

基于自适应模糊 C 均值与后处理的图像分割算法

朱占龙^{1,2}, 王军芬¹

¹河北地质大学信息工程学院, 河北 石家庄 050031;

²河北地质大学河北省光电信息与地球探测技术重点实验室, 河北 石家庄 050031

摘要 由于图像噪声强度和边界的不确定性, 图像分割算法的抗噪性和准确性是一项具有挑战性的任务, 提出两种改进的模糊聚类算法用于图像分割。本文算法共分两步: 第一步利用各像素邻域信息自适应地对中心像素进行噪声可能性检测, 噪声与图像细节参数用以构建新的加权图像, 结合新图像给出两种新颖的模糊聚类算法; 第二步对分割结果中可能存在的错分点进行检测并对其进行后处理, 从而提高分割准确度和视觉效果。在不同的噪声水平下, 利用人工合成图像、Berkeley 图像及其他图像对本文算法进行分割实验, 结果表明, 相比于其他模糊聚类算法, 本文算法在分割准确率和 ARI(Adjusted Rand Index)上具有优势, 而且分割结果图像轮廓清晰, 视觉效果更好。

关键词 图像处理; 模糊 C 均值算法; 噪声检测; 后处理; 图像分割

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.011004

Image Segmentation Based on Adaptive Fuzzy C-Means and Post Processing Correction

Zhu Zhanlong^{1,2}, Wang Junfen¹

¹School of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China;

²Hebei Key Laboratory of Optoelectronic Information and Geo-Detection Technology, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China

Abstract Due to the image noise and boundary uncertainty, the noise resistance and accuracy of image segmentation algorithm is a challenging task. Two improvement fuzzy clustering algorithms for image segmentation are proposed. The proposed algorithms for image segmentation act as the following two steps. The first step is detecting the probability of every central pixel being a noise point adaptively based on the grey levels in its local information. The detecting results, playing the roles of denoising and detail information, are used to construct a new image, and then two novel segmentation algorithms based on fuzzy clustering are proposed. The second step is detecting the potentially misclassified pixels and refining the segmentation results by correcting the errors of clustering for improving the segmentation accuracy and visual effects. The obtained segmentation algorithms are carried out on synthetic image, Berkeley images and other real images in different noise levels. The results show that the proposed algorithm has advantages of segmentation accuracy and adjusted rand index compared with the others fuzzy clustering algorithms, and the segmentation results have clear contour and better visual effects.

Key words image processing; fuzzy C-means; noise detecting; post processing; image segmentation

OCIS codes 100.2000; 150.1135; 100.3008

1 引言

图像分割是图像处理和机器视觉领域中的重要研究内容^[1-2], 是将一幅图像分割成几个具有相似特

性区域的过程。近年来, 聚类方法、阈值法、水平集法以及主动轮廓模型等方法已广泛应用在自然图像、遥感图像及医学图像等领域的图像分割中^[3-7]。

模糊 C 均值(FCM)算法^[8]是一种有效的图像分

收稿日期: 2017-06-29; 收到修改稿日期: 2017-07-26

基金项目: 河北省科技计划(17273903D)、河北省高等学校科学技术研究项目(ZD2017013)、河北地质大学博士科研启动基金(BQ201606)、校内科研计划(QN201606)

作者简介: 朱占龙(1984—), 男, 博士, 讲师, 主要从事图像处理方面的研究。E-mail: zzl_seu@163.com

割算法,但对噪声图像分割效果较差。结合邻域信息的FCM(FCM_S)算法的提出^[9]弥补了该缺陷,然而该算法在每个迭代过程中都要计算邻域信息。为缩短运行时间,相继提出利用邻域均值和中值的FCM(FCM_S1、FCM_S2)算法^[10]。另一种在图像灰度直方图上进行图像分割的模糊C均值算法(EnFCM)^[11]也极大地减少了分割工作量,一种在图像的灰度直方图上进行分割的快速广义模糊C均值(FGFCM)算法^[12]获得了优于EnFCM算法的结果。以上算法在分割时需给定邻域的影响因子,而这需要根据经验人为设定,为此Krinidis等^[13]通过引入新颖的模糊因子而不引入任何参数,融合邻域像素的空间信息和灰度信息来改善图像的分割性能(FLICM)。

当图像被较强的噪声所污染时,很难用某一特定参数来度量噪声与图像细节关系^[14-15],因为不同像素周边的噪声情况不同,所以要自适应度量每个像素所对应的参数,这里通过统计每个像素的邻域信息来衡量某像素是噪声的可能性,进而得到原图像对应的滤波图像。

另外,图像分割后还可能存在着错分点,需进行分割后处理。文献^[16]利用图像灰度值重新计算隶属度,再利用模糊熵做进一步处理,这需要人为设置目标和背景参数,并对每个像素重新进行了分类。文献^[17]通过最小化目标函数 J_i 实现了可能错分点

重新分类,但是计算过程较复杂且需要人为设置参数。此外,也有直接将隶属度进行平滑处理以得到更精确结果的报道^[18]。这些方法都在一定程度上提高了算法的分割性能,但存在人为设置参数或进行冗余计算,比如对初始分割已确定的分类还要重新计算的缺陷。本文提出两种基于邻域的自适应噪声检测模糊聚类方法,以及简便的错分点检测后处理方法,将这两步归结成一个整体算法,并与其他模糊聚类算法相比。

2 相关工作

2.1 FCM_S系列算法

FCM_S算法^[9]是在标准FCM算法的目标函数中引入了空间限制,目标函数为

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \sum_{r \in N_j} \|x_r - v_i\|^2, \quad (1)$$

式中 c 为聚类中心数, $v_i(1 \leq i \leq c)$ 为聚类中心, N 为图像的像素数, $x_j(1 \leq j \leq N)$ 为图像第 j 个像素点灰度值, $m(1 < m < +\infty)$ 为模糊指数, u_{ij} 表示第 j 个像素对第 i 个聚类中心的隶属度, x_r 为中心像素 x_j 邻域内像素灰度值, N_R 为势, N_j 为 x_j 邻域集, α 为邻域项对 x_j 的影响程度。优化目标函数(1)式可得:

$$u_{ij} = \left(\|x_j - v_i\|^2 + \alpha \sum_{r \in N_j} \|x_r - v_i\|^2 / N_R \right)^{-1/(m-1)} / \sum_{k=1}^c \left(\|x_j - v_k\|^2 + \alpha \sum_{r \in N_j} \|x_r - v_k\|^2 / N_R \right)^{-1/(m-1)}, \quad (2)$$

$$v_i = \sum_{j=1}^N u_{ij}^m (x_j + \alpha \sum_{r \in N_j} x_r / N_R) / \left[(1 + \alpha) \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \right], \quad (3)$$

