

# 基于均值漂移与空间信息的导向模糊 C 均值遥感图像分割算法

张晓磊, 潘卫军, 陈佳扬, 张智巍, 王思禹

(中国民用航空飞行学院空中交通管理学院, 四川 广汉 618307)

**摘要:** 作为图像数据结构分割的重要工具, 模糊 C 均值已被广泛应用于计算机视觉领域; 然而模糊 C 均值在图像分割过程中不能有效地保留边缘和抑制噪声, 往往得不到理想的分割结果; 为解决这一问题, 文章利用导向滤波器推导出一种新的改进模糊 C 均值算法; 该算法的第一个创新点是其线性平移不变滤波过程, 利用边缘保持平滑特性来保留分割中的边缘结构; 第二个创新点是该技术通过将空间信息引入目标函数来改善对噪声的鲁棒性, 空间信息通过导向滤波的平均输出获得; 为了解决聚类算法中初始聚类中心问题, 在图像分割过程中使用均值漂移算法选取初始聚类中心; 文章方法的主要优点在于其对边缘保留和噪声具有鲁棒性, 进而提高分割精度; 基于合成图像和真实遥感图像的实验结果表明, 与其他主流分割算法相比, 该方法在分割性能方面表现出了良好的性能。

**关键词:** 模糊 C 均值; 导向滤波; 均值漂移; 邻域信息; 遥感图像分割

## Guided Fuzzy C—means Clustering with Mean Shift and Spatial Information for Remote—Sensing Image Segmentation

Zhang Xiaolei, Pan Weijun, Chen Jiayang, Zhang Zhiwei, Wang Siyu

(College of Air Traffic Management, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

**Abstract:** Fuzzy C—means (FCM) has widely been applied to computer vision, which emerged as an important tool for segmenting the structure of image data. However, the effectiveness of this technique lies in its inability to preserve edges and suppress noise, often leading to unsatisfactory segmentations. To solve this problem, we derive a modified FCM algorithm by using guided filter. The first key concept of our method is its linear translation—variant filtering process, which exploits edge—preserving smoothing property to preserve the edge structures in segmentation. The second is that this technique improves the robustness to noise by incorporating the spatial information into the objective function, which are obtained by the mean output of guided filtering. Third, meanshift algorithm is used to get initial cluster centers so that the algorithm does guarantee convergence to the global optimum. The main advantages of the proposed method are that it exhibits robustness to edge—preserving and noise and it can enhance the segmentation accuracy. By comparing with other segmentation methods, experimental results on both synthetic and real remote—sensing images suggest that the proposed method behaves well in segmentation performance.

**Keywords:** fuzzy C—Means; guided filter; mean shift; spatial information; remote—sensing image segmentation

## 0 引言

图像分割是将图像划分为若干个具有独特性质区域的过程, 在计算机视觉领域诸多分支中获取了广泛的应用<sup>[1]</sup>。在对遥感图像的分析过程中, 分割方法应该考虑数据采集方面的信息, 诸如光谱和空间分辨能力等<sup>[2]</sup>。作为一种无监督学习算法, 模糊 C 均值 (fuzzy c—means, FCM) 在图像分割领域获取了广泛的成功, 其通常比硬聚类算法更加灵活。尽管传统的 FCM 因其完美的数学理论在诸多方面尤其是图像分割领域得到了广泛的应用<sup>[3-15]</sup>, 然而在图像分割过程中该方法亦存在对初始聚类中心敏感以及对噪声鲁棒

性不强等问题。

为了克服传统 FCM 算法在图像分割中噪声鲁棒性差的问题, 许多学者利用图像空间信息对 FCM 进行了改进, 使得图像分割性能大大提高<sup>[3-8]</sup>。考虑到传统的 FCM 没有结合分析图像的形状等先验知识, Ahmed 等通过引入邻域信息提出了基于空间信息的 FCM 算法 (Fuzzy clustering with spatial constraints, FCMS), 克服了传统方法对异常点敏感的局限性<sup>[3]</sup>。FCMS 方法计算复杂度较高, 尤其是处理尺寸较大时相当费时。鉴于 FCMS 方法运算复杂度高的问题, Chen 和 Zhang 等<sup>[4]</sup>利用均值滤波和中值滤波对 FCMS 进行了优化, 提出了 FCM\_S1 和 FCM\_S2 算法降低了计算复杂度。文献 [6] 基于核函数, 通过对 FCM 的各个模块进行独立赋值, 提出了基于领域信息的核广义模糊均值聚类算法 (Kernel generalized fuzzy c—means clustering with spatial information, KGFCMS), 提升了图像分割性能。Yang 等<sup>[10]</sup>通过引入单一数据点至隶属度函数提出了一种新

