

文章编号:1004-9037(2012)03-0000-00

一种基于多维彩色向量空间的(火焰)图像模糊聚类分割算法

闫晓玲 王黎明 卜乐平

(海军工程大学电气与信息学院,武汉,430033)

摘要:针对火灾探测过程中早期火焰的分割技术研究,提出了一种基于多维彩色向量空间的火焰图像模糊聚类分割算法,该算法以运动目标序列图像之间变化的区域作为聚类模板,提取该聚类模板的RGB多维彩色特征向量,然后将图像的像素与聚类模板通过模糊聚类的方式进行分割。这种分割算法计算简单,时间开销较小,可以较好地获取火焰图像的边缘形态特征,并且能够明显消除不同光线下分割误差,实现快速无监督自动分割。

关键词:模糊聚类;特征向量;聚类模板;自动分割

中图分类号: 文献标识码:A

Fuzzy Clustering Segmentation Algorithm of Flame Image Based on Multi-Dimensional Color Vector Space

Yan Xiaoling, Wang Liming, Bu Leping

(Electric and Informational College, Naval Engineering University, Wuhan, 430033, China)

Abstract: Process for the research of early fire segmentation technology, A fuzzy clustering segmentation algorithm is proposed based on multi-dimensional color vector space. This algorithm uses the moving object image sequence variation region as a clustering template. When template is ready, its RGB eigenvectors are extracted and then the segmentation can be continued by using this clustering template. The arithmetic can be easily operated and time overhead. By this algorithm, a better picture of morphological characteristics of the flame edge can be obtained, the segmentation error under different light can significantly be eliminated, and fast unsupervised automatic segmentation can be completed.

Key words: fuzzy clustering; eigenvector; clustering template; automatic segmentation

引 言

火灾是最常见的严重灾害之一,它直接危及人类的生命财产,因此早期火焰分割技术是火灾防治技术领域的重点研究内容。针对火焰图像分割,基本的方法有边缘法和区域法,早期边缘检测的图像分割使用局部算子,如梯度估计、边缘特征模板等算子对图像进行卷积^[1],从而获取边缘进行分割。后期 Marr^[2]和 Canny^[3]推出了新的检测方法,针对图像的每个点都要寻找某个状态符合边缘字典中的一个模板的思想,定义自适应模板检测算子。在传统的图像分割方法中,通常采用灰度信息从背景

中提取出目标,分割后的结果易存在较大误差,而彩色图像提供了比灰度图像更加丰富的信息。彩色图像的分割方法通常分为区域分割技术和聚类分析两类^[4]。由于区域生长法直接作用于颜色空间,在分割过程中同时考虑了色彩分布以及其空域上的重新划分,因此,它较其他方法更适合于彩色图像分割^[5]。

图像分割没有通用的理论,要根据对象的特征选用有效的方法,为解决火灾检测中火焰识别问题,本文提出一种基于多维彩色向量空间模糊聚类的图像分割方法,这种方法不仅能够很好地利用彩色向量的信息,还可以实现无监督的自动学习准确分割。

1 多维彩色向量空间模糊聚类分割

1.1 差分累积法获取变化区域 DROT

一般情况下,照明条件和摄像头视景区域在多帧图像间基本不变,那么两帧差值图像的非零处表明该处的像素发生了变化。火焰图像的运动与其他运动对象不相同,其边缘抖动、面积增大、高度频变等情况经常发生,但是火焰的“基部”相对不变,因此传统的采用一系列图像两两求差法不能全部分割获得火焰对象。论文中采用的模糊聚类方法不需要获得整个火焰的对象,而仅仅需要获得同一光照条件下的部分图像模板即可。

假如分割对象在不同的时间序列有相对运动,摄像机采集一系列图像,取火焰视频序列中相邻的两帧图像 F_k, F_{k+1} 和预先定义的背景图像 BI ,假设 BI 中不存在目标。首先,对相邻两帧图像差分得到帧间差分图像 D_K ,对当前帧和背景图像进行差分获得背景差分图像 D_B ,其中

$$\begin{aligned} D_K &= |F_{k+1}(x, y) - F_k(x, y)| = |F_{k+1} - F_k| \\ D_B &= |F_k(x, y) - BI(x, y)| = |F_k - BI| \end{aligned} \quad (1)$$