式中 $\sum_{r \in N_j} x_r / N_R$ 为像素 x_j 邻域均值,Chen等^[10]用 $\|\bar{x}_j - v_i\|^2$ 代替 $\sum_{r \in N_j} \|x_r - v_k\|^2 / N_R$, \bar{x}_j 表示像素 x_j 的邻域均值并可以提前计算,简称为FCM_S1。为了处理含椒盐噪声的图像分割问题, \bar{x}_j 可以表示为像素 x_j 的邻域中值,算法简称为FCM_S2。

2.2 EnFCM算法和FGFCM算法

Szilagyi等^[11]提出的EnFCM算法和Cai等^[12]提出的FGFCM算法有效提高了图像分割的执行速度,分别构建线性、非线性加权和图像,图像 ζ_j 中第 j 个像素的灰度值分别定义为

$$\zeta_j = \left(x_j + \alpha \sum_{r \in N_j} x_r / N_R \right) / (1 + \alpha), \quad (4)$$

$$\zeta_j = \sum_{i \in N_j} S_{ij} x_i / \sum_{i \in N_j} S_{ij}, \quad (5)$$

$$S_{ij} = \begin{cases} \exp[-\max(|p_i - p_j|, |q_i - q_j|) / \lambda_s - \|x_i - x_j\|^2 / \lambda_g \sigma_j^2], & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases}, \quad (6)$$

式中 S_{ij} 为像素 x_i 和 x_j 的相似性度量, (p_i, q_i) 和 (p_j, q_j) 分别为像素 x_i 和 x_j 的二维坐标, λ_s 和 λ_g 为尺度因子, σ_j 定义为 $\sigma_j = \sqrt{\sum_{i \in N_j} \|x_i - x_j\|^2 / N_R}$ 。

目标函数、隶属度以及聚类中心分别表示为

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{l=1}^q \gamma_l u_{il}^m \|\zeta_l - v_i\|^2, \quad (7)$$

$$u_{il} = (\zeta_l - v_i)^{-2/(m-1)} / \sum_{k=1}^c (\zeta_l - v_k)^{-2/(m-1)}, \quad (8)$$

$$v_i = \sum_{l=1}^q r_l u_{il}^m \zeta_l / \sum_{l=1}^q r_l u_{il}^m. \quad (9)$$

2.3 FLICM 算法

FLICM 算法^[13]在目标函数中引入因子 G_{ij} , 它最大的优势是没有其余参数的设置, 该模糊因子与目标函数表示为

$$G_{ij} = \sum_{k \in N_j, k \neq j} (1 - u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 / (d_{jk} + 1), \quad (10)$$

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N [u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + G_{ij}], \quad (11)$$

式中像素 x_k 为中心像素 x_j 的邻域像素, N_j 为 x_j 的邻域像素数, d_{jk} 为 x_k 与 x_j 的距离。隶属度及聚类中心表示为

$$u_{ij} = (\|x_j - v_i\|^2 + G_{ij})^{-1/(m-1)} / \sum_{r=1}^c (\|x_j - v_r\|^2 + G_{ij})^{-1/(m-1)}, \quad (12)$$

$$v_i = \sum_{j=1}^N u_{ij}^m x_j / \sum_{j=1}^N u_{ij}^m. \quad (13)$$

3 所提算法

3.1 基于邻域的噪声检测自适应 FCM 算法

由于噪声具有随机性, 需单独对像素噪声进行检测。考虑中心像素 x_j 的邻域, N_j 为其邻域集, 判断像素 x_j 噪声可能性的方法如下:

$$p_j = \sum_{r \in N_j} p_r / N_R. \quad (14)$$

当 $|x_r - x_j| \leq \sigma_j$ 时, p_r 为 1, 否则为 0。 p_j 衡

(a)	<table border="1"><tr><td>255</td><td>216</td><td>97</td></tr><tr><td>203</td><td>201</td><td>255</td></tr><tr><td>216</td><td>189</td><td>255</td></tr></table>	255	216	97	203	201	255	216	189	255	(b)	<table border="1"><tr><td>210</td><td>221</td><td>190</td></tr><tr><td>255</td><td>222</td><td>222</td></tr><tr><td>238</td><td>255</td><td>243</td></tr></table>	210	221	190	255	222	222	238	255	243	(c)	<table border="1"><tr><td>254</td><td>182</td><td>255</td></tr><tr><td>176</td><td>158</td><td>0</td></tr><tr><td>255</td><td>248</td><td>194</td></tr></table>	254	182	255	176	158	0	255	248	194	(d)	<table border="1"><tr><td>255</td><td>255</td><td>0</td></tr><tr><td>196</td><td>126</td><td>237</td></tr><tr><td>255</td><td>255</td><td>255</td></tr></table>	255	255	0	196	126	237	255	255	255
255	216	97																																									
203	201	255																																									
216	189	255																																									
210	221	190																																									
255	222	222																																									
238	255	243																																									
254	182	255																																									
176	158	0																																									
255	248	194																																									
255	255	0																																									
196	126	237																																									
255	255	255																																									

图 1 3×3 含噪区域。(a)(b)高斯噪声;(c)(d)混合噪声

Fig. 1 3×3 window with noise. (a)(b) Gaussian noise; (c)(d) mixed noise

当添加(0,0.03)高斯噪声时,由(14)式判断图1(a)、(b)的中心像素是噪声的可能性,得到 p_j 分别为 0.5 和 0.625,根据 p_j 的定义,其值越小,像素 x_j 是噪声的可能性越大,即判断出图 1(b)中心像素是噪声的可能性低于图 1(a);当添加混合噪声时,图 1(c)、(d)中心像素是噪声的可能性 p_j 分别为 0.375 和 0.125,即图 1(c)中心像素是噪声的可能性低于图 1(d)。因此,由图 1 实

