

基于模糊聚类的图像分割研究进展

雷 涛^{1,4}, 张 肖², 加小红², 刘侍刚³, 张艳宁⁴

(1. 陕西科技大学电子信息与人工智能学院, 陕西西安 710021; 2. 陕西科技大学电气与控制工程学院, 陕西西安 710021;
3. 陕西师范大学计算机科学学院, 陕西西安 710062; 4. 西北工业大学计算机科学学院, 陕西西安 710072)

摘 要: 模糊聚类算法(Fuzzy C-Means, FCM)是一种基于软划分的聚类过程,已被广泛应用于机器学习、图像处理 and 计算机视觉等领域。虽然当前已涌现出大量关于 FCM 的图像分割算法,但仍然面临诸多挑战。本文将基于 FCM 的图像分割算法归纳为三类:基于空间邻域信息的 FCM 算法、基于直方图信息的快速 FCM 算法及基于维度加权的 FCM 算法。首先系统分析和阐述了各类 FCM 算法的研究现状,然后通过实验分析各类算法的性能,最后总结了 FCM 算法在图像分割中存在的问题以及将来的研究方向。

关键词: 图像分割; 模糊聚类算法; 邻域信息; 直方图; 隐马尔科夫模型

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)08-1776-16

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.08.023

Research Progress on Image Segmentation Based on Fuzzy Clustering

LEI Tao^{1,4}, ZHANG Xiao², JIA Xiao-hong², LIU Shi-gang³, ZHANG Yan-ning⁴

(1. School of Electronic Information and Artificial Intelligence, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710021, China;
2. School of Electronical and Control Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710021, China;
3. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an, Shaanxi 710062, China;
4. School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: Fuzzy c-means (FCM) algorithm is a clustering process based on soft partitioning, and it has been widely used in machine learning, image processing and computer vision. Although a large number of image segmentation algorithms based on FCM have been proposed, it is still a challenge research topic to research image segmentation based on fuzzy clustering. In this paper, image segmentation algorithms based on FCM are roughly grouped into three categories: FCM algorithms based on spatial neighboring information, FCM algorithms based on histogram information, and FCM algorithms based on dimension weight. We firstly analyze and elaborate the current research on FCM algorithms. Afterwards, we analyze the performance of different algorithms according to experiments. Finally, we conclude the drawbacks of image segmentation algorithms based on FCM and the future research direction.

Key words: image segmentation; fuzzy c-means clustering; neighboring information; histogram; Hidden Markov model

1 引言

图像分割是计算机视觉领域中最具挑战的前沿课题之一,是图像分析、图像理解以及图像描述的重要前提。迄今为止,已涌现出大量的图像分割算法,例如密度峰值聚类算法^[1]、传播聚类算法^[2]、分层聚类算法^[3]、谱聚类算法^[4]、图割算法^[5]、模糊聚类算法^[6-11]和卷积神经网络算法^[12],其中模糊聚类算法由于其快速有效的分割特点已成功应用于智能交通、医学影像、遥感对地观察等领域。

虽然模糊聚类算法(Fuzzy C-Means, FCM)能够实现图像分割,但由于图像数据比传统的结构化数据具有自身的一些特性,因此直接将 FCM 算法应用于图像分割存在以下不足:首先,FCM 算法忽略了图像的空间信息,对像素的不均匀分布和噪声较为敏感,导致对图像分割效果较差;其次,用于图像分割的 FCM 算法需遍历所有像素,因此算法的时间复杂度会随着图像分辨率的增大而迅速增高;最后,FCM 算法在处理高维图像时未考虑维度之间的关联,导致对高维图像的鲁棒性较差。

针对 FCM 算法忽略图像的空间信息,学者们提出

了基于邻域信息的 FCM 算法^[13-25]. 该类算法主要利用邻域像素与聚类中心的关系修正中心像素的隶属度强度,在进行滤波的同时完成图像分割. 然而随着噪声强度的增大,图像的邻域信息很难正确修正中心像素的所属类别,针对该问题,学者们提出了基于自适应邻域信息的 FCM 算法^[26-30]. 这些算法主要通过挖掘像素块之间的相似性来平衡细节信息和干扰噪声,避免在去除噪声的同时丢失过多的细节信息. 然而该算法的时间复杂度较高,不利于算法的推广.

对于 FCM 算法需要遍历图像中所有像素的问题,学者们提出了基于直方图信息的 FCM 算法^[23,31-34]. 该类算法首先对原始图像进行滤波,然后利用图像的灰度级个数替代像素个数以有效降低数据冗余,从而大大降低算法的时间复杂度,实现了面向图像分割的快速 FCM 算法. 然而基于直方图信息的 FCM 算法只适用于灰度图像,难以直接推广到彩色图像处理中.

通过分析高维图像(彩色图像和多波段图像)维度之间的关联,学者们提出了基于维度加权的 FCM 算法^[35-45]. 该类算法主要利用新的度量方法替代传统算法的欧氏度量方法,从而提升算法对高维图像的分类效果,其中主流改进方法就是利用马氏距离来代替传统 FCM 算法中的欧氏距离,通过协方差来反映图像维度之间的关联,提升多通道图像的分割效果,然而协方差信息的引入,增大了算法的时间复杂度,为了降低算法的迭代次数,一般采用 K-means 算法的聚类结果作为该类算法的输入数据,减少算法的运行时间.

2 基于空间邻域信息的 FCM 算法

由于 FCM 算法忽略了图像的空间信息,所以对噪声较为敏感,针对该问题,主要通过引入图像的邻域信息和自适应邻域信息提升 FCM 算法的鲁棒性,改进方案如图 1 所示. 对于噪声较小的图像,基于邻域信息的 FCM 算法也能获得较为理想的分割结果. 然而随着噪声的增大,邻域信息无法满足去噪要求,而基于自适应邻域信息的 FCM 算法通过计算邻域像素块之间的差异强度能有效去除噪声干扰,获得更为理想的分割效果. 虽然该方法能有效避免噪声干扰,但通过对比图 1(a)和图 1(b)可得,自适应邻域信息的时间复杂度比邻域信息较高.

表 1 列出了主流的基于空间邻域信息的 FCM 算法^[17-20]. 其中, Ahmed 等人^[17]提出了基于空间约束的模糊聚类算法(Fuzzy C-Means with Spatial Constraints, FCM_S),该算法在 FCM 算法的目标函数中引入了图像的空间信息,通过邻域权重距离来修正中心像素的所属类别,增强了中心像素的抗噪性. FCM_S 算法需在每次迭代中计算邻域像素到聚类中心的距离,增加了算法的运行时间. 为了降低算法的时间复杂度,Chen 等

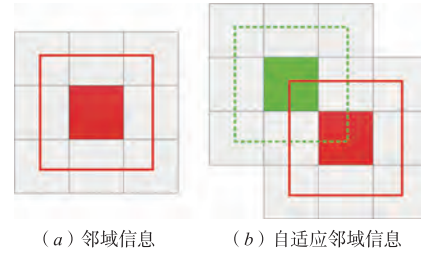


图1 邻域(3×3)信息的改进示意图

人^[18]提出了简化邻域项的模糊聚类算法(Fuzzy C-Means with Simplified Neighborhood Term, FCM_S1 和 FCM_S2),该算法首先通过均值和中值滤波算法对图像进行滤波,然后在迭代中直接调用该邻域信息,从而大大降低算法的时间复杂度. 但是上述算法均有参数引入,为了提高算法的实用性,Barrah 等人^[19]提出了基于局部灰度信息的鲁棒性模糊聚类算法(Robust FCM with Local and Gray Information, RFCMLGI),该算法利用中心像素与邻域像素的灰度及空间差异,构建一个新的贡献因子,代替了上述两类算法的邻域参数因子. 同样为避免参数的引入,Krinidis 等人^[20]提出了基于模糊局部信息 C-均值聚类算法(Fuzzy Local Information C-Means, FLICM),该算法通过引入空间模糊因子提升了算法的鲁棒性,但该算法的时间复杂度较高.

表 1 基于空间邻域信息的 FCM 算法

| Abbreviation | Objective Function |
|--------------|--|
| FCM_S[17] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \ x_j - v_i\ ^2 + \frac{a}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \sum_{r \in N_j} \ x_r - v_i\ ^2$ |
| FCM_S1[18] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \ x_j - v_i\ ^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \ \bar{x}_j - v_i\ ^2$ |
| FCM_S2[18] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \ x_j - v_i\ ^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \ \hat{x}_j - v_i\ ^2$ |
| RFCMLGI[19] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \ x_j - v_i\ ^2 + \frac{1}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n S_j u_{ij}^m \sum_{r \in N_j} \ x_r - v_i\ ^2$ |
| FLICM[20] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij}^m \ x_j - v_i\ ^2 + G_{ij})$ |

注: α 表示邻域控制参数, N_R 表示邻域像素个数, x_j 表示邻域像素, \bar{x}_j 表示邻域均值, \hat{x}_j 表示邻域中值, S_j 表示邻域贡献强度, G_{ij} 表示模糊因子.

