

一种新的 FCM 初始化算法实现花型自动识别^①

Application of a Novel Initialization Algorithm of FCM to the Automatic Pattern Recognition of Fabric

李翔文 万光逵 (南昌航空大学 电子信息工程学院 江西 南昌 330063)

摘要: 介绍了一种基于 HSI 颜色空间和模糊数学思想的 FCM 初始化算法, 以及该算法在织物花型自动识别中的应用。详细叙述了算法的实现步骤, 并通过实验证明该算法能有效地实现织物花型的自动识别。

关键词: 织物花型 FCM 模糊数学 自动识别

1 引言

在织物的生产过程中, 花型的设计与绘制工作十分重要, 花型样式的好坏与织物的市场销量密切相关。通常有两种花型获取方式: 一种是使用专用软件设计新花型, 另一种是直接由客商提供样片花型, 而在实际生产过程中, 以后者的情况居多^[1]。为了获得样片花型图像, 传统的做法是由人眼进行判别, 然后再输入到计算机中, 这种方法的效率很低, 而且对于一些复杂花型或不规则的花型, 人工还原的难度很大。理想的方法是先扫描样片花型, 生成花型数字图像; 然后通过某种算法对图像进行处理, 直接还原花型。然而, 由于织物样片的表面非常粗糙, 表面各点对光线的反射和折射效果均不相同, 即使是一张只含两种颜色的样片, 经扫描仪扫描后获得的图像里也含有成千上万种不同的颜色。因此, 如何对扫描后的花型图像进行合理有效的图像分割, 还原花型的颜色分配与组成结构成为恢复花型原貌、完成花型自动识别亟待解决的关键问题。

图像分割是根据一定的相似性准则对像素进行分类, 常用的图像分割算法有: 直方图阈值分割算法、特征空间聚类、基于区域的方法、基于边缘检测的方法、模糊方法和神经网络方法等。其中, 利用特征空间聚类的方法对图像进行分割具有直观和易于实现的特点^[2]。在聚类方法中, 比较著名的是模糊 C 均值聚类(FCM)算法, 它是 Dunn 在推广的硬 C 均值(HCM)聚类算法的基础上提出的, 后来 Bezdek 把这一步工作

进一步推广到一个模糊目标函数聚类的无限簇, 并证明了该算法的收敛性。在 FCM 算法中, 如何获得准确的初始聚类中心十分重要, 因为聚类的结果和速度均依赖于准确的聚类初始中心。最常用的 3 种 FCM 初始化方法是 Bezdek 提出的^[3]: (1)随机选择 C 个数据点。(2)应用最先的 C 个有显著区别的数据点。(3)在数据集中找 C 个具有一致分布的数据点。其中, 第三种初始化方法的效果较好, 但所需的计算成本偏高。本文针对织物花型图像的特点, 提出了一种基于 HSI 颜色空间模型和模糊数学思想的 FCM 初始化算法, 在准确地找到聚类初始中心的基础上, 利用 FCM 算法对花型图像进行颜色聚类, 获得了比较满意的花型识别效果。

2 FCM初始化算法的基本思想

2.1 颜色空间的选择

彩色图像分割的一个重要环节是选择颜色空间, 不同颜色空间的特点和适用场合不同。在众多颜色空间中, HSI 空间模型是基于人的色彩感知的。由于 HSI 模型中的色度(H)与光线的强弱无关, 因此 HSI 模型在光线照度不均匀或对光线的吸收与反射效果不一致时很有用。织物样片在扫描过程中引入噪声的重要原因恰好是因为样片表面粗糙导致对光线的反射与折射效果不同而引起的, 所以本文选择 HSI 模型处理织物花型图像。

HSI 模型与颜色基础分量红绿蓝(RGB)之间的关系为^[4]:

^① 收稿时间:2009-03-03

$$\begin{cases} I = \frac{(R+G+B)}{3} \\ S = 1 - \frac{\min(R,G,B)}{I} \\ H = \arctan\left(\frac{\sqrt{3}(G-B)}{(R-G)+(R-B)}\right) \end{cases} \quad (1)$$

