

DOI:10.13364/j.issn.1672-6510.20170235

基于小波变换与FCM的甲骨文字图像分割

何颖¹, 何晓菊², 张钢^{1,3}

(1. 天津大学仁爱学院计算机与科学技术系, 天津 301636; 2. 安阳学院航空工程学院, 安阳 455000;
3. 天津大学计算机科学与技术学院, 天津 300072)

摘要: 针对传统FCM(模糊C均值)聚类算法及改进算法无法对背景有大片点状、片状斑纹以及字迹模糊的甲骨文字图像进行有效分割的情况,提出了一种基于二进小波变换与FCM聚类算法的甲骨文字图像分割算法.首先,采用二进小波变换模极大值点对甲骨文字图像进行边缘检测;然后,充分利用二进小波变换模极大值中的边缘信息,从而进一步修改FCM聚类算法中的隶属度函数.将实验结果与传统的FCM聚类算法及改进算法进行比较,证明了该算法能更有效地分割甲骨文字图像,具有更高的正确分割率.

关键词: 小波变换; FCM聚类算法; 甲骨文; 图像分割

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1672-6510(2018)06-0062-05

Image Segmentation of JiaGuWen Image Based on Wavelet Transform and FCM

HE Ying¹, HE Xiaoju², ZHANG Gang^{1,3}

(1. Department of Computer and Science and Technology, Tianjin University Ren'ai College, Tianjin 301636, China;
2. School of Aviation Engineering, Anyang University, Anyang 455000, China;
3. School of Computer Science and Technology, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: To solve the problem that the traditional FCM (fuzzy C means) fuzzy clustering algorithm and the improved algorithm cannot effectively separate the JiaGuWen image and there is a large number of dotted or flaky stripes on its background, an image segmentation algorithm based on wavelet transform and FCM fuzzy clustering is proposed. Firstly, the edge information of the JiaGuWen image is detected by using the dyadic wavelet transform modulus maxima, and then the edge information in the maximum value of the binary wavelet transform is used to further modify the membership function in FCM fuzzy clustering. Finally, the experimental results are compared with the traditional fuzzy clustering algorithm and improved algorithm. The results proved that this algorithm can more accurately segment the images of characters.

Key words: wavelet transform; fuzzy C means clustering algorithm; JiaGuWen; image segmentation

甲骨文字是中国的一种古代文字,是现存中国古代最成熟的一种文字,大量的甲骨文记载了当时政治、经济、军事以及气象、习俗等方面的信息,也标志着文字接近成熟.对甲骨文字的研究可以使我们能更详尽准确地了解殷商时期的政治、经济和文化的发展.对甲骨文字图像进行分割的目的是将图像中具有历史和研究价值的文字从背景中分离出来,以进行下一步甲骨文修复、识别等工作.

甲骨文字^[1]是书写在龟甲和兽骨上的,由于龟甲和兽骨的质地本身并非平滑如镜,又深埋地下几千年,导致甲骨文字图像的字迹模糊,文字信息存在不确定性,背景存在斑块或斑纹,噪声干扰严重.由于模糊C均值(fuzzy C means, FCM)聚类算法适合于图像中存在不确定性和模糊性的特点,因此常用于与甲骨文相似的碑文拓片图像分割^[2].由于传统的FCM聚类算法对噪声非常敏感,因此出现了很多改

收稿日期: 2017-08-25; 修回日期: 2018-05-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31470048); 河南省高等学校重点科研项目(15A520119)

作者简介: 何颖(1984—),女,四川遂宁人,讲师, halleyxiaoyu@126.com

进算法,如FCM_M算法^[3]、FCM_S1算法和FCM_S2算法^[4]等,这些算法主要是加入邻域空间像素信息对噪声进行抑制.为了使FCM聚类算法的收敛更快,文献[5]提出了广义模糊C均值聚类算法(GFCM),该算法相比FCM,对噪声具有更强的鲁棒性.但是甲骨文字图像篆刻在龟甲和兽骨上,所以采集到的图像背景色与字体颜色会较接近,或者背景存在大量片状或块状斑纹,采用传统或者改进的FCM聚类算法进行分割均无法有效地去除图像复杂的背景,因而无法提取出文字图像.