通过在目标函数中引入图像的空间信息,虽然能

提升算法对图像的分割效果,但由于在每次迭代中均需要计算图像的邻域信息,导致算法的时间复杂度较高,针对该问题,学者们提出了基于隶属度滤波的改进方案^[22~25],其中具有代表性的算法如表 2 所示. Chuang 等人^[22]提出了基于空间信息的模糊聚类算法(Fuzzy C-Means with Spatial Information, SAFCM),该算法通过邻域隶属度值来修正中心像素的隶属度强度,虽然引入了图像的空间信息,改善了算法的分割效果,但 SAFCM 算法忽略了图像的空间位置结构,而且需根据经验设置两个贡献参数. 针对该问题,Lei 等人^[23]提出了隶属度滤波的模糊聚类算法(Fast and Robust Fuzzy C-Means, FRFCM),FRFCM 算法构建了基于空间约束的隶属度滤波函数. 相比 SAFCM 算法,FRFCM 算法引入了图像的空间差异性($\frac{1}{d_{jr}+1}$ 可反映邻域之间的空间差异性),根据不同的邻域位置赋予不同的空间权重,较大程度的提升了算法的鲁棒性. 此外,Guo 等人^[24]拓展了 FCM 算法理论,提出了中智聚类算法(Neutrosophic C-Means Clustering, NCM),为了提升 NCM 算法对图像分割效果,NCM 算法引入了均值滤波方案,虽然均值滤波对高斯噪声有较好的鲁棒性,但降低了 NCM 算法对椒盐噪声的抑制作用. 随着噪声强度的增大,图像邻域信息的正确指导作用越来越小,为了更好地度量图像中不同区域之间的差异,学者们提出了基于自适应邻域信息的 FCM 算法^[26~30],这些算法主要通过中心像素块以及邻域像素块的差异来构建权重因子,降低了噪声对邻域像素的干扰,表 3 给出了主流的自适应邻域信息的改进算法,其中 Zhao 等人^[27]提出了基于自适应调节的非局部空间模糊聚类算法(Fuzzy C-Means with Self-Tuning Non Local Spatial Information, FCM-SNLS),该算法利用图像的局部信息自适应地调整图像的局部衰减因子,改善了图像的分割效果. Zhao 等人^[28]提出了邻域加权的模糊聚类算法(Fuzzy C-Means with Neighborhood Weighted, NWFCM),该算法在 FGFCM 算法的启发下,利用双边滤波策略计算像素块之间的相似性,虽然该算法忽略了中心像素对聚类中心的影响,但其对图像的分割结果仍较为理想. Gong 等人^[29]提出了基于核函数的局部模糊聚类算法(Fuzzy C-Means with Local Information and Kernel Metric, KWFLICM),该算法在 FLICM 的基础上引入了变异系数以及核函数,利用变异系数来度量中心像素块与邻域像素块之间的差异,利用核函数来避免线性不可分问题,并且 KWFLICM 算法提出了新的核方差计算方案,进一步提升了 KWFLICM 算法的对图像的分割效果.

基于空间邻域信息的 FCM 算法主要是在目标函数中引入图像的空间信息,该类改进算法所对应的隶属

度函数和聚类中心均融入了图像的邻域信息. 邻域信息的引入一方面能够有效抑制噪声的干扰,改善图像分割效果;另一方面也会引起算法复杂度的增加,实时性差. 因此,如何设计合理的邻域贡献因子,有效降低算法的时间复杂度是改进该类算法的关键.

表 2 基于隶属度滤波的 FCM 算法

| Abbreviation | Membership Filtering Function |
|--------------|---|
| SAFCM[22] | $u_{ij} = \frac{\ x_j - v_i\ ^{\frac{-2}{m-1}}}{\sum_{k=1}^c \ x_j - v_k\ ^{\frac{-2}{m-1}}}, \text{ and}$ $u_{ij}' = \frac{u_{ij}^p h_{ij}^q}{\sum_{k=1}^c u_{kj}^p h_{kj}^q}, h_{ij} = \sum_{r \in N_j} u_{ir}$ |
| FRFCM[23] | $u_{ij} = \frac{\ x_j - v_i\ ^{\frac{-2}{m-1}}}{\sum_{k=1}^c \ x_j - v_k\ ^{\frac{-2}{m-1}}}, \text{ and}$ $u_{ij}' = \frac{u_{ij} + \sum_{r \in N_j} \frac{1}{d_{jr} + 1} u_{ir}}{\sum_{k=1}^c u_{kj} + \sum_{r \in N_j} \frac{1}{d_{jr} + 1} u_{kr}}$ |
| NCM[24] | $u_{ij} = \frac{\ x_j - v_i\ ^{\frac{-2}{m-1}}}{\sum_{k=1}^c \ x_j - v_k\ ^{\frac{-2}{m-1}}}, \text{ and}$ $u_{ij}' = \frac{\frac{1}{N_R} \sum_{r \in N_j} u_{ir}}{\sum_{k=1}^c \frac{1}{N_R} \sum_{r \in N_j} u_{kr}}$ |

注: p 和 q 分别表示中心像素和邻域像素的相对贡献强度, d_{jr} 表示中心像素 x_j 与邻域像素 x_r 的空间欧式距离. N_R 表示邻域像素个数.

表 3 基于自适应邻域信息的 FCM 算法

| Abbreviation | Objective Function |
|--------------|--|
| FCM-SNLS[27] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \ x_j - v_i\ ^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \ \vartheta_j - v_i\ ^2, \text{ where } \vartheta_j = \sum_{p \in w_j} w_{jp} x_p$ |
| NWFCM[28] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_N^2(x_j, v_i), \text{ where}$ $d_N(x_j, v_i) = \sum_{r \in N_j} w_{jr} d_{x_r, v_i}$ |
| KWFLICM[29] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m (1 - k(x_j, v_i)) + G'_{ij}$ |

注: α 表示邻域控制参数, w_{jp} 和 w_{jr} 均表示邻域对中心的贡献强度, G'_{ij} 表示模糊因子.

3 基于直方图信息的 FCM 算法

由于图像中存在大量的冗余数据,因此通过去除

图像中的冗余数据可有效改善 FCM 算法的计算效率,图 2 利用直方图展示了图像数据的冗余性. 图 2(a) 包含 512×512 个像素,但其直方图(图 2(b))却只包含 256 个灰度等级,利用直方图信息对原始图像进行分类,可大大降低算法的时间复杂度.

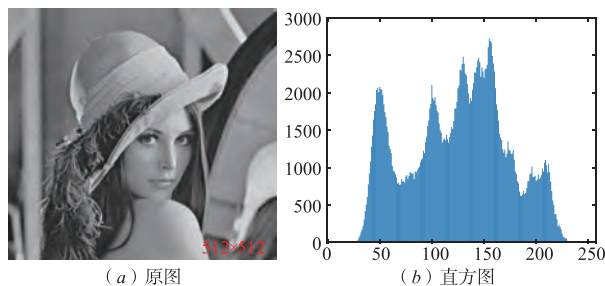


图2 图像冗余数据示意图

基于该思路学者们提出基于直方图信息的 FCM 算法,表 4 给出了四种代表性的改进算法,其中, Szilagyi 等人^[32]提出了加强的模糊值聚类算法(Enhanced Fuzzy C-Means, EnFCM),该算法利用原始图像和均值图像得到一个线性滤波图像,然后利用滤波图像的直方图信息完成图像分割,由于图像的灰度级个数远小于像素数目,所以 EnFCM 算法的运行时间远小于 FCM 算法,但该算法对线性组合参数较为敏感,为了解决该问题, Cai 等人^[33]提出了快速广义的模糊聚类算法(Fast Generalized Fuzzy C-Means, FGFCM),该算法通过构建局部空间相关性和邻域像素相关性进行保边滤波,确保滤波图像边缘清晰. 在 FGFCM 算法的基础上, Guo 等人^[34]提出了基于局部噪声监测的自适应模糊聚类算法(Fuzzy C-Means Based on Noise Detection, NDFCM),该算法通过引入自适应噪声监控函数来增强算法的邻域融合能力,进一步调整噪声与细节的平衡, NDFCM 算法并未给出基于直方图的函数表达式,然而 NDFCM 算法遵循先滤波后聚类的方案,所以可归为该算法中. 为了更好的利用图像冗余信息, Zhao 等人^[27]提出了非局部空间信息的快速模糊聚类算法(Fast Fuzzy C-Means with Self-Tuning Non Local Spatial Information, FFCM-SNLS),该算法利用非局部空间信息的不均匀性来计算滤波衰减参数,避免了全局参数引起的细节丢失,随着非邻域信息的引入,算法的时间复杂度明显增高. 此外, Lei 等人^[23,31]提出了快速鲁棒性的模糊聚类算法(Fast and Robust Fuzzy C-Means, FRFCM),该算法首先利用形态学运算去除图像噪声,然后利用形态学重建弥补图像细节,致使 FRFCM 获得了更为理想的分割效果.

