

# 快速自动模糊 C-均值聚类彩色图像分割算法

王超<sup>1\*</sup>, 王永顺<sup>1</sup>, 狄凡<sup>2</sup>

<sup>1</sup>兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070;

<sup>2</sup>外交部钓鱼台宾馆管理局, 北京 100080

**摘要** 针对传统模糊 C-均值(FCM)聚类算法计算复杂度高、无法自动确定聚类数目的问题,提出了一种快速自动 FCM 聚类彩色图像分割算法。首先通过改进的简单线性迭代聚类(SLIC)超像素算法预分割图像,将传统基于单个像素的聚类转化为基于超像素区域的聚类,降低 FCM 计算复杂度;其次利用改进的密度峰值算法自动确定聚类数目,提高算法灵活性;最后,对超像素图像进行基于直方图的 FCM 聚类,完成图像分割。为验证所提算法的有效性,采用 BSDS500、AID 和 MSRC 公共数据库作为实验数据集,并与其他 4 种 FCM 分割算法进行了比较。实验结果表明,所提分割算法在分割精准度、模糊分割系数、模糊分割熵和视觉效果等方面均优于其他几种比较算法。

**关键词** 图像处理; 图像分割; 模糊 C-均值聚类; 改进的简单线性迭代聚类; 改进的密度峰值算法; 直方图聚类

中图分类号 TP751; TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2210001

## Fast and Automatic Fuzzy C-Means Clustering Color Image Segmentation Algorithm

Wang Chao<sup>1\*</sup>, Wang Yongshun<sup>1</sup>, Di Fan<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, Gansu, China;

<sup>2</sup>Diaoyutai Hotel Administration, Ministry of Foreign Affairs, Beijing 100080, China

**Abstract** A fast and automatic fuzzy C-means clustering (FCM) color image segmentation algorithm is proposed as an alternative to the traditional FCM algorithm, which has high computational complexity and fails to automatically determine the number of clusters. First, the image is presegmented by an improved simple linear iterative clustering (SLIC) algorithm, transforming the traditional pixel-based clustering into superpixel region-based clustering and reducing computational complexity. Second, the improved density peak algorithm determines the number of clusters automatically and improves flexibility. Finally, superpixel images are subjected to histogram-based FCM clustering to complete image segmentation. The BSDS500, AID, and MSRC public databases were utilized as experimental datasets and compared with other FCM segmentation methods to verify their effectiveness. In terms of segmentation accuracy, fuzzy segmentation coefficient, fuzzy segmentation entropy, and visual effect, the experimental results show that the proposed segmentation algorithm outperforms several other comparative algorithms.

**Key words** image processing; image segmentation; fuzzy C-means clustering; improved simple linear iterative clustering; improved density peaking algorithm; histogram clustering

## 1 引言

图像分割是计算机视觉和图像理解中最重要的研究课题之一,近年来,针对不同的应用场合,出现了多种图像分割算法<sup>[1-4]</sup>。模糊聚类<sup>[5]</sup>作为经典的无监督聚类算法,在图像分割中应用广泛<sup>[6-7]</sup>,但由于原始模糊 C-均值(FCM)聚类算法是基于单个像素的聚类,算法

复杂度较高。文献[8]提出了一种基于直方图的聚类,图像的直方图级数远小于像素个数,因此降低了算法复杂度,减少了运行时间,但很难将基于直方图的聚类算法推广到彩色图像中,因为彩色图像的直方图数和其像素数大致相等,而且该类算法没有考虑图像的空间信息,导致对噪声的鲁棒性较差。文献[9]提出了一种快速广义的 FCM(FGFCM)算法,该算法通过构造

收稿日期: 2021-08-13; 修回日期: 2021-08-21; 录用日期: 2021-09-24

基金项目: 国家自然科学基金项目(61366006)

通信作者: \*18334704680@163.com

新的广义图像,将空间信息引入FCM目标函数之中,提高算法鲁棒性,但该算法是基于灰度图像的聚类,不适用于彩色图像。为了加快彩色图像的分割速度、降低算法复杂度,文献[10]利用超像素降低算法复杂度,提出了一种基于超像素的快速FCM(SFFCM)算法,将基于单个像素的聚类转化为基于超像素区域的聚类,超像素的数目远小于像素个数,因此该算法能有效减少运行时间、降低算法复杂度,但该算法对噪声的鲁棒性较差。同时该文中提出的多尺度分水岭变换(MMGR-WT)超像素算法生成的超像素区域较多,进而产生过分割现象,影响了后续的分割效率。文献[11]利用双边滤波提取图像的空间和强度信息,提出了空间与强度约束及其隶属度链接的FCM(FCM\_SICM)算法,相比于前几种算法,鲁棒性明显提升,但该算法无法自动确定聚类数目,算法灵活性较低。文献[12]利用密度峰值(DP)算法<sup>[13]</sup>自动确定聚类数目,提出了自动模糊聚类框架(AFCF),实现了聚类数目的自动计算,但该文献只提出一个聚类框架,并没有具体的聚类算法。

