

基于改进粒子群和自适应滤波的快速模糊聚类图像分割

黄山¹, 李众¹, 李飞¹, 黄蒙蒙²

(1. 江苏科技大学 电子信息学院, 江苏 镇江 212003; 2. 人民解放军 96904 部队 信息支援站, 江苏 苏州 215000)

摘要: 为改进传统模糊 C 均值聚类 (FCM) 算法对初始聚类中心敏感、易陷入局部收敛、抗噪性差、计算量大的问题, 提出一种新的基于改进粒子群算法的快速模糊聚类图像分割方法 (PSOFFCM); 方法首先利用自适应中值滤波对图像进行滤波处理, 增强算法的鲁棒性; 然后, 将图像像素灰度值映射到二维直方图特征空间, 作为聚类样本, 优化 FCM 的目标函数, 减少图像分割的计算量; 最后, 利用 PSO 算法代替 FCM 的梯度迭代过程, 减弱了算法对初始聚类中心的依赖, 同时增强全局搜索能力; 实验结果表明, 该方法不仅克服了 FCM 算法对初始聚类中心的依赖, 而且抗噪能力强, 收敛速度快, 分割精度明显优于传统 FCM。

关键词: FCM 聚类算法; 粒子群算法; 图像分割; 自适应中值滤波

Image Segmentation of Fast Fuzzy Clustering Based on Improved Particle Swarm Optimization and Adaptive Filtering

Huang Shan¹, Li Zhong¹, Li Fei¹, Huang Mengmeng²

(1. School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China;

2. PLA 94906 Unit, Information Support Station, Suzhou 215000, China)

Abstract: The traditional fuzzy C-means clustering (FCM) algorithm is sensitive to the initial clustering center and is easy to fall into local convergence, and lacks enough robustness, and also has big computational cost. A fast fuzzy clustering image segmentation method based on Improved Particle Swarm Optimization (PSOFFCM) is proposed to solve those problems. Firstly, the image is filtered by the adaptive median filter and the robustness of the algorithm is enhanced. Secondly, the gray value of the image pixel is mapped to the two-dimensional histogram feature space in order to reduce calculation and optimize the algorithm objective function of FCM. Finally, the PSO algorithm is used to replace the FCM gradient iterative process, which enhances the global search ability, and reduces the dependence of the algorithm to the initial clustering center. Experimental results show that this method overcomes the dependence on initial clustering center of FCM algorithm, which brings high robustness and segmentation accuracy, and has faster convergence speed.

Keywords: FCM clustering algorithm; particle swarm optimization; image segmentation; adaptive median filter

0 引言

图像分割技术是图像处理关键技术, 是计算机视觉研究中最重要的一部分。目前图像分割最常用的方法有: 阈值法分割、区域生长法、边缘检测法、聚类分析法等^[1]。这些已有算法都有各自的优势和局限性, 聚类分析法以像素样本之间的相似性为依据的图像分割方法。模糊 C 均值聚类算法 (FCM) 是目前应用最为广泛的一种聚类方法, 利用 FCM 聚类算法进行图像分割可以有效解决图像分割中的不确定性和模糊性等问题, 克服了硬分类方法将图像属性一刀切的缺点。

然而, 传统 FCM 聚类算法仍然有许多不足^[2]: 1) FCM 聚类算法对初始聚类中心和隶属度矩阵依赖性较强, 易于陷入局部最优解; 2) FCM 聚类算法仅针对像素灰度值进行聚类, 不考虑像素的位置信息, 所以对噪声敏感, 鲁棒性不强; 3) 算法在图像分割的过程中对每个像素都要计算其属于每个类别

的隶属度, 所以当图像尺寸较大即数据样本较大时导致计算量较大。针对这些问题许多研究人员提出改进方法, 文献 [3] 提出一种加权快速模糊 C 均值的快速图像分割方法, 有效提高图像分割速度; 文献 [4] 提出一种基于遗传模糊核的图像分割方法, 有效改善了模糊聚类算法对初始聚类中心的依赖性和抗噪能力。

