引文格式：薛琳. 运用边缘保持滤波和改进核模糊聚类的遥感影像分类[J]. 地理空间信息, 2024, 22(12): 42-45. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2024.12.010

运用边缘保持滤波和改进核模糊聚类的遥感影像分类

薛　琳[1]
（1. 青海省自然资源遥感中心，青海 西宁 810000）

摘　要：针对高分辨率遥感影像存在边界模糊、“同物异谱”的特点，使得核模糊聚类算法难以获取理想的分类结果，提出边缘保持滤波和改进核模糊聚类的遥感影像分类方法。该方法首先采用边缘保持滤波算法对高分辨率遥感影像处理，融合影像光谱与空间信息，突出影像边缘特征；然后将混合高斯核函数引入核模糊 C 均值聚类方法中，将低维数据映射到高维特征空间上；最后为了增强算法抗噪性，利用马尔科夫先验概率对目标函数进行修正。实验表明：该方法能有效保留影像边缘特征，提高影像分类精度。

关键词：联合双边滤波；引导滤波；混合核函数；粒子群算法；马尔科夫随机场
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2024）12-0042-04

Remote Sensing Image Classification Method Based on Edge Preserving Filtering and Improved Kernel Fuzzy Clustering

XUE Lin
(1. Qinghai Remote Sensing Center for Natural Resources, Xining 810000, China)

Abstract: The characteristics of boundary blur and “same object but different spectrum” in high-resolution remote sensing images make it difficult for kernel fuzzy clustering algorithms to obtain ideal classification results. Aiming at this problem, we proposed a remote sensing image classification method based on edge preserving filtering and improved kernel fuzzy clustering. This method uses edge preserving filtering algorithm to process high-resolution remote sensing images, fuses spectral and spatial information of the images, and highlights image edge features at first. Then, the method introduces a mixed Gaussian kernel function into the kernel fuzzy C-means clustering method to map low dimensional data onto high-dimensional feature spaces. Finally, this method uses Markov prior probabilities to modify the objective function, enhance the noise resistance. Experimental result shows that the method can effectively preserve image edge features and improve image classification accuracy.

Key words: joint bilateral filtering, guided filtering, mixed kernel function, particle swarm algorithm, Markov random field

随着影像分辨率的不断提高，影像上随机噪声较多，导致 KFCM 在高分辨率遥感影像上分类精度降低，算法的推广应用带来挑战[1-2]。李轶鲲[3]等提出模糊 C 均值与贝叶斯网络结合的高分辨率遥感影像分类方法，有效解决混合像元问题，提升分类精度与效率；李玉[4]等提出直觉模糊聚类分割方法，通过像素类隶属度与非隶属度，有效解决高分辨率遥感影像分割过程的不确定性，提高分割精度；张成坤[5]等提出边缘保持滤波的高光谱遥感影像分析方法，通过边缘保持滤波器对初始概率图进行处理，提升分类精度；Hua L[6]等提出粒子群优化 KFCM 的影像分类方法，避免随机初始聚类中心，导致算法分类精度不稳定问题，增强算法泛化性。上述优化方法多数仅考虑高分辨率遥感影像光谱信息，缺乏对空间几何信息的有效利用，并且单一的数据映射函数，限制算法的学习能力与泛化能力，因此依然存在分类精度不高问题。

鉴于此，文中提出边缘保持滤波和改进核模糊聚类的遥感影像分类方法。为了确保剔除高分辨率影像上噪声，同时保持影像邻近地物一致性和地物边界优势，首先通过边缘保持滤波方法对影像进行预处理，充分利用影像的光谱与空间信息；然后通过混合核函数将低维空间特征映射到高维特征空间，增加地物可分性；最后，为了增强算法抗噪性，利用马尔科夫先验概率对目标函数进行优化。

1　本文方法原理

1.1　边缘保持滤波

1.1.1　联合边缘滤波

联合双边滤波是综合影像像素相似度与影像空间

收稿日期：2023-07-02。
项目来源：高分专项黄河流域青海段生态保护和高质量发展应用产业化示范基金资助项目（94-Y50G36-9001-22/23）
作者简介：薛琳（1987—），工程师，主要研究方向为遥感影像信息提取、影像分割等技术，E-mail：xul_987@163.com。