本文提出了一种快速自动FCM聚类彩色图像分割算法。首先,通过改进的简单线性迭代聚类(SLIC)超像素算法,解决原始超像素算法产生的过分割现象。同时将基于逐像素的DP算法转化为基于超像素区域的DP算法,减少原始DP算法内存溢出、计算成本高的问题。所提改进的SLIC超像素算法和DP算法,降低了原始FCM的计算复杂度、实现了聚类数目的自动确定。最后,对超像素图像进行基于直方图的FCM聚类,实现快速自动的FCM彩色图像分割。

## 2 所提算法

传统FCM算法计算复杂度高且无法自动确定聚类数目,本实验组提出了一种快速自动的FCM彩色图像分割算法。首先通过改进的SLIC超像素算法预分割图像,将基于单个像素的FCM算法转化为基于超像素区域的FCM算法,降低算法的计算复杂度;其次利用密度峰值算法自动确定聚类数目,提高算法的灵活性;最后利用直方图聚类完成彩色图像分割。所提算法整体框如图1所示。

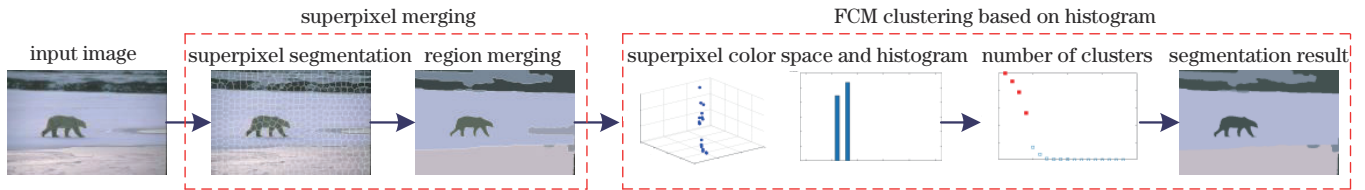


图1 所提算法整体框图

Fig. 1 Overall block diagram of proposed algorithm

### 2.1 改进的超像素算法

传统SLIC超像素算法<sup>[14]</sup>是通过多个种子点实现的,而有些种子点可能来自同一区域,因此同一区域可能被分割成多个超像素区域,产生过分割现象。本研究提出了一种新的区域合并策略,在超像素分割之后引入该策略,消除过分割现象。首先利用原始SLIC超像素算法预分割图像,产生超像素区域。其次,计算每个超像素区域及其相邻区域的像素平均值和方差。然后,将低于最小像素数的区域与其相邻区域合并(这里将最小像素个数设置为10,低于该最小像素个数的区域认为是面积很小的超像素区域,该区域对后续分割结果的影响很小,因此将其与相邻像素合并),并更新合并后的区域的像素平均值和方差。两个区域的合并概率 $P_{A,B}$ 的表达式为

$$P_{A,B} = \exp\left(\frac{S_{A,B}}{\Lambda_{A,B}}\right), \quad (1)$$

$$S_{A,B} = (\boldsymbol{\mu}_A - \boldsymbol{\mu}_B)^T * \text{inv}(\boldsymbol{\sigma}_A - \boldsymbol{\sigma}_B) * (\boldsymbol{\mu}_A - \boldsymbol{\mu}_B), \quad (2)$$

$$\Lambda_{A,B} = \frac{D_i^2}{2Q} \left[ \frac{\ln(|f|^2)}{|A|} + \frac{\ln(|f|^2)}{|B|} \right], \quad (3)$$