本文提出一种基于粒子群和自适应滤波的快速模糊聚类 (PSOFFCM) 图像分割方法。该算法首先采用自适应中值滤波算法, 对噪声自适应地调整滤波性能, 改善算法鲁棒性; 然后用图像二维直方图特征空间优化 FCM 算法的目标函数, 减少预算量, 提高抗噪能力和分割精度; 最后, 引入自适应粒子群算法取代逐步迭代过程, 增强全局搜索最优解的能力, 加快收敛速度。

1 快速模糊聚类图像分割算法

1.1 基于标准 FCM 图像分割算法概述

假设样本数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示图像像素的灰度值, n 是像素个数。这样图像分割问题就转化为将 n 个样本分成 c 类的聚类问题, 每一类的聚类中心可以表示为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 。 $U = \{u_{ij}, 0 < i < n, 0 < j < c\}$ 是隶属度函数, u_{ij} 表示 x_i 属于第 j 类的隶属度值。FCM 的核心思想是

收稿日期: 2015-10-12; 修回日期: 2015-11-09。

作者简介: 黄山 (1989-), 女, 江苏徐州人, 硕士研究生, 主要从事图像处理和智能控制方向的研究。

李众 (1964-), 男, 河北丰润人, 博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事电气自动化和智能控制方向的研究。

以像素到聚类中心 2 范数测度的加权累计和为评价准则，通过迭代优化使目标函数最小获取最优聚类结果。目标函数表达式为：

$$J(U, V) = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (1)$$

$J(U, V)$ 的大小反映图像像素对目标类的隶属程度，值越小表示像素属于对应类的可能性越大，聚类效果越好。 m 是隶属度指数，刻画分类结果的模糊程度， $m > 1$ ， m 越大表示分类结果越模糊，通常取 $m = 2$ 。 $d_{ij} = \|x_i - v_j\|^2$ 是样本点 x_i 到聚类中心的 2 范数即欧式空间距离。式 (1) 满足如下约束条件：

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in (0, 1), 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq c \quad (2)$$

为使 J 最小化，利用拉格朗日乘子建立目标优化函数，求得隶属度 u_{ij} 和聚类中心 v_i 的迭代更新表达式为：

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}(x_i, v_j)}{d_{ik}(x_i, v_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (3)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m} \quad (4)$$

在迭代过程中，由于传统 FCM 采用下降算法，受初始聚类中心或隶属度矩阵的影响，需预设聚类类别数，这导致易收敛到局部极值，且当图像样本数目较大，噪声较大时，会影响分割的速度和准确性。

1.2 基于二维直方图的快速模糊聚类 (2D_FFCM) 图像分割

基于传统 FCM 的图像分割算法是以图像像素为待分析样本，所以样本数量会随着图像尺寸的增大而增大。并且在传统的 FCM 算法中没有将不同样本对聚类效果的不同影响考虑在内即所有样本并无权重。由此，基于灰度直方图加权的 FCM 图像分割算法便出现了。

基于一维直方图加权的 FCM 图像分割算法是将图像从像素空间映射到灰度直方图特征空间，得到各灰度级出现的次数 $h(i)$ ，以灰度级作为待分类样本，以灰度级的出现概率为样本权值的图像分割方法。这样分类样本数目就不会随图像尺寸的增大而增大，例如 8 bits 的灰度图像分类样本只有 0~255 共 256 个灰度值，图像尺寸只影响灰度出现的频率即样本权值 $w_i = \frac{h(i)}{M \cdot N}$ ， M, N 为图像尺寸。直方图 FCM 的目标函数和聚类中心：

$$J(U, V) = \sum_{j=1}^c \sum_{i=0}^{L-1} u_{ij}^m w_i d_{ij}^2 \quad (5)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} u_{ij}^m w_i x_i}{\sum_{i=0}^{L-1} u_{ij}^m \cdot w_i} \quad (6)$$