距离的一种折中处理滤波方法[7]，该方法依据影像灰度信息与空间信息，进行边缘保持去噪。其数学原理如下：

$$\begin{aligned} O_i &= \sum_{j\in\omega_i} W_{i,j} I_j \\ W_{i,j} &= \frac{1}{K_i^b} G(i,j) F\left(\hat{I}_i, \hat{I}_j\right) \end{aligned} \tag{1}$$

式中，i 为局部窗口 ω_i 像素坐标；I_i、$\hat{I}_i$ 分别为第 i 个待处理像素值与对应参考影像像素值；$G(i,j)$ 为影像空间距离函数；$F\left(\hat{I}_i, \hat{I}_j\right)$ 为像素相似性函数；K_i^b 为归一化系数；$W_{i,j}$ 为滤波器权值；$G(i,j)$、$F\left(\hat{I}_i, \hat{I}_j\right)$ 为高斯函数：

$$G(i,j) = e^{-\frac{\|i-j\|^2}{2\sigma_s}}, F\left(\hat{I}_i, \hat{I}_j\right) = e^{-\frac{\left\|\hat{I}_i-\hat{I}_j\right\|^2}{2\sigma_w}} \tag{2}$$

由式（2）可以看出，对于 ω_i 窗口内像素一致的区域，该滤波器对 ω_i 窗口进行平滑处理；对于边缘像素点区域，由于局部影像像素相似性差，获取的权值小，因此可以减小不同地物间的干扰。所以，联合双边滤波可较好地保留地物边界，同时有效消除噪声干扰的影响，进而提升影像分类精度。

1.1.2　引导滤波

对于遥感影像，引导滤波函数的输入与输出在二维窗口下满足线性关系[8]：

$$O_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \tag{3}$$

式中，O_i 为影像输出像素值；I_i 为影像输入像素值；ω_k 为以 i 为中心像素点的局部窗口；a_k、b_k 为满足该线性关系的系数。输入影像可以为参考影像或待滤波影像。对式（1）两边取梯度，获得 $\nabla O_i = a_k \nabla I_i$，即输入影像在像点 i 处存在梯度时，输出影像存在类似梯度，所以引导滤波具有边缘保持特性。为了确保滤波后输出值与真实值 p 间的差距最小，因此构造引导滤波目标函数：

$$E(a_k, b_k) = \sum_{j\in\omega_k} \left(\left(a_k \hat{I}_j + b_k - p_j\right)^2 + \varepsilon a_k^2 \right) \tag{4}$$

式中，p 为待滤波影像真实值；$\hat{I}$ 为滤波参考影像；ε 为调节 a_k^2 过大的系数。因此，第 i 个像素的输出像素值可以表示为：

$$\begin{aligned} O_i &= \sum_j W_{i,j} p_j \\ W_{i,j} &= \frac{1}{|\omega|^2} \sum_{k:(i,j)} \left(1 + \frac{\left(\hat{I}_i - \mu_k\right)\left(\hat{I}_j - \mu_k\right)}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \right) \end{aligned} \tag{5}$$

式中，$|\omega|$ 为局部窗口内像素个数。引导滤波器具有双边滤波器边缘保持平滑特征，但在边缘附近效果表现更优。

1.2　改进核模糊聚类

1.2.1　混合核函数模糊聚类法

为了有效解决低维特征空间线性不可分问题，文中利用核函数对原始影像数据进行高维特征空间映射处理，以提高影像的区分性，然后再利用模糊 C 均值聚类方法对高分辨率遥感影像分类[9]。

利用非线性函数 $\varphi(\bullet)$ 将原始影像 R^s 空间数据集 $X=\left(x_1, x_2 \cdots, x_n\right)$ 映射到高维特征空间 R^p 上。因此，KFCM的目标函数在高维特征空间可以表示为：

$$J_{\mathrm{KFCM}} = \sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{n} \mu_{ij}^m \left\| \phi\left(x_j\right) - \phi\left(v_i\right) \right\|^2 \tag{6}$$

式中，c 为聚类数目；m 为模糊控制参数；$\phi\left(v_i\right)$ 为聚类中心在高维特征空间向量；μ_{ij} 为第 j 个像素点属于第 i 类的隶属度，满足 $\sum_{i=1}^{c} u_{ij} = 1$。