基于直方图信息的 FCM 算法重点是前期图像滤波算法的设计,如何在滤除噪声的同时更好地保留图像细节信息,一直是该类方法的研究重点. 理想的滤波保边算法不仅有助于 FCM 算法避免噪声干扰,而且能增

强 FCM 算法对细节的保留, Lei 等人提出的 FRFCM 算法为后续的研究方向提供了一个重要参考. 虽然基于直方图信息的 FCM 算法能有效提高灰度图像的分割效率,但该方案对彩色图像分割效率有待改进,如何提升 FCM 算法对彩色图像的分割效率,仍是该研究领域的热点及难点问题.

表 4 基于直方图信息的 FCM 算法

| Abbreviation | Filtering Function |
|---------------|---|
| EnFCM[32] | $\xi_j = \frac{1}{\alpha + 1} \left(x_j + \frac{\alpha}{N_{R \in N_j}} \sum_{r \in N_j} x_r \right)$ |
| FGFCM[33] | $\xi_j = \frac{\sum_{r \in N_j} S_{jr} x_r}{\sum_{r \in N_j} S_{jr}}$ |
| FFCM-SNLS[27] | $\xi_j = \sum_{r \in N_j} w_{jr} x_r$ |
| FRFCM[23] | $\xi = R_{R_j^{\delta}(\varepsilon(f))}^{\varepsilon}(\delta(R_j^{\delta}(\varepsilon(f))))$ |

注: α 表示邻域控制参数, S_{jr} 和 w_{jr} 表示邻域像素的贡献强度, $\varepsilon(f)$ 表示形态学腐蚀运算, $\delta(f)$ 表示形态学膨胀运算.

4 基于维度加权的 FCM 算法

传统 FCM 是采用欧式距离的聚类算法,众所周知,欧式距离对球形数据有较好的鲁棒性(图 3(a)). 而对非球形数据较为敏感,针对该问题,学者们提出了泛化性较强的马氏距离,马氏距离通过协方差来反映各维度之间的差异,对椭圆形数据有较好的鲁棒性,图 3(b)展示了基于马氏距离的单位圆. 通过对比图 3(a)和图 3(b)可得,基于数据驱动的马氏距离能较好的呈现数据结构,更利于数据分类.



(a) 基于欧式距离的单位圆 (b) 基于马氏距离的单位圆

图3 欧式距离与马氏距离的差异

针对 FCM 算法忽略维度差异的问题,早期,高斯混合模型(Gaussian Mixed Model, GMM)通过高斯分布函数较好的解决了该问题, GMM 算法在彩色图像及遥感图像中获得较好的分割结果. 在 GMM 算法的启发下,学者们提出多种 FCM 改进算法^[35-45],表 5 给出了主流的改进方案,其中 Ichihashi 等人^[38]提出了基于 KL 信息的模糊聚类算法(Fuzzy C-Means Based on KL Information, KLFCM),该算法不仅把马氏距离引入到 FCM 算法中,而且计算了类别的先验概率,获得了与 GMM 算法较为接近的分割结果. KLFCM 算法只计算了所属类别

的先验概率,忽略了图像的空间信息,针对该不足,Chatzis 等人^[39]提出了基于隐马尔科夫链的模糊聚类算法(Fuzzy C-Means Based on Hidden Markov Random Field Models, HMRF-FCM),该算法利用邻域像素的标签来估算中心像素的先验概率,通过先验概率把图像的空间信息引入 HMRF-FCM 算法中,增强了算法的鲁棒性.在 FCM_S 的启发下,Zhang 等人^[40]提出了基于贝叶斯模型和均值块的模糊聚类算法,在 HMRF-FCM 算法的目标函数中引入了图像的邻域距离,但其局限于图像的局部邻域信息,后续 Liu 等人^[41]提出了利用 Mean-shift^[46]所得的局部区域距离来代替文献[40]中的局部邻域距离,进一步提升了算法的鲁棒性,在彩色图像和遥感图像中获得更为理想的分割结果.除了表 5 中给出的改进算法外,学者们也提出了基于特征加权的模糊聚类算法^[42,43],以及多核的聚类算法^[44,45],进一步拓展了 FCM 算法在高维数据中的应用.

为了提升 FCM 算法对高维图像的分割效果,学者们提出的上述主流的改进方案,虽然维度差异的计算增强了算法的分割效果,但同时也增加了算法的时间复杂度,因此一般采用 K-means 算法进行初始化参数,从而降低算法的迭代次数.维度差异矩阵能有效反映数据的正态分布结构(如图 4 所示,KLFCM 算法对椭球形数据有较好的分类效果),所以对球形或椭球形分布数据具有较好的鲁棒性,而对于非球形或非椭球形分布的数据,该类算法只能通过多个维度差异矩阵来拟合数据分布结构(如图 5 所示,KLFCM 算法对非椭球形数据的聚类效果较差),因此对于非球形或非椭球形数

据,基于加权的 FCM 算法并不能获得较为理想的分割效果.如何进一步提高算法的运行速度,改善图像分割效果,仍是一个难点问题.

表 5 基于维度加权的 FCM 算法

| Abbreviation | Objective Function |
|--------------|---|
| KLFCM[38] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} d_{ij} + \lambda \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} \log \left(\frac{u_{ij}}{\pi_i} \right) + \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} \log \left \sum_i \right $ |
| HMRF-FCM[39] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} d_{ij} + \lambda \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} \log \left(\frac{u_{ij}}{\pi_{ij}} \right)$ |
| 文献[40] | $J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} \left(d(x_j, v_i) + \sum_{r \in N_j} \frac{w_r}{R_i} d(x_r, v_i) \right) + \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} \log \left(\frac{u_{ij}}{\pi_{ij}} \right)$ |
| 文献[41] | $J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} D_{ij} + \lambda \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij} \log \left(\frac{u_{ij}}{\pi_{ij}} \right),$ <p>where $D_{ij} = \frac{d_{ij} + d_{v_{i,j}}}{2}$</p> |

注: λ 表示模糊强度, π_i 表示第 i 类的先验概率, π_{ij} 表示第 j 个像素相对与第 i 类的先验概率, w_r 邻域像素到中心像素的空间距离, R_i 表示 w_r 的归一化因子, $d(x_r, v_i)$ 表示邻域像素到聚类中心的距离, $d_{v_{i,j}}$ 表示局部像素到聚类中心的距离.