由上式知，基于一维直方图加权的 FCM 图像分割算法能够有效提高图像分割速度。但和标准 FCM 算法一样，算法也未考虑像素位置及相邻像素点之间的相互关系。当存在噪声干扰时，利用一维直方图直方图无法有效分开背景和目标，故图像分割效果会大受影响。

二维直方图特征空间包含图像灰度和邻域平均灰度，利用空间信息后，一定程度上对噪声起到了抑制作用，所以在二维直方图中对目标和背景区分效果好于一维直方图。故本文中选用基于二维直方图加权的快速 FCM 对图像进行分割。二维直方图描述了原图 $I(x, y)$ 中灰度值为 s ，同时在其平滑图像 $I(x, y)$ 的相同位置灰度值为 t 的二元组 (s, t) 与其出现频数 $H(s, t)$ 的关系。基于二维直方图加权的 FCM 图像分割算法中样本权值为 $w_i = \frac{H(s, t)}{M \cdot N}$ ， $i = 1, 2, \dots, L^2 - 1$ ，样本数量大于一维样本，待分割样本 $x_i = (s, t)^T$ ， $s, t \in [0, L-1]$ ，聚类中心 $v_j = (v_{j1}, v_{j2})$ ， $j = 1, 2, \dots, c$ ， v_{j1}, v_{j2} 代表原灰度值和平滑灰度值的聚类中心。

2 基于动态惯性系数和粒子均匀分布的改进粒子群算法

2.1 标准粒子群算法

粒子群优化算法最早由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出，该算法以研究鸟群觅食行为的基础，核心思想是种群粒子之间通过合作与竞争产生群体智能指导优化搜索。

在 PSO 算法中，优化问题的解被看成是搜索空间中的一个粒子。种群中任一粒子 i 都包括 3 个组成部分：当前位置 X_i ，飞行速度 V_i 和粒子适应度值 $fitness_i$ 。在每一次迭代中，粒子通过跟踪两个“极值”来实现自我更新，一个“极值”是单个粒子自身找到的最优解，称为个体极值，用 $Pbest$ 表示；另一个“极值”是整个粒子群目前找到的最优解，称为全局极值，用 $Gbest$ 来表示。每次完成迭代后粒子的位置和速度更新公式为：

$$V_i^{(t+1)} = \omega \cdot v_i^{(t)} + c_1 r_1 (Pbest_i^{(t)} - X_i^{(t)}) + c_2 r_2 (Gbest^{(t)} - X_i^{(t)}) \quad (7)$$

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + V_i^{(t+1)} \quad (8)$$

其中： ω 为惯性权重， t 为当前代数， T 为最大迭代次数； $X_i^{(t)}$ 、 $V_i^{(t)}$ 、 $Pbest_i^{(t)}$ 分别是粒子 i 迭代到第 t 次时位置、速度和最优位置， $Gbest^{(t)}$ 是迭代到第 t 次时整个粒子群的最优位置； c_1 、 c_2 为自我认识因子和社会认识因子； r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数。

2.2 对粒子群算法的多方面改进

2.2.1 参数自适应优化

标准 PSO 中，惯性权重 ω 一般取 1，学习系数 c_1 、 c_2 通常取相等值，如 $c_1 = c_2 = 2$ ；文献 [5] 提出随迭代次数增大线性递减的动态惯性系数，如式 (9)，大量实验证明此方法改进后的粒子群算法具有更好的局部搜索能力和全局搜索能力。但是，线性递减的惯性权重忽略了粒子分布信息，本文中将粒子群离散程度考虑在内，在此基础上进行改进，得到 ω' ，如公式 (11)：

$$\omega_t = \omega_{\max} - \frac{t \cdot (\omega_{\max} - \omega_{\min})}{T} \quad (9)$$

$$\omega_i = \omega_{\min} + \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot |f_i - f_{avg}|}{f}$$

$$f = \max(1, \max |f_i - f_{avg}|) \quad (10)$$

$$\omega' = a \cdot \omega_t + b \cdot \omega_i, a + b = 1 \quad (11)$$

其中： ω_{\max} 和 ω_{\min} 为最大和最小惯性权重， t 为当前代数， T 为最大迭代次数。 f_i 、 f_{avg} 分别是第 i 个粒子的当前适应度和所有粒子平均适应度值，本文中 a 、 b 分别取 0.7 和 0.3。学