本文提出一种基于二进小波变换与FCM聚类算法的甲骨文字图像分割算法.考虑到甲骨文字图像背景复杂的情况,首先采用传统FCM聚类算法进行初略分割,然后采用二进小波变换模极大值点对图像进行边缘检测,结合边缘检测的结果与传统FCM聚类算法初略分割的结果进行边缘跟踪,从而修改传统FCM聚类算法中的隶属度函数,再利用修改后的FCM聚类算法对甲骨文字图像进行分割.实验证明,在图像背景复杂、具有较多斑块或文字模糊的情况下,分割效果相比传统的FCM及目前改进的FCM聚类算法更有效,图像的正确分割率更高.

1 传统FCM聚类算法

FCM聚类算法对普通C均值算法硬性划分样本进行改进,是一种对样本的模糊划分方法,更适合于甲骨文字图像模糊性和不确定性的特点^[6].

1.1 数据集的模糊划分^[7]

设数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^s$ 是样本的全体,包含了 n 个对象.其中,每个样本 $x_k = \{x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{ks}\}$ ($k = 1, 2, 3, \dots, n$), $x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{ks}$ 为样本 x_k 的特征向量.将数据集 X 划分为 c 个子集 $X_i (1 < i \leq c)$,即产生 X 的 c 划分.子集 X_i 与样本 x_k 之间的隶属关系用隶属度函数 $u_{ik} = u_i(x_k)$ 表示, u_{ik} 表示 x_k 属于第 i 类的隶属度.

在硬C划分中,隶属度 u_{ik} 的取值只有0和1两个值,在模糊划分中扩展到了 $[0, 1]$ 区间,隶属度 u_{ik} 可以取 $[0, 1]$ 区间内的任意值,这样硬C划分就扩展到了模糊C划分.

c 个子集的隶属度构成一个隶属度矩阵 $U = [u_{ik}]_{c \times n}$.这个矩阵 U 的第 i 行为第 i 个子集的隶属度,而第 k 列为样本 x_k 相对于 c 个子集的隶属度,得到 X 的模糊C划分空间

$$M_{jc} = \{U \mid u_{ik} \in [0, 1], \forall i, k; \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k; 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n, \forall i\} \quad (1)$$

可以看到,模糊C划分的方式描述样本的不确定性,更适用于甲骨文字图像的模糊性的特点.

1.2 FCM聚类算法

FCM聚类算法把 n 个样本 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 分为 c 个模糊组, $J(U, V)$ 表示各个样本与其聚类中心的误差平方和,迭代求隶属度和聚类中心,使得模糊聚类的目标函数 $J(U, V)$ 小于某个提前设定的阈值,迭代就可以结束. $J(U, V)$ 的表达式为

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d_{ik}(x_k, v_i) \quad (2)$$

式中: c 为图像的聚类数; u_{ik} 表示 x_i 属于第 k 类区域的隶属函数; m 为权重指数; $U = [u_{ik}]$ 是模糊划分矩阵, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 是聚类中心矩阵. $d_{ik}(x_k, v_i)$ 为第 i 类的样本 x_k 到第 i 类聚类中心 v_i 的距离,定义如下:

$$d_{ik}(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\| \quad (3)$$

利用拉格朗日乘子法求出最小隶属度 u_{ik} 和聚类中心 v_i 的迭代更新公式,即式(4)和式(5):

$$u_{ik} = \left(\sum_{j=1}^c \left(\frac{d(x_k, v_j)}{d(x_k, v_i)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1} \quad (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (5)$$

Bezdek^[8]通过不断地对模糊划分矩阵 U 与聚类中心矩阵 V 进行迭代运算,修正聚类中心值及各个样本对其聚类中心的隶属度,最终找到样本数据集所包含的分类特性.

