

融入图像块和类信息量的无损检测图像分割

朱占龙^{1,2,3}, 刘永军¹, 李亚梅^{1,2}, 王军芬^{1,2*}, 邓博远¹¹河北地质大学信息工程学院, 河北 石家庄 050031²河北省光电信息与地球探测技术重点实验室, 河北 石家庄 050031³河北省智能传感物联网技术工程研究中心, 河北 石家庄 050031

摘要 在图像分割中,考虑邻域信息的模糊 C 均值算法能够有效地降低噪声对图像的干扰,但这类算法需额外引入参数,且无损检测图像的较大类间差异易导致分割失败。为此,提出基于图像块的类间差异不敏感的模糊 C 均值算法。利用像素所在的图像块代替像素进入聚类进程,图像块内像素的权重由像素的空间距离和灰度大小自适应确定。基于信息量的概念,给出类信息量表征形式并将其引入目标函数以改善常见模糊 C 均值算法对类间差异敏感的缺陷。基于新构建的目标函数得到新的隶属度和聚类中心表达式,并给出算法流程。最后,利用类间差异较大的无损检测图像对所提算法进行测试,结果表明:与其他模糊聚类算法相比,本文算法具有更高的分割准确率和更好的视觉效果。

关键词 图像处理; 图像分割; 图像块; 模糊 C 均值; 邻域信息量

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1210009

Image Segmentation of Non-Destructive Test Based on Image Patch and Cluster Information Quantity

Zhu Zhanlong^{1,2,3}, Liu Yongjun¹, Li Yamei^{1,2}, Wang Junfen^{1,2*}, Deng Boyuan¹¹School of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China;²Hebei Key Laboratory of Optoelectronic Information and Geo-Detection Technology, Shijiazhuang, Hebei 050031, China;³Intelligent Sensor Network Engineering Research Center of Hebei Province, Shijiazhuang, Hebei 050031, China

Abstract In image segmentation, many fuzzy C-means algorithms considering neighborhood information can effectively reduce noise interference, but these algorithms need additional parameters, and the large cluster difference between nondestructive test images easily causes segmentation failures. To solve this problem, this paper presents a fuzzy C-means algorithm insensitive to cluster difference based on image patches. First, the image patch is used to replace the pixel to enter the clustering process. The weight of the pixel in the image patch is adaptively determined by the spatial distance and gray scale of the pixels. Second, based on the concept of information quantity, the expression of cluster information quantity is given and introduced into the objective function to improve the sensitivity of common fuzzy C-means algorithms to the cluster difference. Third, the new expressions of membership degree and cluster center are obtained based on the new objective function, and the algorithm flow is given. Finally, the proposed algorithm is tested by the non-destructive test images with large cluster difference. The results show that the proposed algorithm has high segmentation accuracy and better visual effects.

Key words image processing; image segmentation; image patch; fuzzy C-means; neighborhood information

收稿日期: 2020-09-03; 修回日期: 2020-09-22; 录用日期: 2020-10-14

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究项目(QN2020263, ZD2020344, ZD2018212)、河北地质大学博士科研启动基金(BQ201606)、河北地质大学校内科研计划(QN201606)、河北省高校基本科研业务费资助(QN202133)

* E-mail: 254904723@qq.com

1 引言

图像分割的本质是实现“物以类聚”，是以图像灰度、纹理等其他特征为基准^[1-3]，通过相关的方法完成像素成“簇”的过程。模糊 C 均值(FCM)算法是一种有效的无监督聚类方法^[4]，该算法认为像素是独立个体，图像受到噪声影响后，容易导致分割结果变差。许多考虑邻域信息的改进算法被提出，用于增加 FCM 算法的抗噪性，这些算法引入额外的邻域信息的权重等参数^[5-6]，这对算法的自适应性造成影响。有一些研究尝试解决邻域信息权重等参数的自适应问题^[7-9]，如基于局部信息模糊 C 均值算法^[7]及它的改进算法^[8]，但是这些算法的复杂度都较高。

诚然，众多改进算法^[10]在图像分割方面产生了较好的效果。当无损检测图像类间差异较大时，这些算法在分割时遭遇困难，较大类对目标函数的影响大，使得较小类的聚类中心向较大类的聚类中心靠拢，进而导致较大类被错误划分为较小类^[11]。针对类间差异敏感这一问题，研究人员开始研究类的样本(像素)数量^[12]、类的紧密度^[13]、类的隶属度之

和^[14]等因素，并将这些因素引入聚类进程之中，但这些改进算法缺乏理论支撑。

为解决上述问题，本文用每个像素的图像块取代像素进行聚类迭代，图像块内所有的像素都被自适应地赋予权重，其大小与该图像块内像素的空间位置和灰度大小有关。同时，为了处理类间差异敏感这一问题，基于信息量与事件概率值反向相关的性质^[15]，提出与类大小反向相关的类信息量表达式，通过将其引入目标函数可提升较小类对目标函数的影响，降低较大类对目标函数的影响。通过迭代执行新的目标函数，推导出隶属度和聚类中心表达式，这可使得算法能够有效分割类间差异较大的噪声图像且不需引入额外参数，从而保证算法的自适应性。

2 模糊 C 均值算法

FCM 算法是一种有效的无监督分割算法。假设 $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是一幅图像的 n 个像素灰度值构成的向量，其中， x_j 表示第 j 个像素的灰度值。目标函数为

$$J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad \text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in (0, 1), 0 \leq \sum_{j=1}^n u_{ij} \leq n, \quad (1)$$

式中： v_i 为第 i 个聚类中心，所有的 $v_i (i=1, 2, \dots, c)$ 构成矩阵 \mathbf{V} ，其中， i 为聚类中心序号， c 为聚类中心数； u_{ij} 为衡量像素 x_j 属于聚类中心 v_i 程度的隶属度，所有的 $u_{ij} (i=1, 2, \dots, c; j=1, 2, \dots, n)$ 构成矩阵 \mathbf{U} ； m 为模糊指数； $\|\cdot\|$ 为欧氏距离。

利用拉格朗日乘法最小化(1)式，可得隶属度和聚类中心的迭代公式为

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad (2)$$

$$u_{ij} = \left[\frac{\|x_j - v_i\|^2}{\sum_{k=1}^c \|x_j - v_k\|^2} \right]^{-1/(m-1)}, \quad (3)$$

