引文格式：张得琳, 沈吉宝. 改进 RFLICM 模型的青海湖水体边界提取[J]. 地理空间信息, 2023, 21(10): 54-57. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.10.013

改进RFLICM模型的青海湖水体边界提取

张得琳[1]，沈吉宝[2]
（1. 西宁市国土勘测规划研究院有限公司，青海 西宁 810000；2. 甘肃省测绘工程院，甘肃 兰州 730000）

摘　要：针对传统FCM聚类方法提取青海湖水体边界的不确定性，提出改进模糊局部信息聚类方法（RFLICM）的青海湖水体边界提取方法。该方法利用条件概率密度函数的负对数描述像素与聚类间相似性，并结合空间位置定义模糊局部变量以控制算法分割尺度，结合邻域像素标号定义先验概率，进而将影像分割成湖水和陆地两部分，通过提取影像分割结果轮廓线获得湖水边界线。实验结果表明，该方法可以有效地提取青海湖边界信息，提取结果优于RFLICM与隐Markov随机场模型的增强型空间约束FCM影像聚类（HMRF-FCM）方法。

关键词：青海湖；水体边界线提取；RFLICM方法；影像聚类
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）10-0054-04

Water Boundary Extraction of Qinghai Lake Based on Improved RFLICM Model

ZHANG Delin[1], SHEN Jibao[2]
(1. Xining Land Survey and Planning Research Institute Co., Ltd., Xining 810000, China;
2. Gansu Institute of Surveying and Mapping Engineering, Lanzhou 730000, China)

Abstract: Aiming at the uncertainty of Qinghai Lake water boundary extracted by traditional FCM clustering method, we proposed an improved RFLICM model to extract Qinghai Lake water boundary. We used the negative logarithm of conditional probability density function to describe the similarity between pixels and clusters, blurred local variables by combining with spatial position definition to control the segmentation scale of the algorithm. Then, we divided the image into lake and land by using neighborhood pixel label to define priori probability. Finally, we obtained the lake boundary through extracting the contour line of image segmentation result. The experimental results show that the improved method can effectively extract the boundary information of Qinghai Lake, with a better result compared to RFLICM and HMRF-FCM.

Key words: Qinghai Lake, water boundary extraction, RFLICM method, image clustering

目前，利用遥感影像提取水体边界线的方法大致有两类[1-2]。一类是基于边缘检测算法提取水体边界线，如Canny算子[3]、Sobel算子[4]等，该类方法易受噪声影响，导致水体边界线提取结果不连续或者检测到假边缘；另一类则是基于影像分割算法提取水体边界线，如K均值(K-means)、模糊聚类算法[5]等。K均值算法属于硬性分割，不能较好地描述像素与聚类间的不确定性，而模糊C均值聚类算法(FCM)[6]是一种软性分割方法，采用像素与聚类间非相似性测度的指数加权和定义目标函数，通过最小化目标函数得到最佳隶属度，能更真实地反映影像像素分布状态，被广泛应用于水体影像分割中，但由于没有考虑空间邻域信息，导致分割结果极易受噪声影响。很多学者对模糊聚类算法进行改进以提升FCM算法的抗噪性能，张琪[7]等引入吸引模型，将影像局部空间与FCM隶属度矩阵融合引入影像空间几何关系，有效提取水体边界；张燕[8]等利用像素局部统计特征设计像素相关模型改进RFLICM方法，该方法可以有效提取影像细节信息；Krinidis[9]等提出RFLICM算法，采用对噪声相对不敏感的概率统计模型代替FLICM[10]算法中的模糊因子，使算法具有更强的鲁棒性，算法采用欧氏距离定义非相似性测度，只考虑影像光谱间的邻域关系，没有引入邻域像素标号信息；Zhao Q H[11]等提出隐马尔科夫随机场模糊聚类算法（HMRF-FCM），假设同一同质区域内像素服从某一概率分布，并利用其概率密度函数负对数定义非相似性测度。此外，基于邻域像素标号定义先验概率，并结合K-L规则化项[12]定义目标函数，该方法能有效提高算法分割精度，但此算法仅考虑标号场的邻域关系，忽略影像光谱间的邻域关系。