式中: $S_{A,B}$ 为区域A和区域B的相似性度量; $\Lambda_{A,B}$ 为区

域合并惩罚函数; $\boldsymbol{\mu}_A$ 和 $\boldsymbol{\mu}_B$ 为区域A和B的像素平均值; $\boldsymbol{\sigma}_A$ 和 $\boldsymbol{\sigma}_B$ 为区域A和B的方差; $D_i$ 为图像 $f$ 的动态范围(如8 bit图像的动态范围为256); $Q$ 为正则项; $|\cdot|$ 为所包含的元素数量; $\text{inv}$ 为矩阵求逆运算; $*$ 为矩阵之间的乘法运算。由式(1)可知, $P_{A,B}$ 最小的相邻区域对应于高度相似的区域,应首先合并这些区域。最后,反复迭代上述过程,直到 $P_{A,B} \leq \eta$  ( $\eta$ 为合并阈值)完成超像素分割过程。合并阈值 $\eta$ 是人为设定的,大量实验结果表明, $\eta = 3.5$ 时可得到较好的分割结果。图2为采用5种超像素算法对3幅彩色图像进行分割的结果。从图中可以看出,线性光谱聚类(LSC)<sup>[15]</sup>、均值漂移(Mean shift)<sup>[16]</sup>、分水岭变换(WT)<sup>[17]</sup>和MMGR-WT<sup>[10]</sup>的结果中都存在过分割现象,而所提改进的超像素算法能明显抑制过分割。[图3(b)、(c)]为所提算法分割过程中的颜色空间变化情况,[图3(b)]为原始图像的颜色空间,[图3(c)]为改进的超像素算法分割后的颜色空间。从图中可以看出,预分割之后的超像素区域个数远小于原始像素个数,大大简化后续分割过程。由此可知,通过超像素预分割将传统基于单个像素的FCM算法转化为基于超像素区域的FCM聚类,计算复杂度由 $H \times W \times K \times T$ 降为 $N \times K \times T$ ,其中 $H$ 和 $W$

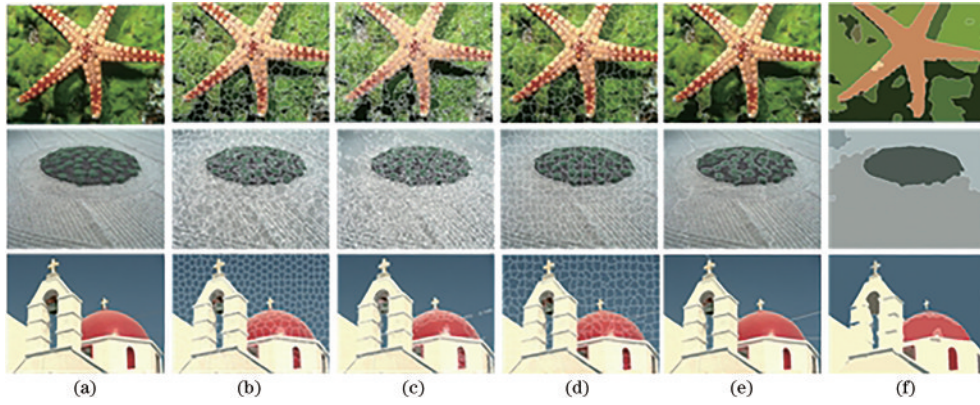


图 2 不同超像素算法比较。(a)原始图像;(b) LSC;(c) Mean shift;(d) WT;(e) MMGR-WT;(f)所提算法  
Fig. 2 Comparison of different superpixel algorithms. (a) Original image; (b) LSC; (c) Mean shift; (d) WT; (e) MMGR-WT; (f) proposed algorithm