量了中心像素是噪声的可能性,需指出,判断像素 x_j 为噪声的可能性是以自身而不是以邻域均值为标准的,换句话说, p_j 越小,像素 x_j 是噪声的可能性越大。

由于像素 x_j 可能是噪声,故需通过邻域集来确定该像素处的灰度值,采取邻域均值的方法误差较大,给出新的计算像素 x_j 处灰度值的方法,步骤如下:

1) 判断邻域集的像素灰度 ($x_r \in N_j$) 是否为噪声。

$$\beta_r = \begin{cases} 1, & |x_r - \bar{x}_j| \leq \sigma_j \\ 0, & |x_r - \bar{x}_j| > \sigma_j \end{cases}, \quad (15)$$

式中 \bar{x}_j 为邻域集 N_j 均值, σ_j 为邻域集的标准差, β_r 为邻域像素 x_r 为噪声的可能性,如果 x_r 在单位标准差之内,则认为可靠值,赋值为 1,否则认为是噪声,赋值为 0。

2) 由邻域集度量像素 x_j 处的灰度值。

$$\Gamma_j = \sum_{r \in N_j} \beta_r x_r / \sum_{r \in N_j} \beta_r. \quad (16)$$

(16)式表示邻域集 N_j 中判断为可靠值的平均灰度值。以邻域噪声检测为基础,自适应 FCM 算法目标函数可以修改为

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \|p_j \Gamma_j + (1 - p_j) \zeta_j - v_i\|^2, \quad (17)$$

式中 ζ_j 由(5)式得到,且令 $s_j = p_j \Gamma_j + (1 - p_j) \zeta_j$, 利用各像素的邻域信息自适应地对中心像素进行噪声可能性检测。对灰度值为 220 的区域添加(0,0.03)高斯噪声,选择某区域(3×3 区域)如图 1(a)、(b)所示;添加(0,0.03)的高斯噪声和密度(0.1)的椒盐噪声,即混合噪声,选择某区域如图 1(c)、(d)所示。

例展示了算法对噪声可能性检测的自适应性。

由 s_j 表达式可知,噪声的可能性 p_j 不同,会导致在构建新的滤波图像时中心像素灰度值所占的权重不同,结合(5)式可得图 1 中心像素滤波后的灰度值,分别为 220.8114、226.5801、208.6343 和 214.7695,自适应地对中心灰度值进行了滤波。

结合 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ 采用拉格朗日乘数法优化(17)式,

得到隶属度与聚类中心的迭代式:

$$u_{ij} = \|s_j - v_i\|^{-2/(m-1)} / \sum_{k=1}^c \|s_j - v_k\|^{-2/(m-1)}, \quad (18)$$

$$v_i = \sum_{j=1}^N u_{ij} s_j / \sum_{j=1}^N u_{ij}. \quad (19)$$

另外,受 EnFCM 和 FGFCM 算法的启发,得出基于邻域噪声快速检测自适应 FCM 算法:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{l=0}^{255} \text{Hist}(l) u_{il}^m \|l - v_i\|^2, \quad (20)$$

式中 $\sum_{i=1}^c u_{il} = 1$, $\text{Hist}(l)$ 表示灰度值为 l 的像素数目,同时满足 $\sum_{l=0}^{255} \text{Hist}(l) = N$ 。通过优化该目标函数得到聚类中心和隶属度迭代式:

$$u_{il} = \sum_{k=1}^c (\|l - v_i\| / \|l - v_k\|)^{-2/(m-1)}, \quad (21)$$

$$v_i = \sum_{l=0}^{255} l \text{Hist}(l) u_{il}^m / \sum_{l=0}^{255} \text{Hist}(l) u_{il}^m. \quad (22)$$

(a)	0.9826	0.8686	0.9805	0.8337	0.8807
	0.7903	0.8683	0.8001	0.7457	0.4196
	0.9700	0.6842	0.4306	0.6795	0.9294
	0.9807	0.9031	0.8962	0.9085	0.9411
	0.9792	0.9800	0.9817	0.9738	0.9830

3.2 后处理方法

当噪声较大时,总有一些错分点出现,需要对这些错分点进行后处理。通过隶属度的分布情况来对错分点进行重新分类,统计公式为

$$J_i = \sum (U_{N_j}^i)^2 / N_R, \quad (23)$$

式中 $U_{N_j}^i$ 为 N_j 区域像素标签为 i 的隶属度, N_R 为 N_j 区域像素总数。(23)式反映了像素 x_j 邻域隶属度分布情况, $\text{argmax}(J_i)$ 对应的标签 i 为重新分类结果,下面示例显示该方法的可行性。

某中心像素可能错分的情况如图 2 所示,图 2(c)的中心像素处标签 2 被标签 1 围绕,将标签 2 重分为 1 是合理的。由(23)式计算中心像素处标签 1 和 2 的隶属度分布情况,其隶属度分布如图 2(a)、(b)所示,当标签为 1 时, $J_1 = 0.7244$; 当标签为 2 时, $J_2 = 0.0321$ 。

可知, $J_1 \gg J_2$, 将中心像素的标签 2 修改为标签 1, 实现了该错分点的重新分类(标签重置), 现给出整个图像的后处理过程, 共分为两步: 1) 对图像

(b)	0.0138	0.1052	0.0149	0.1367	0.0985
	0.1740	0.1074	0.1680	0.2087	0.5002
	0.0233	0.2695	0.4735	0.2770	0.0579
	0.0416	0.0789	0.0838	0.0733	0.0480
	0.0156	0.0151	0.0139	0.0204	0.0133

(c)	1	1	1	1	1
	1	1	1	1	2
	1	1	2	1	1
	1	1	1	1	1
	1	1	1	1	1

图 2 某邻域隶属度和分类标签。(a)标签为 1 的隶属度;(b)标签为 2 的隶属度;(c)分类标签

Fig. 2 Membership and cluster label of neighborhood. (a) membership of label 1; (b) membership of label 2; (c) cluster label