当饱和度 S 较大时, 说明当前像素点呈彩色, 色度 H 表示该点的颜色信息, I 表示色彩的亮度信息, 色度与亮度同样重要; 当 RGB 三色的值比较接近, 饱和度较小时, 像素点接近灰色, 此时过于重视色度信息已经没有意义, 而亮度值却显得十分重要。因此, 在使用 HSI 模型时, 应根据饱和度的不同来决定重视色度和亮度信息的程度。

2.2 新的 FCM 初始化算法的基本思路

为了方便区分不同的颜色类, 预先设定一定种类和数量的基于 HSI 颜色模型的标准参考颜色, 其中既包括彩色又包括灰色。然后对图像中的每一个颜色点进行以下操作:

① 判断该点是否能做为一个可靠的颜色点参与统计, 即判断该点所在区域的颜色粗糙度是否在一定范围以内, 如果是则继续, 否则判断下一点;

② 计算该点与标准参考点的颜色距离及隶属度, 如果与某参考色的距离最小, 且隶属度大于某值, 则认为该点可靠地归属于该参考色;

③ 统计属于每种标准参考色的颜色点数量, 并按照降序排列, 根据用户设定的颜色数 C 取出数量最多的 C 种参考色, 对属于这些参考色的所有颜色点的颜色取平均值, 并将该值作为 FCM 聚类算法的 C 个初始聚类中心。

2.3 算法的具体实现方法

首先, 利用颜色点的空间信息筛选参加统计的颜色点, 考证该点所在小区域内颜色变化的程度, 即颜色粗糙度。如果粗糙度较大, 说明该点处在颜色交替的边界位置, 不能作为可靠的聚类中心统计点。本文定义 S_m 为某点 $n \times n$ 区域内颜色粗糙度:

$$S_m = \left[\frac{1}{n^2} \sum_{i=0}^{n^2-1} |x_i - \bar{x}|^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

上式中 x_i 为某点颜色分量, \bar{x} 为 $n \times n$ 区域内颜色分量的平均值, n 的取值通常为 $3 \sim 9$ 的常数。

计算每点 RGB 分量的颜色粗糙度 S_{mR} 、 S_{mG} 、 S_{mB} 。当满足下面条件时认为该颜色点可以作为聚类中心的统计点。

$$\begin{cases} \frac{S_{mR} + S_{mG} + S_{mB}}{3} \leq C_1 \\ \max(S_{mR}, S_{mG}, S_{mB}) \leq C_2 \end{cases} \quad (3)$$

上式中, C_1 和 C_2 是两个常数, 取值范围通常在 $10 \sim 30$ 之间。

当某颜色点可以作为聚类中心的统计点时, 计算该颜色点 x_i 与 16 种标准参考颜色 r_k 的距离。标准参考色 r_k 是基于 HSI 颜色空间提出的, 如表 1 所示。

表 1 基于 HSI 颜色空间的标准参考色

参考色	(色度)	(饱和度)	(亮度)	(色度)	(饱和度)	(亮度)
r1: 红色	0°	1	0.33	255	0	0
r2: 红-黄	30°	1	0.67	255	128	0
r3: 黄色	60°	1	0.33	255	255	0
r4: 黄-绿	90°	1	0.67	128	255	0
r5: 绿色	120°	1	0.33	0	255	0
r6: 绿-青	150°	1	0.67	0	255	128
r7: 青色	180°	1	0.33	0	255	255
r8: 青-蓝	210°	1	0.67	0	128	255
r9: 蓝色	240°	1	0.33	0	0	255
r10: 蓝-紫	270°	1	0.67	128	0	255
r11: 紫色	300°	1	0.33	255	0	255
r12: 紫-红	330°	1	0.67	255	0	128
r13: 白色	/	0	1	255	255	255
r14: 浅灰色	/	0	0.7	188	188	188
r15: 深灰色	/	0	0.3	88	88	88
r16: 黑色	/	0	0	0	0	0

在标准参考色 r_k 中, $r_1 \sim r_{12}$ 为彩色参考色, $r_{13} \sim r_{16}$ 为灰度参考色。

计算图像中颜色点 x_i 与参考色 r_k 的距离的公式为:

$$\delta(x_i, r_k) = \sqrt{A(x_{iH} - r_{kH})^2 + B(x_{iS} - r_{kS})^2 + C(x_{iI} - r_{kI})^2} \quad (4)$$

