy Systems*, 2014: 2505-2510.
- [29] 蒋璐媛, 肖鹏峰, 冯学智, 等. 基于亚分数混淆矩阵的中国典型区大尺度土地覆盖数据集评价[J]. *遥感技术与应用*, 2015, 33(2): 353-363.
- JIANG L Y, XIAO P F, FENG X ZH, *et al.*. Assessment of large scale land cover datasets in typical areas of China based on sub-fractional error matrix [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2015, 33(2): 353-363. (in Chinese)

作者简介:



徐 艳(1991—),女,山西朔州人,硕士研究生,2015 年于辽宁工程技术大学获得学士学位,主要研究方向为模糊聚类及其在遥感图像处理中的应用。E-mail: 2425207748@qq.com

导师简介:



李 玉(1963—),男,吉林长春人,博士,教授,1984 年于西北电讯工程学院获得学士学位,1991 年于东南大学获得硕士学位,2006 年于瑞尔森获得硕士学位,2010 年于滑铁卢大学获得博士学位,主要研究方向为遥感数据处理理论与应用基础研究,包括空间统计学随机几何模糊数学在遥感数据建模与分析方面的应用,地物目标几何以及特征提取。E-mail: lntuliyu@163.com