

基于改进的模糊 C 均值聚类算法的人像照片背景替换

吴 黎,杨东勇

(浙江工业大学 软件学院,浙江 杭州 310014)

(iswuli@163.com)

摘 要:由于人像照片的复杂性及模糊 C 均值聚类算法(FCM)存在着计算量大等问题,将一种改进的模糊聚类方法(FFCM)运用于人像图像分割。再根据模糊分类后的人像照片,提出了适合于人像照片背景替换的目标提取方法。实验表明,这种方法能快速还原模糊分类后的人像目标,并使背景部分替换成其他颜色,从而实现人像照片的背景替换。

关键词:图像分割;模糊聚类;分层聚类;图像目标提取

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Portrait background segmentation based on improved fuzzy C-Means clustering

WU Li, YANG Dong-yong

(College of Software, Zhejiang University of Technology, Hangzhou Zhejiang 310014, China)

Abstract: Because of the complexity of the portrait images and the heavy calculating burden of the Fuzzy C-Means Clustering(FCM), an improved Fuzzy C-Means Clustering(FFCM) to the portrait background segmentation was applied in this paper. Besides, this paper proposes the method of object selection, it could quickly revert the original portrait object which having been fuzzy segmented, and change the color of the background successfully.

Key words: image segmentation; fuzzy clustering; hierarchical clustering; object selection

0 引言

人像照片背景替换是在人像照片中运用图像分割技术来提取人像,并将背景替换成其他背景。它广泛应用于人事、公安等部门的证件录入系统、照片更新系统等。目前,应用于人像照片背景替换的图像分割方法主要是阈值分割方法(如双峰法)^[1],但是这种方法要求人像照片的背景主要是蓝色或者其他单色,而且人物与背景的色彩相异度要很大,这样就不能适用于复杂背景的情况。与阈值分割方法相比,利用模糊聚类方法在对彩色图像进行分割时能够把 3 个彩色分量 RGB 作为一个整体进行考虑,分割效果较好。模糊 C 均值聚类(FCM)是主要的模糊聚类方法,其基本思想是通过迭代来优化用于表示图像像素点与 C 类中心的相似度的目标函数,获取极大值,从而得到最优聚类^[3]。但是传统的 FCM 也存在聚类性能受中心点初始化影响且计算量大等问题。为了解决上述存在的问题,降低计算时间,文献[2]提出了一种针对模糊聚类的快速二值化方法^[2],利用灰度直方图统计信息,在图像的灰度空间上进行聚类,降低了运算量,但这种方法却无法用于彩色图像分割。文献[4]提出了一种降低迭代计算量提高性能的快速算法 2rFCM,该算法通过降低图像的分辨率,大幅度地减小样本的数量,达到降低计算量的目的。对于 2rFCM 算法,文献[5]对其进行了改进,提出了 bFCM 算法,使它更容易实现。然而,由于 2rFCM 和 bFCM 都是一种降低图像分辨率的做法,会使图像有用信息丢失,从而导致图像分割错误。

为此,根据人像照片的特点及复杂性,本文将一种改进的

模糊聚类方法(FFCM)^[7]运用于人像图像分割。这种方法先利用分层聚类^[7~8]把图像数据分成一定数量的色彩相近的子集,再利用子集中心点和分布密度对图像进行模糊聚类,由于聚类样本数量显著减少,故可以提高模糊 C 均值算法的计算速度,并能保留图像的有效信息。根据 FFCM 模糊分类后的人像照片,本文还提出了适合于人像照片背景替换的目标提取方法。该方法能快速还原模糊分类后的人像目标,并使背景部分替换成其他颜色,从而实现人像照片的背景替换。

1 模糊 C 均值聚类方法(FCM)

模糊 C 均值聚类方法的基本思路^[3]为:将数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^m$ 分为 C 类, X 中任意样本 x_k 对 i 类的隶属度为 u_{ik} , 分类结果可以用一个模糊隶属度矩阵 $U = \{u_{ik}\} \in R^{cn}$ 表示,模糊 C 均值聚类是通过最小化关于隶属度矩阵 U 和聚类中心 V 的目标函数 $J_m(U, V)$ 来实现的:

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

式中, $U = \{u_{ik}\}$ 为隶属度矩阵, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\} \in RPC$ 为 c 个聚类中心点集, $m \in [1, \infty)$ 为加权指数,当 $m = 1$ 时,模糊聚类就退化为硬 C 均值聚类。文献[6]的研究表明, m 的最佳选择范围为 [1.5, 25], 通常 $m = 2$ 是比较理想的取值。

第 k 个样本到第 i 类中心的距离定义为:

$$d_{ik}^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|_A^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i) \quad (2)$$

其中, A 为 $P \times P$ 的正定矩阵,当 A 是单位阵时,即为欧几里德距离。FCM 是通过反复迭代优化目标函数式(1),即执行如下步骤:

收稿日期:2005-09-02;修订日期:2005-10-31

作者简介:吴黎(1980-),男,浙江温州人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理和图形学研究; 杨东勇(1961-),男,浙江天台人,教授,博士生导师,主要研究方向:网络系统优化设计、进化计算与智能机器人、计算机智能系统与应用。

1) 初始化聚类中心 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$;

2) 计算隶属度矩阵:

$$u_{ik} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}(x_k, v_i)}{d_{jk}(x_k, v_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$3) \text{ 更新聚类中心 } v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m}, i = 1, 2, \dots, c \quad (4)$$

并计算 $J_m(U, V)$;

4) 选取合适的矩阵范数(如欧几里德距离)比较 $J_m^{(k)}$ 和 $J_m^{(k+1)}$, 若 $\|J_m^{(k+1)} - J_m^{(k)}\| < \varepsilon$, 则停止迭代;否则 $k = k + 1$, 转到2)。

当算法收敛时,就得到了各类的聚类中心和各个样本属于各类的隶属度值,从而完成了模糊聚类划分。如果需要,还可以将模糊聚类结果进行去模糊化,即用一定的规则把模糊聚类划分分为确定性分类。一般采用最大隶属原则:若 $u_{i_0k} = \max_{1 \leq i \leq c} \{u_{ik}\}$, 则样本 x_k 属于第 i_0 类。所以,在实际应用中,4)也可以如下表示:如果前后两次计算的隶属度集合中不相同的点数小于一定的数值,就结束迭代。

模糊C均值聚类算法的迭代序列或其子序列必收敛到目标函数的一个极小值或是鞍点^[3],但这种算法的运算复杂度较大,特别在样本数和特征数较多时速度下降明显。而图像分割是一个大样本数据分类问题,利用FCM进行图像分割时,每次迭代优化都要计算聚类中心和隶属度矩阵,运算十分耗时,这就限制了FCM算法在图像分割领域的应用。

2 改进的模糊C均值聚类方法(FFCM)

一幅彩色图像通常在彩色空间中围绕一定数量的中心点呈一定的密度分布,分布在各中心点附近的点构成色彩相近的子集,图像点集 S 可以看成是 n_p 个色彩相近的子集,即 $S = \bigcup_{t=1}^{n_p} S_t, \forall x_k, x_l \in S_t$, 满足 $\|x_k - x_l\| < \delta$, 常量 δ 越小,子集内色彩越接近。由于 n_p 远小于数据样本大小 n , 因此,如果能预先确定出 n_p 个这样的点集,然后利用这些点集的中心和分布密度进行模糊聚类,将极大地提高FCM的运算速度。下面用一个分层聚类方法确定 n_p 个色彩相近的样本子集^[7-8]。

将数据集 $C_x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^m$ 平均分为 t 个数据点数为 b 的子集($n = bt$), 记为 $C_x^l, l = 1, 2, \dots, t$ 。数据点 x_i 的密度函数定义为该点邻域内的数据点个数, x_i 的邻域则定义以 x_i 为中心, r 为半径的超球体。先定义函数 $u(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases}$, 则 x_i^l 邻域内的数据点密度为:

$$D_i^l(x_i^l) = \sum_{j=1}^b u(r - \|x_i^l - x_j^l\|) \quad (5)$$

如果数据点 $x_{c1}^l \in C_x^l$ 具有最大的分布密度, 即 $D_{c1}^l = \max_i D_i^l$, 那么子集 C_x^l 的第1个聚类中心为:

$$cen_{c1}^l = \frac{\sum_{x_j^l \in C_{l1}^l} x_j^l * D_j^l(x_j^l)}{\sum_{x_j^l \in C_{l1}^l} D_j^l(x_j^l)} \quad (6)$$