然后对两差分图像分别作二值化处理,得到二值化图像 B_K 和 B_B ,最后,通过 B_K 和 B_B 两个二值化图像相与得到变化区域图像 M_K 。

$$M_k(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } (B_k(x, y) \cap B_B(x, y)) \neq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中 t_K, t_B 为阈值,一般 t_K, t_B 可以取相同的阈值。

1.2 RGB 彩色向量空间描述

在 RGB 彩色模型中^[6],每种颜色出现在红、绿、蓝的原色光谱分量中,这个模型若置于笛卡尔坐标系统,是一个三维立方体,如图 1 所示,RGB 分别位于立方体 3 个角上;青、深红和黄位于另外

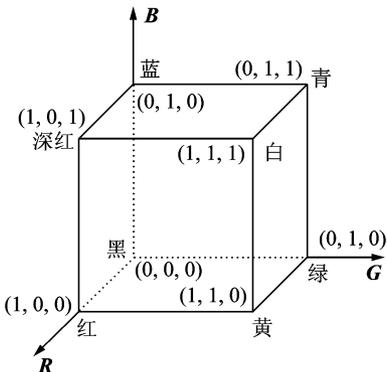


图 1 RGB 彩色立体示意图,沿主对角线从原点的黑色到白色的是灰度值

3 个角上,黑色位于原点,白色位于距离原点最近的角上,黑色到白色之间的直线即为灰度变化。在 RGB 彩色模型中,所表示的图像由 3 个图像分量 R, G, B 组成。如图 2。

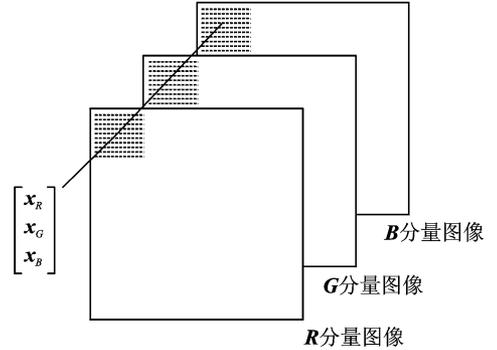


图 2 由 3 个分量图像的相应像素形成 RGB 彩色图像像素示意图

1.3 向量空间模糊聚类算法

由于色彩的不独立性,将多维特征空间分解为独立的直方图是不可行的,并且多维空间的阈值没有合适的标准,因此颜色聚类技术取代了基于直方图的颜色分割技术而被广泛采用。颜色聚类技术分为两类:直方图阈值化的多维扩展和多维聚类。前者阈值的多维扩展计算效率高,但却没有很好地代表彩色特征空间,而多维彩色聚类技术虽然比阈值的多维扩展技术计算代价大,但却能更好地代表彩色空间,将色彩之间的相关性很好地加入到算法中。

论文在前人研究的基础上提出了一种基于多维彩色向量空间的广义模糊聚类的图像分割方法,首先通过颜色空间守恒的聚类方法对图像进行分割,然后通过边缘梯度算子和形态学进行细分割。下面首先介绍模糊聚类算法。常用的模糊聚类算法是模糊 C 平均值 FCM (Fuzzy C-Means) 算法。该算法是一种通过反复迭代求得分类的算法^[7]。