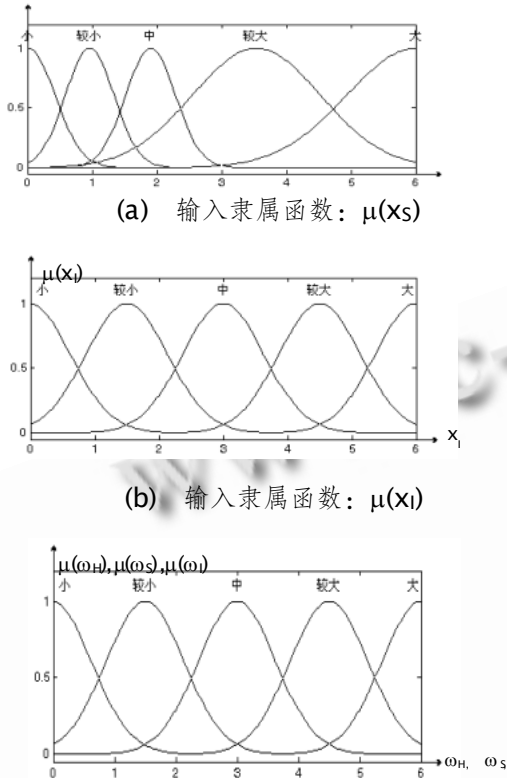
其中: $A = \frac{\omega_H}{\omega_H + \omega_S + \omega_I}$, $B = \frac{\omega_S}{\omega_H + \omega_S + \omega_I}$, $C = \frac{\omega_I}{\omega_H + \omega_S + \omega_I}$ 。

上式中, ω_H 、 ω_S 、 ω_I 分别为计算距离时的色度权重、饱和度权重和亮度权重; x_{iH} 、 x_{iS} 、 x_{iI} 分别为当前颜色点的色度、饱和度和亮度信息; r_{kH} 、 r_{kS} 、 r_{kI} 分别为参考色的色度、饱和度和亮度信息。

当某颜色点的饱和度 x_S 很小时, 说明当前颜色点的彩色成分很少且接近灰色, 此时应增加亮度权重 ω_I 和饱和度权重 ω_S , 减小色度权重 ω_H ; 相反, 当某颜色点的饱和度 x_S 较大时, 则应增大 ω_H 而适当减小 ω_I 和 ω_S 。由于它们之间的关系很难找到一个确切的函数关系式来表示, 此处引入模糊数学的思想, 构造一个双输入三输出的模糊逻辑控制系统, 依据输入 x_S 和 x_I 的值来决定输出 ω_H 、 ω_S 和 ω_I 的大小。

本文利用 $MATLAB$ 的 $Fuzzy Toolbox$ 设计输入隶属度函数 $\mu(x_S)$ 、 $\mu(x_I)$ 和输出隶属度函数 $\mu(\omega_H)$ 、 $\mu(\omega_S)$ 、 $\mu(\omega_I)$, 并输入模糊控制规则, 计算模糊控制表。输入隶属度函数及输出隶属度函数如图 1 所示。

图中，横坐标为 x_5 、 x_1 、 ω_H 、 ω_S 、 ω_1 的论域，为了便于将输入输出值与模糊逻辑值对应起来，此处论域归一化为 $[0,6]$ ；纵坐标为对应的隶属度函数。当 x_5 的值处于中间位置时，颜色点的色彩已经非常鲜艳，此时可以认为该点的饱和度“较大”。



(a) 输入隶属函数: $\mu(x_5)$
 (b) 输入隶属函数: $\mu(x_1)$
 (c) 输出隶属函数: $\mu(\omega_H)$, $\mu(\omega_S)$, $\mu(\omega_1)$
 图 1 输入隶属度函数及输出隶属度函数