习系数 c_1 、 c_2 取值范围为 $[0, 4]$, 根据 PSO 优化思想设 c_2 的变化规律为:

$$c_2 = c_{\max} - t \cdot \frac{(c_{\max} - c_{\min})}{T} \quad (12)$$

式中, c_2 随迭代次数增大逐渐减小, 令 $c_1 + c_2 = 4$, 则 c_1 在粒子运动过程中逐渐增大, 即粒子运动过程中的前半程 $c_1 < c_2$, 后半程 $c_1 > c_2$, 这与粒子运动过程中, 初期自身经验不足需多向群体学习, 后期自身经验丰富后应多加强自我学习的优化思想一致。

2.2.2 粒子初始值均匀分布

标准 PSO 算法中粒子的初始位置是随机产生的, 而粒子初始位置在搜索空间分布越广, 对寻优越有利, 对于种群规模较小的粒子群初始位置的影响更为显著。故本文中对初始粒子位置采用一种均匀随机分布的方法。即本文中粒子每一维取值范围均为 $[0, 255]$, 将其分成 5 个子区间, 每个子区间放入个体数为 $M/5$ (M 种群中粒子总数), 在每个子区间中粒子位置随机确定。

2.2.3 粒子多样性改进

在粒子群寻优过程中, 种群多样性不足导致粒子容易陷入局部最优而产生早熟。变异^[6]是粒子进化中常用于增加种群多样性的算子, 除此之外提高全局最优位置多样性, 可以增强粒子对整体的认知能力, 也有利于避免粒子陷入局部最优。所以, 本文采用异步更新^[7]最优值的方法提高粒子最优位置的多样性。所谓异步更新最优值即在每个粒子更新后若其位置优于全局最优位置, 则直接更新全局最优位置, 同时用上一代的全局最优位置替换当前最差粒子, 然后对粒子继续更新。相比较于更新完所有粒子再对全局最优更新的方法, 这样可以提高全局历史最优的实时性, 更有利于粒子对群体的认识。利用粒子群适应度方差作为粒子群收敛程度的评价指标, 对陷入停滞的粒子群用采用如下方法引入一种新的变异操作 $G_{best} = G_{best} \cdot rand$ 。

3 基于优化粒子群和自适应中值滤波的快速 FCM 图像分割

3.1 自适应中值滤波

图像进行滤波后边缘和品质会受到损坏, 自适应中值滤波^[8]方法具有保留对图像边缘和图像高品部分的特点, 本文采用自适应中值滤波器, 根据噪声类型和程度, 自适应的调节滤波器尺寸大小, 降低噪声干扰, 提高图像分割质量。设 W_{xy} 为像素点 (x, y) 的滤波窗口, I_{\min} 、 I_{\max} 、 I_{med} 分别为滤波窗口中的最小灰度值、最大灰度值和灰度中值, I_{xy} 是坐标处的灰度值, W_{\max} 为最大滤波窗口, 自适应中值滤波算法由两个部分组成, 称为第一层 (Level A) 和第二层 (Level B) 滤波方法如下:

Level A: $A1 = I_{\text{med}} - I_{\min}$ $A2 = I_{\max} - I_{\text{med}}$

如果 $A1 > 0$ 并且 $A2 < 0$, 转到 level B, 否则增加滤波窗口的尺寸。如果滤窗 $W_{xy} < W_{\max}$, 则重复执行 Level A, 否则把 I_{xy} 作为输出值。