收稿日期: 2019-08-27; 修回日期: 2019-10-09。

基金项目: 国家自然科学基金重点项目资助(U1733203), 中国民用航空飞行学院科学研究基金(J2019-046)。

作者简介: 张晓磊(1982-), 男, 山东冠县人, 讲师, 主要从事信号处理、机器学习方向的研究。

的目标函数，提高了图像分割过程中抗噪声能力。文献 [12] 利用领域灰度异质结构和上下文信息提出了自适应约束的核模糊 C 均值 (adaptively regularized kernel-based fuzzy-means clustering, ARKFCM) 方法。未解决 FCM 方法鲁棒性问题，Tao 等 [14] 基于形态学重构和隶属度函数滤波提出了快速鲁棒模糊 C 均值方法 (fast and robust fuzzy c-means clustering, FRFCM) 方法，大大提高了图像分割性能，FRFCM 被证明为当前最优的图像分割算法。

尽管基于 FCM 的系列优化算法在图像分割领域中已经表现出了良好的性能，但是边缘保持和去噪仍是待解决的问题。利用 FCM 对图像分割的主要困难在于这类方法对噪声非常敏感并且难以保持清晰的图像边缘 [4,7-9]。滤波技术已广泛用于计算机图形、图像和视觉等诸多领域。其中，导向滤波器 [16] 是用于边缘保持平滑的一种优秀方法，该滤波器的优点在于边缘保持平滑的计算复杂度不依赖于滤波器尺寸。导向滤波器可以有效地平滑区域噪声，并产生视觉上令人满意的边缘轮廓。相对于双边滤波器，导向滤波器在边缘附近能得到更好的输出。因此，导向滤波器现已成为图像处理、特征提取和目标识别等计算机视觉应用领域的重要技术。考虑到分割任务之一是抑制噪声并强化重要结构特征，在图像分割处理中本文通过结合空间信息将导向滤波引入到 FCM 的目标函数中进行模糊聚类。如果导向滤波器可以有效地抑制梯度翻转导致的伪像并产生良好的视觉边缘轮廓，本文认为利用该滤波技术 FCM 在分割图像时可以获得更准确的图像分割。同时，考虑到图像分割的性能在一定程度上依赖于初始的聚类数目和聚类中心，本文利用均值漂移算法 [17] 选取合适的聚类数目作为参考。与当前主流方法 KGFCMS、RFCM、ARKFCM 和 FRFCM 对比，实验结果证明了本文所提算法的有效性。

本文的其余部分安排如下。文中的第二部分描述了一些相关工作基础。第三部分详细介绍了本文所提的图像分割算法。第四部分给出了该算法的实验结果。最后一部分对本文进行了总结。

## 1 相关工作基础

### 1.1 FCM

FCM 是一种将数据集划分为两个或多个类别的聚类方法，在图像分割过程中利用模糊隶属度为每个像素分配不同的聚类中心 [3]。FCM 方法包括三个基本要素：模糊隶属函数、聚类中心和目标函数。给定聚类中心数目  $C$  和样本集  $X = \{x_i\}_{i=1}^N$ ，使用拉格朗日乘数法交替更新聚类中心  $V = [v_j]$  和隶属函数  $U = \{u_{ik}\}$ ：

$$v_j^{(k+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ij}^{(k)})^m x_i}{\sum_{i=1}^N (u_{ij}^{(k)})^m}, \quad (1)$$

$$u_{ij}^{(k+1)} = \left( \sum_{i=1}^C \left( \frac{\|x_i - v_j^{(k+1)}\|}{\|x_i - v_i^{(k+1)}\|} \right)^{\frac{m}{m-1}} \right)^{-1}, \quad (2)$$

最小化目标函数：

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2, \quad s. t. \quad \sum_{j=1}^C u_{ij} = 1 \quad \forall i, \quad (3)$$

可以获得  $J$  的局部最小值。在上式中， $m$  是大于 1 的实数， $\|\cdot\|$  代表欧几里德范数。

FCM 是一种自动对图像数据进行聚类的方法，其本质上利用欧几里德范数计算像素点与聚类中心的隶属度，进而判别每个像素点属于各个模式的程度。与引入模糊划分相适应，FCM 引入的模糊隶属度介于 0 和 1 之间，所以其比硬聚类分析更加灵活地分析图像的不确定性和复杂性。