输入输出之间的模糊控制规则表如表 2、表 3、表 4 所示。

表 2 ω_H 模糊控制规则

ω_H	x_1					
	VS	S	M	L	VL	
VS	VS	S	M	M	M	
S	VS	S	M	L	VL	
M	VS	M	L	VL	VL	
L	VS	M	M	L	VL	
VL	VS	VS	M	M	M	

表中, VS 表示“很小”, S 表示“小”, M 表示“中”, L 表示“大”, VL 表示“很大”。

将模糊控制规则输入 MATLAB, 并选择应用加权平均法解模糊, 得到如表 5、表 6、表 7 所示的模糊控制表。

将 x_5 和 x_1 归一化到论域 $[0,6]$ 后, 查表得到 ω_H 、 ω_S 和 ω_1 , 并根据式(4)计算某颜色点 x_i 与标准参考色

表 3 ω_S 模糊控制规则

ω_S	x_1					
	VS	S	M	L	VL	
VS	VL	VL	L	M	S	
S	VL	L	M	M	S	
M	VL	L	M	L	M	
L	VL	L	M	M	S	
VL	VL	VL	L	M	S	

表 4 ω_1 模糊控制规则

ω_1	x_1					
	VS	S	M	L	VL	
VS	VL	L	M	S	VS	
S	VL	L	M	S	VS	
M	VL	M	M	VS	VS	
L	VL	L	M	S	VS	
VL	VL	L	M	S	VS	

表 5 ω_H 模糊控制表

ω_H	x_1					
	0	1.5	3	4.5	6	
0	0.7	1.7	3.0	3.1	3.1	
1.5	1.2	2.5	3.7	4.6	5.2	
3	1.0	2.9	3.1	4.3	5.2	
4.5	1.1	2.4	3.0	3.9	4.0	
6	0.9	1.6	3.0	3.1	3.1	

表 6 ω_S 模糊控制表

ω_S	x_1					
	0	1.5	3	4.5	6	
0	5.4	5.1	4.4	3.0	1.7	
1.5	5.2	4.3	3.1	3.7	2.6	
3	5.3	4.3	3.1	2.9	1.7	
4.5	5.3	4.4	3.6	3.0	1.7	
6	5.4	5.1	4.4	3.0	1.7	

表 7 ω_1 模糊控制表

ω_S	x_1					
	0	1.5	3	4.5	6	
0	5.4	5.1	4.4	3.0	1.7	
1.5	5.2	4.3	3.1	3.7	2.6	
3	5.3	4.3	3.1	2.9	1.7	
4.5	5.3	4.4	3.6	3.0	1.7	
6	5.4	5.1	4.4	3.0	1.7	

$r_k(1 \leq k \leq 16)$ 的距离 $\delta(x_i, r_k)$, 然后由距离 $\delta(x_i, r_k)$ 计算某点颜色属于各种标准参考色的隶属度 $\mu_{rk}(x)$:

$$\mu_k(x) = \begin{cases} 1.0 & \text{若 } \delta(x, r_k) = 0 \\ 0.0 & \text{若 } \delta(x, r_p) = 0 \text{ 且 } (r_p \neq r_k) \\ \left[\sum_{j=1}^{16} \left(\frac{\delta(x, r_k)}{\delta(x, r_j)} \right)^2 \right]^{-1} & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

上式中, 隶属度 $\mu_{rk}(x)$ 应满足式(6):

$$\begin{cases} 0 \leq \mu_k(x) \leq 1 \\ \sum_{k=1}^{16} \mu_k(x) = 1.0 \\ \text{if } \delta(x, r_k) < \delta(x, r_j) \text{ 则 } \mu_k(x) > \mu_j(x) \end{cases} \quad (6)$$

若隶属度 $\mu_{rk}(x)$ 满足式(7), 则认为颜色点 x_i 属于参考颜色 r_k 。

$$\begin{cases} \mu_k(x) = \max[\mu_{r_i}(x)] \text{ 其中: } r_k \in \{r_i | i=1,2,\dots,16\} \\ \mu_k(x) > 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

假设 $N(r_k)$ 表示所有归属于某参考色 r_k 的颜色点的数量, 在对图像中所有的点进行统计后, 将 16 种参考色的 $N(r_k)$ 按照降序排列, 得到式(8)。

$$N(r_{k_1}) \geq N(r_{k_2}) \geq \dots \geq N(r_{k_{16}}) \quad (8)$$

选择 $N(r_{k_i}) (1 \leq i \leq 16)$ 最大的 C 个参考色, 利用属于这 C 个参考色的颜色点计算初始聚类中心 V_i 。

初始聚类中心 V_i 的计算公式如下式:

$$V_i = \sum_{p=1}^{N(r_{k_i})} x_p \quad (9)$$

上式中, x_p 表示属于参考色 r_{k_i} 的颜色点。聚类中心 V_i 的计算是将所有属于某参考色的颜色点的值取平均后得到的, 而不是由参考色本身来替代, 这样可以使聚类中心更加接近原图像的颜色。