常规的核模糊聚类方法通常利用一个核函数进行数据映射，核函数定义为：

$$K(x,y) = \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2} \right) \tag{7}$$

仅有一个调节参数 σ 的核函数的泛化能力和学习能力存在一定的局限性[10-11]。为了提高算法的学习能力和泛化性能，文中引入混合核函数，通过多个 σ 参数共同调节高维空间分布情况。混合核函数具体形式为：

$$K_{\min} = \sum_{l=1}^{g} a_l \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma_l^2} \right) \tag{8}$$

式中，σ_l 为高斯核参数；a_l 为核函数权重因子，满足 $0<a_l<1, \sum_{l=1}^{g} a_l = 1$。

1.2.2　基于MRF和混合核函数的模糊聚类算法

为了避免“异物同普”对影像分类精度的影响，通过增加邻域像素的空间信息并将马尔科夫随机场的部分概率引入算法中，提高“异物同普”下影像分类精度[12]。

假设像素点 (i,j) 的灰度值为 y_{ij}，$y_{ij}=k$ 为该像素点属于第 k 类，设该点的马尔科夫模型为 $y=\left\{ y_{ij} \middle| y_{ij} \in K \right\}$，$K$ 为类别数；依据Hammersley-Clifford定理，获得马尔科夫随机场的先验概率值：

$$P(y) = \frac{\exp\left(-U(y)\right)}{\sum_{y\in\Omega} \exp\left(-U(y)\right)} \tag{9}$$

式中，Ω 为标号场；y 为标号场中元素；$U(y)$ 为能量函数，具体定义如下：

$$U(y)=\sum_{c\in C}V_c(y) \tag{10}$$

式中，c 为基团；C 为基团集合；$V_c(y)$ 为势团函数，具体定义如下：

$$V_c(y_s,y_t)=\begin{cases}-\beta, y_s=y_t\\ \beta, y_s\neq y_t\end{cases} \tag{11}$$

式中，y_s 为中心像素标号；y_t 为中心点的邻域像素标号；β 为势团函数形式。

为增强算法的抗噪性，将马尔科夫随机场先验概率 λ 引入增加正则项的混合核函数聚类算法中，改进的目标函数为：

$$J_{\mathrm{MRF_MKFCM}}=\sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{n}\mu_{ij}^{m}d_{ij}^{2}+\lambda\sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{n}\mu_{ij}^{m}\left(1-P_{ij}\right)^{m} \tag{12}$$

式中，μ_{ij} 为第 j 个点属于第 i 类的隶属度；d_{ij} 为第 j 个点到第 i 类中心的空间距离；P_{ij} 为计算的马尔科夫随机场激先验概率值。

最后，依据拉格朗生日乘法，计算隶属度与聚类中心。

1.2.3 粒子群算法

由于核模糊聚类算法随机确定初始聚类中心，导致高分辨率遥感影像容易出现局部最优分类结果[13-14]。文中通过粒子群算法初始化聚类中心，增强算法稳定性。粒子群算法受鸟群捕食飞行启发提出，该方法具有调节参数少、易实现及收敛速度开等优点。

假设 N 个粒子为一个粒子群落，其中第 i 个粒子的位置为 $X_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{iD})$，飞行速度为 $V_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{iD})$，其中 D 为搜索空间维度。搜索时，个体的最优位置 $p_i=(p_{i1},p_{i2},\cdots,p_{iD})$ 为 p_{best}，搜索过程中的最优位置用 g_{best} 表示。粒子的位置与速度迭代计算如下：

$$v_i^{t+1}=\omega v_i^t+c_1r_1\left(p_{\mathrm{best}_i}-x_i^t\right)+c_2r_2\left(g_{\mathrm{best}_i}-x_i^t\right) \tag{13}$$

$$x_i^{t+1}=x_i^t+v_i^{t+1} \tag{14}$$

式中，r_1、r_2 为随机参数；c_1、c_2 为学习因子；ω 为惯性权重。

1.3 算法实现过程

算法具体步骤如下：

1）设定边缘保持滤波器参数，联合双边滤波参数 σ_s 为3、σ_w 为0.3；引导滤波器参数 w 为2、ε 为 10^{-1}，对影像进行滤波处理；

2）初始化粒子群参数，粒子群数为 $N=30$、学习因子为 $c_1=c_2=3$、最大迭代次数为 $t_{\max}=30$，利用粒子群算法计算核模糊聚类需要的初始类中心 $V(0)$；