其中, C_{c1}^l 为 x_{c1}^l 邻域内的邻域内的数据点集。找出第1个聚类中心后,接着在集合 $\{C_x^l - C_{c1}^l\}$ 里查找具有最大密度函数的数据点 x_{c2}^l , 并将其邻域内的数据点的质心作为第2个聚类中心 cen_{c2}^l 。重复同样的过程,直至 $C_x^l - \sum_k C_{ck}^l = \emptyset, k$ 为获得的中心个数。

令 $l = 1, 2, \dots, t$, 重复上述过程,可获得第一层聚类的中心点集和对应的分布密度,把这些聚类的中心重新组合成一个新的数据集,对这个数据集再进行第二层聚类运算,密度函数由式(5)改为式(7):

$$D_i = \sum_{j=1}^{n_c} u(r - \|x_i - x_j\|) * D^{(1)}(x_j) \quad (7)$$

其中, $n_c, D^{(1)}(x)$ 分别为第一层获得的中心个数和中心密度。如此,可得聚类中心 $C_{c_j}, j = 1, 2, \dots, n_p, n_p$ 为第二层获得的中心个数。

这样,通过分层聚类把样本大小为 n 的数据集根据一定的相似性准则分成 n_p 个子集,即 $S = \bigcup_{t=1}^{n_p} S_t$, 中心点构成的数据集记为 $C_x^c = \{x_1^c, x_2^c, \dots, x_{n_p}^c\}$, 每个中心 x_i^c 对应的数据密度即子集 S_t , 大小记为 $D^c(x_i^c)$ 。

FCM算法是一种迭代优化的运算方法,其需要反复计算 u_{ik} 和 v_i 。当样本数量 n 很大时,该计算极为耗时。利用分层聚类,可以根据一定的相似性准则,先把整个彩色图像点集 S 分为 n_p 个子集 $S_k (k = 1, 2, \dots, n_p)$, 再在这些子集上进行模糊聚类,将会提高聚类速度^[7]。

由于每个子集 S_k 内像素点的色彩比较接近, $\forall x_i \in S_k$ 到中心点 v_i 的距离可以近似地用 S_k 的中心 x_k^c 到 v_i 的距离来表示,即:

$$d_{ii}^2(x_i, v_i) \approx d_{ik}^2(x_k^c, v_i) = \|x_k^c - v_i\|_A^2 \quad (8)$$

模糊矩阵 U 的大小由原来的 $n \times c$ 变为 $n_p \times c$, 隶属度的计算公式仍为式(3),但对于距离的计算,则用式(8)。 c 个聚类中心的计算由式(4)改为:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^{n_p} (u_{ik})^m x_k^c D^c(x_k^c)}{\sum_{k=1}^{n_p} (u_{ik})^m D^c(x_k^c)}, i = 1, 2, \dots, c \quad (9)$$

目标函数式(1)的计算变为:

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^{n_p} \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m d_{ik}^2(x_k^c, v_i) D^c(x_k^c) \quad (10)$$

如果:

$$u_{ik} = \max \{u_{1k}, u_{2k}, \dots, u_{ck}\} \quad (11)$$

则 x_k 属于第 i 类。

实际应用中,可以对式(5)、式(7)的 r 值进行适当调整以获得合适的 n_p 值。设 r_{\min} 取为数据点各分量上的标准偏差的最小值^[5], $r_{\min}/2$ 和 $r_{\min}/10$ 分别是式(5)、式(7)中 r 比较理想的取值。由于 n_p 远小于 n , 利用式(8)、式(3)、式(9)和式(10)进行模糊聚类,计算速度将会得到很大提高。