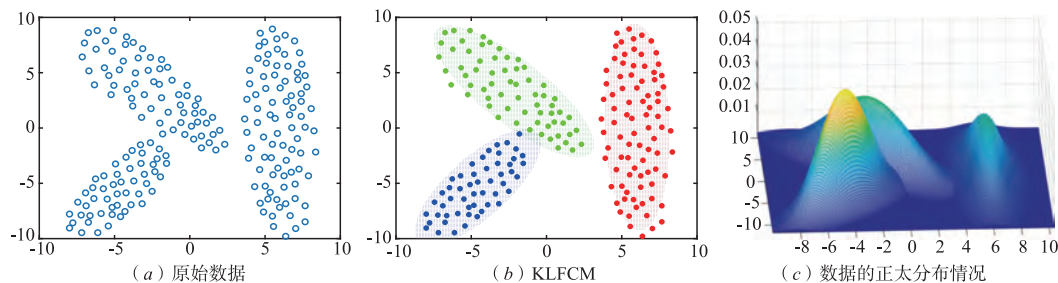


图4 KLFCM算法对含有椭球形数据的聚类结果

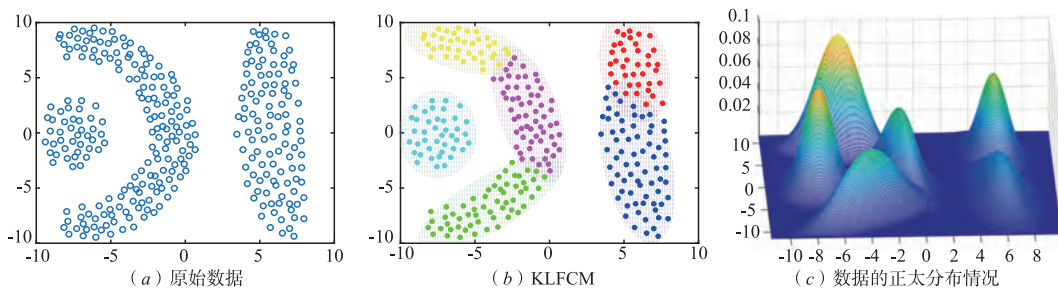


图5 KLFCM算法对含有非椭球形数据的聚类结果

5 实验结果及分析

为了验证相关算法的分割效果,本文主要通过合成图像、医学图像和自然图像分析各类算法的优劣.利用合成图像来验证基于邻域信息的 FCM 算法对噪声的鲁棒性,利用医学图像来说明基于直方图信息的 FCM 算法的时效性,利用 BSDS500 图库验证基于维度加权的 FCM 算法的分割效果,最后利用不同图库测试上述三类代表算法的泛化性.实验中相关参数的设置及电脑配置如下:模糊权重因子 $m=2$,迭代截止条件 $\varepsilon=10^{-5}$,最大迭代次数 $T=100$,所选计算机的 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-6700 @ 3.40GHz, RAM 为 16.0GB,运行环境为 Win 10,编程环境为 Matlab 2017b.

5.1 合成图像

基于空间邻域信息的 FCM 算法,主要把图像的空间信息引入到 FCM 算法中,从而避免图像噪声对分割效果的影响,本次实验选取十种算法进行实验分析:FCM、FCM_S、FCM_S1、FCM_S2、FLICM、SAFCM、FRFCM、FCM-SNLS、NWFCM 以及 KWFLICM.其中邻域窗口的大小均为 3×3 ,十种算法的相应参数设置如下:FCM_S、FCM_S1、FCM_S2 以及 FCM-SNLS 算法中的邻域控制参数 $\alpha=3$;SAFCM 算法中的相对贡献因子为 $p=2, q=2$;NWFCM 算法中的全局衰减权重 $\lambda_g=3$.除了常规参数的设置外,FCM、FLICM、FRFCM 和 KWFLICM

均没有多余的参数.

图 6 和图 7 展示了十种算法对噪声污染图像的分割效果,从图 6 图 7 可得,FCM、FCM_S、SAFCM 和 FCM-SNLS 算法对高斯噪声和椒盐噪声的鲁棒性较差. FCM_S1 和 FCM_S2 算法对高斯噪声的分割结果较为接近,而对于椒盐噪声,FCM_S2 获得比 FCM_S1 更为理想分割结果.通过对比图 6 图 7 中的图(g)可得,FLICM 算法对椒盐噪声较为敏感,对高斯噪声有较好的鲁棒性,相反 FRFCM 和 NWFCM 算法对高斯噪声的分割较为理想,对椒盐的鲁棒性较差.只有 KWFLICM 算法在高斯和椒盐噪声中获得最为理想的分割结果.

为了评估上述算法对噪声的鲁棒性,本实验选取三类噪声:高斯噪声、椒盐噪声和均匀噪声去污染合成图像,利用分割精度(Segmentation Accuracy, SA)和相似度(Comparison Scores, CS)来评估各类算法的分割效果.

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

$$CS = \frac{\sum_{i=1}^c \frac{A_i \cap C_i}{A_i \cup C_i}}{\quad} \quad (2)$$

其中, c 表示聚类个数, A_i 表示聚类结果中属于第 i 类的像素集合, C_i 表示标准分割结果(Ground Truth, GT)中属于第 i 类的像素集合, SA 和 CS 的数值越大,表明算法的聚类效果越理想.

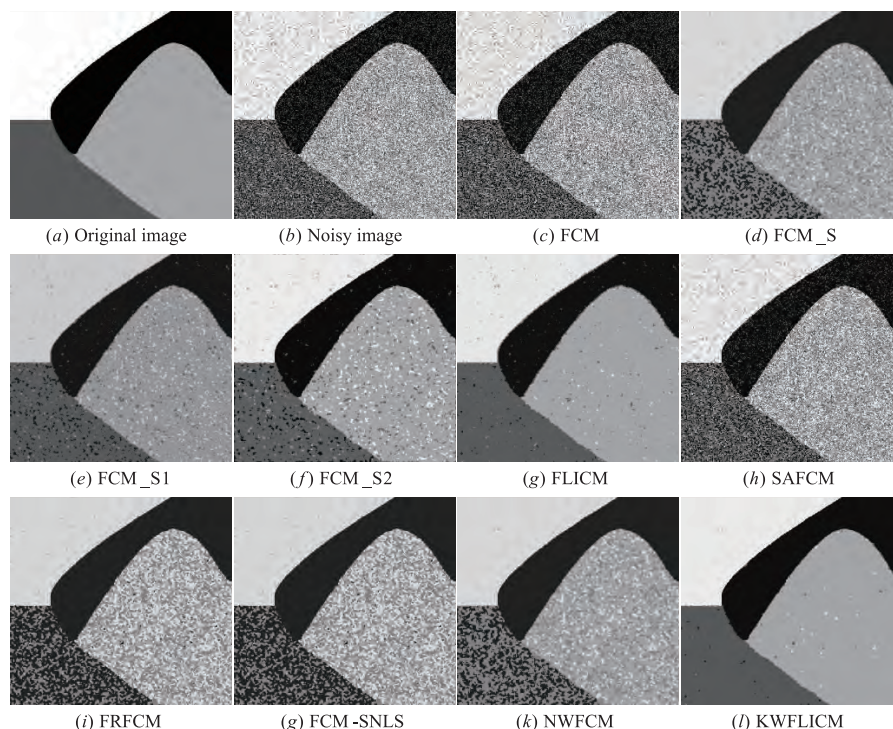


图6 十种算法的分割结果对比(高斯噪声:均值为0,方差5%)

相关算法对合成图像的测试指标如表 6 表 7 所示,从表 6 表 7 可得,FCM 获得了最低的性能指标.但随着图像邻域信息的引入,FCM_S 算法的分割精度和相似度均有较大提升.FCM_S1 算法由于均值滤波的引入,对高斯噪声有较好的鲁棒性,而 FCM_S2 算法由于中值滤波的引入,对椒盐噪声有较好的抑制能力.FRFCM 和 NWFCM 算法比 FLICM 算法对椒盐噪声有较好的鲁棒性.KWFLICM 算法在三类噪声中均获得较高的分割指标,但该算法的运行时间较长.图 8 图 9 为表 6 表 7 所对应的折线图,从图 8 图 9 可以看

出,FCM_S2、FRFCM、NWFCM 和 KWFLICM 算法对椒盐噪声和均匀噪声均具有较高的鲁棒性,而对于高斯噪声,KWFLICM 算法获得了相比其他算法更为理想的分割结果.图 8 图 9 中的数据与图 6 图 7 的分割效果具有一致性.

通过视觉对比和指标分析可得,每种算法对不同噪声的鲁棒性略有差异,如何根据噪声分布,自适应地构建图像的空间邻域因子,仍是下一步的研究重点.

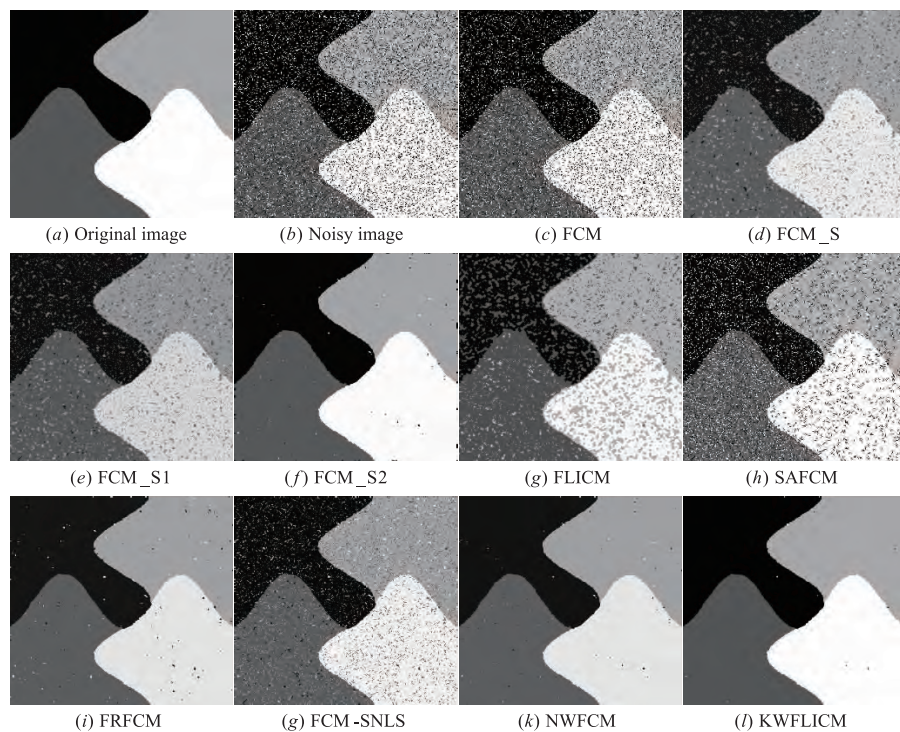


图7 十种算法的分割结果对比(椒盐噪声的强度为:20%)