式中： k 为聚类中心序号。

FCM 算法的执行过程如下：1) 初始化聚类中心 $v_i (i=1, 2, \dots, c)$ ；2) 利用(3)式计算隶属度 $u_{ij} (i=1, 2, \dots, c; j=1, 2, \dots, n)$ ；3) 更新聚类中心 $v_i (i=1, 2, \dots, c)$ ；4) 重复步骤 2) 和步骤 3) 直至聚类中心变化稳定。

3 本文算法

3.1 图像块各像素权重

对于每一个像素 x_j ，以 x_j 为中心的图像块用 N_j 表示，令 q 为图像块大小， N_j 中灰度值表示为 $g_{jr} (r=1, 2, \dots, q \times q)$ ， r 为图像块灰度值索引号，以 $q=3$ 为例，当 $r=5$ 时， g_{j5} 为该图像块中心位置的灰度值。对于图像块内任一像素来说，不同的像素应设置不同的权重，因为像素的位置、灰度不同，对聚类结果产生的影响不同，这里用 ω_{jr} 表示 N_j 中各像素的权重。构造图像块的权重公式为

$$\omega_{jr} = \omega_{sd} \cdot \omega_{jg}, \quad (4)$$

式中： ω_{sd} 为图像块内像素的空间位置关系，其表达式为^[8]

$$\omega_{sd} = 1/(1 + d_{jr}), \quad (5)$$

式中： d_{jr} 为 N_j 中心像素 x_j 与邻域像素 x_r 的空间欧氏距离，显然，邻域像素距离中心像素越近， ω_{sd} 值越大，且对于给定大小的图像块， ω_{sd} 是固定值。

(4)式中 ω_{jg} 为图像块内像素的灰度关系,其值的确定具有自适应性, ω_{jg} 的确定过程如下。

首先衡量图像块 N_j 内各像素灰度值为噪声(边缘)的可能性,公式为

$$\beta_{jr} = \begin{cases} 1, & |g_{jr} - \bar{g}_{jr}| \leq \sigma_j \\ 0, & |g_{jr} - \bar{g}_{jr}| > \sigma_j \end{cases}, \quad (6)$$

式中: \bar{g}_{jr} 为图像块灰度值均值; σ_j 为图像块灰度值标准差。如果像素灰度值与均值在一个标准差之内,则认为该灰度值不是噪声(边缘), $\beta_{jr} = 1$, 否则认为该灰度值为噪声。

将图像块内认为是噪声的像素($\beta_{jr} = 0$)丢弃,图像块内剩余像素为

$$g'_{jr} = \{g_{jr} | \beta_{jr} = 1, r = 1, \dots, q \times q\}. \quad (7)$$

利用剩余像素得到图像块内各像素灰度值的起伏状况,将其表示为 $c_{jr} = |g'_{jr} - \bar{g}'_{jr}|$, \bar{g}'_{jr} 为 g'_{jr} 的均值,那么 $\bar{c} = \sum_{r \in N_j} c_{jr} \sum \beta_{jr}$ 表示起伏的平均值。显然, $c_{jr} - \bar{c}$ 的值越小,越能说明 g'_{jr} 为非边缘点,若希望该像素在图像块中起主要作用,应为其分配较大

权重,否则为其分配较小权重,故希望构建一个基于 $c_{jr} - \bar{c}$ 的递减函数。对剩余像素采用如下表达式赋权重^[16],即

$$\omega'_{jg} = \exp[-(c_{jr} - \bar{c})]. \quad (8)$$

需指出,(8)式只是一种常见的递减函数,仍可尝试构造其他的递减函数。进一步把利用(6)式判断为噪声(边缘)的像素权重置为 0,将 ω'_{jg} 扩充为 ω_{jg} 。于是,得到关于 ω_{sd} 和 ω_{jg} 的表达式,这里需要将二者进行归一化,则有

$$\omega_{jr} = \omega_{sd} \cdot \omega_{jg} / \sum_{r \in N_j} (\omega_{sd} \cdot \omega_{jg}). \quad (9)$$

接下来对所提出的图像块像素权重设置方法进行检验,选择如图 1(a)中所示的 A、B 和 C 共三个图像块,其中图像块 A 中邻域像素含椒盐噪声,如图 1(b)所示;图像块 B 的中心像素为噪声,如图 1(c)所示;图像块 C 的邻域像素含椒盐噪声,如图 1(d)所示。图 1(e)~(g)为三个图像块对应的像素权重,从这些结果可以看出,图像块内的噪声权重都被置为 0,该方法可以有效减小噪声带来的冲击。需要指出的是,图 1(e)~(g)内的像素权重值为近似值。

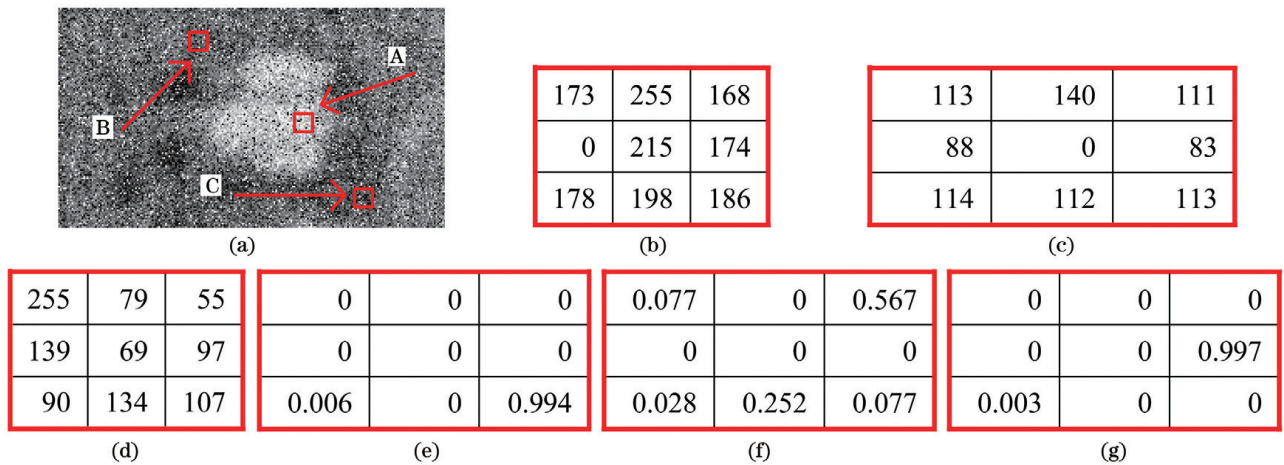


图 1 图像块内像素权重设置实例。(a)选择的 A、B、C 三个图像块;(b)图像块 A 的灰度值;(c)图像块 B 的灰度值;(d)图像块 C 的灰度值;(e)图像块 A 的 ω_{jr} ;(f)图像块 B 的 ω_{jr} ;(g)图像块 C 的 ω_{jr} 。