### 1.2 基于空间信息的 FCM 算法

FCM 算法进行聚类时仅考虑了像素的特征向量而忽略了相邻像元间具有空间关系，有鉴于此 Ahmed 等人 [3] 利用图像空域信息约束作为惩罚函数 FCM 算法进行了优化和改进，提出 FCM\_S 方法以提高图像分割性能。但 FCM\_S 方法在每一次迭代过程中需要计算一次邻域项，算法的时间复杂度较高。为解决 FCM\_S 算法复杂度高和精确性不足问题，Chen 等人 [4] 在此基础上通过引入邻域均值和邻域中值滤波代替邻域项，提出了 FCM\_S1 和 FCM\_S2 算法，得到了广泛的应用。本文采用基于邻域均值的 FCM\_S1 算法，其目标函数如下：

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|\bar{x}_i - v_j\|^2, \quad (4)$$

其中， $\alpha$  是控制图像非局部均值滤波项的参数。以类似于传统的 FCM 算法，利用拉格朗日乘子法对公式 (4) 的目标函数  $J$  求极小值，可求得聚类中心和隶属度更新公式：

$$v_j^{(k+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ij}^{(k)})^m (x_i + \alpha \bar{x}_i)}{(1 + \alpha) \sum_{i=1}^N (u_{ij}^{(k)})^m}, \quad (5)$$

$$u_{ij}^{(k+1)} = \left( \sum_{i=1}^C \left( \frac{(x_i - v_j^{(k+1)})^2 + \alpha \bar{x}_i - v_j^{(k+1)2}}{(x_i - v_i^{(k+1)2}) + \alpha \bar{x}_i - v_i^{(k+1)2}} \right)^{\frac{m}{m-1}} \right)^{-1}. \quad (6)$$

尽管 FCM\_S1/2 方法较好地融合了领域信息，相对于 FCM 以及 FCM\_S 实现了在分割性能以及运算速度方面的提升，但该方法亦存在缺乏对图像边界的平滑约束、对抗图像区域强背景噪声以及对初始聚类中心敏感等问题。

## 2 基于均值漂移与空间信息的导向模糊 C 均值遥感图像分割算法

### 2.1 导向滤波器

导向滤波器 [16] 定义为局部线性滤波过程，包括引导图像  $I$ 、输入图像  $p$  和输出图像  $q$ 。导向滤波器的关键假设是  $q$  和  $I$  为局部线性关系：

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k, \quad (7)$$

式中， $i$  是像素的索引， $\omega_k$  为以像素  $k$  为中心半径为  $r$  的窗口。为了确定线性系数  $(a_k, b_k)$ ，建立目标函数  $E(a_k, b_k)$  在窗口  $\omega_k$  中最小化  $q$  和滤波器输入  $p$  的差值：

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2), \quad (8)$$

其中:  $\epsilon$  是控制平滑度的正则化参数。公式 (8) 的结果可以通过下面的线性回归得到:

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (9)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k. \quad (10)$$

这里,  $\mu_k$  和  $\sigma_k$  分别为窗口  $k$  中  $I$  的均值和方差。基于上述, 导向滤波器的输出结果为:

$$q_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i, \quad (11)$$

式中,  $\bar{a}_i$  和  $\bar{b}_i$  分别表示窗口  $\omega_i$  内  $a$  和  $b$  的均值。

图 1 为导向滤波的过程, 对输入图像  $p$  和输出图像  $q$  建立图中模型可提取图像中诸如噪声等非感兴趣信息  $n$ 。

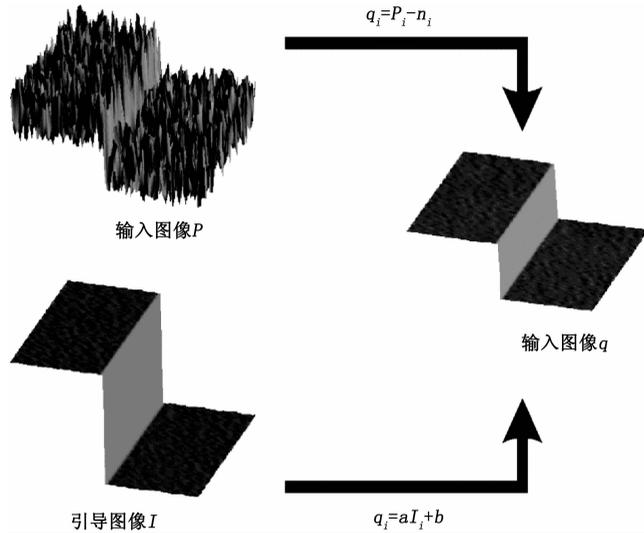


图 1 导向滤波的过程<sup>[16]</sup>。

### 2.2 均值漂移算法

均值漂移算法<sup>[17]</sup>的关键思想是其自适应地寻找概率密度极大值的估计方法, 不需要任何先验知识。具体利用感兴趣区内数据密度变化计算和搜寻中心点的漂移向量, 通过迭代移动中心点直到到达密度最大处, 进而得到感兴趣区域内的数据的次数。对于给定  $d$  维空间  $R^d$  中的  $n$  个样本点  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 基于高斯核的均值漂移向量形式为:

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^N G\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right) \omega(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^N G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) \omega(x_i)} - x. \quad (12)$$

新漂移中心为:

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^N G\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right) \omega(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^N G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) \omega(x_i)}. \quad (13)$$

均值漂移算法本质上即为在每次迭代的时候求解一个向量, 使得圆心向数据集密度最大的方向移动进而与局部极值点重合, 图 2 对这一过程进行了描述。

### 2.3 基于空间信息的导向模糊 C 均值聚类方法

以均值漂移算法选定的初始聚类中心作为参考, 本文

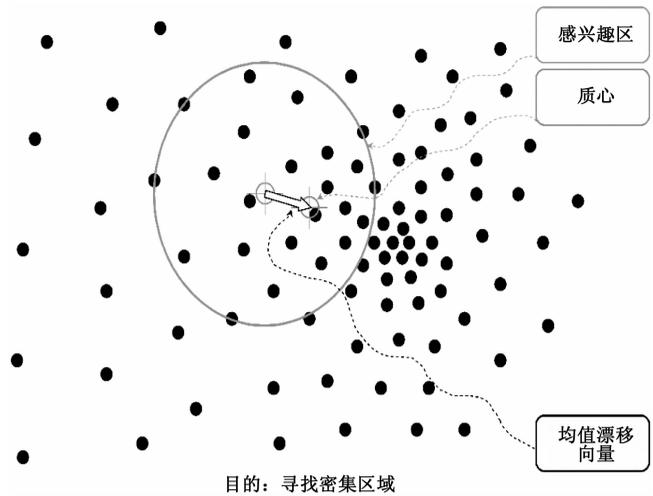


图 2 均值漂移过程描述

(图片来源: <http://www.cse.psu.edu/~rtc12/CSE598G/introMeanShift.pdf>).

通过结合空间信息和导向滤波提出了基于均值漂移和空间信息的导向模糊 C 均值聚类方法 (Guided fuzzy c-means clustering with spatial information, GFCM\_MS), 旨在消除噪声和保持边缘细节。基于 FCM\_S1 方法, 通过迭代更新聚类中心  $V = [v_j]$  和隶属函数  $U = \{u_k\}$ :

$$v_j^{(k+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ij}^{(k)})^m (x_i + \alpha \bar{G}(x_i))}{(1 + \alpha) \sum_{i=1}^N (u_{ij}^{(k)})^m}, \quad (14)$$

$$u_{ij}^{(k+1)} =$$

$$\left( \frac{\sum_{i=1}^C \left( \frac{\|G(x_i) - v_j^{(k+1)}\|^2 + \alpha \| \bar{G}(x_i) - v_j^{(k+1)} \|^2}{\|G(x_i) - v_i^{(k+1)}\|^2 + \alpha \| \bar{G}(x_i) - v_i^{(k+1)} \|^2} \right)^{\frac{1}{m}}}{\sum_{i=1}^C \left( \frac{\|G(x_i) - v_i^{(k+1)}\|^2 + \alpha \| \bar{G}(x_i) - v_i^{(k+1)} \|^2}{\|G(x_i) - v_j^{(k+1)}\|^2 + \alpha \| \bar{G}(x_i) - v_j^{(k+1)} \|^2} \right)^{\frac{1}{m}}} \right)^{-1}. \quad (15)$$

最小化 GFCM\_MS 目标函数:

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|G(x_i) - v_j\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \| \bar{G}(x_i) - v_j \|^2, \quad (16)$$

式中  $G(x_i)$  表示数据集  $X = \{x_i\}_{i=1}^N$  的局部导向滤波结果,  $\bar{G}(x_i)$  为  $G(x_i)$  的均值。

相对于其他 FCM 系列图像分割算法, 本文所提出的 GFCM\_MS 具有如下优势:

1) GFCM\_MS 的优良边缘保持特性, 通过实现图像边界的平滑约束得到了光滑的分割边界, 使得不连续的原本属于同一类像素点聚连一起形成具有实际意义的子图;

2) GFCM\_MS 对噪声的鲁棒性, 划分空间推广到可能性划分空间可实现强噪声背景下图像的理想分割效果 (详见实验结果);