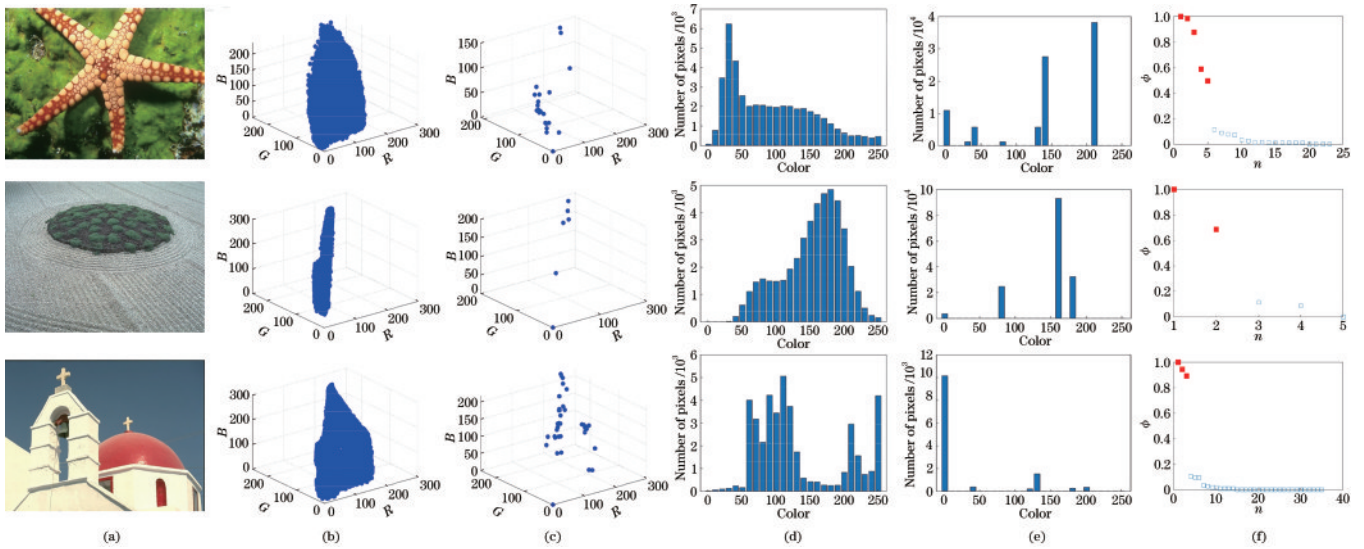


图 3 图像的颜色空间、直方图及其聚类数目。(a)原始图像;(b)原始图像颜色空间;(c)超像素图像颜色空间;(d)原始图像直方图;(e)超像素图像直方图;(f)聚类数目  
Fig. 3 Color space, histogram, and number of clusters of images. (a) Original images; (b) original image color space; (c) superpixel image color space; (d) original image histogram; (e) superpixel image histogram; (f) number of clusters

分别为图像的宽和高,  $K$  为聚类数目,  $T$  为迭代次数,  $N$  为超像素区域个数, 达到了降低复杂度的目的。

### 2.2 DP算法自动确定聚类数目

DP算法可以根据决策图选择聚类个数, 实现自动聚类, 但该算法产生的相似度矩阵庞大, 导致内存溢出、计算成本较高。通过改进的超像素算法, 原始图像中具有相同特征的像素被划分到同一超像素区域, 因此将原始基于逐像素的DP算法转化为基于超像素区域的DP算法, 可有效降低算法的计算成本。

基于超像素区域的DP算法假设一个聚类中心的密度通常高于其周围的点, 并且一个聚类中心与其他密度较高的聚类中心之间的距离往往较大。根据上述超像素算法和DP算法, 局部密度  $\rho_i$  的表达式为

$$\rho_i = \sum_{J=1, J \neq i}^N S_J \exp\left(-\frac{D_{IJ}^2}{d_c}\right), \quad (4)$$

式中:  $I \geq 1; J \leq N; D_{IJ}$  为超像素区域  $\delta_i$  和  $\delta_j$  的欧氏距离;  $S_J$  为在第  $J$  个超像素区域的像素个数;  $d_c$  为截止距离。  $\delta_i$  为区域  $\delta_i$  与其他密度较高区域之间的最小距离:

$$\delta_i = \min_{J: \rho_j > \rho_i} (D_{IJ}). \quad (5)$$

对于密度最高的超像素区域  $\delta_i = \max_I (D_{IJ})$ 。为了加速计算,  $D_{IJ}$  的表达式为

$$D_{IJ} = \left\| \frac{1}{S_I} \sum_{p \in \delta_i} \mathbf{x}_p - \frac{1}{S_J} \sum_{q \in \delta_j} \mathbf{x}_q \right\|, \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{x}_p$  和  $\mathbf{x}_q$  为  $p$  和  $q$  点的像素值。最后, 决策图为局部密度与最小距离的乘积:

$$\phi_i = \rho_i \delta_i. \quad (7)$$

由决策图中各点之间的距离自动确定聚类数目, 实现聚类数目的自动确定。[图 3(f)] 为使用 DP 算法

生成的决策图,该图可以自动确定聚类数目。

### 2.3 目标函数

为降低FCM算法的计算复杂度,实现聚类数目的自动确定,所提快速自动的模糊C-均值聚类彩色图像分割算法的目标函数为

$$J_m = \sum_{l=1}^q \sum_{i=1}^K S_l u_{li}^m \left\| \left( \frac{1}{S_l} \sum_{p \in R_l} \mathbf{x}_p \right) - \mathbf{c}_i \right\|^2, \quad (8)$$