Fig. 1 Examples of pixel weight setting in image patch. (a) Three image patches called A, B, and C, respectively; (b) gray values of image patch A; (c) gray values of image patch B; (d) gray values of image patch C; (e) ω_{jr} in image patch A; (f) ω_{jr} in image patch B; (g) ω_{jr} in image patch C

3.2 类信息量

在信息论中,信息量大小与随机事件的概率反向相关,即概率越大,信息量越小^[15]。信息量的表达式为

$$h(x) = -\log_t p(x), \quad (10)$$

式中: x 表示某随机事件; t 为对数的底; $p(x)$ 为事件概率值, $p(x) \in (0, 1)$ 。

将某个像素隶属于某类看作一个随机事件,此

时 u_{ij} 的取值范围仍为 $0 \sim 1$ 。如果 u_{ij} 较大,则认为像素 x_j 属于第 i 类的信息量较小,该信息量表达式为

$$h(u_{ij}) = -\log_t u_{ij}. \quad (11)$$

(11)式给出了像素 x_j 属于第 i 类的信息量表征形式,基于此,构建类信息量表达式为

$$h(U_i) = -\sum_{s=1}^n \log_t u_{is}, \quad (12)$$

式中: U_i 为第 i 类隶属度; u_{is} 为第 s 个像素属于第 i 类的可能性。

可以认为, (12) 式中 $h(U_i)$ 表示所有像素属于第 i 类的信息量之和, 称之为类信息量。显然地, 如果图像类间差异较大, 假设较大类属于第 i 类, 那么图像的多数像素 $u_{is} (s = 1, 2, \dots, n)$ 较大, 则相应的类信息量 $h(U_i)$ 较小, 否则类信息量较大。

如前所述, FCM 及改进算法的缺陷是较大类对目标函数的影响大, 使得较小类的聚类中心靠近邻近的较大类的聚类中心, 进而导致较大类的像素被错分为较小类。(12) 式中构建的类信息量恰好与类大小成反比, 通过将其融入目标函数, 可以调整较大类和较小类对目标函数的影响。

3.3 新的目标函数及求解

利用图像块代替单个像素, 并利用类信息量表达式构建新目标函数:

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n h(U_i) u_{ij}^m \sum_{r \in N_j} \omega_{jr} |g_{jr} - v_i|^2 \quad (13)$$

如(13)式所示, ω_{jr} 的引入表明该目标函数以图像块为基本单位参与迭代运算, 类信息量的引入使得较大类对目标函数的贡献减小, 较小类对目标函数的贡献增加。(13) 式的最小化问题可由拉格朗日乘子法求解, 构建辅助的拉格朗日函数 $L(U, V)$:

$$L(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n h(U_i) u_{ij}^m \sum_{r \in N_j} \omega_{jr} |g_{jr} - v_i|^2 - \sum_{j=1}^n \rho_j \left(\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right), \quad (14)$$

式中: ρ_j 为第 j 个约束参数。

在辅助函数中, 对 v_i 求偏导并令其为 0, 可得

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m \sum_{r \in N_j} \omega_{jr} g_{jr}}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (15)$$

在辅助函数中, 对 u_{ij} 求偏导并令其为 0, 可得

$$u_{ij} = (\rho_j)^{\frac{1}{m-1}} \left\{ \frac{-1}{\left[\left(m \sum_{s=1}^n \log_t u_{is} \right) + \frac{1}{\ln t} \right] \sum_{r \in N_j} \omega_{jr} |g_{jr} - v_i|^2} \right\}^{1/(m-1)} \quad (16)$$

(16) 式中, 基于 $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ 可得

$$(\rho_j)^{\frac{1}{m-1}} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left\{ \frac{-1}{\left[\left(m \sum_{s=1}^n \log_t u_{ks} \right) + \frac{1}{\ln t} \right] \sum_{r \in N_j} \omega_{jr} |g_{jr} - v_k|^2} \right\}^{1/(m-1)}} \quad (17)$$

将(17)式代入到(16)式中, 可得

$$u_{ij} = \frac{\left\{ \frac{-1}{\left[\left(m \sum_{s=1}^n \log_t u_{is} \right) + 1/\ln t \right] \sum_{r \in N_j} \omega_{jr} |g_{jr} - v_i|^2} \right\}^{1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c \left\{ \frac{-1}{\left[\left(m \sum_{s=1}^n \log_t u_{ks} \right) + 1/\ln t \right] \sum_{r \in N_j} \omega_{jr} |g_{jr} - v_k|^2} \right\}^{1/(m-1)}} \quad (18)$$

通过上述步骤完成新目标函数隶属度和聚类中心表达式的求解(推导), 这就是基于图像块的类间差异不敏感的模糊 C 均值(ICPFCM)算法。该算法的输入参数为: 聚类数为 c , 最大迭代次数为 Z , 终止条件为 ϵ , 图像块大小为 q , 模糊指数为 m 。该算法的执行流程如下:

- 1) 根据(9)式对每个图像块内的像素求取权重 ω_{jr} ;
- 2) 随机初始化 $V^{(0)} = [v_1^{(0)}, v_2^{(0)}, \dots, v_c^{(0)}]$;
- 3) for $z=1$ to Z ;