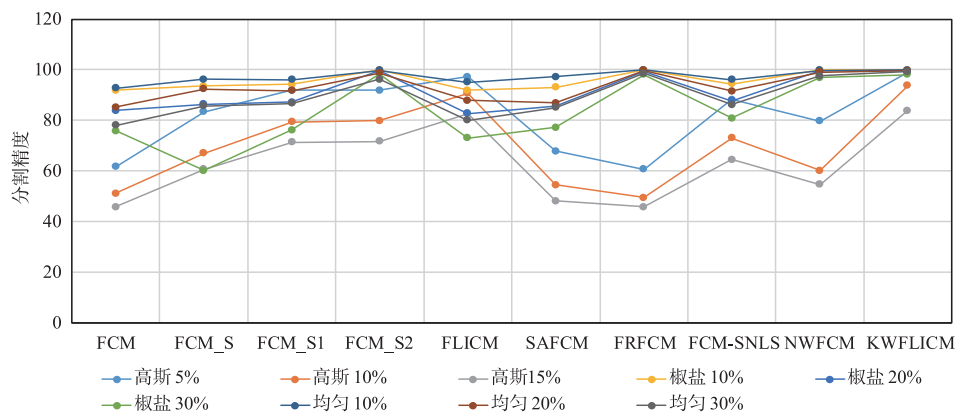


图8 表6对应的折线图

表 6 十种算法在不同噪声强度下的分割精度对比(第一张合成图像)

| 噪声强度 | FCM | FCM_S | FCM_S1 | FCM_S2 | FLICM | SAFCM | FRFCM | FCM-SNLS | NWFCM | KWFLICM |
|--------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|----------|-------|---------|
| 高斯 5% | 61.67 | 83.40 | 91.98 | 91.84 | 97.18 | 67.83 | 60.64 | 88.15 | 79.78 | 99.06 |
| 高斯 10% | 51.21 | 67.02 | 79.40 | 79.87 | 90.72 | 54.57 | 49.46 | 73.12 | 60.27 | 93.69 |
| 高斯 15% | 45.85 | 60.70 | 71.46 | 71.75 | 82.77 | 48.19 | 45.83 | 64.53 | 54.71 | 83.83 |
| 椒盐 10% | 91.84 | 93.50 | 94.25 | 99.83 | 91.95 | 92.99 | 99.91 | 94.46 | 99.87 | 99.91 |
| 椒盐 20% | 83.94 | 86.33 | 87.25 | 99.54 | 82.80 | 85.48 | 99.42 | 87.72 | 99.56 | 99.61 |
| 椒盐 30% | 75.88 | 60.14 | 76.24 | 98.49 | 73.01 | 77.27 | 98.13 | 80.83 | 96.91 | 98.15 |
| 均匀 10% | 92.68 | 96.29 | 96.12 | 99.72 | 95.02 | 97.23 | 99.94 | 96.13 | 99.78 | 99.87 |
| 均匀 20% | 85.21 | 92.40 | 91.79 | 98.73 | 87.93 | 86.90 | 99.70 | 91.59 | 99.15 | 99.64 |
| 均匀 30% | 78.03 | 85.76 | 86.68 | 96.27 | 80.02 | 85.02 | 98.50 | 86.27 | 97.56 | 99.18 |

表 7 十种算法在不同噪声强度下的相似度对比(第二张合成图像)

| 噪声强度 | FCM | FCM_S | FCM_S1 | FCM_S2 | FLICM | SAFCM | FRFCM | FCM-SNLS | NWFCM | KWFLICM |
|--------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|----------|-------|---------|
| 高斯 5% | 49.18 | 89.64 | 89.61 | 88.12 | 95.66 | 56.72 | 66.73 | 83.81 | 87.25 | 98.32 |
| 高斯 10% | 38.37 | 74.32 | 73.39 | 71.41 | 81.88 | 42.21 | 48.12 | 63.81 | 69.20 | 88.31 |
| 高斯 15% | 33.82 | 65.16 | 64.19 | 62.62 | 67.56 | 36.39 | 41.87 | 54.05 | 60.05 | 76.96 |
| 椒盐 10% | 86.11 | 85.57 | 89.30 | 99.69 | 84.24 | 90.35 | 99.82 | 89.71 | 99.79 | 99.86 |
| 椒盐 20% | 74.32 | 79.19 | 78.55 | 99.12 | 68.25 | 77.56 | 98.80 | 80.35 | 99.16 | 99.66 |
| 椒盐 30% | 63.64 | 64.24 | 63.95 | 97.26 | 51.85 | 66.35 | 95.94 | 68.89 | 95.31 | 98.95 |
| 均匀 10% | 85.92 | 92.66 | 92.62 | 99.51 | 90.68 | 94.37 | 99.87 | 92.12 | 99.62 | 99.76 |
| 均匀 20% | 73.93 | 84.91 | 84.55 | 97.87 | 77.58 | 84.57 | 99.49 | 83.98 | 98.47 | 99.42 |
| 均匀 30% | 63.25 | 77.48 | 75.11 | 93.34 | 63.04 | 73.26 | 97.45 | 74.94 | 95.27 | 98.43 |

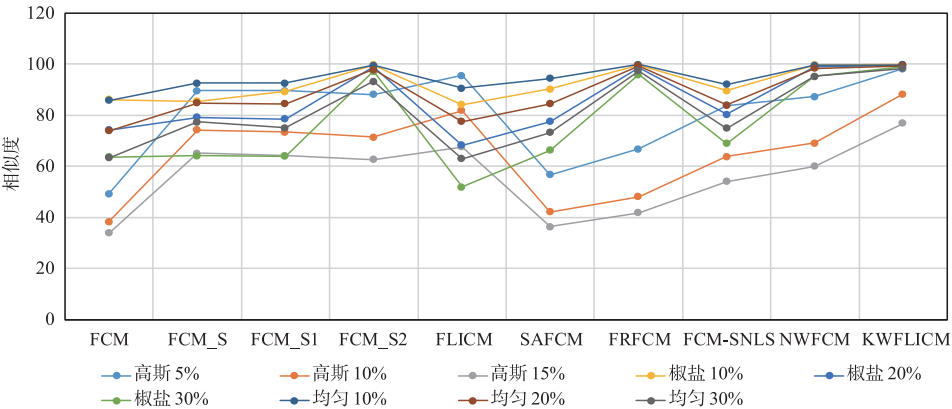


图9 表7对应的折线图

5.2 医学图像

基于邻域空间信息的 FCM 算法需要遍历图像的所有像素,导致算法的时间复杂度较高,为了进一步提高算法的运行效率,学者们提出了基于直方图信息的 FCM 算法,本次实验选取六种主流改进算法进行实验对比:FCM、EnFCM、FGFCM、NDFCM、FFCM-SNLS 以及 FRFCM 算法,其中邻域窗口的大小为 3×3 ,各算法的参数设置如下:EnFCM 中的邻域控制参数 $\alpha = 3$;FGFCM 算法中的空间相关参数和灰度相关参数分别为 $\lambda_s = 3, \lambda_g = 5$;在 FGFCM 算法的基础上,NDFCM 算法的

衰减因子 $\lambda_a = 3$;FFCM-SNLS 算法的高斯标准差 $\lambda_a = 0.8$;FRFCM 算法的结构元素与邻域窗口大小相同, $se = 3$ 。

为了验证上述算法的分割效果,本文选用模拟脑部数据库作为测试集,在聚类之前,已手动移除了颅骨和血管等颅外组织,并将其设为背景,处理后的图像仅包含四类,即脑脊液(CerebroSpinal Fluid, CSF),灰质(Grey Matter, GM),白质(White Matter, WM)和背景。本实验选取三张脑部切片图像(均包含 5% 的莱斯噪声)进行实验,实验结果如图 10 所示。