的所有像素检测其 3×3 邻域, 有不同的标签则认为该点是可能错分点, 进行保存, 否则标签不变; 2) 对上一步的错分点利用(23)式进行重新分类, $\text{argmax}(J_i)$ 对应的标签 i 为重置标签, 要保证重置的标签在中心像素 3×3 邻域出现过。后处理方法的流程如表 1 所示。

简便起见, 用 NDFCM_P 算法和 FNDFCM_P 算法分别记为两种算法的简写。需指出, NDFCM_P 算法利用(18)式计算隶属度时遍历所有像素, 而 FNDFCM_P 算法利用(21)式计算隶属度时遍历所有像素灰度级, 于是在进行后处理之前两种算法得到的隶属度矩阵大小分别为 $c \times N$ 和 $c \times 256$, 导致这两种算法在进行后处理的步骤 2 时有所不同: FNDFCM_P 算法在后处理的步骤 2 中将隶属度大小 $c \times 256$ 转变为 $c \times N$, 而 NDFCM_P 算法的隶属度保持不变。

初始时均设置聚类数 c , 模糊指数 m , 停止阈值

ϵ 和迭代次数 T 及计算原始图像的 ζ_j , Γ_j , p_j 和 s_j 。NDFCM_P 算法流程具体如下:

- 1) 初始化聚类中心 $\mathbf{V}^{(1)} = [v_1^{(1)}, v_2^{(1)}, \dots, v_c^{(1)}]$ 及初始化迭代次数 $q=1$ 。
- 2) 利用(18)式计算隶属度 $u_{ij}^{(q+1)}$ 。
- 3) 利用(19)式计算聚类中心 $v_k^{(q+1)}$ 。
- 4) 如果 $\|\mathbf{V}^{(q+1)} - \mathbf{V}^{(q)}\| < \epsilon$ 或者 $q > T$, 输出结果, 否则 $q=q+1$, 转步骤 2)。
- 5) 利用表 1 的后处理过程对分割结果进一步处理, 输出最终结果。

FNDFCM_P 算法流程具体如下:

- 1) 构建 s_j 的灰度直方图。
- 2) 初始化聚类中心 $\mathbf{V}^{(1)} = [v_1^{(1)}, v_2^{(1)}, \dots, v_c^{(1)}]$ 及初始化迭代次数 $q=1$ 。
- 3) 利用(21)式计算隶属度 $u_{ij}^{(q+1)}$ 。
- 4) 利用(22)式计算聚类中心 $v_k^{(q+1)}$ 。

表 1 后处理执行框架

Table 1 Diagram of post processing

Step 1: extraction of potentially misclassified pixels	Step 2: reclassification of the extracted pixels (x_l)
1 $l \leftarrow 1$	1 for all extracted pixels x_l do
2 for all pixels x_j of the image do	2 for $\forall x_j \in x_l$, do
3 if [label(x_j) \neq label(3 \times 3 neighbourhood)] then	3 Find arg max (J_i) by using formula (23)
4 $x_l = x_j$	4 end for
5 $l \leftarrow l + 1$	5 end for
6 end if	6 return segmentation results
7 end for	
8 return x_l	

5) 如果 $\| \mathbf{V}^{(q+1)} - \mathbf{V}^{(q)} \| < \epsilon$ 或者 $q > T$, 输出结果, 否则 $q = q + 1$, 转步骤 3)。

6) 对分割结果做后处理, 过程如表 1 所示, 输出最终结果。

4 实验与结果

为了验证 NDFCM_P 算法和 FNDFCM_P 算法的有效性, 采用了人工合成图像和真实图像进行分割实验, 同时采用 FCM_S1、FCM_S2、EnFCM、FGFCM 以及 FLICM 五种 FCM 型算法进行对比, 算法实验是在 MATLAB R2010a 上实现的, 处理器为 3.40 GHz Intel[®] Core[™] i3-2130, 内存大小为 2 GB, 操作系统为 Windows7 中文版。

分割结果评价主要采用分割准确率(SA)^[17] 和 ARI(Adjusted Rand Index)^[19], 分别表示为

$$S_A = \frac{\sum_{i=1}^c \frac{A_i \cap C_i}{\sum_{j=1}^c C_j}}{\sum_{j=1}^c C_j}, \quad (24)$$

$$A_{RI} = \frac{2(ab - cd)}{(a + d)(d + b)(a + c)(c + b)}, \quad (25)$$

式中 c 为聚类数目, A_i 为相应算法得到的属于第 i 类的集合, C_i 为标准分割结果中的属于第 i 类的集合。设 R 和 T 分别为算法分割结果和标准分割结

果, 那么 a 、 b 、 c 、 d 分别为在 R 和 T 均出现的子集合、在 R 和 T 均不出现的子集合、在 R 出现在 T 不出现的子集合, 以及在 R 不出现在 T 出现的子集合。实验所涉及到的参数及其设置如表 2 所示。聚类数目 c 需要根据待分割的图像而设定。

表 2 不同分割算法的参数设置

Table 2 Parameters setting for different segmentation algorithms

Algorithm	Parameter setting					
	m	α	λ_s	λ_g	T	ϵ
FCM_S1	2	4			300	10^{-5}
FCM_S2	2	4			300	10^{-5}
EnFCM	2	4			300	10^{-5}
FGFCM	2		3	3	300	10^{-5}
FLICM	2				300	10^{-5}
NDFCM_P	2		3	3	300	10^{-5}
FNDFCM_P	2		3	3	300	10^{-5}

4.1 人工合成图像实验

添加高斯噪声(0, 0.03)的合成图像分割图如图 3 所示, 图中 3(a)、(b) 为人工合成的图像及添加(0, 0.03)的高斯噪声的噪声图像, 图像大小为 128 pixel \times 128 pixel, 包含灰度值为 10、70、140 和 220 共 4 类。利用表 2 中的 7 种算法对此图像进行分割, 分割结果如图 3(c)~(i) 所示。另外, 对图 3(a) 添加密度为(0.1)的椒盐噪声, 如图 4 所示,