式中: $l$ 为颜色等级, $1 \leq l \leq q$ , $q$ 为像素的亮度等级数; $K$ 为聚类个数; $S_l$ 为第 $l$ 个超像素区域 $R_l$ 的像素个数; $u_{li}$ 为第 $l$ 个超像素区域属于第 $i$ 个聚类簇的隶属度; $m$ 为模糊度因子,一般设置为2; $\mathbf{x}_p$ 为超像素区域的像素值; $\mathbf{c}_i$ 为第 $i$ 个聚类簇的聚类中心。因为 $l \ll N$ ,所以所提算法的计算复杂度明显降低。 $\mathbf{c}_i$ 和 $u_{li}$ 可通过拉格朗日乘子法得到:

$$\mathbf{c}_i = \frac{\sum_{l=1}^q u_{li}^m \sum_{p \in R_l} \mathbf{x}_p}{\sum_{l=1}^q S_l u_{li}^m}, \quad (9)$$

$$u_{li} = \frac{\left\| \left( \frac{1}{S_l} \sum_{p \in R_l} \mathbf{x}_p \right) - \mathbf{c}_i \right\|^{-2/(m-1)}}{\sum_{j=1}^K \left\| \left( \frac{1}{S_l} \sum_{p \in R_l} \mathbf{x}_p \right) - \mathbf{c}_j \right\|^{-2/(m-1)}}. \quad (10)$$

通过式(9)和式(10)更新 $\mathbf{c}_i$ 和 $u_{li}$ ,输出隶属度矩阵,并将每个像素分配给隶属度最大的聚类簇中,完成图像分割。

所提算法具体步骤如下:

- 1) 设置参数,包括超像素个数 $K$ ,模糊隶属度因子 $m$ ,迭代误差 $\epsilon$ 和最大迭代次数 $T$ ;
- 2) 利用式(1)~(3)计算超像素图像,获得图像的超像素区域;
- 3) 利用式(4)~(6)生成决策图,并确定聚类数目;
- 4) 初始化隶属度矩阵 $u_{li}$ ;
- 5) 利用式(9)计算聚类中心 $\mathbf{c}_i$ ;
- 6) 利用式(10)计算隶属度矩阵 $\mathbf{u}$ ;
- 7) 利用式(8)计算目标函数 $J_m$ ;
- 8) 判断 $|J_m^a - J_m^{a-1}| \leq \epsilon$ 是否成立,若是则执行步骤9),若否则返回步骤4);
- 9) 返回隶属度,并将所有像素分配到隶属度最大的聚类簇中,完成分割。

## 3 实验结果与分析

为了验证算法的性能,选用BSDS500<sup>[18]</sup>、AID<sup>[19]</sup>和MSRC<sup>[20]</sup>数据库的彩色图像为测试图像,并将结果与FCM<sup>[5]</sup>、SFFCM<sup>[10]</sup>、FCM\_SICM<sup>[11]</sup>和AFCF<sup>[12]</sup>进行比较,性能指标选用分割精准度(SA)、模糊分割系数( $V_{PC}$ )、模糊分割熵( $V_{PE}$ )、视觉效果和运行时间。

$$A_{SA} = \sum_{i=1}^K \frac{A_i \cap C_i}{\sum_{j=1}^K C_j}, \quad (11)$$

式中: $A_i$ 为分割结果中第 $i$ 个聚类簇的像素集合; $C_i$ 为参考图像中第 $i$ 个聚类簇的像素集合。SA越大,分割性能越好。模糊分割系数和模糊分割熵的表达式为

$$V_{PC} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N u_{ij}^2 \times 100\%, \quad (12)$$

$$V_{PE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N u_{ij} \ln(u_{ij}) \times 100\%, \quad (13)$$

$V_{PC}$ 越大分割效果越好, $V_{PE}$ 越小分割效果越好。

### 3.1 彩色图像分割结果

对不同彩色图像的实验结果如图4和图5所示,对BSDS500中的彩色图像的平均分割性能指标如表1所示。

在对#124084图像进行分割时,分割性能最差的是FCM算法和FCM\_SICM算法,FCM算法将背景像素误分割为目标像素,产生虚假分割现象,而FCM\_SICM算法则将目标像素过度模糊,使得分割结果边缘模糊和目标虚化。#145086图像中,SFFCM算法将背景的天空和白云误分割为一类,导致视觉效果较差。同样,在对#28083图像进行分割时,FCM\_SICM将绿地和山丘误分割为一类,产生虚假分割。特别注意的是,FCM\_SICM分割#48017时,分割结果为全黑图像,原因为FCM\_SICM算法主要是针对噪声图像而设计的算法,该算法最主要的一点即为在聚类过程中适当模糊图像,从而抑制噪声对聚类结果的影响,而当图像被噪声污染较轻或没被噪声污染时分割性能显著降低。所提算法利用超像素算法降低FCM的计算复杂度,并用DP算法生成决策图,自动确定聚类数目。超像素算法能平滑纹理细节并保留目标的结构信息,因此所提算法分割性能更好。