收稿日期：2022-06-17。
项目来源：省级科研立项课题（GSBSM-2020-01-02/4）。
第一作者简介：张得琳（1987—），高级工程师，从事国土调查测绘相关工作，E-mail: zhangdl_87m@163.com。

本文利用影像分割算法提取水体边界线研究成果的基础上，结合RFLICM算法和HMRF-FCM算法，同时考虑影像光谱间的邻域关系，提出改进的RFLICM算法，以实现对青海湖水体边界的精确识别。其中，RFLICM算法通过非相似性测度建立影像光谱间的邻域关系，而HMRF-FCM算法通过先验概率建立邻域关系。本文改进的RFLICM算法能够同时增强空间信息和光谱信息对青海湖水体影像分割的影响。

1　改进RFLICM的青海湖水体边界提取模型

1.1　模型建立

假设待分割影像 $X=\{x_i:i=1,2\cdots n\}$，其中，i 为像素索引，n 为总像素数，$x_i=\{x_{ir},x_{ig},x_{ib}\}$ 为像素光谱测度的R、G、B彩色分量。假设影像有 c 个聚类，则像素与聚类间的隶属度为 $U=[u_{ij}]_{nc}$，其中 $j=1,2,\cdots,c$ 为聚类索引，并满足约束条件 $0\le u_{ij}\le 1$，$\sum_{j=1}^{c}u_{ij}=1$。定义标号场 $L=\{l_k,k=1,2,\cdots,n\}$，其中以 $l_k\in\{1,2,\cdots,c\}$ 表示像素类属性。

结合RFLICM和HMRF-FCM定义本文模糊聚类算法目标函数如下：

$$J=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{c}u_{ij}\left(d_{ij}+G_{ij}\right)+\lambda\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{c}u_{ij}\log\left(\frac{u_{ij}}{\pi_{ij}}\right)\tag{1}$$

式中，λ 为K-L规则化项系数，定义算法模糊程度，λ 越大，分割结果中同质区域内像素差异越大；d_{ij} 为像素 i 与聚类 j 间的非相似性测度；G_{ij} 为模糊局部变量；$\pi=[\pi_{ij}]_{nxc}$ 为像素 i 属于聚类 j 的先验概率。

本文采用高斯分布的均值 $m_j=\{m_{jr},m_{jg},m_{jb}\}$ 和协方差 $\sum_j$ 为聚类原型，定义非相似性测度 d_{ij} 为像素 i 对聚类 j 概率密度函数的负对数，即

$$d_{ij}=-\log p\left(x_i|l_i=j,m_j,\sum_j\right)=$$

$$-\log\left\{\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^w\left|\sum_j\right|}}\exp\left[-\left(x_i-m_j\right)\sum_j^{-1}\left(x_i-m_j\right)^{\mathrm{T}}\right]\right\}=$$

$$\frac{w}{2}\log(2\pi)+\frac{1}{2}\log\left|\sum_j\right|+\left(x_i-m_j\right)\sum_j^{-1}\left(x_i-m_j\right)^{\mathrm{T}}\tag{2}$$

式中，w 为数据维度，对应于彩色影像，$w=3$。

基于邻域像素光谱测度信息定义模糊局部变量 G_{ij} 为：

$$G_{ij}=\begin{cases}\sum\limits_{i'\in\partial_i}\dfrac{\left(1-u_{i'j}\right)\left\|x_{i'}-m_j\right\|^2}{2+\min\left[\left(\dfrac{C_{i'}}{C_i}\right)^2,\left(\dfrac{C_i}{C_{i'}}\right)^2\right]},C_{i'}\ge\overline{C_i}\\ \sum\limits_{i'\in\partial_i}\dfrac{\left(1-u_{i'j}\right)\left\|x_{i'}-m_j\right\|^2}{2-\min\left[\left(\dfrac{C_{i'}}{C_i}\right)^2,\left(\dfrac{C_i}{C_{i'}}\right)^2\right]},C_{i'}\le\overline{C_i}\end{cases}\tag{3}$$