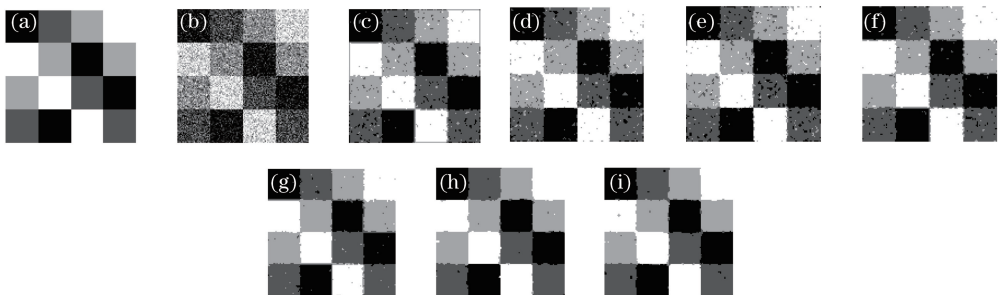


图 3 添加高斯噪声(0, 0.03)的合成图像分割图。(a)原始图像;(b)高斯噪声图像;(c) FCM_S1 算法;(d) FCM_S2 算法;(e) EnFCM 算法;(f) FGFCM 算法;(g) FLICM 算法;(h) NDFCM_P 算法;(i) FNDFCM_P 算法

Fig. 3 Segmentation of synthetic image with Gaussian noise(0, 0.03). (a) Original image; (b) image with Gaussian noise (0, 0.03); (c) FCM_S1 algorithm; (d) FCM_S2 algorithm; (e) EnFCM algorithm; (f) FGFCM algorithm; (g) FLICM algorithm; (h) NDFCM_P algorithm; (i) FNDFCM_P algorithm

同样利用这 7 种算法进行图像分割, 分割结果如图 4(c)~(i) 所示。

由图 3,4 可知, 在高斯噪声或者椒盐噪声的干扰下, NDFCM_P 算法和 FNDFCM_P 算法相比于其他算法能更好地进行分割。利用其他水平噪声对 7 种算法进行测试的结果如表 3 所示, 对比 SA 和 ARI 指标可以明显看出, 本文算法具有更好的分割效果与抗噪性。

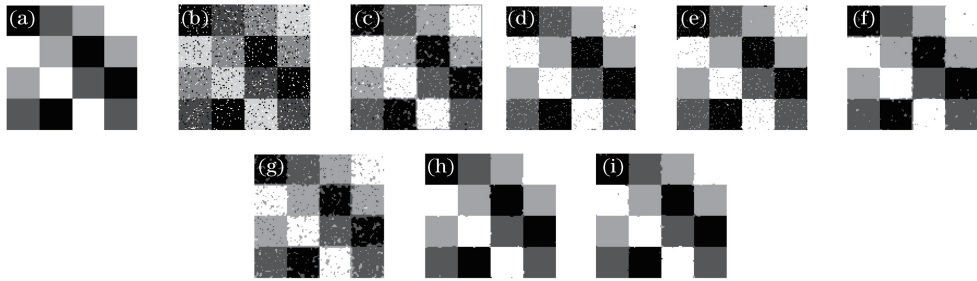


图 4 添加椒盐噪声(0.1)的合成图像分割图。(a)原始图像;(b)高斯噪声图像;(c) FCM_S1 算法;(d) FCM_S2 算法;(e) EnFCM 算法;(f) FGFCM 算法;(g) FLICM 算法;(h) NDFCM_P 算法;(i) FNDFCM_P 算法

Fig. 4 Segmentation of synthetic image with salt & pepper noise (0.1). (a) Original image; (b) image with salt & pepper noise (0.1); (c) FCM_S1 algorithm; (d) FCM_S2 algorithm; (e) EnFCM algorithm; (f) FGFCM algorithm; (g) FLICM algorithm; (h) NDFCM_P algorithm; (i) FNDFCM_P algorithm

表 3 不同噪声水平下各分割算法的指标对比

Table 3 Comparison of indices of different segmentation algorithms under different noise levels

Noise level	Index	FCM_S1	FCM_S2	EnFCM	FGFCM	FLICM	NDFCM_P	FNDFCM_P
Gaussian noise (0,0.03)	SA	0.9224	0.9358	0.9249	0.9476	0.9543	0.9845	0.9825
	ARI	0.8966	0.9144	0.8999	0.9302	0.9391	0.9792	0.9767
Gaussian noise (0,0.04)	SA	0.8957	0.8899	0.8983	0.9257	0.9413	0.9731	0.9714
	ARI	0.8613	0.8666	0.8644	0.9011	0.9217	0.9641	0.9619
Salt & pepper noise (0.1)	SA	0.8962	0.9586	0.9575	0.9703	0.8725	0.9966	0.9934
	ARI	0.8616	0.9448	0.9434	0.9604	0.8300	0.9954	0.9911
Gaussian noise (0,0.02) & salt & pepper noise (0.1)	SA	0.8502	0.9170	0.9189	0.9341	0.8426	0.9837	0.9790
	ARI	0.8002	0.8894	0.8919	0.9122	0.7901	0.9784	0.9720

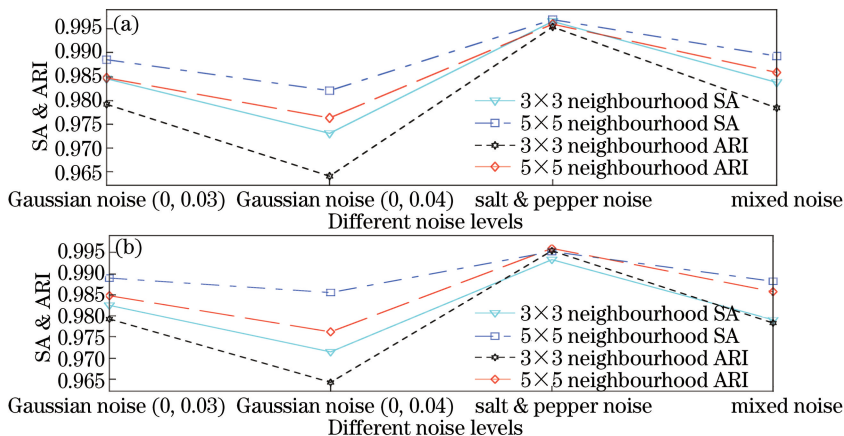


图 5 不同邻域的人工合成分割结果对比图。(a) NDFCM_P 算法;(b) FNDFCM_P 算法

Fig. 5 Comparison of synthetic segmentation results in different neighborhoods.