2 二进小波变换边缘检测

常用于文字边缘检测的传统方法有梯度算子,如Sobel算子、Roberts算子、Prewitt算子等,但这些边缘检测算子在边缘检测精度与抗噪声性方面都不理想.1992年,Mallat等^[9]提出了二进小波变换边缘检测方法,图像的边缘是可以确定小波变换在细尺度下的局部模极大值来检测.此边缘检测方法在抗噪的同时,也能较好地保留微弱的边缘.设二元函数 $\theta(x, y)$ 满足条件:

$$\iint_{RR} \theta(x, y) dx dy = 1 \quad (6)$$

$$\lim_{x^2+y^2 \rightarrow \infty} \theta(x, y) = 0 \quad (7)$$

则称 $\theta(x, y)$ 为二元平滑函数.

将 $\theta(x, y)$ 沿 x 方向和 y 方向上求一阶导数得到的 $\phi^1(x, y)$ 和 $\phi^2(x, y)$ 作为两个基本小波函数:

$$\phi^1(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial x} \quad (8)$$

$$\phi^2(x, y) = \frac{\partial \theta(x, y)}{\partial y} \quad (9)$$

设 $\phi_{2^j}^1(x, y)$ 表示尺度为 2^j 时沿 x 方向的小波函数表达式, $\phi_{2^j}^2(x, y)$ 表示尺度为 2^j 时沿 y 方向的小波函数表达式. 这样, 图像 $f(x, y)$ 的卷积型小波变换在尺度为 2^j 时的水平方向分量 $w_{2^j}^1 f(x, y)$ 与垂直方向分量 $w_{2^j}^2 f(x, y)$ 分别为

$$w_{2^j}^1 f(x, y) = f(x, y) \times \phi^1(x, y) \quad (10)$$

$$w_{2^j}^2 f(x, y) = f(x, y) \times \phi^2(x, y) \quad (11)$$

于是, 当尺度为 2^j 时, $f(x, y)$ 进行小波变换的模 $M_{2^j} f(x, y)$ 和幅角 $A_{2^j} f(x, y)$ 分别为

$$M_{2^j} f(x, y) = \sqrt{|w_{2^j}^1 f(x, y)|^2 + |w_{2^j}^2 f(x, y)|^2} \quad (12)$$

$$A_{2^j} f(x, y) = \arctan\left(\frac{w_{2^j}^1 f(x, y)}{w_{2^j}^2 f(x, y)}\right) \quad (13)$$

由于平滑后函数的突变点对应于梯度矢量方向 $A_{2^j} f(x, y)$ 上 $M_{2^j} f(x, y)$ 的局部极大值点, 即图像的边缘点^[9]. 因此, 选定一个阈值 $T > 0$, 对任意一点 $f(x, y)$, 沿梯度方向 $A_{2^j} f(x, y)$ 检测梯度矢量的模值 $M_{2^j} f(x, y)$. 若 $M_{2^j} f(x, y) > T$, 则 $M_{2^j} f(x, y)$ 取得局部极大值, 点 $f(x, y)$ 为极大值点, 即可以找到图像中的高频分量(图像在小波变换下的细节部分), 从而得到甲骨文字图像的边缘.

3 改进的边缘跟踪算法

针对甲骨文字图像信息的不确定性和模糊性, FCM 聚类算法在分割图像时能抑制一定的噪声, 使得分割后图像的清晰度提高, 但是对于背景受点状和块状白斑干扰严重的甲骨文字图像, 背景上的大块噪声却无法去除. 另一方面, 虽然利用二进小波边缘检测得到的甲骨文字图像能有效地取得文字边缘, 具有较强的抗噪能力, 可以去除背景的大块噪声, 但是图像的边缘点有很多断裂之处. 因此, 本文结合二进小波边缘检测和 FCM 聚类算法的结果进行边缘跟踪, 拟合文字边缘, 从而得到初略的甲骨文字分割图像.