表1为5种算法对BSDS500数据库的测试图像分割时的平均性能指标。由表1可知:所提算法在SA、VPC和VPE方面均优于其他几种算法,表明所提算法的性能更优;而在运行时间方面,运行时间较少的是原始FCM算法。主要原因为其他FCM变体算法都在原始FCM基础之上引入其他加强运算,因此运行时间较长,值得注意的是,SFFCM算法的运行时间要少于原始FCM,引起该结果的主要原因为SFFCM算法不仅利用超像素算法降低算法的复杂度,同时将基于像素的聚类转化为基于直方图的聚类,因此运行时间比原始FCM算法要少。利用所提算法对AID数据库的遥感图像和MSRC数据库的彩色图像的分割结果如图5所示。从图中可以看出,所提算法对不同类型的彩色图像均有较好的分割结果,因此在应用层面,所提算法可较好分割目标简单的遥感图像和对比度鲜明的彩色图像,相比于近几年应用广泛的深度学习算法,所

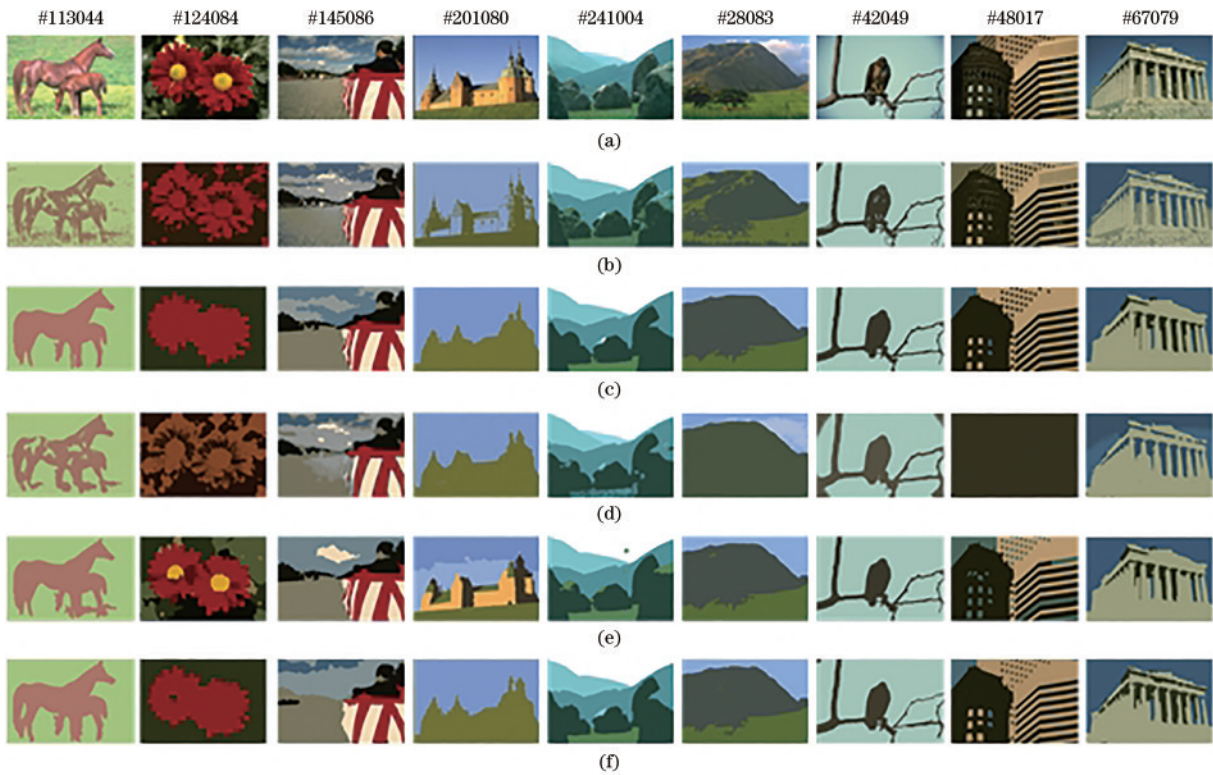


图 4 5 种算法对 BSDS500 数据库的分割结果。(a)原始图像;(b) FCM;(c) SFFCM;(d) FCM\_SICM;(e) AFCF;(f)所提算法  
 Fig. 4 Segmentation results of 5 algorithms on BSDS500 database. (a) Original images; (b) FCM; (c) SFFCM; (d) FCM\_SICM; (e) AFCF; (f) proposed method