(a) NDFCM_P algorithm; (b) FNDFCM_P algorithm

4.2 Berkeley 图像实验

在 Berkeley 图像库^[6]中选择了编号为 #42049

对于上述人工合成图像, 在后处理过程中采用 3×3 邻域统计隶属度分布情况。为对比不同邻域大小对分割结果的影响, 在表 3 所示的噪声水平下, 对比了 3×3 邻域与 5×5 邻域条件下的分割结果, 如图 5 所示。可以看出, 邻域变化对椒盐噪声干扰下的图像分割结果影响不大, 但是对于高斯噪声, 5×5 邻域较 3×3 邻域分割效果具有优势。

和 #238001 的图像进行实验, 分别对图像添加高斯噪声和椒盐噪声, 然后利用 7 种算法对加噪图像进

行分割以验证本文算法性能。

对#42049的图像添加(0,0.04)的高斯噪声以及密度为0.1的椒盐噪声,如图6所示。原图和加噪图分别如图6(a)、(b)所示。标准人工分割结果如图6(c)所示。采用这7种算法对图6(b)的图像进行分割,设置分类数 $c=2$,分割结果如图6(d)~(j)所示。对#238001的图像添加密度为0.1的椒盐噪声,如图7所示。原图、加噪图和基准图如图7(a)~(c)

所示。采用这7种算法对图7(b)的图像进行分割,设置分类数 $c=3$,分割结果如图7(d)~(j)所示。

另外,利用其他水平的噪声对两个图像进行了分割测试,具体结果如表4所示。结合图6、7和表4可以看出,本文算法相比其他5种FCM型算法,错误分割点较少,抗噪声干扰能力强。这说明本文算法不仅在SA和ARI指标上具有优势,而且视觉效果也较好。

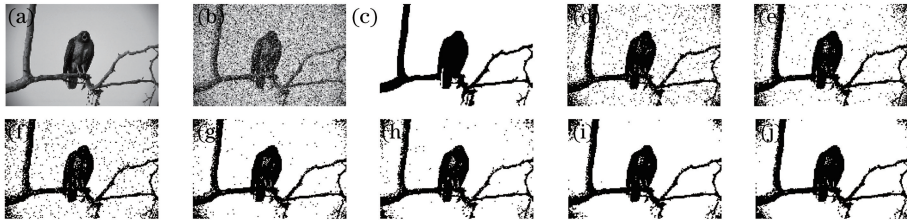


图6 #42049分割结果。(a)原图;(b)加噪图;(c)标准人工分割图;(d) FCM_S1算法;

(e) FCM_S2算法;(f) EnFCM算法;(g) FGFCM算法;(h) FLICM算法;(i) NDFCM_P算法;(j) FNDFCM_P算法

Fig. 6 Segmentation results of #42049 (a) Original image; (b) image with mixed noise; (c) standard manual segmentation;

(d) FCM_S1 algorithm; (e) FCM_S2 algorithm; (f) EnFCM algorithm; (g) FGFCM algorithm; (h) FLICM algorithm;

(i) NDFCM_P algorithm; (j) FNDFCM_P algorithm

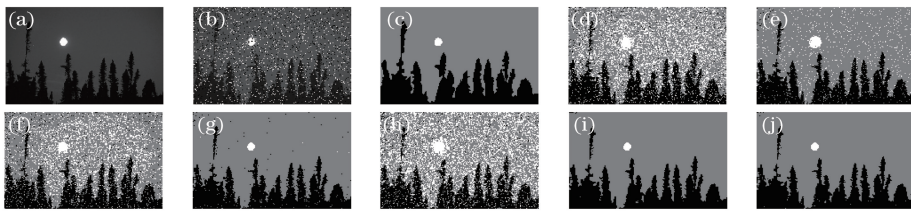


图7 #238001分割结果。(a)原图;(b)加噪图;(c)标准人工分割图;(d) FCM_S1算法;

(e) FCM_S2算法;(f) EnFCM算法;(g) FGFCM算法;(h) FLICM算法;(i) NDFCM_P算法;(j) FNDFCM_P算法

Fig. 7 Segmentation results of #238001. (a) Original image; (b) image with Salt & Pepper noise; (c) standard manual

segmentation; (d) FCM_S1 algorithm; (e) FCM_S2 algorithm; (f) EnFCM algorithm; (g) FGFCM algorithm;

(h) FLICM algorithm; (i) NDFCM_P algorithm; (j) FNDFCM_P algorithm

表4 Berkeley图像各分割算法的指标对比

Table 4 Comparison of indices of different segmentation algorithms on Berkeley image

Image	Noise level	Index	FCM_S1	FCM_S2	EnFCM	FGFCM	FLICM	NDFCM_P	FNDFCM_P
# 42049	Gaussian noise (0,0.05)	SA	0.9407	0.9392	0.9417	0.9483	0.9529	0.9547	0.9539
		ARI	0.8815	0.8783	0.8834	0.8966	0.9058	0.9094	0.9078
	Salt & pepper noise (0.2)	SA	0.8918	0.9529	0.8917	0.9465	0.9373	0.9601	0.9563
		ARI	0.7836	0.9058	0.7833	0.8929	0.8346	0.9202	0.9127
	(0,0.04) & Salt & pepper noise (0.1)	SA	0.9072	0.9292	0.9147	0.9416	0.9454	0.9525	0.9531
		ARI	0.8144	0.8584	0.8295	0.8832	0.8908	0.9050	0.9062
# 238001	Gaussian noise (0,0.02)	SA	0.5926	0.5740	0.8938	0.9153	0.8447	0.9475	0.9495
		ARI	0.3890	0.3611	0.8408	0.8731	0.7671	0.9212	0.9242
	Salt & pepper noise (0.1)	SA	0.7083	0.9071	0.7673	0.9146	0.6634	0.9610	0.9585
		ARI	0.5625	0.8606	0.6509	0.8719	0.4951	0.9415	0.9378
	(0,0.01) & Salt & pepper noise (0.05)	SA	0.6285	0.6005	0.6592	0.9422	0.7031	0.9578	0.9578
		ARI	0.4428	0.4008	0.4888	0.9134	0.5547	0.9367	0.9368