- 4) 将 $V^{(z-1)}$ 代入(3)式得到相应的隶属度 $U^{(z)}$;
- 5) 将 $U^{(z)}$ 代入(18)式得到更新后的隶属度 $U^{(z)}$;
- 6) 将 $U^{(z)}$ 代入(15)式更新 $V^{(z)}$;
- 7) if $|V^{(z)} - V^{(z-1)}| < \epsilon$ 或者 $z > Z$, 迭代结束, then 执行步骤 10); else $z = z + 1$, 转步骤 4);
- 8) endif;
- 9) endfor;
- 10) 输出 U , 由此得到图像块中心像素对应的类别。

3.4 时间复杂度分析

本文算法的时间复杂度源自两部分,其复杂度的分析方法见文献[17]。第一部分时间复杂度来自计算图像块内各像素权重,可在分割之前预先计算得到。假设某图像共含 n 个像素,则该部分的时间复杂度为 $O_1(n \times q^2)$,其中 q 为图像块大小。第二部分时间复杂度来自算法的迭代分割过程,对应的时间复杂度为 $O_2(n \times c \times z)$,其中 z 为迭代步数。所以本文算法的总时间复杂度为两部分之和,即 $O(n \times q^2 + n \times c \times z)$ 。

4 实验结果与讨论

4.1 选择对比算法、参数设置与说明

为了验证所提算法(ICPFCM)的分割性能,采用工业无损检测(NDT)图像^[18]来进行实验,

所选用的 NDT 图像具有类间差异较大的特性,且所选用的 NDT 图像具有相对应的标准分割图,这有利于对算法的分割效果进行定量评价。采用噪声检测的模糊 C 均值(NDFCM)算法^[2]、基于空间约束的模糊 C 均值(FCM_S1, FCM_S2)算法^[6]、基于图像块的模糊 C 均值(WIPFCM)算法^[9]、核化鲁棒的空间约束的模糊 C 均值(KCWFLICM)算法^[10]、改进的抑制式模糊 C 均值(IS-FCM)算法^[11]、文献[14]中的算法与本文算法进行对比。

采用分割精度(SA)^[6,11]和调整兰德指数(ARI)^[19]两个指标对算法进行定量评价,指标越大表示算法分割效果越好。同时,为保证对比公平,涉及到的相同参数统一设定,如表 1 所示,表中的“//”符号表示相应的算法不需设置该参数。

表 1 相关算法的参数设置

Table 1 Parameter setting of correlated algorithms

Algorithm	Parameter									
	m	α	β	Z	λ_a	q	λ_s	λ_g	ϵ	t
NDFCM ^[2]	2	//	//	200	1	3	3	3	10^{-4}	//
FCM_S1 ^[6]	2	//	6	200	//	3	//	//	10^{-4}	//
FCM_S2 ^[6]	2	//	6	200	//	3	//	//	10^{-4}	//
WIPFCM ^[9]	2	//	//	200	//	3	//	//	10^{-4}	//
KCWFLICM ^[10]	2	//	//	200	//	3	//	//	10^{-4}	//
IS-FCM ^[11]	2	0.5	//	200	//	//	//	//	10^{-4}	//
Algorithm in Ref. [14]	2	//	//	200	//	//	//	//	10^{-4}	//
ICPFCM	2	//	//	200	//	3	//	//	10^{-4}	10

关于参数的几点说明:1)模糊指数 $m=2$ 是惯用取值;2)使用了参数 α ,用于控制隶属度的受抑制程度;3)参数 β 为邻域信息的权重;4)除了共有的参数取值相同外,采用表中所涉及对比算法的其余参数的取值时均在文献中取得了较好的分割效果。

4.2 实验图像及灰度直方图

选择 6 幅 NDT 图像进行算法对比,将其分别命名为 #NDT1~#NDT6,如图 2(a)~(f)所示。为展示图像像素灰度的分布特性,绘制相应的灰度直方图,如图 2(g)~(l)所示,由灰度直方图可以看出,6 幅图像类间差异较大,满足对图像的测试需求。

4.3 图像分割结果

采用表 1 中的 8 种算法对选择的 NDT 图像进行对比实验。为全面测试算法的适应性和有效性,对每幅图像分别添加 $(0, 0.01)$ 的高斯噪声(GN)、

$(0, 0.02)$ 的 GN、密度为 (0.1) 的椒盐噪声(SPN)、密度为 (0.2) 的 SPN 进行对比实验。需指出,GN $(0, 0.01)$ 表示均值为 0、归一化方差为 0.01,其他参数含义以此类推。

图 3~8 给出了每幅图像在 GN $(0, 0.01)$ 时的分割结果,通过与相应的标准分割图进行比对可以明显看出,本文算法能够较好地将图像中的目标与背景分割,且划分的区域干净、平滑,算法呈现出一定的抗噪性。限于篇幅,在其他噪声条件下的对比结果以指标值(SA 和 ARI)形式给出,如表 2 所示。通过这两个定量指标值也可以看出,本文算法取得了较好的分割结果。此外,由定性(图 3~8)和定量(表 2)指标值还可以看出,IS-FCM 算法和文献[14]中算法的抗噪性较差,这是因为这两种算法未考虑邻域信息;NDFCM 算法、FCM_S1 算法、FCM_S2

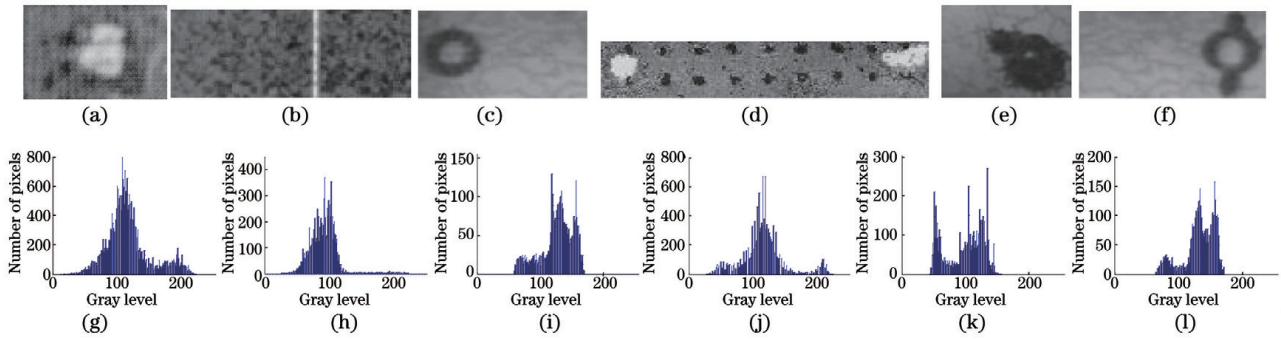


图 2 NDT 图像及相应的灰度直方图。(a) # NDT1 图像；(b) # NDT2 图像；(c) # NDT3 图像；(d) # NDT4 图像；(e) # NDT5 图像；(f) # NDT6 图像；(g) # NDT1 的直方图；(h) # NDT2 的直方图；(i) # NDT3 的直方图；(j) # NDT4 的直方图；(k) # NDT5 的直方图；(l) # NDT6 的直方图