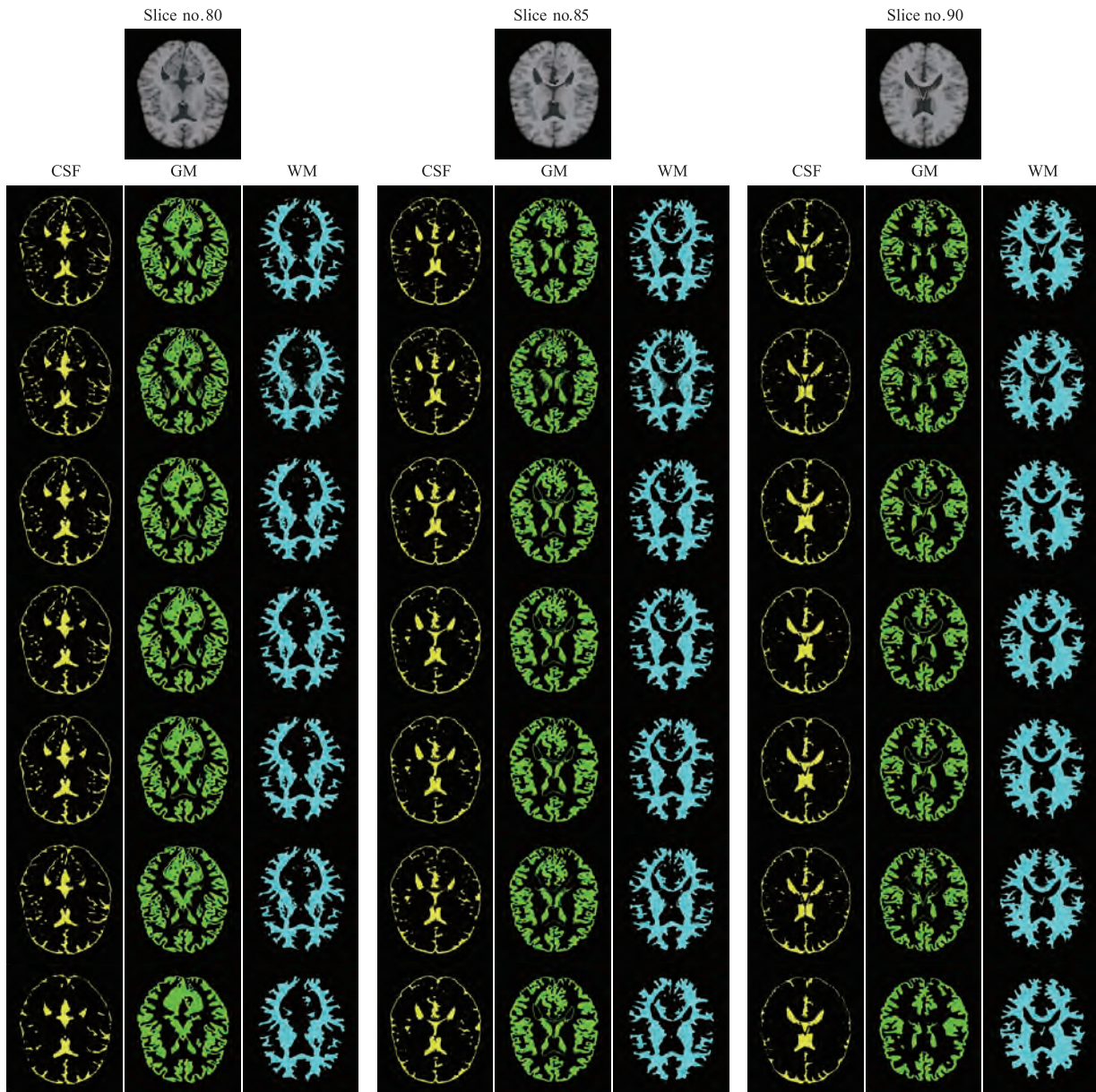


图10 六种算法对脑部图像的分割结果对比

其中:第一行为含有5%莱斯噪声的三张切片图像.第二行为GT.第三行为FCM算法的分割结果.第四行为EnFCM算法的分割结果.第五行为FGFCM算法的分割结果.第六行为NDFCM算法的分割结果.第七行为FFCM-SNLS算法的分割结果.第八行为FRFCM算法的分割结果.

从图 10 可得,FCM 算法对 GM 和 WM 中的噪声较为敏感. EnFCM、FGFCM、NDFCM 和 FFCM-SNLS 算法均可降低噪声干扰,获得较为接近的分割结果. 从图 10 最后一行可得,FRFCM 算法由于过去噪导致部分脑组织信息丢失.

为了进一步量化分割结果,现通过标准互信息^[45] (Normalized Mutual Information, NMI) 来度量各算法的分割性能,分割结果与 GT 越接近, NMI 数值则越接近 1, NMI 的定义如下:

$$NMI(A, C) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c p(i, j) \log \frac{p(i, j)}{p(i)p(j)}}{\sqrt{H(A)H(C)}} \quad (3)$$

其中, $p(i)$ 表示聚类集合中第 i 类 A_i 属于 A 的概率, $p(i)$ 表示 GT 中第 i 类 C_i 属于 C 的概率, $p(j)$ 表示 A_i 和 C_i 的联合概率分布, $H(A)$ 表示聚类集合的信息熵, $H(C)$ 表示 GT 的信息熵. 图 10 所对应的 NMI 指标如表 8 所示.

表 8 六种算法的 NMI 的数值对比

| | Brain Matters | FCM | EnFCM | FGFCM | NDFCM | FFCM-SNLS | FRFCM |
|--------------|---------------|------|-------|-------|-------|-----------|-------|
| Slice no. 80 | CSF | 0.81 | 0.72 | 0.71 | 0.72 | 0.81 | 0.67 |
| | GM | 0.73 | 0.73 | 0.73 | 0.73 | 0.78 | 0.71 |
| | WM | 0.76 | 0.79 | 0.80 | 0.80 | 0.82 | 0.71 |
| Slice no. 85 | CSF | 0.83 | 0.70 | 0.70 | 0.70 | 0.82 | 0.68 |
| | GM | 0.75 | 0.74 | 0.74 | 0.74 | 0.79 | 0.75 |
| | WM | 0.79 | 0.81 | 0.81 | 0.82 | 0.84 | 0.84 |
| Slice no. 90 | CSF | 0.84 | 0.72 | 0.71 | 0.72 | 0.84 | 0.66 |
| | GM | 0.77 | 0.74 | 0.74 | 0.74 | 0.80 | 0.75 |
| | WM | 0.84 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.87 | 0.85 |

从表 8 可得, EnFCM、FGFCM 和 NDFCM 算法的 NMI 数值较为接近, 反而 FCM 算法在三张切片图像中均获得较高的 NMI 数值, 甚至 CSF 的 NMI 值与 FFCM-SNLS 持平, FRFCM 算法由于滤波强度较大, 导致部分脑组织信息丢失, 使 NMI 指标较低。

为了进一步说明上述六种算法的泛化性, 本文采用肝脏肿瘤图像进行测试, 分割结果如图 11 所示。通过图 11 可得, FCM 和 FFCM-SNLS 算法的分割结果存在较多噪声点。相反 EnFCM、FGFCM 和 NDFCM 算法对像素的不均匀分布有较好的鲁棒性, 分割效果相比前两者算法有较大改善。而在脑部图像中获得较低指标的 FRFCM 算法却获得了最为理想的分割结果。通过上述

分析可得, 针对不同的图像类型, 只有选择合适的分割算法, 才能获得理想的分割效果。

图 12 展示了六种算法对不同测试图像的平均运行时间, 从图 12 可得, EnFCM 算法的运行时间相比 FCM 算法的运行时间较小, 而其他改进算法的运行时间均较长。虽然改进算法可利用直方图信息来降低算法的时间复杂度, 但由于前期的滤波处理, 总的运行时间仍可能比 FCM 算法略高。