对于上述 Berkeley 图像,在后处理过程中采用了 3×3 邻域统计邻域隶属度分布情况。同样为对比不同邻域大小对分割结果的影响,在表 4 所示的噪声水平下,对比了 #42049 图像 3×3 邻域与 5×5

邻域条件下的分割结果,如图 8 所示。可以看出,邻域变化对椒盐噪声干扰下的图像分割结果影响不大,但是对于高斯噪声, 5×5 邻域较 3×3 邻域分割效果具有优势。

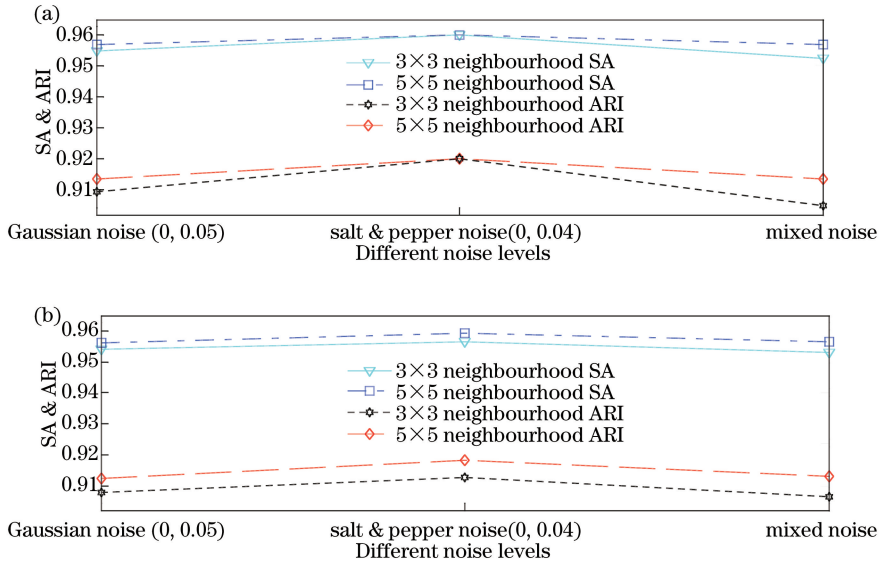


图 8 不同邻域时 #42049 的分割结果对比图。(a) NDFCM_P 算法;(b) FNDFCM_P 算法

Fig. 8 Comparison of #42049 segmentation results in different neighborhoods.

(a) NDFCM_P algorithm; (b) FNDFCM_P algorithm

4.3 其他图像实验

为进一步验证本文算法的分割性能,选择“石头山”图像和“硬币”图像,分别如图 9(a)和 10(a)所示。对图 9(a)添加(0,0.02)的高斯噪声以及密度为 0.02 的椒盐噪声,加噪图如 9(b)所示,设置分类数为 4,利用 7 种算法对图 9(b)进行分割,结果如图 9(c)~(i)所示。对 10(a)图添加密度为 0.1 椒盐噪声,如图 10(b)所示,设置分类数 $c=3$,分割结果如图 10(c)~(i)所示。

由图 9、10 可知,NDFCM_P 算法和 FNDFCM_P

P 算法能移除更多的背景噪声,具有更强的抗干扰能力,分割结果的轮廓更清晰、平滑,视觉整体效果更好。

4.4 算法运行时间

算法的运行时间是需要考虑的一大要素。这里从人工合成图像、Berkeley 图像,以及其他图像中各选出一幅加噪图像作为待分割图像,执行 7 种算法程序得到运行时间,具体如表 5 所示。算法的运行时间是进行 10 次运行的平均时间,并且编写的程序未进行优化。

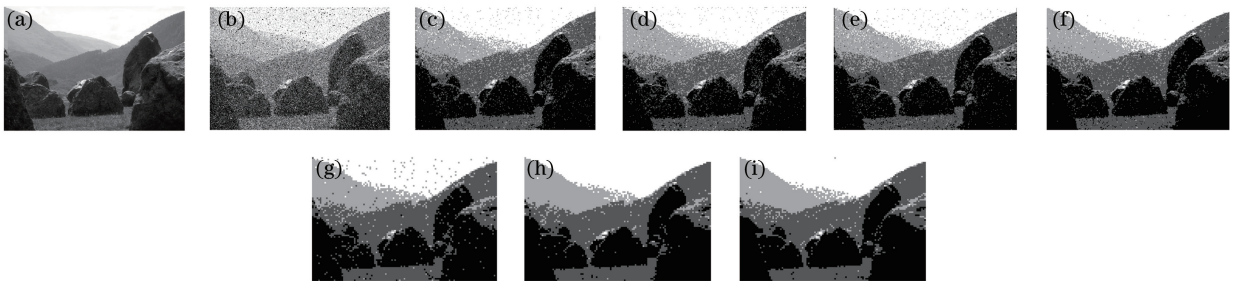


图 9 不同算法的石头山图像分割图。(a)原始图像;(b)混合噪声图像;(c) FCM_S1 算法;(d) FCM_S2 算法;

(e) EnFCM 算法;(f) FGFCM 算法;(g) FLICM 算法;(h) NDFCM_P 算法;(i) FNDFCM_P 算法

Fig. 9 Segmentation of stone mountain image by different algorithms. (a) Original image; (b) image corrupted by mixed noise;

(c) FCM_S1 algorithm; (d) FCM_S2 algorithm; (e) EnFCM algorithm; (f) FGFCM algorithm; (g) FLICM algorithm;

(h) NDFCM_P algorithm; (i) FNDFCM_P algorithm

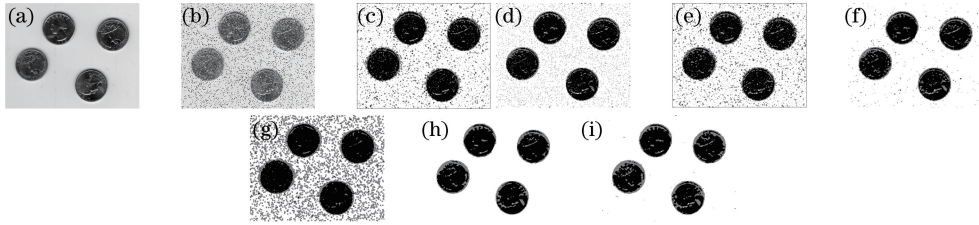


图 10 不同算法的硬币图像分割图。(a)原始图像;(b)椒盐噪声图像;(c) FCM_S1 算法;(d) FCM_S2 算法;
(e) EnFCM 算法;(f) FGFCM 算法;(g) FLICM 算法;(h) NDFCM_P 算法;(i) FNDFCM_P 算法