3) GFCM\_MS 利用均值漂移初始化了聚类中心, 迭代次数少、计算复杂度小、收敛速度快, 进而较好地降低了算法陷入局部最优的可能性。

### 2.4 基于 GFCM\_MS 图像分割方法

本章提出的 GFCM\_MS 算法的步骤如表 1 所示。

表 1 GFCM\_MS 算法的步骤

GFCM_MS 算法流程	
Input:	原始图像, 模糊因子, 迭代终止条件, 迭代次数, 设置导向滤波器参数
Output:	分割后的图像, 聚类中心, 隶属度矩阵
Begin	
1.	利用均值漂移算法获取初始的聚类中心
2.	利用导向滤波器对图像进行平滑和边缘保持, 得到先验输入
3.	初始化隶属度函数
4.	步骤: 利用公式(14)计算聚类中心向量和隶属函数
4.	更新: 利用公式(15)更新和
5.	算法收敛: 如果收敛条件满足, 则停止迭代; 否则, 返回步骤 4。
6.	利用输出的隶属度矩阵和聚类中心去模糊化得到分割图像
End	

### 3 实验结果与分析

为了对 GFCM\_MS 算法的性能进行评估, 本文考虑了 RFCM<sup>[10]</sup>、KGFCMS<sup>[6]</sup>、ARKFCM<sup>[12]</sup> 和 FRFCM<sup>[14]</sup> 方法, 并建立了对比实验, 数据集包括 1 个合成图像和 3 个真实图像。本文使用分割精度 (segmentation accuracy, SA)<sup>[8]</sup> 作为评估指标, 分割精度 SA 定义为所有分类正确像素点数目与所有像素点数目比值:

$$SA = \frac{\sum_{i=1}^c \frac{A_i \cap C_i}{\sum_{j=1}^c C_j}}{c} \quad (17)$$

其中:  $c$  为聚类数目,  $A_i$  表示属于第  $i$  类的像素的数目,  $C_i$  表示表示实际中属于第  $i$  类的像素的数目。

#### 3.1 合成图像

在本节中, 本文利用合成图像对算法的图像分割性能进行评估, 该合成图像包含 4 个模式。使用合成图像来验证分割方法性能的优点在于合成数据包括了图像实际模式以及噪声参数控制等的先验信息。

图 3~5 分别显示了各方法对加噪合成图像 (分别加入方差为 0.01、0.02 和 0.05 高斯噪声) 的分割结果。从图中可以看到, RFCM、KGFCMS、ARKFCM 和 FRFCM 对噪声较为敏感, 不同区域边界模糊, 错分点较多。在 GFCM\_MS 所实现的结果中, 错分点很少, 区域边界比较清晰, 因此该算法对高斯噪声具有鲁棒性, 得到了满意的分割结果。表 2 给出了不同方法对加噪合成图像分割所得到的分割精度 SA。由表中的 SA 可以看出, FRFCM 方法表现出较高的精度, 但该方法随着噪声强度的增加其分割精度逐步下降。GFCM\_MS 对不同强度噪声表现出很好的鲁棒性, 较大程度上抑制图像中噪声, 分割精度始终保持 > 0.94。综合图 3~5 和表 2, GFCM\_MS 分割性能明显优于其他方法。