3）设定核模糊聚类初始参数，聚类数目为5，最大迭代次数 $T_m=100$、迭代终止条件为 $\varepsilon=10^{-5}$、高斯数目 $g=2$、高斯核函数 $\sigma_1=150$、$\sigma_2=20$，核函数权值因子 $a_1=0.4$、$a_2=0.6$，规则化参数 $\lambda=0.4$；

4）通过步骤（2）粒子群算法计算获取初始聚类中心 $V(0)$，通过迭代计算不断更新聚类中心 V_i 与隶属度矩阵 $\boldsymbol{U}$，若 $\left\|J(i)-J(i-1)\right\|\leq\varepsilon$ 或超过迭代阈值 T_m，则停止计算；

5）最后通过隶属度矩阵计算每个像素的聚类中心点，并输出影像分类结果。

2 实验结果分析

为了验证所提分类方法的有效性，文中在LoveDA数据集和The SpaceNet Building数据集上进行试验，验证本文方法的有效性。

2.1 数据介绍

数据集1为LoveDA数据集，该数据包含来自谷歌地图上获取中国3个不同城市0.3 m的高分辨率卫星影像数据，该数据包含7种典型地物。由于数据集的多尺度对象、复杂背景样本以及各类地物的分布不一致性，给高分辨率遥感影像分类带来很大的挑战，因此LoveDA数据集适用于土地覆盖、语义分割。数据集2为The SpaceNet Building数据集，该数据建筑物具有多尺度、多样式性，主要用于建筑物提取研究。

2.2 实验分析

为了测试本文方法性能，将该方法与KFCM算法、FLICM算法进行对比。本文采用总体分类精度（overall accuracy，OA）、平均分类精度（average accuracy，AA）、Kappa系数以及时间耗时。将15次实验的平均精度指标为最终的性能评价参数。实验环境为Win10系统、32 GBRAM、3060显卡。

2.2.1 边缘保持滤波参数分析

文中分析联合双边滤波器参数对高分辨率遥感影像分类精度的影响。在联合双边滤波器处理高分辨率遥感影像时，σ_s、σ_ω 这2个参数对地物分类精度影响较大。文中将原始影像第一主成分的高分辨率遥感影像作为滤波的参考数据。首先，将 $\sigma_\omega=0.1$ 分析 σ_s 对影像分类精度的影响，随着 σ_s 参数的增加，分类精度先增加后减少，当 $\sigma_s=3$ 分类精度最高；这主要是由于在高分辨率遥感影像上滤波窗口过小，影像上局

部信息有限，难以区分噪声和有效信息；但随着滤波窗口增加会引入其他地物干扰噪声的有效识别，导致分类精度有所下降。然后，选取 $\sigma_s=3$ 分析 σ_ω 对分类精度的影响，当 $\sigma_\omega=0.3$ 时，影像分类精度最高为95.98%；笔者认为，σ_ω 参数主要用于调整边界区分性，由于遥感影像上地物边界的灰度信息变化在一定范围内，不会存在明显的突变情况，因此分类精度随着 σ_ω 先增减后减少。

同样对引导滤波器在处理高分辨率遥感影像时，ω 、ε 这2个参数对地物分类精度影响较大。同样分别对其进行分析，如图1所示，选取 $\omega=2$ 、$\varepsilon=10^{-1}$ 时分类精度最高，对应分类精度为95.67%。因此，后续两组数据分类都利用这两组参数进行高分辨率遥感影像分类。