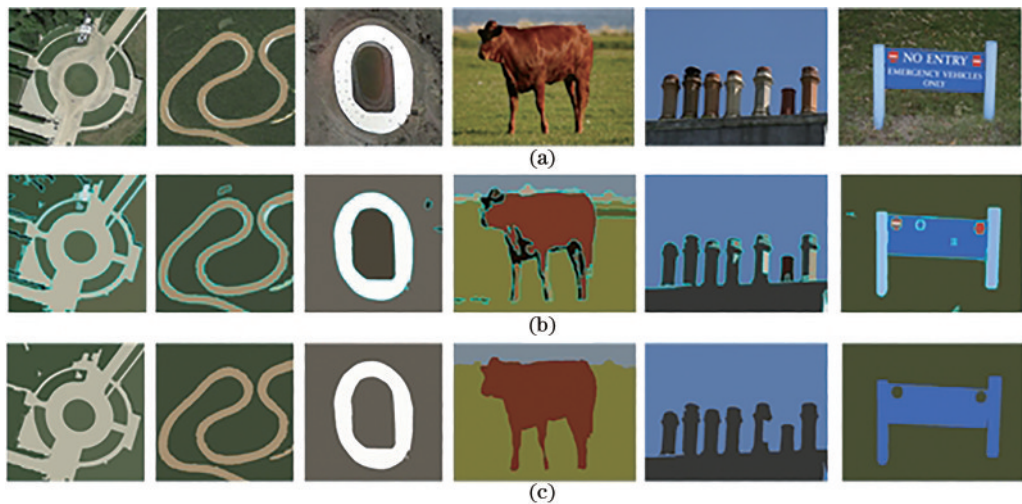


图 5 所提算法对 AID 和 MSRC 数据库的分割结果。(a)原始图像;(b)超像素分割;(c)所提算法分割结果  
 Fig. 5 Segmentation results of proposed algorithm on AID and MSRC databases. (a) Original images; (b) superpixel segmentation; (c) segmentation results of proposed algorithm

表 1 5 种算法对彩色图像的平均分割指标  
 Table 1 Five algorithms for average segmentation index of color images

Segmentation index	SA / %	$V_{PC}$ / %	$V_{PE}$ / %	Running time / s
FCM	92.78	92.65	23.27	17
FCM_SICM	90.25	91.89	25.52	22
SFFCM	89.88	90.13	19.89	16
AFCF	89.90	91.92	17.72	28
Proposed method	<b>93.92</b>	<b>92.80</b>	<b>13.43</b>	20

提算法更加简单高效,且对硬件的要求较低。

### 3.2 计算复杂度分析

计算复杂度是评价算法性能的重要指标,然而由于编程思想的不同,精确的计算复杂度很难获取,因此本研究通过比较聚类算法目标函数的时间复杂度来评价各类算法的性能。5种算法的时间复杂度如

表2所示,其中 $H$ 和 $W$ 为原始图像的宽和高、 $N$ 为超像素区域个数、 $K$ 为聚类数目、 $T$ 为迭代次数、 $T_M$ 和 $T_W$ 为MMGR-WT的计算步骤。从表5可以看出,计算复杂度最高的为SFFCM,其复杂度为 $O(n^5)$ ,而所提算法由于引入了超像素简化算法,复杂度仅为 $O(n^3)$ 。

表2 五种算法时间复杂度  
Table 2 5 algorithm time complexity

Algorithm	Calculation step $E$	Calculation step function $E(n)$	Time complexity
FCM	$H \times W \times K \times T$	$n^4$	$O(n^4)$
FCM_SICM	$H \times W \times K \times T$	$n^4$	$O(n^4)$
SFFCM	$H \times W \times h^2 \times T_M + T_W \times N \times K \times T$	$n^5 + n^4$	$O(n^5)$
AFCF	$N \times K \times T$	$n^3$	$O(n^3)$
Proposed method	$N \times K \times T$	$n^3$	$O(n^3)$