定义:给定 $X = \{x^p, p = 1, 2, \dots, N\} \in \mathbf{R}^n$ 是特征空间的一个有限数据集合, N 是数据集合中的元素个数,设聚类个数为 $c (2 \leq c \leq N)$,聚类中心为 $v = (v_1, v_2, \dots, v_c)^T \in \mathbf{R}^n$, X 的一个模糊 C-划分矩阵由 $\mathbf{R} = [r_{pj}] \in V_{cN}$ 表示,表示第 j 个样本被划分到第 p 类的情况,其元素满足条件

$$r_{pj} \in [0, 1]; 1 \leq p \leq c, 1 \leq j \leq N;$$

$$\sum_{p=1}^c r_{pj} = 1, 1 \leq j \leq N;$$

$$\sum_{i=j}^N r_{pj} > 0, 1 \leq p \leq c;$$

则 X 的一个模糊 C 均值划分集合 M_c 表示如下

$$M_c = \left\{ \mathbf{U} \in V_{c \times N} \mid r_{pj} \in [0, 1], \forall p, \forall j; \sum_{p=1}^c r_{pj} = 1, \forall j; n > \sum_{j=1}^N r_{pj} > 0, \forall p \right\} \quad (3)$$

式中: $V_{c \times N}$ 是 $c \times N$ 阶实矩阵的集合。

FCM算法是通过最小化准则函数的迭代优化来实现划分,为实现对样本 X 的模糊 C 均值划分,最小化准则函数为

$$J(\mathbf{R}, \mathbf{V}) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (r_{ik})^q \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2 \quad (4)$$

其中 \mathbf{v}_i 表示第 i 类的聚类中心; q 为大于0的参数。在实际应用中常用样本与聚类中心的距离有最大值距离、欧氏距离、绝对距离,若采用欧氏距离为

$$\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2} \quad (5)$$

为了灵活地变动相对隶属程度, q 可取一定值。聚类的准则是:求出适当的模糊分类矩阵 \mathbf{R} 与聚类中心向量 \mathbf{V} ,使得式(4)所表达的目标函数达到最小值。一般而言,上述目标函数的极值是很难求的。

1.4 改进C-FCM模糊聚类算法

Bezdek已经提出了一种收敛的迭代算法,该C-FCM模糊聚类的方法具体如下^[8]:

(1)首先选取类块数 c ,取一初始模糊矩阵 \mathbf{R}^0 ,逐步迭代 $l=1, 2, 3, \dots$

(2)从训练样本中任意取定 k 个向量计算聚类中心。对于 \mathbf{R}^l ,计算聚类中心向量

$$\mathbf{C}^l = (C_1^l, C_2^l, \dots, C_k^l)^T \quad (6)$$

$$\text{式中 } C_i^l = \frac{\sum_{k=1}^n (r_{ik}^l)^q \mathbf{x}_k}{\sum_{k=1}^n (r_{ik}^l)^q}$$

同时修正模糊分类矩阵 \mathbf{R}^l 中元素

$$r_{ij}^l = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{C}_i^l\|}{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{C}_j^l\|} \right)^{\frac{2}{q-1}} \right]^{-1} \quad (7)$$

(3)求每一个样本与类中心的欧氏距离,比较 \mathbf{R}^l 与 \mathbf{R}^{l+1} ,若对取定的 $\varepsilon > 0$,有

$$\max(|r_{ik}^{l+1} - r_{ik}^l|) \leq \varepsilon \quad (8)$$

则 \mathbf{R}^{l+1} 和 \mathbf{C}^l 即为所求,停止迭代,否则,回到步骤2重复进行。

其中 $q > l$, $x_k \neq C_i$,以上算法是在分类数 c ,初时模糊分类矩阵 \mathbf{R}^0 ,误差 ε , c ,参数 q 取定值时,求出的最优解。在算出聚类中心 \mathbf{C} 后,新样本根据距离判定属于哪一类,若

$$\|\mathbf{x}_k - \mathbf{C}_i^*\| = \min_{1 \leq j \leq c} (\|\mathbf{x}_k - \mathbf{C}_j^*\|) \quad (9)$$

则将 \mathbf{x}_k 归于 i 类,也就是说新样本归于和它距离最近的聚类中心 \mathbf{C}_i 。随后调整聚类中心,重复前一步,直至聚类中心不再变化。