2.2.2　分类实验

为了验证所提方法在高分辨率遥感影像上分类的有效性，选用LoveDA数据集、The SpaceNet Building数据集数据，经过边缘保持滤波算法处理后，分别采用KFCM算法、FLICM算法、文献[6]提出边缘保持滤波的高光谱遥感分类算法与本文方法进行高分辨率遥感影像分类，具体分类结果见图1。由图1可知不同方法处理的分类结果，由于KFCM没有利用影像空间特征，分类结果存在验证的“椒盐现象”。FLICM由于引入空间几何信息，分类精度较KFCM有显著提升，但由于水体内部存在的藻华现象，导致被错误分类为建筑物区域（图上椭圆形区域）。文献[6]采用边缘保持滤波与SVM结合的高分辨率遥感影像分类方法，将光谱与空间信息进行结合，但由于采用单一的核函数参数的SVM学习能力存在一定的局限性，未能充分利用影像光谱和空间特征，因此依然存在错分和漏检问题。本文提出的方法获得较为理想的分类结果，充分利用影像的边缘细节信息，通过引入边缘保持滤波器，突出地物边界保证邻近地物类别一致，避免空间几何信息明显的地物被漏检问题（图上矩形区域），结合混合核函数充分挖掘影像光谱信息与空间信息，进而获取可靠真实的地物分类结果。

由表1给出LoveDA数据集、The SpaceNet Building数据集在不同方法下的分类精度。FLICM算法由于利用影像空间信息，分类精度相比KFCM算法有所提升，但提升效果不明显。本文所提的基于边缘保持滤波与改进核模糊聚类的高分辨率遥感影像分类方法均取得较为理想的分类结果，并在分类时间上较KFCM算法、FLICM算法以及文献[6]算法有明显优势。该方法分类

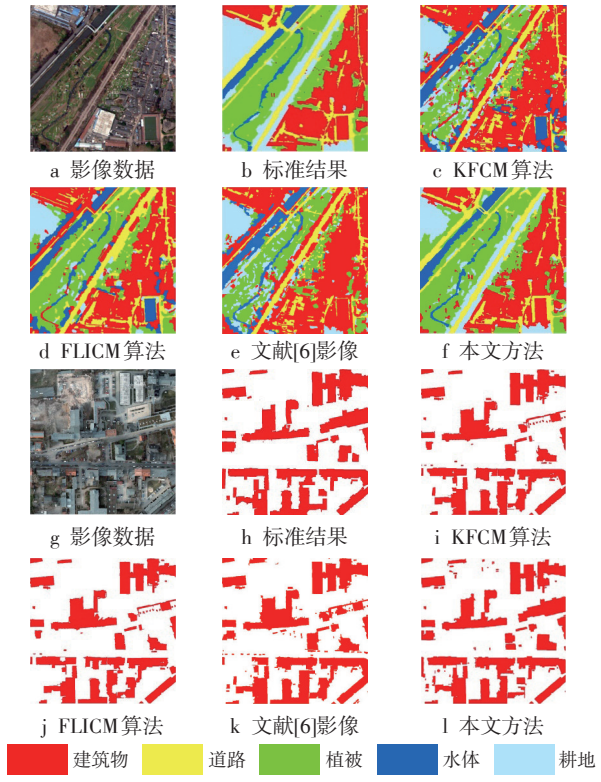


图1　不同方法分类结果

结果保证了近邻样本类别一致，并突出了地物分类的边界，真实可靠地反映了地物分布的实际情况。

表1　不同方法分类精度

数据	方法	*AA*/%	*OA*/%	Kappa系数	时间/s
LoveDA数据	KFCM	89.45	88.97	88.92	97.25
	FLICM	91.48	90.89	91.61	68.64
	文献[6]	92.56	91.02	91.86	66.35
	本文方法	94.53	94.26	92.66	57.48
The SpaceNet Building数据	KFCM	93.12	92.01	92.62	64.83
	FLICM	93.57	92.88	93.42	46.58
	文献[6]	94.52	93.41	93.86	45.37
	本文方法	96.53	95.97	96.86	43.35

3　结　语

本文提出基于边缘保持滤波和改进的核模糊聚类的高分辨率遥感影像分类方法。该方法采用边缘保持滤波对高分辨率遥感影像处理，融合影像光谱与空间信息，突出影像边缘特征；同时，为了避免核模糊聚类初始聚类中心随机性导致分类精度不稳定性，该方法利用粒子群算法确定核模糊聚类的初始聚类中心。实验表明，该方法在减弱“同物异谱”现象的同时，能有效保留影像边缘特征，提高影像分类精度。但在高斯核函数参数设置上，需要进行多次实验确定最优解，限制算法的自动性，实现高斯核参数自动设置，是下一步研究的方向。

（下转第64页）