式中，$i'\in\partial=\{\partial_i:i=1,2,\cdots,n\}$ 为像素 i 的邻域像素，且 $i'\ne i$；∂_i 为像素 i 的邻域像素集合；C_i 为第 i 个像素的局部变异系数，表示像素 i 与其8邻域像素光谱测度间的差异。

$$C_i=\left\|\frac{\sigma^2(x_i)}{\overline{x_i}^2}\right\|_2\tag{4}$$

式中，$\overline{x_i}$、$\sigma^2(x_i)$ 分别为以像素 i 为中心的邻域像素光谱测度的均值和方差；$\overline{C_i}$ 为以像素 i 为中心的邻域像素局部变异系数的均值。

结合隐马尔科夫随机场理论定义基于标号场先验概率 π_{ij} 为：

$$\pi_{ij}=p\left(l_i=j|l_{i'},i'\in\partial_i\right)=\frac{\exp\left(\beta\sum\limits_{i'\in\partial_i}l_i=j,l_{i'}\right)}{\exp\left(\beta\sum\limits_{i'\in\partial_i}l_i=k,l_{i'}\right)}\tag{5}$$

式中，k 仅为聚类索引；β 为邻域作用强度，$\delta(a,b)$ 为能量函数，当 $a=b$ 时，$\delta=1$，反之，$\delta=0$。

1.2　模型求解

由于目标函数 J 显示表达均值 m_j 和协方差 $\sum_j$ 通过直接对目标函数求导并令导数为0，得到：

$$m_j=\frac{\sum\limits_{i=1}^{n}m_{ij}x_i}{\sum\limits_{i=1}^{n}m_{ij}}\tag{6}$$

$$\sum_j=\frac{\sum\limits_{i=1}^{n}m_{ij}\left(x_i-m_j\right)^{\mathrm{T}}\left(x_i-m_j\right)}{\sum\limits_{i=1}^{n}m_{ij}}\tag{7}$$

由于隶属度 U 具有约束条件 $\sum_{k=1}^{c}u_{jk}=1$ 需构造拉格朗日函数，并令其导数为0，求解得到：

$$u_{ij}=\frac{\pi_{ij}\exp\left(-\frac{d_{ij}+G_{ij}}{\lambda}\right)}{\sum_{k=1}^{c}\pi_{ik}\exp\left(-\frac{d_{ik}+G_{ik}}{\lambda}\right)} \tag{8}$$

影像分割结果由反模糊化隶属度得到：

$$li=\arg\max_{j=1}^{c}\left\{u_{ij}\right\} \tag{9}$$

1.3 算法流程

1）设置常数：聚类数 c，K–L规则化项系数 λ，邻域作用强度 β，迭代停止条件参数 ε；

2）初始化迭代指示器 $t=0$，随机生成初始隶属度矩阵 U^0，通过反模糊化初始标号场 L^0；

3）根据式（6）、（7）计算均值 $u_j^{(t)}$ 和协方差 $\sum_j^{(t)}$，并根据式（2）计算非相似性测度 $d_{ij}^{(t)}$；

4）根据式（4）计算局部变异系数 $C_i^{(t)}$，并根据式（3）得到模糊局部变量 $C_{ij}^{(t)}$；

5）根据式（5）计算先验概率 $\pi_{ij}^{(t)}$；

6）根据式（8）计算隶属度 $U^{(t)}$；

7）根据公式（1）计算目标函数 $J^{(t)}$；

8）如果 $\max\left(J^{(t)}-J^{(t-1)}\right)<\varepsilon$，退出循环，否则令 $t=t+1$ 并返回步骤（3）继续迭代。