设二进小波边缘检测得到的二值图像为 $f(x, y)$,

边缘点为白色(像素值为 1), 背景点为黑色(像素值为 0), 传统 FCM 聚类算法分割结果的二值图像为 $g(x, y)$, 前景为白色, 背景点为黑色. 设改进边缘跟踪算法得到的分割图像为 $imgn(x, y)$. 具体的算法步骤如下:

(1) 初始化扫描方向为 8 个方向(左上、上、右上...), 同时初始化标记分割图像 $imgn(x, y)$ 所有像素值为零和邻域块的大小为 $n \times n$ (n 取奇数, 如 $n=3$).

(2) 同时扫描 $f(x, y)$ 与 $g(x, y)$ 上的所有像素值. 按以下两种情况标记第 $m(m=1, 2, \dots)$ 个边界的第一个坐标. a. 如果 $f(x, y)$ 为 1, $imgn(x, y)$ 为 0, 说明当前的点是没有被标记的边缘点, 可以把该点标记为第一个边界点, 设像素值为 1. b. 如果 $f(x, y)$ 为 0 时, 继续检查 $g(x, y)$, 如果 $g(x, y)$ 为 1, 并且 $imgn(x, y)$ 为 0, 说明该点处没有检测到边缘点, 可以通过 $g(x, y)$ 进行拟合, 为了防止检测到的点为背景噪声点, 于是进一步检查 $g(x, y)$ 的邻域中是否包含 $f(x, y)$ 的点, 如果包含, 把该点标记为第一个边界点, 设像素值为 1.

(3) 继续按逆时针方向同时在 $f(x, y)$ 与 $g(x, y)$ 上搜索 8 个方向, 按步骤(2)将此点标记为第 m 个边界的下一个坐标, 继续重复搜索, 直到搜索到的边界坐标等于第 m 个边界的第一个坐标时停止.

通过上述步骤, 初略提取出了甲骨文文字图像 $imgn(x, y)$.

4 改进的 FCM 甲骨文字图像分割算法

FCM 聚类算法对于背景受点状和块状白斑干扰严重的甲骨文字图像, 无法去除背景上的大块噪声, 主要原因是 FCM 聚类算法只是通过迭代不断更新隶属度与聚类中心, 使得各个样本与其聚类中心的误差平方和小于提前设置的阈值, 在分割时没有考虑边缘信息. 因此本文根据改进的边缘跟踪算法得到的初略甲骨文字图像, 将初略甲骨文字图像中为前景的部分按比例提高对应 FCM 聚类算法分割图像中的隶属度, 将初略甲骨文字图像中为背景的部分按比例降低对应 FCM 聚类算法分割图像中的隶属度. 该方法在传统的 FCM 聚类算法中引进了边缘信息, 能有效提取出文字信息.

根据改进的边缘跟踪算法得到的初略甲骨文字图像, 并将二维矩阵逐行转换为一维向量, 修改图像的隶属函数为

$$u_{ik} = \begin{cases} \mu \times u_{ik} & imgn(k) = 1 \\ (1 - \mu) \times u_{ik} & imgn(k) = 0 \end{cases} \quad (14)$$

式 (14) 中 μ 的作用是根据初略甲骨文字图像改变前景和背景像素点隶属度的比例. 当 $imgn(k)=1$ 时, 为初略甲骨文字图像前景部分; 当 $imgn(k)=0$ 时, 为初略甲骨文字图像背景部分. 要将初略甲骨文字图像中为前景图像的部分按比例提高对应传统 FCM 分割图像中的隶属度 u_{ik} , μ 的取值范围应为 $[0.5, 1]$. μ 越接近于 0.5, 越接近传统 FCM 分割效果; μ 越接近于 1, 越接近于初略甲骨文字图像. 本实验取 $\mu=0.8$. 具体算法步骤如下:

(1) 首先输入甲骨文字的灰度图像 $G_{m \times n} = [g(x,y)]_{m \times n}$. 图像为 m 行 n 列, 将图像中的每个像素点 $g(x,y)$ 作为样本进行分类.