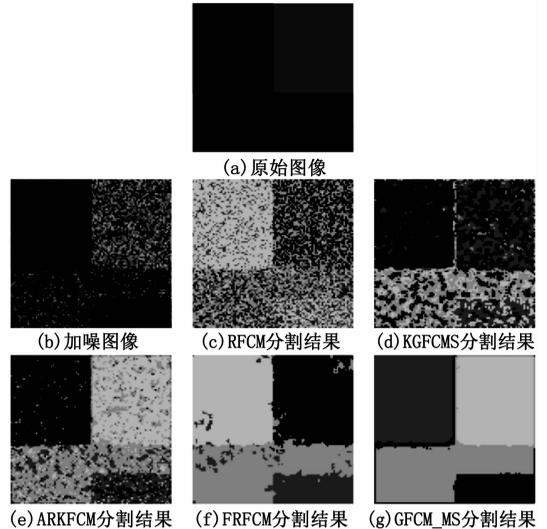


图 3 加噪合成图像 (方差为 0.01 高斯噪声) 的分割结果比较

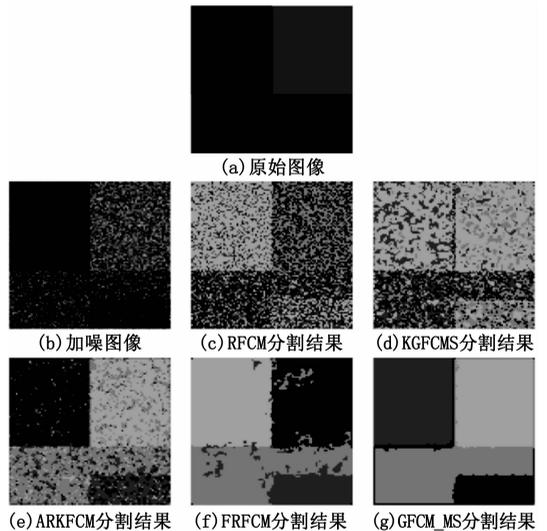


图 4 加噪合成图像 (方差为 0.02 高斯噪声) 的分割结果比较

表 2 不同方法对加噪合成图像分割所得到的分割精度 SA

噪声方差	RFCM	KGFCMS	ARKFCM	FRFCM	GFCM_MS
0.01	0.5459	0.5781	0.7381	0.9464	0.9488
0.02	0.5326	0.4614	0.7454	0.9366	0.9487
0.05	0.5366	0.4426	0.7716	0.9229	0.9491

#### 3.2 真实图像

图 6 显示了不同方法对遥感图像 (航空港) 分割结果。由图 6 可以看出, RFCM、ARKFCM 和 FRFCM 对不同区域进行了一定的保持, 但由于受噪声影响这三个方法在聚类区域内部都或多或少地出现了孤立的噪声点。而 GFCM\_MS 方法对两个区域进行了较好的保持, 分割的区域均匀性良好而且区域之间的边界清晰, 没有孤立的像素点。