2 研究结果

2.1 实验区域概况

青海湖位于青海省内流河盆地，为我国最大的咸水湖和内水湖。2010年测得湖面南北长约63 km、东西长约为160 km，周长约为360 km、湖面面积约为4 321 km²[13]。青海湖四面环山，湖区年降水量约为290~590 mm，年际变化较小。青海湖水体边界区域地形地貌复杂，入湖东部的倒淌河为一大片沼泽湿地，西部为多处大小泉湾涌流形成的滩涂沼泽地。此外，受外界自然风力作用，在湖区附近形成堆积物，导致青海湖面积不断减少。

实验选用Landsat8 OLI 2015年7月27日，行列号133/34数据，该数据共包含9个波段，多光谱分辨率30 m，全色分辨率15 m。此外，为了验证本文方法提取青海湖水体边界精度，利用国产高分一号卫星数据全色2 m和多光谱8 m数据，采用NND变换进行融合处理获得空间分辨率为2 m的影像。对原始Landsat 8数据进行辐射与几何校正，其中辐射校正采用ENVI软件FLAASH模块。为了保证水体提取精度计算可靠性，利用融合后的高分一号数据对Landsat 8数据进行相对几何校正，确保校正精度优于1个像素，灰度重采样采用双线性内插方法。

2.2 水体边界提取结果

对比Landsat 8影像目视结果可以看出，采用概率统计模型时，FLICM方法提取水体边界模型会存在漏提取水体。这是由于该方法仅考虑影像上的光谱信息，缺少对空间几何信息的思考，导致提取结果效果较差；采用HMRF–FCM方法提取的湖面面积普遍外扩导致滩地被检测为水体，主要原因在于滩地特征与水体较为接近，两者都与植被特征差别较大，而确定地物边界时假设同质区域内部服从同一概率分布，因此对相同特征接近的地物无法区分，导致水体边界提取错误；而采用IRFLICM方法提取的青海湖水体边界，通过光谱信息与局部邻域信息结合共同作为隶属度，增强算法的鲁棒性，避免了传统模糊聚类方法抗噪性差。由青海湖水体提取结果可知，提取结果与水体边界线吻合度极高。因此，该方法实现青海湖水体边界自动提取，提取结果作为青海湖水体边界。

2.3 水体边界提取精度评价

以高分一号影像提取的青海湖面积为基准，对改进后青海湖水体边界提取结果进行客观评定。分别对FLICM方法、HMRF–FCM方法及本文方法提取水体边界进行对比分析，采用准确度（COR）与完整度（COM）[14]以及面积重叠度（AOM）[15]等精度评价指标计算提取结果精度，结果如表1所示。其中，以高分一号提取青海湖边界线结果为基准（提取面积为A），并以提取基准边界线建立缓冲区（左右4个像素），判断提取结果与基准关系，若落入缓冲区内则认为提取正确，长度结果标记为TP（true positive）,否则认为提取错误，长度结果标记为FP（false positive）;然后以相反的方式，以提取青海湖边界线（提取面积为B）建立缓冲区，判断基准边界线与其关系，若基准边界线落在提取边界线缓冲区，标记长度 TP，否则标记为 FN。

$$\begin{cases}\mathrm{COM}=\dfrac{TP}{TP+FN}\\ \mathrm{COR}=\dfrac{TP}{TP+FP}\\ \mathrm{AOM}=\dfrac{\mathrm{area}\{A\cap B\}}{\mathrm{area}\{A\cup B\}}\end{cases} \tag{10}$$