Fig. 2 NDT images and their gray histograms. (a) Image of # NDT1; (b) image of # NDT2; (c) image of # NDT3; (d) image of # NDT4; (e) image of # NDT5; (f) image of # NDT6; (g) gray histogram of # NDT1; (h) gray histogram of # NDT2; (i) gray histogram of # NDT3; (j) gray histogram of # NDT4; (k) gray histogram of # NDT5; (l) gray histogram of # NDT6

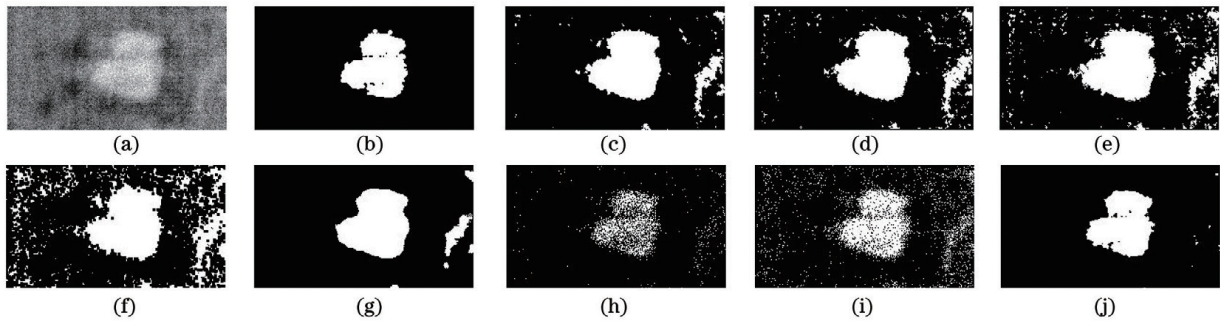


图 3 添加噪声为 $GN(0,0.01)$ 时各算法对 # NDT1 图像的分割结果。(a) 噪声图；(b) 标准分割图；(c) NDFCM 算法结果；(d) FCM_S1 算法结果；(e) FCM_S2 算法结果；(f) WIPFCM 算法结果；(g) KCWFLICM 算法结果；(h) IS-FCM 算法结果；(i) 文献[14]中算法结果；(j) ICPFCM 算法结果

Fig. 3 Segmentation results of # NDT1 for $GN(0,0.01)$. (a) Noisy image; (b) standard segmentation image; (c) result of NDFCM algorithm; (d) result of FCM_S1 algorithm; (e) result of FCM_S2 algorithm; (f) result of WIPFCM algorithm; (g) result of KCWFLICM algorithm; (h) result of IS-FCM algorithm; (i) result of method in Ref. [14]; (j) result of ICPFCM algorithm

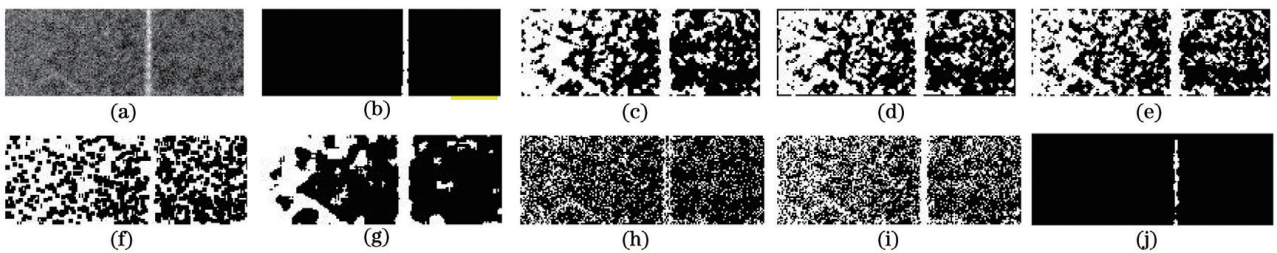


图 4 添加噪声为 $GN(0,0.01)$ 时各算法对 # NDT2 图像的分割结果。(a) 噪声图；(b) 标准分割图；(c) NDFCM 算法结果；(d) FCM_S1 算法结果；(e) FCM_S2 算法结果；(f) WIPFCM 算法结果；(g) KCWFLICM 算法结果；(h) IS-FCM 算法结果；(i) 文献[14]中算法结果；(j) ICPFCM 算法结果

Fig. 4 Segmentation results of # NDT2 for $GN(0,0.01)$. (a) Noisy image; (b) standard segmentation image; (c) result of NDFCM algorithm; (d) result of FCM_S1 algorithm; (e) result of FCM_S2 algorithm; (f) result of WIPFCM algorithm; (g) result of KCWFLICM algorithm; (h) result of IS-FCM algorithm; (i) result of method in Ref. [14]; (j) result of ICPFCM algorithm