具体过程为:设定视觉一致性距离 D ,并将子块的第一个像素点的颜色作为第1个集合 S_1 的初始聚类中心 C_1 ,令 S_1 中像素数目 $N_1=1$;在RGB空间中,对子块中每一个像素点 P_i ,计算它与 C_1 的颜色距离 D_i (相似性),若 D_i 小于设定的一致性距离 D ,则将其添加到 S_1 中,并修正 S_1 聚类的中心 C_2 ,依次类推剩余的像素点。这种方法明显的缺点是聚类过程中每次迭代优化都要计算隶属度矩阵和聚类中心,计算较为复杂,计算量大,运算相当耗时,特别不适合实时性要求较高的场合。同时迭代易收敛到局部极值,算法性能依赖于初始聚类中心,需要提前确定聚类数目。

目前对聚类算法的研究主要包括如何根据样本数据集自动确定类数,如何使聚类算法适应不同类型的数据集合,如何提高聚类结果的准确性和收敛速度等方面^[9]。FCM聚类算法在一般情况下收敛速度较慢,对初始值的敏感性较大(尤其是针对图像处理中样本维数较多时更是如此),使得算法的实际应用具有一定的局限性。本文采用的方法是在C-FCM模糊聚类算法的基础上利用模板的信息作为聚类中心向量 $\mathbf{C}^l = (C_1^l, C_2^l, \dots, C_k^l)^T$,而不是利用对象图中开始的信息以及迭代信息作为聚类中心向量,实验证明这种方法可以大大加快聚类的速度。在该方法中,聚类模板选取运动目标序列图像之间变化的区域,还有一个重要的问题是确定颜色的相似性,即颜色距离的表示。

1.5 向量空间聚类颜色距离的表示

定义所采集的图像中任意一像素 i 的颜色表示为向量 \mathbf{C}_i 且 $\mathbf{C}_i = (R_i, G_i, B_i)^T$ 。如果假设图像火灾中火灾火焰像点的集合为FIC,则火灾火焰的颜色空间可以表示为 $\text{FIC}(R_p, G_p, B_p)$ 。那么当 $\mathbf{C}_i \in \text{FIC}(R_p, G_p, B_p)$ 时,表明像素点 i 具有火焰像素点的颜色特征,并以 $\mathbf{C}_i \in \text{FIC}(R_p, G_p, B_p)$ 对像素点 i 的颜色加以表示,通过聚类体现颜色特征的相似性。

推广到一幅RGB彩色图像的3个分量图像,将每组3个对应的像素表示成一个向量,可以将这3个分量图像看成一个单元。令 x_R, x_G, x_B 分别为这3个分量图像的第三个像素的值。这3个元素用3维向量 \mathbf{X}^l 的形式表示,对于任意一个像素可以表

示为向量 \mathbf{X}'_i 。

$$\mathbf{X}'_i = \begin{bmatrix} x_R \\ x_G \\ x_B \end{bmatrix} \quad (10)$$

由于颜色可由 R, G, B 分量定义, 所以火焰的每一种颜色 $C_i \in (R_i, G_i, B_i)$ 对应于颜色 3 维空间内的一个点, RGB 分量是该 3 维空间的 3 个坐标值。但是如果用它进行火灾火焰的颜色分布统计, 则可以看出火灾火焰在三维空间内的分布区域 FIC (R_p, G_p, B_p) 的边界是三维曲面。使用 RGB 彩色向量进行彩色区域分割, 即在 RGB 图像中分割一个特定彩色范围的物体。给定一组感兴趣的彩色(或彩色范围)描述彩色样本点, 即模板样本。从模板样本中获得一个广义平均的颜色估计, 即用于分割的颜色。让这种广义平均色用 RGB 列向量 \mathbf{m}_x 来定义, 分割的目的是对图像中的每一个 RGB 像素进行分类, 使其在指定的范围内有一种颜色或没有颜色^[10]。为执行这一比较, 需要一个聚类隶属度度量, 采用距离的度量。距离的度量有多种方式: 欧氏距离、棋盘距离、还有街区距离。常用的欧氏距离计算 \mathbf{X}' 和 \mathbf{m}_x 之间距离由下式给出^[8]

$$D(\mathbf{X}', \mathbf{m}_x) = \|\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x\| = [(\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x)^T (\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x)]^{1/2} = [(x_R - m_R)^2 + (x_G - m_G)^2 + (x_B - m_B)^2]^{1/2} \quad (11)$$