基于直方图信息的 FCM 算法主要是前期滤波算法的改进, 如何设计出合理有效的滤波算法是该类算法改进的关键。

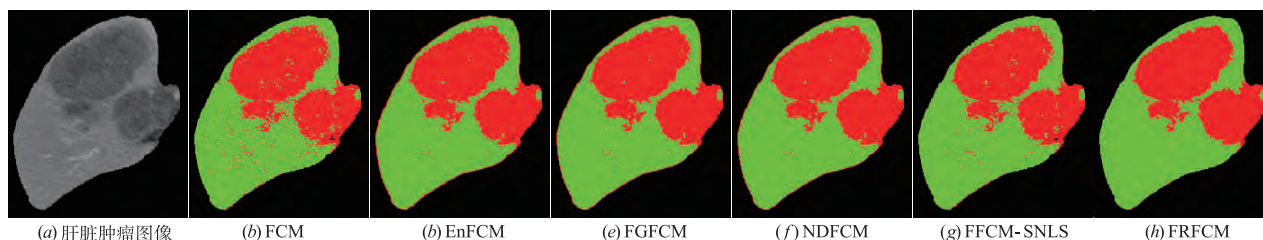


图 11 六种算法对肝脏肿瘤图像的分割结果对比

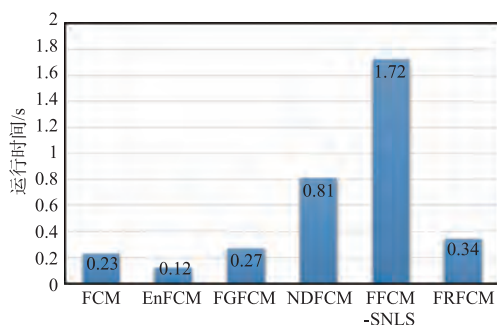


图 12 六种算法对图10和图11的平均运行时间对比

5.3 BSDS500

为了验证基于维度加权的 FCM 算法对自然图像的分割效果, 本次实验选取六种算法进行实验对比:

FCM、GMM、KLFCM、HMRF-FCM、文献[40]和文献[41]。其中 KLFCM、HMRF-FCM 以及文献[40]中的模糊强度 $\lambda = 1$ 。选取 BSDS500 作为测试图库, 为了使各算法能有效的处理彩色图像, 统一在 CIE-Lab 空间下完成图像分割, 分割结果如图 13 图 14 所示。

分析图 13 图 14 可得, FCM 算法对像素的不均匀分布较为敏感, 分割结果中存在较多的错分现象。GMM 和 KLFCM 算法由于协方差的引入, 分割结果有了明显改善。HMRF-FCM 算法比上述三种算法的分割效果更为理想, 基本可以克服斑点的干扰。通过对比图 13(f)(g)和图 14(f)(g)可得, 文献[41]的分割效果最为理想, 说明基于 Meanshift 获得的区域距离比文献[40]中的邻域距离对图像分割更合理。

为了进一步分析代表算法的分割结果,本文利用四种主流评价指标对分割结果进行测试:概率边缘指数^[47] (Probabilistic Rand Index, PRI)、重叠比率^[48] (Covering, CV)、变化信息^[49] (Variation of Information, VI)、全局一致性误差^[50] (Global Consistency Error, GCE)、边界位移误差^[51] (Boundary Displacement Error, BDE). PRI

和 CV 的数值越大,表明分割越理想,VI、GCE 和 BDE 的数值越小,表明分割结果与 GT 越接近.

利用上述指标测试相关算法在 BSDS500 图库上的平均分割效果,其中设置聚类个数为 2~6. 选取 PRI 最大值作为每张图像的最佳类别数,不同算法所对应的测试指标如表 9 所示.



图13 六种算法对自然图像的分割结果

表 9 六种算法在 BSDS500 图库上的测试结果

| Algorithms | PRI \uparrow | CV \uparrow | VI \downarrow | GCE \downarrow | BDE \downarrow |
|------------|----------------|---------------|-----------------|------------------|------------------|
| FCM | 0.74 | 0.43 | 2.88 | 0.40 | 13.48 |
| GMM | 0.76 | 0.34 | 2.52 | 0.48 | 13.35 |
| KLFCM | 0.76 | 0.34 | 2.52 | 0.48 | 13.35 |
| HMRF-FCM | 0.75 | 0.43 | 2.78 | 0.40 | 13.22 |
| 文献[40] | 0.76 | 0.52 | 2.30 | 0.39 | 13.17 |
| 文献[41] | 0.76 | 0.47 | 2.58 | 0.36 | 12.31 |

在表 9 中,FCM 算法获得 CV 和 GCE 两项最优指标,而 KLFCM 算法获得 PRI、VI 和 BDE 三项最优指标,说明马氏距离能改善图像的分割效果. HMRF-FCM 算法由于邻域信息的引入,进一步提升了 KLFCM 算法的

部分指标. 文献[40]与文献[41]分别获得三项最优指标,但由于这两种算法在每次迭代中均需更新多个变量,导致算法的运行时间较长.

基于维度加权的 FCM 算法虽然在 BSDS500 图库获得了理想的分割结果,但由于相关改进算法的时间复杂度较高,不利于算法的进一步推广,如何通过融合相关理论有效降低运行时间是该类算法迫在眉睫的问题.

5.4 MSRC, WHD 及 WSD

FCM 算法不仅在图像处理中能获得较为理想的分割结果,而且在目标提取中也有重要的作用,现选取上述部分算法对 MSRC 图像库 (Microsoft Research Cambridge)、WHD 图像库 (Weizmann Horse Database)、WSD 图像库 (Weizmann Segmentation Database) 进行测试,测试结果如图 15 所示. 从图 15 可得,各类代表算法均能



图14 六种算法对自然图像的分割结果

获得大致的目标轮廓,但只有文献[41]可在不同图库中获得与 GT 最为接近的分割结果,相比其他算法,文献[41]的分割性能最为稳定.通过图 15 也可表明,现有改进算法的泛化能力较弱,如何在复杂图像中去除背景干扰完成目标提取,仍需更多新算法的提出,为后续智能识别奠定基础.

6 总结与展望

本文主要针对传统 FCM 算法在图像分割中的不足,将现有改进的 FCM 算法分为三类分别进行介绍和分析.首先研究了基于空间邻域信息的 FCM 算法,分析了空间邻域信息的构建准则及相应的时间复杂度;其次介绍了基于直方图信息的 FCM 算法,分析了直方图

信息在灰度图像中的优势和彩色图像中的不足;最后介绍了基于维度加权的 FCM 算法,验证了维度加权对不同数据类型的利弊.虽然改进的 FCM 算法^[52-56]在不同程度上提升了图像分割效果,但仍然存在诸多问题有待进一步解决,例如:参数设置、降低时间复杂度和提高算法的泛化性等.

为了进一步完善基于 FCM 算法的图像分割理论,拓展 FCM 算法的应用领域,将 FCM 算法与图像分割中的其他相关理论相结合,给出了 FCM 理论面向图像分割的主要发展方向如下.

(1) FCM 算法与超像素技术相结合^[57].由于超像素方法^[58]能够有效简化图像的纹理特征并保留图像中目标的结构信息,因此未来将超像素与 FCM 算法相结



图15 各类代表算法在不同图库上的分割结果

合将会成为快速图像分割算法的主流方向。

(2) FCM 算法与稀疏理论相结合^[59,60]。由于稀疏理论能够学习到图像的本质特征,对图像分割具有指导意义,因此把图像特征提取和 FCM 分类进行联合改进将会成为未来的研究热点。

(3) FCM 算法与深度学习相结合^[61,62]。由于深度神经网络具有较好特征表达能力,因此通过结合 FCM 算法的全局模糊特性,进而实现更快、更有效的图像分割算法将会成为未来的研究热点。

参考文献

- [1] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492 – 1496.
- [2] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. Science, 2007, 315(5814): 972 – 976.
- [3] LIU A, SU Y, NIE W, et al. Hierarchical clustering multi-task learning for joint human action grouping and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(1): 102 – 114.
- [4] CHEN J, LI Z, HUANG B. Linear spectral clustering super-pixel[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7): 3317 – 3330.
- [5] JU W, XIANG D, ZHANG B, et al. Random walk and graph cut for co-segmentation of lung tumor on PET-CT images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 5854 – 5867.
- [6] BEZDEK J C, EHRLICH R, FULL W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm[J]. Computers and Geosciences, 1984, 10(2–3): 191 – 203.
- [7] PAL N R, PAL K, KELLER J M. A possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13(4): 517 – 530.
- [8] HOU Z, QIAN W, HUANG S. Regularized fuzzy c-means method for brain tissue clustering[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(13): 1788 – 1794.
- [9] ZHU L, CHUNG F, WAN H S. Generalized fuzzy c-means clustering algorithm with improved fuzzy partitions[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2009, 39(3): 578 – 591.
- [10] LEI T, XUE D, LV Z, et al. Unsupervised change detection using fast fuzzy clustering for landslide mapping from very high-resolution images[J]. Remote Sensing, 2018, 10(9): 1381.
- [11] WU Z, XIE W, YU J. Fuzzy c-means clustering algorithm based on kernel method[A]. Proceedings of the International Conference Computational Intelligence and Multimedia Applications[C]. USA: ICCIMA, 2003. 49 – 54.
- [12] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(4): 640 – 651.