Fig. 10 Segmentation of coin image by different algorithms. (a) Original image; (b) image corrupted by salt & pepper noise;
(c) FCM_S1 algorithm; (d) FCM_S2 algorithm; (e) EnFCM algorithm; (f) FGFCM algorithm;
(g) FLICM algorithm; (h) NDFCM_P algorithm; (i) FNDFCM_P algorithm

表 5 不同分割算法的运行时间对比

Table 5 Comparison of execution time by different segmentation algorithms

Image	Size / (pixel×pixel)	Cluster	Time /s				
			FCM_S1	EnFCM	FLICM	NDFCM_P	FNDFCM_P
Synthetic image	128×128	4	0.25	0.06	16.59	0.95	0.81
#42049 image	481×321	2	0.76	0.04	121.63	108.61	112.28
Coin image	308×242	3	4.52	0.04	39.46	29.65	30.80

由表 5 可知,FLICM 算法所需时间最长,原因是该算法引入了因子 G_{ij} ,在每步迭代过程都需重新计算,消耗了大量时间;NDFCM_P 算法和 FNDFCM_P 算法次之;FCM_S1 算法所需时间较短;EnFCM 算法最快。由于 FCM_S1、EnFCM、NDFCM_P 和 FNDFCM_P 算法的运行时间不包括可事先计算的项,比如对图像进行均值滤波或者构建加权图像等。

由于 NDFCM_P 算法分两步,第一步与 FCM_S1 算法复杂度相同,所以时间消耗在第二步后处理中。同样,FNDFCM_P 算法也分两步,第一步与 EnFCM 算法复杂度相同,时间消耗主要在第二步,而后处理的时间与图像大小、分类数、第一步的分割结果均有直接关系,由此可见,所提算法虽然提升了分割精度,改善了分割的视觉效果,但是增加了运行时间。

5 结 论

提出了 NDFCM_P 和 FNDFCM_P 两种改进的 FCM 算法用于图像分割。算法分两步:第一步利用图像像素的邻域值对每个像素进行噪声可能性判别,具有一定的自适应性,然后利用该信息处理噪声与细节的关系得到新的加权和图像,在此基础上给出基于像素级和灰度级的两类聚类算法;第二步对初步分割结果中可能存在的错分点进行了后处理。利用人工合成图像、Berkeley 图像和其他图像对所提算法进行了实验验证。结果表明,所提算法分割的图像轮廓更清晰,SA 和 ARI 指标更高,但是

在分割时间上,除了 FLICM 算法外,相比其他 FCM 型算法,分割时间较长。另外,综合考虑灰度、颜色、纹理等信息的图像分割显然比考虑灰度信息的分割更具全面性,这是下一步的研究重点。

参 考 文 献

- [1] Ji Z X, Xia Y, Sun Q S, *et al.* Fuzzy local Gaussian mixture model for brain MR image segmentation[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2012, 16(3): 339-347.
- [2] Gong M G, 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.
- [3] Wang M J, Guo L, Wang X, *et al.* Color image segmentation based on improved internal activity multi-channel pulse coupled neural networks [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(12): 121001.
王蒙军, 郭林, 王霞, 等. 改进内部活动项的多通道 PCNN 彩色图像分割[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(12): 121001.
- [4] 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.
- [5] Nie F Y, Li J Q, Zhang P F, *et al.* A threshold selection method for image segmentation based on Tsallis relative entropy[J]. Laser & Optoelectronics

- Progress, 2017, 54(7): 071002.
- 聂方彦, 李建奇, 张平凤, 等. 一种基于 Tsallis 相对熵的图像分割阈值选取方法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(7): 071002.
- [6] Zhao F. Fuzzy clustering algorithms with self-tuning non-local spatial information for image segmentation [J]. Neurocomputing, 2013, 106(6):115-125.
- [7] Li J W, Chen X D, Jia Z W, *et al.* A coronary artery lumen segmentation algorithm based on ray casting [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42 (8): 0804002.
李俊威, 陈晓冬, 贾忠伟, 等. 基于光线投射法的冠脉血管腔壁分割算法[J]. 中国激光, 2015, 42(8): 0804002.
- [8] Bezdek J C. A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(1): 1-8.
- [9] 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.
- [10] Chen S C, Zhang D Q. 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.
- [11] Szilágyi L, Benyó Z, Szilágyi 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 EMBS, 2003, 1: 724-726.
- [12] Cai W L, Chen S K, 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.
- [13] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19 (5): 1328-1337.
- [14] Wang Z M, Song Q, Soh Y C, *et al.* An adaptive spatial information-theoretic fuzzy clustering algorithm for image segmentation [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(10): 1412-1420.
- [15] Guo F F, Wang X 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.
- [16] Wang B P, Fan J L, Xie W X, *et al.* An image segmentation method based on cost function and fuzzy entropy[J]. Acta Photonica Sinica, 2003, 32(12): 1502-1505.
王保平, 范九伦, 谢维信, 等. 一种基于代价函数和模糊熵的图像分割方法[J]. 光子学报, 2003, 32(12): 1502-1505.
- [17] Benaichouche A N, Oulhadj H, Siarry P. Improved spatial fuzzy c-means clustering for image segmentation using PSO initialization, Mahalanobis distance and post-segmentation correction[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(5): 1390-1400.
- [18] Cui X X, Wu C M. Neutrosophic C-means clustering in kernel space and its application in image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(10): 1316-1327.
崔西希, 吴成茂. 核空间中智模糊聚类及图像分割应用[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(10):1316-1327.
- [19] Mukhopadhyay A, Maulik U. A multiobjective approach to MR brain image segmentation [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 872-880.