(2) 给定聚类类别数 $c=2$ 和加权指数 m , 设定迭代停止阈值 ε , 随机初始化聚类中心矩阵 V , 设定迭代计数器 $r=0$.

- (3) 根据式 (4) 和 (14) 更新第次模糊划分矩阵 U^r .
- (4) 根据式 (5) 更新第 r 次聚类中心矩阵 V^r .
- (5) 当 $|V^r - V^{r+1}| < \varepsilon$, 则算法停止; 否则转到 (3).
- (6) 前 5 个步骤可以得到两个聚类中心 v^1 和 v^2 . 重新扫描原图像, 按式 (15) 更新图像像素值, 从而得到二值分割图像.

$$g(x,y) = \begin{cases} 0 & |g(i,j) - v^1| \leq |g(i,j) - v^2| \\ 1 & |g(i,j) - v^1| > |g(i,j) - v^2| \end{cases} \quad (15)$$

5 实验结果与分析

选取了 3 幅具有典型特征的甲骨文字图像进行实验. 图 1 的背景简单, 文字较清楚, 图 2 的背景复杂, 背景上有大块斑纹, 图 3 的字迹不清楚, 与背景的颜色较接近.

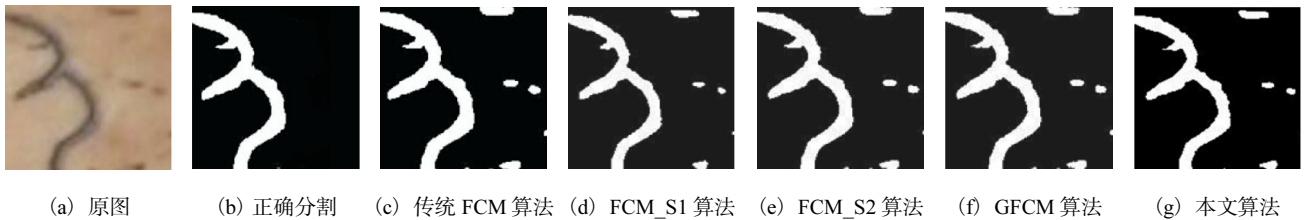


图 1 背景简单的甲骨文字在不同算法下的分割效果对比

Fig. 1 Segmentation effect of simple background JiaGuWen with different algorithms



图 2 背景复杂的甲骨文字在不同算法下分割效果对比图

Fig. 2 Segmentation effect of complex background JiaGuWen with different algorithms

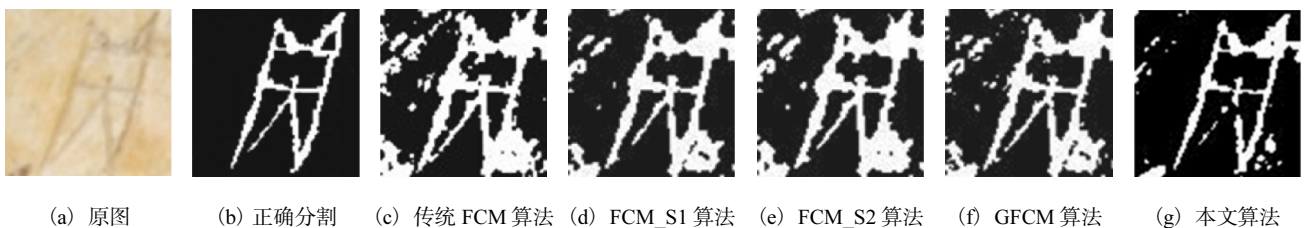


图 3 字迹模糊的甲骨文字在不同算法下的分割效果对比

Fig. 3 Segmentation effect of blurred JiaGuWen with different algorithms

3 幅图像均采用二进小波基二次 B 样条小波进行 1 层二进小波分解. FCM 聚类分割类别数 $c=2$, 阈值 $\varepsilon=0.000\ 001$, 加权指数 $m=2$.