- [13] PHAM D L. Fuzzy clustering with spatial constraints [A]. Proceedings of the International Conference on Image Processing[C]. USA:IEEE,2002,2:II-II.
- [14] JI Z, LIU J, CAO G, et al. Robust spatially constrained fuzzy c-means algorithm for brain MR image segmentation[J]. Pattern Recognition,2014,47(7):2454-2466.
- [15] MEMON K H, LEE D H. Generalised kernel weighted fuzzy c-means clustering algorithm with local information [J]. IET Image Processing,2017,11(1):1-12.
- [16] ZHANG H, WANG Q, SHI W, et al. A novel adaptive fuzzy local information c-means clustering algorithm for remotely sensed imagery classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2017,55(9):5057-5068.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] BARRAH H, CHERKAoui A, SARSRI D. Robust FCM algorithm with local and gray information for image segmentation[J]. Advances in Fuzzy Systems,2016(2):1-10.
- [20] KRINIDIS S, CHATZIS V. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2010,19(5):1328-1337.
- [21] LI F, QIN J. Robust fuzzy local information and Lp-norm distance-based image segmentation method[J]. IET Image Processing,2017,11(4):217-226.
- [22] CHUANG K, TZENG H L, CHEN S, et al. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics,2006, 30(1):9-15.
- [23] 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.
- [24] GUO Y, SENGUR A. NCM:Neutrosophic c-means clustering algorithm [J]. Pattern Recognition,2015,48(8):2710-2724.
- [25] ADHIKARI S K, SING J K, BASU D K, et al. Conditional spatial fuzzy c-means clustering algorithm for segmentation of MRI images[J]. Applied Soft Computing,2015, 34:758-769.
- [26] ZHAO F, FAN J, LIU H. Optimal-selection-based suppressed fuzzy c-means clustering algorithm with self-tuning non local spatial information for image segmentation [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(9):4083-4093.
- [27] ZHAO F. Fuzzy clustering algorithms with self-tuning non-local spatial information for image segmentation[J]. Neurocomputing,2013,106:115-125.
- [28] ZHAO Z, CHENG L, CHENG G. Neighbourhood weighted fuzzy c-means clustering algorithm for image segmentation[J]. IET Image Processing,2013,8(3):150-161.
- [29] GONG M, LIANG Y, SHI J, et al. Fuzzy c-means clustering with local information and kernel metric for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2013,22(2):573-584.
- [30] GONG M, ZHOU Z, Ma J. Change detection in synthetic aperture radar images based on image fusion and fuzzy clustering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012,21(4):2141-2151.
- [31] LEI T, ZHANG Y, WANG Y, et al. A conditionally invariant mathematical morphological framework for color images[J]. Information Sciences,2017,387:34-52.
- [32] SZILAGYIL L, BENYO Z, SZILAGYI S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy c-means algorithm[A]. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C]. MX:IEEE, 2003. 724-726.
- [33] 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.
- [34] GUO F, WANG X, SHEN J. Adaptive fuzzy c-means algorithm based on local noise detecting for image segmentation [J]. IET Image Processing, 2016, 10(4):272-279.
- [35] CHATZIS S P. A Markov random field-regulated Pitman-Yor process prior for spatially constrained data clustering [J]. Pattern Recognition,2013,46(6):1595-1603.
- [36] GONG M, SU L, JIA M, et al. Fuzzy clustering with a modified MRF energy function for change detection in synthetic aperture radar images[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems,2014,22(1):98-109.
- [37] ZHAO Q, LI X, LI Y, et al. A fuzzy clustering image segmentation algorithm based on hidden Markov random field models and voronoi tessellation [J]. Pattern Recognition Letters,2017,85:49-55.
- [38] ICHIHASHI H, MIYAGISHI K, HONDA K. Fuzzy c-means clustering with regularization by KL information

- [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems[C]. AU:IEEE,2001. 924 – 927.
- [39] CHATZIS S P, VARVARIGUO 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): 1351 – 1361.
- [40] ZHANG H, WU Q, ZHENG Y, et al. Effective fuzzy clustering algorithm with Bayesian model and mean template for image segmentation[J]. IET Image Processing, 2014, 8(10): 571 – 581.
- [41] LIU G, ZHANG Y, WANG A. Incorporating adaptive local information into fuzzy clustering for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3990 – 4000.
- [42] LI C, HUANG W, KUO B C, et al. A novel fuzzy weighted c-means method for image classification[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2008, 10(3): 168 – 173.
- [43] XING H, HA M. Further improvements in feature-weighted fuzzy c-means[J]. Information Sciences, 2014, 267: 1 – 15.
- [44] CHEN L, CHEN C, LU M. A multiple-kernel fuzzy c-means algorithm for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2011, 41(5): 1263 – 1274.
- [45] HUANG H, CHUANG Y, CHEN C. Multiple kernel fuzzy clustering [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2012, 20(1): 120 – 134.
- [46] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603 – 619.
- [47] UNNIKRISHNAN R, PANTOFARU C, HEBERT M. Toward objective evaluation of image segmentation algorithms[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, (6): 929 – 944.
- [48] ARBELAEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, et al. Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898 – 916.
- [49] MEILÄ M. Comparing clusterings: an axiomatic view [A]. Proceedings of the International Conference on Machine Learning[C]. USA:ICML,2005. 577 – 584.
- [50] MARTIN D, FOWLKES C, TAL D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[A]. Proceedings of International Conference on Computer Vision, [C]. ICCV, 2001. 2(11): 416 – 423.
- [51] FREIXENET J, MUÑOZ X, RABA D, et al. Yet another survey on image segmentation: Region and boundary information integration[A]. European Conference on Computer Vision[C]. DK:ECCV,2002. 408 – 422.
- [52] 陈海鹏, 申铨京, 龙建武, 等. 自动确定聚类个数的模糊聚类算法[J]. 电子学报, 2017, 45(3): 687 – 694.
CHEN Hai-peng, SHEN Xuan-jing, LONG Jian-wu, et al. Fuzzy clustering algorithm for automatic identification of clusters[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(3): 687 – 694. (in Chinese)
- [53] 高新波, 裴继红, 谢维信. 模糊 c-均值聚类算法中加权指数 m 的研究[J]. 电子学报, 2000, 28(4): 80 – 83.
GAO Xin-bo, PEI Ji-hong, XIE Wei-xin. A study of weighting exponent m in a fuzzy c-means algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(4): 80 – 83. (in Chinese)
- [54] FAN J, ZHEN W, XIE W. Suppressed fuzzy c-means clustering algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9 – 10): 1607 – 1612.
- [55] 于剑. 论模糊 C 均值算法的模糊指标[J]. 计算机学报, 2003, 26(8): 968 – 973.
YU Jian. On the fuzziness index of the FCM algorithms [J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(8): 968 – 973. (in Chinese)
- [56] 徐超, 詹天明, 孔令成, 等. 基于学生 t 分布的鲁棒分层模糊算法及其在图像分割中的应用[J]. 电子学报, 2017, 45(7): 1695 – 1700.
XU Chao, ZHAN Tian-ming, KONG Ling-cheng, et al. A robust hierarchical fuzzy algorithm with student' t-distribution for image segmentation application[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(7): 1695 – 1700. (in Chinese)
- [57] LEI T, JIA X, ZHANG Y, et al. Superpixel-based fast fuzzy c-means clustering for color image segmentation [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018. DOI: 10.1109/TFUZZ.2018.2889018.
- [58] LEI T, JIA X, LIU T, et al. Adaptive morphological reconstruction for seeded image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, DOI: 10.1109/TIP.2019.2920514.
- [59] ZHANG Y, BAI X, FAN R, et al. Deviation-sparse fuzzy c-means with neighbor information constraint[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2019, 27(1): 185 – 199.
- [60] GU J, JIAO L, YANG S, et al. Fuzzy double c-means clustering based on sparse self-representation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 26(2): 612 – 626.
- [61] LEI T, JIA X, ZHANG Y, et al. Holoscopic 3D micro-gesture recognition based on fast preprocessing and deep learning techniques[A]. Proceedings of Automatic Face & Gesture Recognition[C]. USA:FG,2018. 795 – 801.

- [62] ZHANG K, ZUO W, CHEN Y, et al. Beyond a gaussian denoiser: Residual learning of deep CNN for image de-

noising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7): 3142 – 3155.

作者简介



雷 涛 男, 1981 年 11 月出生, 陕西大荔人. 2011 年在西北工业大学获得博士学位, 现为陕西科技大学教授, 博士生导师. 主要从事图像处理、模式识别和计算机视觉等方面的研究工作.

E-mail: leitao@ sust. edu. cn



张 肖 女, 1993 年 10 月出生, 陕西兴平人. 硕士研究生. 主要从事图像处理和模式识别方面的研究工作.

E-mail: zhangxanny@ 163. com