Level B: $B1 = I_{xy} - I_{\min}$ $B2 = I_{xy} - I_{\max}$

如果 $B1 > 0$ 并且 $B2 < 0$, 把 I_{xy} 作为输出值, 否则把 I_{med} 作为输出值。

3.2 本文图像分割算法具体步骤

步骤 1: 输入图像, 进行自适应滤波, 计算二维直方图,

设置种群大小 M , 确定类别数 c , 最大迭代次数 T 和阈值 ϵ , 根据 2.2.2 方法初始化粒子位置及速度, 初始化粒子个体最优位置和全局最优位置。

步骤 2: 根据粒子确定聚类中心, 计算图像二维特征空间中每个样本与各聚类中心的距离, 根据公式 (3) 计算划分矩阵。以公式 (5) 作为适应度函数, 计算粒子的适应度值。

步骤 3: 将粒子的适应度值与其当前最好位置的适应度值比较, 若较好, 则将其作为当前最好位置; 然后, 和全局最优位置的适应度值进行比较, 若也较好, 则更新全局的最好位置, 同时用上代全局最优位置, 取代当前最差粒子。

步骤 4: 根据公式 (9) ~ (12) 更新粒子群优化算法的参数, 然后根据 (7) 更新粒子的速度, 使其分量在 $(-v_{\max}, v_{\max})$ 之间, 对大于 v_{\max} 的速度取 v_{\max} , 对小于 v_{\max} 的速度取 v_{\max} 。

步骤 5: 根据公式 (8) 更新粒子的位置, 其分量被限制在 $[0, L-1]$ 范围内, 对于超出该区间的粒子将重新找回, 赋予区间内的随机位置。重新计算适应度值。

步骤 6: 计算粒子群适应度值方差, 若达到变异阈值, 则进行变异操作。

步骤 7: 若达到停止条件, 即迭代次数达最大迭代次数 T 或前后两次迭代的分类矩阵 U 变化的绝对值小于阈值 ϵ , 则算法结束, 全局最优解即为粒子最优聚类中心, 否则转入步骤 2。

步骤 8: 根据聚类中心按照最大隶属度原则对图像进行聚类分割。

4 实验结果与分析

本文中实验的硬件为主频 2.2 GHz, 内存 2 GB 的 PC, 测试平台为 win7 操作系统, 测试环境为 Matlab7.10。实验中滤波窗口选 3×3 , 粒子群最大迭代次数 100, $\epsilon = 10^{-5}$, 种群大小 $M = 20$, $\omega_{\min} = 0.3$, $\omega_{\max} = 0.9$, $c_{\min} = 0.5$, $c_{\max} = 4$ 。实验分割图像如图 1 所示。

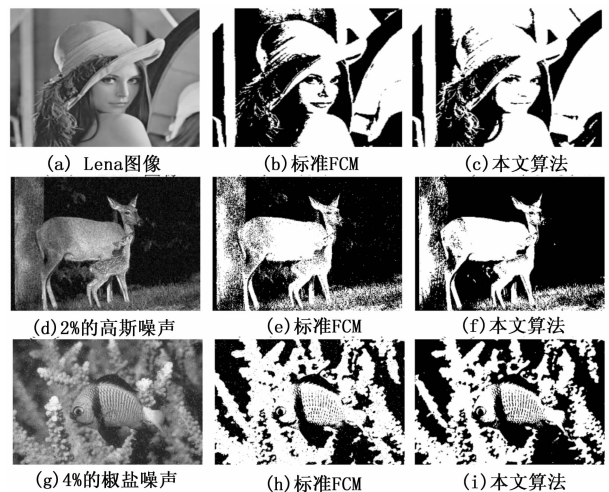


图 1 标准 FCM 和本文算法分割结果比较

在图 1 所示的图像分割结果中, 比较 (a)、(b) 可以看出, 在无噪声的情况下, 本文算法通过改进粒子群优化的方法聚类效果优于传统 FCM, 人物和背景区分更加明显, 头发细 (下转第 177 页)