从图 1 可以看出: 当文字图像较清晰时, 噪声较小, 用传统 FCM 聚类算法以及改进 FCM 算法 (FCM_S1、FCM_S2 和 GFCM) 就能得到较好的分割

结果. 利用本文算法得到的结果与传统 FCM 聚类算法的效果差别并不大.

从图 2 可以看出: 当甲骨文字图像字迹不太清楚, 而且背景上具有大量片状或块状斑纹时, 传统 FCM 聚类算法的效果不理想, 无法去除背景上的大块片状斑纹. 相比传统 FCM 算法, 由于加入了邻

域空间信息,改进的 FCM 算法能有效去除点状噪声,但对片状或块状的大片噪声无法去除.而本文算法能更有效地去除甲骨文字图像背景上的大块片状噪声.

从图 3 可以看出:当甲骨文字刻痕较浅,文字颜色与背景颜色较接近时,传统 FCM 聚类算法仍然无法得到较好的分割效果,出现了大块白斑噪声.改进 FCM 算法同样只能去除点状噪声,将相近颜色的背景误划分为前景.本文算法能更有效地分割出前景文字,得到了较好的分割效果.

为了进一步评价算法的分割效果,采用正确分割率^[10]进行评价.

$$\text{正确分割率} = \frac{\text{正确分割的像素数}}{\text{所有像素数}} \times 100\% \quad (16)$$

用各种算法对甲骨文字图像进行实际分割,将分割后的效果图与预先设定的目标图(图 1(b),图 2(b),图 3(b))进行对比,得到正确分割的像素数.表 1 列出了使用不同算法对具有代表性的甲骨文字图像进行分割的正确分割率情况.

表 1 不同算法对甲骨文字图像的正确分割率

Tab.1 Segmentation accuracy of JiaGuWen images by different algorithms

图像	正确分割率/%				
	FCM	FCM_S1	FCM_S2	GFCM	本文
图 1	86.19	88.36	86.58	86.74	89.31
图 2	28.13	46.28	28.98	30.02	57.49
图 3	38.13	46.92	42.70	45.95	76.92

由表 1 可以看出:图 1 文字清晰,噪声含量低,因此所有算法都能得到较好的结果,正确分割率都能达到 85% 以上.但是当图像背景含有大量片状噪声(图 2),或图像字迹与背景颜色接近(图 3)时,传统 FCM 聚类算法的正确分割率非常低,分别为 28.13% 及 38.13%.虽然改进 FCM 算法的正确分割率都有所提高,但也都不超过 50%.相比之下,本文算法的正确分割率能达到 57.49% 及 76.92%,正确分割率更高.

6 结 语

本文提出了一种基于二进小波边缘检测与 FCM

聚类算法的图像分割算法.实验证明,针对背景复杂、片状噪声较多、字迹模糊不清的甲骨文字图像,本文的算法能更有效消除和抑制噪声干扰,正确分割率更高.但是,本文算法中的参数 μ 不能根据实际情况自动设置,这将是下一步研究的方向.

参考文献:

[1] 顾绍通, 鄢格斐, 马小虎, 等. 基于泊松分布和分形几何的甲骨拓片字形复原方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2011, 42(1): 23-32.

[2] 潘振赣. 基于模糊聚类的碑文拓片图像分割算法研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2010.

[3] 周晓明, 李钊, 刘雄英. 一种基于改进 FCM 的自动图像分割算法[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2014, 42(3): 1-7.

[4] 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.

[5] Zhu L, Chung F L, Wang 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.

[6] 史志红. 基于小波变换和 FCM 的医学图像分割[D]. 济南: 山东大学, 2014.

[7] 王威娜. 改进的模糊均值聚类算法[D]. 大连: 大连海事大学, 2007.

[8] Bezdek J C. A convergence theorem for the fuzzy ISO-DATA clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 1(2): 1-8.

[9] Mallat S, Zhong S. Characterization of signals from multi scale edges[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710-732.

[10] 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.

责任编辑: 常涛