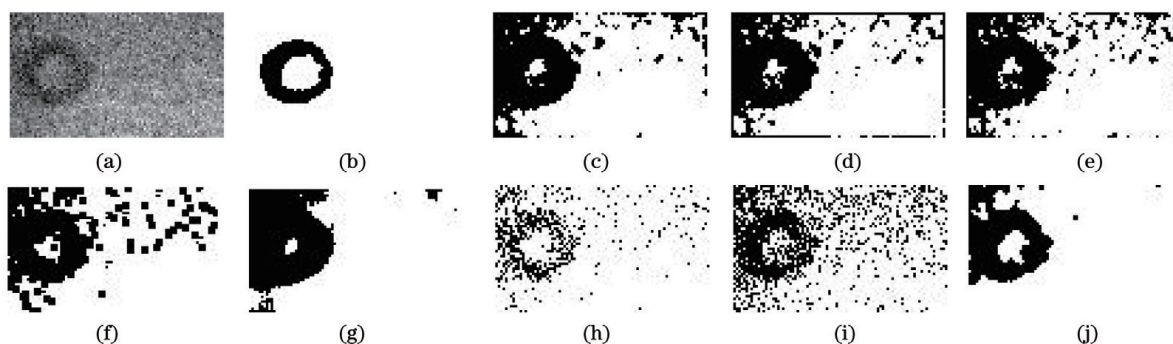


图 5 添加噪声为 $GN(0,0.01)$ 时各算法对 # NDT3 图像的分割结果。(a) 噪声图；(b) 标准分割图；(c) NDFCM 算法结果；(d) FCM_S1 算法结果；(e) FCM_S2 算法结果；(f) WIPFCM 算法结果；(g) KCWFLICM 算法结果；(h) IS-FCM 算法结果；(i) 文献[14]中算法结果；(j) ICPFCM 算法结果

Fig. 5 Segmentation results of # NDT3 for $GN(0,0.01)$. (a) Noisy image; (b) standard segmentation image; (c) result of NDFCM algorithm; (d) result of FCM_S1 algorithm; (e) result of FCM_S2 algorithm; (f) result of WIPFCM algorithm; (g) result of KCWFLICM algorithm; (h) result of IS-FCM algorithm; (i) result of method in Ref. [14]; (j) result of ICPFCM algorithm

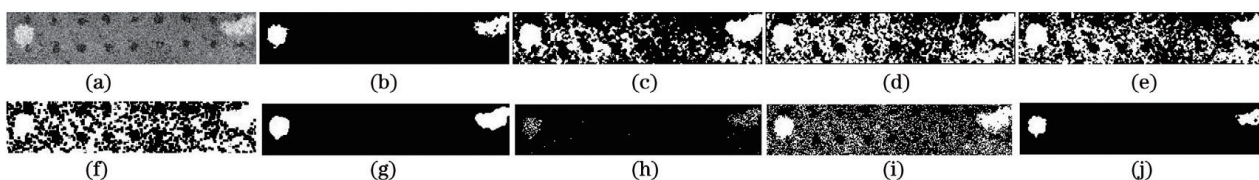


图 6 添加噪声为 $GN(0,0.01)$ 时各算法对 # NDT4 图像的分割结果。(a) 噪声图；(b) 标准分割图；(c) NDFCM 算法结果；(d) FCM_S1 算法结果；(e) FCM_S2 算法结果；(f) WIPFCM 算法结果；(g) KCWFLICM 算法结果；(h) IS-FCM 算法结果；(i) 文献[14]中算法结果；(j) ICPFCM 算法结果

Fig. 6 Segmentation results of # NDT4 for $GN(0,0.01)$. (a) Noisy image; (b) standard segmentation image; (c) result of NDFCM algorithm; (d) result of FCM_S1 algorithm; (e) result of FCM_S2 algorithm; (f) result of WIPFCM algorithm; (g) result of KCWFLICM algorithm; (h) result of IS-FCM algorithm; (i) result of method in Ref. [14]; (j) result of ICPFCM algorithm

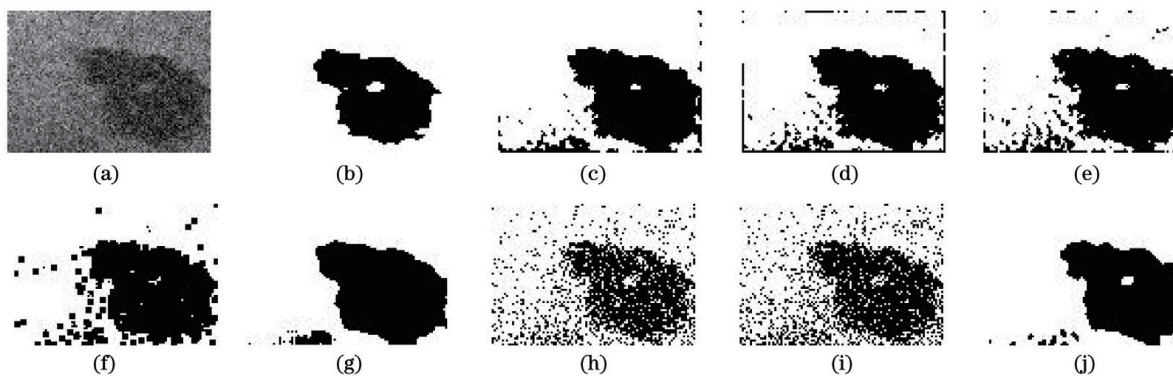


图 7 添加噪声为 $GN(0,0.01)$ 时各算法对 # NDT5 图像的分割结果。(a) 噪声图；(b) 标准分割图；(c) NDFCM 算法结果；(d) FCM_S1 算法结果；(e) FCM_S2 算法结果；(f) WIPFCM 算法结果；(g) KCWFLICM 算法结果；(h) IS-FCM 算法结果；(i) 文献[14]中算法结果；(j) ICPFCM 算法结果

Fig. 7 Segmentation results of # NDT5 for $GN(0,0.01)$. (a) Noisy image; (b) standard segmentation image; (c) result of NDFCM algorithm; (d) result of FCM_S1 algorithm; (e) result of FCM_S2 algorithm; (f) result of WIPFCM algorithm; (g) result of KCWFLICM algorithm; (h) result of IS-FCM algorithm; (i) result of method in Ref. [14]; (j) result of ICPFCM algorithm