在选择好聚类中心后, 按照 FCM 算法的步骤对图像中的所有点进行颜色聚类。先计算模糊分类矩阵 U , 设第 k 个样本(图像中某点的颜色值)到第 i 类的距离为 d_{ik} , 定义 $(d_{ik})^2$ 为欧式距离:

$$(d_{ik})^2 = \|x_k - v_i\|^2 \quad (10)$$

模糊分类矩阵定义为:

$$u_{ik} = \left(\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}} \right)^{2(m-1)} \right)^{-1} \quad (11)$$

然后, 根据模糊分类矩阵调整聚类中心:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m}, \quad 1 \leq i \leq c \quad (12)$$

FCM 算法的思想是不断地更新模糊分类矩阵和聚类中心, 直到新的聚类中心与上次得到的聚类中心距离差在允许的误差范围内为止。当算法收敛后, 再按照一定的规则把模糊聚类划分转化为确定性分类, 将模糊聚类结果进行去模糊化。在该算法中, 如果第 k 个样本的 $u_{ik} = \max\{u_{1k}, u_{2k}, \dots, u_{ck}\}$, 则认为第 k 个样本属于第 i 类 $(1 \leq i \leq C)$, 并用第 i 类的颜色替换第 k 个样本的颜色。在对图像中所有点进行上面的操作后, 图像最终被聚类为 C 种颜色, 从而实现花型图像的分割。

3 实验结果分析

本文用上述算法对多幅样片花型图像进行了识别, 验证算法的有效性。

图 2 为三幅典型的样片花型图像的识别效果图(花型样片由江苏四方机械集团提供)。从图中可以看出, 应用本文提出的 FCM 初始化算法找到的聚类初始中心十分接近花型本来的颜色, 应用 FCM 算法进行聚类后的识别结果也比较准确, 基本实现了花型的复原。

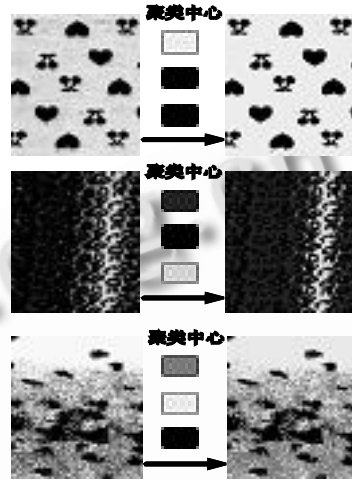


图 2 织物样片花型识别效果图

4 结论

本文基于 HSI 颜色空间模型和模糊数学的思想提出了一种新颖的 FCM 初始化算法, 算法选择了对光线强弱不敏感的 HSI 颜色空间, 并在 HSI 颜色空间下设定了具有代表性的 16 种标准参考色; 在计算初始聚类中心时, 充分考虑了统计点本身的颜色粗糙度属性, 增加了参加统计的颜色点的可靠性; 在计算颜色点与参考点的颜色距离时, 应用了模糊数学的思想构建了一个双输入三输出的模糊控制系统, 根据颜色点的饱和度和亮度来决定计算距离时的色度权重、饱和度权重和亮度权重, 使计算出的距离值更合理。本文应用该算法对近百张提花样片图像进行了花型识别, 均获得了较满意的识别效果。

参考文献

- 1 万永菁, 俞子荣, 万光远. 提花毛皮花型绘制及花型自动识别软件的设计. 针织工业, 2005, (3): 14 - 17.
- 2 Cheng HD, Jiang XH, Sun Y, Wang JL. Color image segmentation: advances and prospects. Pattern Recognition, 2001, (34): 2259 - 2281.
- 3 Bezdek JC, et al. Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- 4 章毓晋. 图象处理和分析. 北京: 清华大学出版社, 1999.