不同方法对遥感图像 (桥梁) 的分割结果如图 7 所示。

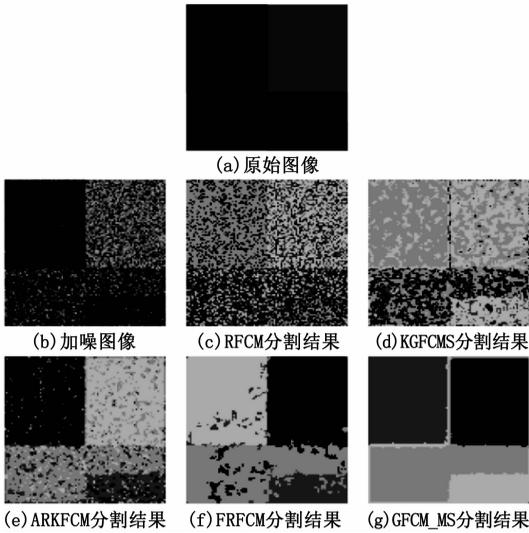


图 5 加噪合成图像 (方差为 0.05 高斯噪声) 的分割结果比较

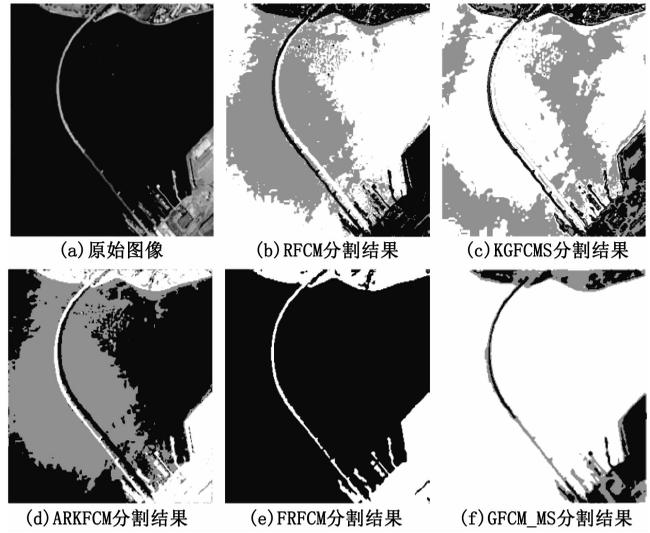


图 7 遥感图像 (桥梁) 的分割结果

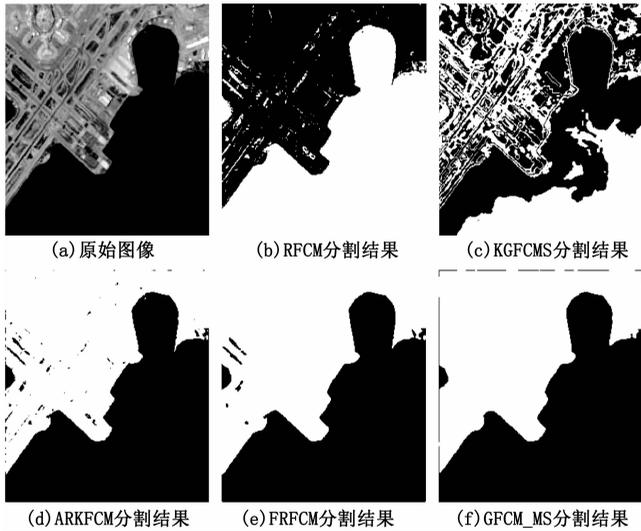


图 6 遥感图像 (机场) 的分割结果

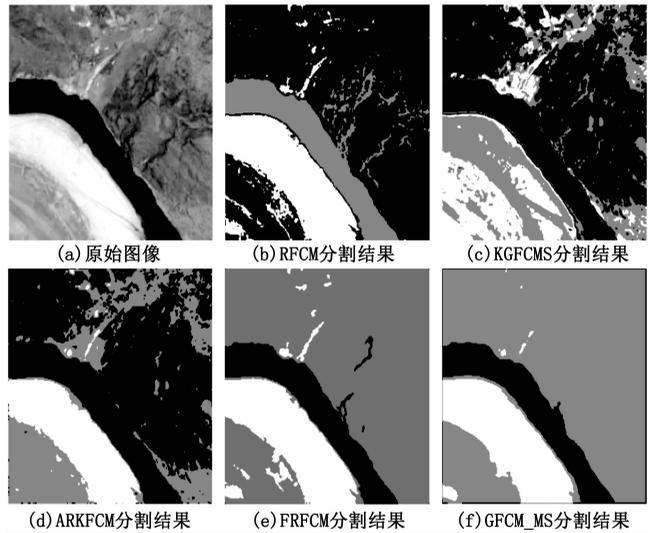


图 8 遥感图像 (河流) 上的分割结果

图中的目标区域桥梁, 属于“细长”模式。从视觉角度, RFCM、KGFCMS、ARKFCM 和 FRFCM 没有很好地实现对图像的分类, 桥梁与水域部分产生了较大的混叠, 错分比较严重, 对桥梁这种“细长”模式无法实现正确的聚类连接。由于 GFCM\_MS 引入了导向滤波信息和空间信息, 使得分割结果在保持大量图像细节的同时获得比较干净的同质分割区域, 桥梁和水域之间不存在其他方法所得到的错分问题, 获得了令人满意的分割结果。

图 8 展现了不同方法对遥感图像 (河流) 的分割结果。在该测试图像中, RFCM、KGFCMS 和 ARKFCM 方法对河流、陆地和冰川 3 个区域的分割中, 存在大量的错分。相对于 RFCM、KGFCMS 和 ARKFCM, FRFCM 方法给予了较好的划分, 不同区域边界相对清晰。而本文所提出的 GFCM\_MS 则保持了清晰的图像边缘以及更多的细节, 图像分割更加准确, 尽管有若干孤立的像素, 但其区域均匀

性和边界定位都令人满意。

图 9 比较了不同方法对遥感图像 (航空器) 的分割结果。RFCM、FRFCM 和 GFCM\_MS 在对该测试图像的分割中获取了较为清晰的边界。相对于 RFCM 和 FRFCM, GFCM\_MS 机翼和垂直翼之间的机身体边界定位更加准确。

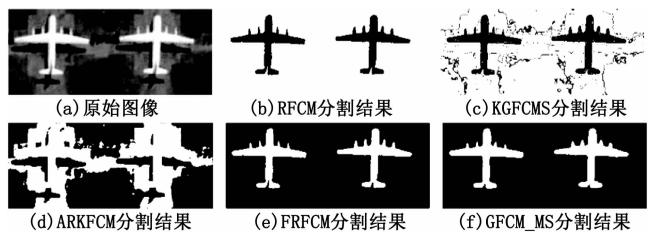


图 9 遥感图像 (航空器) 上的分割结果

### 4 结束语

图像分割是计算机视觉领域的一个重要问题, 模糊聚类因其特有的描述形式比其他传统的分割算法更具优势,

因此得到了广泛的应用。本文提出了一种有效的遥感图像分割方法,该方法较好地结合了聚类分析和导向滤波技术对图像分割的优势:一方面,该方法较好地对聚类的图像边界进行了平滑约束,获得了平滑和封闭的分割边界;另一方面,该方法因其对噪声的鲁棒性,提高了强噪声背景下图像分割的准确度;最后,通过结合均值漂移所导出的初始聚类中心,降低了算法陷入局部最优的概率。基于导向滤波技术,本文所提出的方法通过结合均值漂移和空间信息,使得像素在组合的特征空间中得到更加准确的表达。实验结果表明,本文所提出的方法提升了图像结构被噪声损坏的分割准确度,该算法所得到的测试结果在可接受范围之内。本文的后续工作将围绕复杂场景分类问题开展研究。

参考文献:

[1] 王 林, 徐兴敏, 张智欢, 等. 复杂网络理论在彩色图像分割中的应用研究 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (7): 246 - 250.