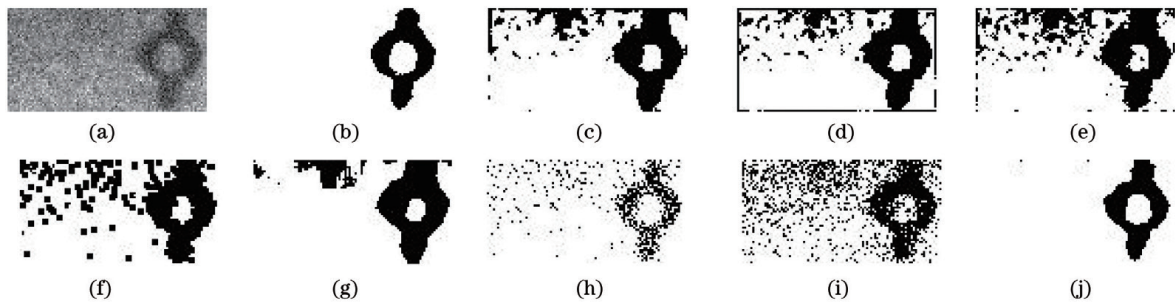


图 8 添加噪声为 $GN(0,0.01)$ 时各算法对 # NDT6 图像的分割结果。(a) 噪声图; (b) 标准分割图; (c) NDFCM 算法结果; (d) FCM_S1 算法结果; (e) FCM_S2 算法结果; (f) WIPFCM 算法结果; (g) KCWFLICM 算法结果; (h) IS-FCM 算法结果; (i) 文献[14]中算法结果; (j) ICPFCM 算法结果

Fig. 8 Segmentation results of # NDT6 for $GN(0,0.01)$. (a) Noisy image; (b) standard segmentation image; (c) result of NDFCM algorithm; (d) result of FCM_S1 algorithm; (e) result of FCM_S2 algorithm; (f) result of WIPFCM algorithm; (g) result of KCWFLICM algorithm; (h) result of IS-FCM algorithm; (i) result of method in Ref. [14]; (j) result of ICPFCM algorithm

表 2 分割 # NDT1~# NDT6 图像得到的 SA 和 ARI 指标值

Table 2 SA and ARI values obtained by segmentation for images # NDT1-# NDT6

%

Algorithm	Noise level	# NDT1		# NDT2		# NDT3		# NDT4		# NDT5		# NDT6	
		SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI
NDFCM	GN(0,0.01)	93.8	87.7	57.7	15.4	77.6	55.3	74.0	47.9	89.3	78.6	86.2	72.4
	GN(0,0.02)	91.5	83.0	52.9	5.7	74.3	48.6	66.6	33.2	87.5	75.0	84.8	69.7
	SPN(0.1)	94.1	88.1	57.4	14.8	78.9	57.8	98.4	96.9	89.0	80.0	91.1	82.2
	SPN(0.2)	90.7	81.4	54.9	9.7	75.5	50.9	67.2	34.4	88.0	76.0	81.3	62.6
FCM_S1	GN(0,0.01)	91.9	83.8	56.1	12.2	76.4	52.8	61.6	23.1	87.6	75.2	83.4	66.8
	GN(0,0.02)	86.1	72.3	53.7	7.4	72.8	45.6	60.0	19.9	84.5	69.1	80.8	61.6
	SPN(0.1)	83.8	67.5	59.2	18.4	71.8	43.7	60.9	21.7	80.4	60.7	79.9	59.7
	SPN(0.2)	73.2	46.3	57.8	15.5	64.1	28.1	60.5	21.0	76.6	53.1	68.4	36.9
FCM_S2	GN(0,0.01)	90.5	80.9	56.8	13.6	76.3	52.5	66.0	32.1	87.9	75.7	81.2	62.3
	GN(0,0.02)	84.1	68.1	53.6	7.1	71.2	42.4	61.9	23.9	85.3	70.5	80.2	60.4
	SPN(0.1)	92.8	85.6	51.4	2.9	82.3	64.7	58.0	16.0	91.5	83.1	93.6	87.1
	SPN(0.2)	89.7	79.4	49.9	-0.1	77.5	55.0	56.7	13.4	89.7	79.5	87.0	73.9
WIPFCM	GN(0,0.01)	84.2	68.4	54.0	8.0	75.8	51.6	59.9	19.8	86.0	72.0	78.5	57.0
	GN(0,0.02)	75.6	51.2	52.8	5.6	65.6	31.2	51.7	3.4	80.1	60.1	76.2	52.3
	SPN(0.1)	59.5	18.9	60.6	21.3	59.4	18.7	62.7	25.3	68.6	37.2	62.6	25.1
	SPN(0.2)	41.0	-18.0	36.4	-27.2	43.7	-12.5	44.1	-11.9	53.4	6.8	4.6	-10.8
KCWFLICM	GN(0,0.01)	95.3	90.7	68.6	37.1	81.1	62.3	98.7	97.5	90.8	81.8	90.7	81.3
	GN(0,0.02)	95.1	90.2	59.3	18.7	75.0	50.0	98.5	96.9	89.9	79.8	88.0	76.1
	SPN(0.1)	94.4	88.8	66.6	33.2	76.8	53.5	98.4	96.8	87.3	74.6	87.1	74.3
	SPN(0.2)	92.0	84.0	57.5	15.0	72.5	45.0	71.3	42.6	88.8	77.6	75.4	50.7
IS-FCM	GN(0,0.01)	93.5	86.9	75.8	51.6	89.3	78.5	95.9	91.9	84.1	68.3	90.3	80.6
	GN(0,0.02)	90.6	81.2	66.6	33.1	77.6	55.2	89.2	78.3	76.4	52.7	85.2	70.4
	SPN(0.1)	85.1	70.3	93.0	86.0	85.9	71.7	89.9	79.9	91.5	83.0	82.8	65.6
	SPN(0.2)	81.2	62.4	88.5	77.0	82.5	65.1	87.7	75.5	86.9	73.8	79.6	59.2

续表

Algorithm	Noise level	# NDT1		# NDT2		# NDT3		# NDT4		# NDT5		# NDT6	
		SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI	SA	ARI
Method in Ref. [14]	GN(0,0.01)	91.7	83.3	61.8	23.6	77.9	55.9	75.5	51.0	82.0	64.1	78.3	56.5
	GN(0,0.02)	78.0	56.0	58.3	16.6	65.4	30.7	64.9	27.7	74.8	49.6	71.7	43.4
	SPN(0.1)	85.2	70.3	93.0	86.0	98.1	96.2	90.1	80.1	90.2	80.4	95.7	91.4
	SPN(0.2)	82.0	64.0	88.5	77.1	82.5	65.0	87.9	75.8	84.9	69.8	79.5	58.9
ICPFCM	GN(0,0.01)	98.7	97.3	98.7	97.4	90.6	81.3	99.0	98.0	94.2	88.4	98.2	96.3
	GN(0,0.02)	98.4	96.8	98.3	96.5	84.3	68.6	98.9	97.7	91.8	83.7	96.7	93.4
	SPN(0.1)	99.1	98.3	98.2	96.5	93.8	87.7	99.2	98.5	95.2	90.3	99.2	98.4
	SPN(0.2)	99.1	98.2	98.2	96.4	93.6	87.2	99.2	98.3	94.9	89.9	99.1	98.2