## 4 结 论

提出了一种快速自动的FCM彩色图像分割算法。针对原始FCM算法计算复杂度高的问题,提出了一种基于超像素预分割的快速FCM算法,将传统基于单个像素的FCM算法转化为基于超像素区域的FCM算法,降低了计算复杂度,利用改进的DP算法实现了聚类数目的自动确定,提高了算法灵活性,最后通过基于直方图的FCM聚类完成图像分割。不同类型的彩色图像分割实验结果表明,相比FCM算法、SFFCM算法、FCM\_SICM算法和AFCF算法,所提算法的计算复杂度较低、运行时间较少、分割精度较高。但所提算法对噪声的鲁棒性较差,如何提高算法的抗噪声性能将是下一阶段的研究目标。

### 参 考 文 献

- [1] 王珏, 张秀英, 蔡玉芳, 等. 联合小波变换和RSF模型的CT图像分割方法[J]. 光学学报, 2020, 40(21): 2110003.  
Wang J, Zhang X Y, Cai Y F, et al. CT image segmentation method combining wavelet transform and RSF model[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(21): 2110003.
- [2] 王宇彤, 李琦. 进化算法优化区域生长的太赫兹全息再现图像分割[J]. 中国激光, 2020, 47(8): 0814003.  
Wang Y T, Li Q. Terahertz holographic reconstructed image segmentation based on optimized region growth by evolutionary algorithm[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(8): 0814003.
- [3] 冯宝, 陈业航, 刘壮盛, 等. 结合MRF能量和模糊速度的乳腺癌图像分割方法[J]. 自动化学报, 2020, 46(6): 1188-1199.  
Feng B, Chen Y H, Liu Z S, et al. Segmentation of breast cancer on DCE-MRI images with MRF energy and fuzzy speed function[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(6): 1188-1199.
- [4] 牟海维, 郭颖, 全星慧, 等. 基于改进U-Net的磁共振成像脑肿瘤图像分割[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(4): 0410022.  
Mu H W, Guo Y, Quan X H, et al. Magnetic resonance imaging brain tumor image segmentation based on improved U-net[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 0410022.
- [5] Wang P Z. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms (James C. Bezdek)[J]. SIAM Review, 1983, 25(3): 442.
- [6] Xu G M, Zhou J, Dong J W, et al. Multivariate morphological reconstruction based fuzzy clustering with a weighting multi-channel guided image filter for color image segmentation[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2020, 11(12): 2793-2806.
- [7] Tian M L, Yang J M. Pre-processing of froth image of coal flotation based on weighted fuzzy C-mean clustering by one-dimensional histogram[C]//2012 International Conference on Computing, Measurement, Control and Sensor Network, July 7-9, 2012, Taiyuan, China. New York: IEEE Press, 2012: 396-400.
- [8] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy C-means algorithm[C]//Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, September 17-21, 2003, Cancun, Mexico. New York: IEEE Press, 2003: 724-726.
- [9] Cai W L, Chen S C, Zhang D Q. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825-838.
- [10] Lei T, Jia X H, Zhang Y N, et al. Superpixel-based fast fuzzy C-means clustering for color image segmentation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2019, 27(9): 1753-1766.
- [11] Wang Q S, Wang X P, Fang C, et al. Robust fuzzy c-means clustering algorithm with adaptive spatial & intensity constraint and membership linking for noise image segmentation[J]. Applied Soft Computing, 2020, 92: 106318.
- [12] Lei T, Liu P, Jia X H, et al. Automatic fuzzy clustering framework for image segmentation[J]. IEEE Transactions

- on Fuzzy Systems, 2019, 28(9): 2078-2092.
- [13] Rodriguez A, Laio A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [14] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [15] Li Z Q, Chen J S. Superpixel segmentation using linear spectral clustering[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 7-12, 2015, Boston, MA. New York: IEEE Press, 2015: 1356-1363.
- [16] Comaniciu D, Meer P. Mean shift analysis and applications[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, September 20-27, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE Press, 1999: 1197-1203.
- [17] Hu Z W, Zou Q, Li Q Q. Watershed superpixel[C]//2015 IEEE International Conference on Image Processing, September 27-30, 2015, Quebec City, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2015: 349-353.
- [18] Arbeláez 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.
- [19] Xia G S, Hu J W, Hu F, et al. AID: a benchmark data set for performance evaluation of aerial scene classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(7): 3965-3981.
- [20] Shotton J, Winn J, Rother C, et al. TextonBoost: joint appearance, shape and context modeling for multi-class object recognition and segmentation[M]//Leonardis A, Bischof H, Pinz A. Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 1-15.