综上所述,利用改进的模糊C均值聚类算法(FFCM)进行彩色图像分割的方法如下:

- 1) 利用分层聚类对图像数据进行聚类,获得 n_p 个子集;
- 2) 对中心集 C_x^c 从大到小重新排序,并对 c 赋值;
- 3) 以 C_x^c 中前 c 个元素初始化中心点集 V ;
- 4) 利用式(8)、式(3)、式(9)和式(10)进行模糊聚类;
- 5) 选取合适的矩阵范数(如欧几里德距离)比较 $J_m^{(k)}$ 和 $J_m^{(k+1)}$, 若 $\|J_m^{(k+1)} - J_m^{(k)}\| < \varepsilon$, 则停止迭代,转到6);否则 $k = k + 1$, 转到4);
- 6) 利用 V 重新计算 U 并根据式(11)分割图像。

3 图像目标提取

根据模糊C均值聚类算法,将整个图像点集分类为有限的 C 个子集,任一像素点必须完全属于某一子集,这就为下一

步的图像目标提取作好准备。图像目标提取可以分为以下两个步骤:

1) 在 FFCM 模糊分类后的人像照片中,用矩形工具选择目标样本集。设置一个标志数组 $flag(pic.width)(pic.height)$,当 $flag = 0$ 时,表示背景,当 $flag = 1$ 时,表示目标,初始值默认为全 0。同时设置目标样本数组 $ObjectPixel(3,C)$,3 表示 RGB 三个值,C 表示划分的类数。遍历该矩形选中的每一像素,将该像素点的标志设为 1,并将该像素值与目标样本数组做比较,看是否已经存在,如果已存在,便不作保存,否则,将该像素值保存于目标样本数组中。

2) 遍历原图像中的每一像素,将其像素值与目标样本相比较。如果相同,则置该像素的 $flag$ 为 1,将其像素值设为最初的像素值,还原目标图像;否则 $flag$ 为 0,并将该像素值设为其他背景色,替换背景图像。

4 实验分析

为了说明 FFCM 算法在人像图像分割中的适用效果,本文分别从 FFCM 图像分割的准确度和运算速度两个方面对其进行分析。

4.1 图像分割算法的准确度比较

现以红色背景人像照片作为例子,在 AMD Athlon XP 2500(主频为 1.83G),内存为 512M 的计算机上,分别用双峰阈值分割算法、传统 FCM 算法和 FFCM 算法对其分割,其结果如图 1 所示。

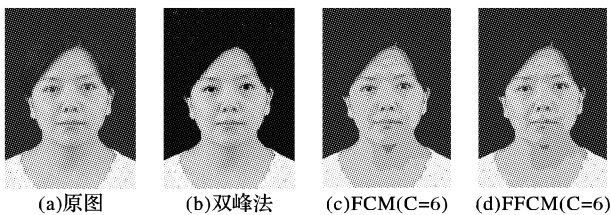


图 1 人像照片(236×329)

如实验结果所示,由于图 1(a)中人像的头发、皮肤与红色背景的色彩差异度不大,红色分量直方图中并不存在明显的谷用来进行阈值化分割。用双峰法所得阈值为 164,无法区分人像的头发与背景,并且背景部分的分割不完全,故其分割效果不佳。图 1(c)、(d)分别为 FCM 和 FFCM 在分类数为 6 时的分割结果,由图可见,FCM 和 FFCM 都能将原图中人像的头发、皮肤与红色背景准确的区分开来,两者的分割质量相当,这也表明 FFCM 并不改变模糊聚类的性能。

4.2 传统 FCM 算法和 FFCM 算法的运算速度比较

对于传统 FCM 算法和 FFCM 算法,我们取相同的参数对其进行运算速度的比较,即在 $m = 2$,最大迭代次数 $T = 100$, J_m 的收敛误差 $\varepsilon = 0.0001$, $A = I, V$ 的初值从 C_s 中选取的条件下,得出的结论如表 1 所示。