[2] Yuan J, Wang D L, Li R. Remote Sensing Image Segmentation by Combining Spectral and Texture Features [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52 (1): 16 - 24.

[3] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21 (3): 193 - 199.

[4] Chen S, Zhang D. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2004, 34 (4): 1907 - 1916.

[5] Cai W, Chen S, Zhang D. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2007, 40 (3): 825 - 838.

[6] Zhao F, Jiao L, Liu H. Kernel generalized fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation [J]. Digital Signal Processing, 2013, 23 (1): 184 - 199.

[7] Gong M, Liang Y, Shi J, et al. Fuzzy c-means clustering with

(上接第 242 页)  
系统的有效性,系统可作为实际工程系统进行推广,以及混凝土养护领域类似工程借鉴提供依据。

参考文献:

[1] 张立丰. 智能蒸汽养护系统在预制管廊工程中的研究与应用 [J]. 建筑技术开发, 2018, 45 (8): 76 - 77.

[2] 王贤权, 赵晓魏, 王 波, 等. 浅谈混凝土薄膜养护工艺 [J]. 中国高新技术企业, 2008 (12): 179 - 180.

[3] 刘元杰. 自动养护系统在高寒区高铁挡砟墙混凝土养护中的应用 [J]. 四川建筑, 2018, 38 (3): 212 - 213.

[4] 徐淑萍, 苏小会, 刘卫国. 基于 PLC 的水泥生产过程控制系统 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17 (4): 688 - 690.

local information and kernel metric for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22 (2): 573 - 584.

[8] Xiang D, Tang T, Hu C, et al. A kernel clustering algorithm with fuzzy factor: Application to SAR image segmentation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11 (7): 1290 - 1294.

[9] He Y, Hussaini M Y, Ma J, et al. A new fuzzy c-means method with total variation regularization for segmentation of images with noisy and incomplete data [J]. Pattern Recognition, 2012, 45 (9): 3463 - 3471.

[10] Yang Z, Chung F L, Shitong W. Robust fuzzy clustering-based image segmentation [J]. Applied Soft Computing Journal, 2009, 9 (1): 80 - 84.

[11] Zarinbal M, Zarandi M H F, Turksen I B. Relative entropy fuzzy c-means clustering. Information Sciences [J], 2014, 260: 74 - 97.

[12] Elazab A, Wang C, Jia F, et al. Segmentation of brain tissues from magnetic resonance images using adaptively regularized kernel-based fuzzy-means clustering [J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2015, 2015 (5): 1 - 12.

[13] Guo L, Chen L, Wu Y, et al. Image guided Fuzzy C-means for image segmentation. International Journal of Fuzzy Systems [J], 2017, 19 (6): 1660 - 1669.

[14] Lei T, Jia X, Zhang Y, et al. Significantly Fast and Robust Fuzzy C-Means Clustering Algorithm Based on Morphological Reconstruction and Membership Filtering [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 26 (5): 3027 - 3041.

[15] 杨 跃. 基于离群模糊核聚类算法的 PID 毒气检测系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (3): 59 - 63.

[16] He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35 (6): 1397 - 1409.

[17] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, (5): 603 - 619.

[5] 刘建波, 王佳佳, 张礼华, 等. 基于现场总线的 PC 构件码垛养护控制系统研究 [J]. 制造业自动化, 2018, 40 (9): 34 - 37.

[6] 西门子 S7 - 1200 可编程控制器系统手册 [Z]. 04/2012, A5EO2486685 - 06.

[7] 祁 建, 霍 光, 李 宣. PC 自动化生产线养护工艺及养护系统研究 [J]. 混凝土世界, 2016 (5): 84 - 87.

[8] 朱伯芳. 大体积混凝土温度应力与温度控制 [M]. 北京: 中国电力出版社, 1998, 12 - 36.

[9] 况永峰, 万俊飞, 邓伟辉, 等. 双 T 板混凝土蒸汽养护工艺及温度控制 [J]. 住宅与房地产, 2018 (29): 43 - 44.

[10] 张立丰. 智能蒸汽养护系统在预制管廊工程中的研究与应用 [J]. 工程技术, 2018 (4). 76 - 77.