由表1不同方法提取青海湖水体边界精度基本差别不大，说明IRFLICM没有改变模糊聚类的基本

表1　不同方法提取水体边界精度

精度	FLICM/%	HMRF-FCM/%	IRFLICM/%
COR	92.27	92.61	93.45
COM	91.26	91.55	92.14
AOM	90.02	90.89	91.92

原理。相比较FLICM、HMRF-FCM方法，IRFLICM采用光谱信息与空间几何信息结合作为隶属度的方法，检测结果精度COR分别提高1.18%、0.84%，COM分别提高0.88%、0.59%，AOM分别提高1.90%、1.03%，该方法避免了传统模糊聚类方法抗噪性差，增强了算法的鲁棒性，与2.2部分分析结果一致，说明IRFLICM够有效地提取Landsat8影像中青海湖水体边界。

3　结　语

由于传统模糊聚类算法抗噪性能差，本文提出了一种结合FLICM与HMRF-FCM方法的青海湖水体边界提取方法。该算法结合局部邻域像素的光谱信息和标号信息共同作用于隶属度，增强了算法的鲁棒性，解决了经典方法对青海湖水体边界提取不准确、提取水体边界效果较差的问题。通过定性和定量的对比分析，IRFLICM方法能够更有效地实现青海湖水体边界的提取。该方法更深层次的挖掘影像信息，特别有利于影像分割，很大程度上提高了青海湖水体边界提取精度，在水体边界提取领域具有一定的推广和应用价值。但该方法只适用于langdsat8遥感影像进行青海湖水体边界提取，对于影像水体光谱信息与其他地物相接近时，该算法具有一定的局限性，难以正确区分开水体。

参考文献

[1] 骈蔚然,张莉,耿晴. 基于山地水体指数的水体边界提取方法[J]. 地理空间信息,2022,20(3):25-29

[2] 吴红波,陈艺多. 联合Landsat影像和ICESat测高数据估计青海湖湖泊水量变化[J]. 水资源与水工程学报,2020,31(5):7-15

[3] 任源鑫,林青,李明洁,等. 基于哨兵2号的复杂地域水体提取研究[J]. 地理空间信息,2020,18(12):5-9

[4] Feng J, Chen H, Fukun B I, et al. Detection of Oil Spills in a Complex Scene of SAR Imagery[J]. Technological Sciences, 2014,11(6):2 204-2 209

[5] 王小标,谢顺平,都金康. 水体指数构建及其在复杂环境下有效性研究[J]. 遥感学报,2018,22(2):360-372

[6] 洪亮,黄雅君,杨昆,等. 复杂环境下高分二号遥感影像的城市地表水体提取[J]. 遥感学报,2019,23(5):871-882

[7] 张琪,杨桂芹,王小鹏. 结合引力模型的模糊聚类遥感图像水体分割算法[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(14):262-271

[8] 张燕,高鑫,刘以,等. 基于改进像素相关性模型的图像分割算法[J]. 图学学报,2022,43(2):205-213

[9] Krinidis S V, Chatzis. A Robust Fuzzy Local Information C-Means Clustering Algorithm[C]//IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2010

[10] Chatzis S P, Varvarigou T A. A Fuzzy Clustering Approach Toward Hidden Markov Random Field Models for Enhanced Spatially Constrained Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008,16(5): 1 351-1 361

[11] Zhao Q H, Li X L, Li Y, et al, A Fuzzy Clustering Image Segmentation Algorithm Bsed on Hidden Markov Random Field Models and Voronoi Tessellation[J]. Pattern Recognition Letters, 2017,85(1): 49-55

[12] Ichihashi H K, Miyagishi K H. Fuzzy C-means Clustering with Regularization by K-L Information[C]//IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2001

[13] 袁云,李栋梁,安迪. 青海湖水位变化对青藏高原气候变化的响应[J]. 高原气象,2012,31(1):57-64

[14] 周亚男,朱志文,沈占锋,等. 融合纹理特征和空间关系的TM影像海岸线自动提取[J]. 北京大学学报(自然科学版),2012,48(2):273-279

[15] Abbas Q, Celebi M E, Garcia I F. Breast Mass Segmenttation Using Region-based and Edge-based Methods in a 4-stage Multiscale System[J]. Biomedical Signal Processing and Control,2013,8(2):204-214