算法、KCWFLICM 算法和 WIPFCM 算法虽有一定的抗噪性,但未能有效分割类间差异较大的图像,其原因在于构建目标函数不满足需求。

4.4 各算法运行时间对比

算法运行时间是需考虑的核心要素之一。执行

表 3 各算法运行时间

Table 3 Running time of different algorithms

Image (size of image)	NDFCM	FCM_S1	FCM_S2	WIPFCM	KCWFLICM	IS-FCM	Method in Ref. [14]	ICPFCM
# NDT1(131×232)	1.36	0.29	0.36	5.74	15.30	0.52	0.56	1.61
# NDT2 (60×166)	0.58	0.12	0.17	1.65	10.21	0.18	0.17	1.61
# NDT3(51×88)	0.32	0.11	0.17	1.18	9.18	0.11	0.16	0.82
# NDT4(56×271)	1.96	0.22	0.28	2.62	11.27	0.54	0.63	2.26
# NDT5(70×100)	0.36	0.11	0.16	1.31	8.91	0.15	0.12	1.20
# NDT6 (51×98)	0.33	0.10	0.16	1.23	8.73	0.15	0.17	1.01

由表 3 可知:KCWFLICM 算法所用的时间最长,因为它在每步的计算中引入了因子 $G_{ij}^{[7,10]}$; WIPFCM 算法和 ICPFCM 算法所用的时间少于 KCWFLICM 算法,因为它们迭代过程中利用图像块而非单个像素进行运算;FCM_S1 等其他算法用时较短,因为这些算法基于像素进行迭代运算。

5 结 论

提出了一种新颖的能够有效分割类间差异较大的图像的分割算法。该算法以图像块为基本单元代替单个像素进行聚类,主要有两个特点:1)图像块内的像素权重自适应确定,未引入额外参数;2)基于信息论中的信息量与事件概率值反向相关的特性,构造了类信息量表达式,并将其引入目标函数以弱化较大类的贡献。采用类间差异较大的图像进行适应

各对比算法的程序所用的时间见表 3。需指出,选取的时间是图像在 GN(0, 0.01)干扰下执行 10 次算法的平均时间,且所编制的程序没有被精简与优化。

性和有效性验证实验,结果显示所提算法具有较强的抗噪声能力且能够分割具有类间差异敏感特性的图像。后续工作将进一步研究如何构建更为精准的能够衡量类间差异的表达式,进而提升分割精度。

参 考 文 献

- [1] Zhu L, Chung F L, Wang S T, et al. 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.
- [2] Guo F F, Wang X X, Shen J, et al. Adaptive fuzzy C-means algorithm based on local noise detecting for image segmentation [J]. IET Image Processing, 2016, 10(4): 272-279.
- [3] Jia H, Zheng C J, Li C B, et al. Retinal blood vessel segmentation based on fuzzy C-means clustering

- according to the local line structural constraints[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(9): 0910001.
- 贾洪, 郑楚君, 李灿标, 等. 基于局部线结构约束的 FCM 聚类视网膜血管分割[J]. *光学学报*, 2020, 40(9): 0910001.
- [4] Bezdek J C, Ehrlich R, Full W, et al. FCM: the fuzzy C-means clustering algorithm[J]. *Computers & Geosciences*, 1984, 10(2/3): 191-203.
- [5] Li F, Qin J. Robust fuzzy local information and L_p -norm distance-based image segmentation method[J]. *IET Image Processing*, 2017, 11(4): 217-226.
- [6] 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.
- [7] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [8] 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.
- [9] Ji Z X, Xia Y, Chen Q, et al. Fuzzy C-means clustering with weighted image patch for image segmentation[J]. *Applied Soft Computing*, 2012, 12(6): 1659-1667.
- [10] Wu C M, Yang X Q. Robust credibilistic fuzzy local information clustering with spatial information constraints[J]. *Digital Signal Processing*, 2020, 97: 102615.
- [11] Zhu Z L, Liu Y J, Zhao Z M, et al. Improved suppressed fuzzy C-means clustering algorithm for segmenting the non-destructive testing image[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(8): 110-118.
- 朱占龙, 刘永军, 赵战民, 等. 用于分割无损检测图像的改进的抑制式模糊 C 均值聚类算法[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(8): 110-118.
- [12] Noordam J C, van den Broek W H A M, Buydens L M C, et al. Multivariate image segmentation with cluster size insensitive fuzzy C-means[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2002, 64(1): 65-78.
- [13] Zhao Z M, Zhu Z L, Liu Y J, et al. Fuzzy C-means clustering algorithm for image segmentation insensitive to cluster size[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(2): 021001.
- 赵战民, 朱占龙, 刘永军, 等. 对类大小不敏感的图片分割模糊 C 均值聚类方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(2): 021001.
- [14] Liu Y, Hou T, Liu F, et al. Improving fuzzy C-means method for unbalanced dataset[J]. *Electronics Letters*, 2015, 51(23): 1880-1882.
- [15] Gu X M, Shi S, Jia M, et al. Information and coding theory[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2014.
- 顾学迈, 石硕, 贾敏, 等. 信息与编码理论[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2014.
- [16] Lu H Q, Ge H W. Adaptive gray-weighted robust fuzzy C-means algorithm for image segmentation[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2018, 13(4): 584-593.
- 陆海青, 葛洪伟. 自适应灰度加权的鲁棒模糊 C 均值图像分割[J]. *智能系统学报*, 2018, 13(4): 584-593.
- [17] Zhao F, Jiao L C, Liu H Q, et al. Fuzzy C-means clustering with non local spatial information for noisy image segmentation[J]. *Frontiers of Computer Science in China*, 2011, 5(1): 45-56.
- [18] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, 13(1): 146-165.
- [19] Mukhopadhyay A, Maulik U. A multiobjective approach to MR brain image segmentation[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1): 872-880.