表 1 FCM 算法和 FFCM 算法的运算速度比较($c = 5, 6, 7$)

	c	N	$t(ms)$
FCM	5	13	2016
	6	23	3452
	7	25	7002
FFCM	5	8	531
	6	13	984
	7	17	1468

表 1 中, c 表示图像模糊聚类的子集数; N 在 FCM 和 FFCM 中都表示算法收敛时的迭代次数; t 在 FCM 中表示为

该算法的收敛时间,而在 FFCM 中则表示该算法总的计算时间(包括分层聚类 and 模糊聚类时间)。从表 1 可以看出,FFCM 的运算所需的迭代次数少于 FCM,速度快于 FCM。

由实验结果可得,利用分层聚类把彩色图像数据按照一定的相似性准则分成一定数量的子集,再在这些子集上进行模糊聚类,并不影响聚类的性能,反而可以大幅提高模糊聚类的计算速度。

4.3 图像目标提取结果的分析

在将整个图像点集分类为有限的 c 个子集后,下一步是图像目标提取。为了说明 FFCM 算法的有效性,本文选取了 3 张具有代表性的人像照片进行演示,分别为红色背景、由浅入深的蓝色背景以及具有阴影背景的照片。其结果如图 2 所示。

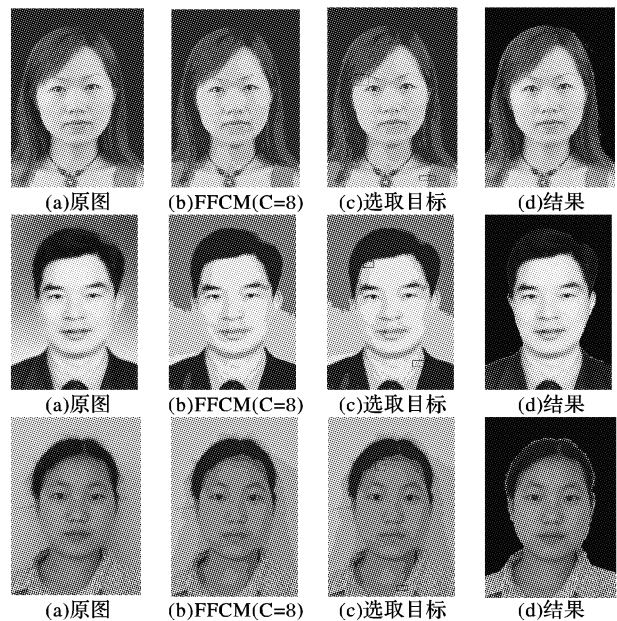


图 2 图像目标提取结果

从以上照片的实验结果可以看出,运用 FFCM 算法和对图像目标的提取不仅可以对单一背景的人像进行分割,而且还可以对具有相对复杂背景的人像进行分割,因此具有更加广阔的实用前景。

参考文献:

- [1] 刘恒,李祖枢,李雪梅,等. 虚拟背景下自助照相中成像技术研究[J]. 系统仿真学报,2003,15(3):334-337.
- [2] 丁震,胡钟山,扬静宇,等. 一种基于模糊聚类的快速二值化方法[J]. 计算机学报,增刊,1998:331-334.
- [3] JAIN AK, MURTY MN, FLYNN PJ. Data clustering: A review[J]. ACM Computer Survey, 1999, 31(3):264-323.
- [4] KE J. Fast Accurate Fuzzy Clustering through Reduced Precision [A]. Master's Thesis, University of South Florida[C], 1999.
- [5] ESCHRICH S, JINGWEI K. Fast Fuzzy Clustering of Infrared Images [A]. IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference, Vancouver[C]. Canada, 2001, 2: 1145-1150.
- [6] NIKHIL PR, BEZDEK JC. On cluster validity for the fuzzy c-means model[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1995, 3(3):370-379.
- [7] TAO CW. Unsupervised fuzzy clustering with multi-center clusters [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2002, 128(3):305-322.
- [8] CHIU SL. Fuzzy model identification based on cluster estimation[J]. Intelligent & Fuzzy Systems, 1994, 2(3):267-278.