式中: $\|\cdot\|$ 是参数的范数, 下标 R, G, B 表示向量 \mathbf{m}_x 和 \mathbf{X}' 的 RGB 分量。 $D(\mathbf{X}', \mathbf{m}_x) \leq T$ 的点的轨迹是一个实心球体。令 \mathbf{X}' 表示 RGB 空间的任意点, 若 \mathbf{X}' 和 \mathbf{m} 之间的距离小于指定的阈值 T , 则说明 \mathbf{X}' 相似于 \mathbf{m}_x 。即包含在球体内部或表面点满足特定的颜色准则, 而球体外面的点则不满足。在图像中对这两组点编码, 如黑的或白的, 产生一幅二值分割的图像。归纳距离为

$$D(\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x) = \|\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x\| = [(\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x)C^{-1}(\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x)] \quad (12)$$

式中: C 的不同表示三维椭圆柱体不同, 当 C 为单位矩阵时, 表示球体, 若采用马氏距离, C^{-1} 为向量族的协方差矩阵的反向加权。

1.6 多维彩色向量模糊聚类算法的阈值计算

(1) 对于当 C 是单位矩阵时, 形成的曲面为三维球体

$$D(\mathbf{X}', \mathbf{m}_x) = \|\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x\| = [(\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x)^T (\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x)]^{1/2} = [(x_R - m_R)^2 + (x_G -$$

$$m_G)^2 + (x_B - m_B)^2]^{1/2} \quad (13)$$

(1) 当 \mathbf{X}' 是聚类模板向量时, 得到的协方差矩阵即为阈值的最小值 T_{\min} 时矩阵。

(2) 当 \mathbf{X}' 是原始图像时, 得到的协方差矩阵即为阈值最大 T_{\max} 时矩阵。

因此一般情况下, 阈值为 $T = (3 \sim 4)T_{\min}$ 。阈值 T_{\min} 的确定, 首先让 T 变为一个彩色分量的标准偏差的倍数, C 的主对角线包括 RGB 分量的方差。所以必须提取这些元素并计算它们的平方根。

(2) 对于 C 为非单位矩阵时, 三维椭圆柱体 $D(\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x) = \|\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x\| = [(\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x)C^{-1}(\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x)]$

阈值一般取 $T = (3 \sim 4)T_{\min}$ 。

1.7 彩色向量空间模糊聚类分割步骤

(1) 通过差分累积法获取变化区域从而获得待分割彩色区域的样本 ROS (Region object sample)。

(2) 计算 ROS 中的像素点的均值 $E(m_x)$ 向量和协方差矩阵 C_x 。

(3) 将 ROS 区域的彩色像素重新排列为 I 行, 并且找出非黑彩色像素的行索引 index

(4) 根据多维彩色向量模糊聚类阈值计算方法决定阈值 T , 如 1.6 节所述。

(5) 采用公式(14)进行逐个像素 P_i 计算。

(6) 当满足 $D(\mathbf{X}' - \mathbf{m}_x) \leq T$ 时, 取像素二值化为 1, 否则为 0。

(7) 完成粗分割。

2 彩色向量空间模糊聚类分割实验分析

彩色向量空间模糊聚类分割方法实验室利用 RGB 颜色空间作为基本的颜色空间, 在 WindowsXP 的平台上仿真实现, 所有的图像组均为 24 位彩色图像, 像素点大小为 768×576 。由于仅用了图像的颜色特征, 并且算法是在颜色量化的基础上实现的, 因而大大降低了运算的复杂性, 提高处理的速度。表 1 为 10 组火焰视频图像采用相同倍数的阈值进行分割统计分析, 取平均值的结果。

实验证明, 由于三维颜色数据在使用椭球体时会比使用圆球体时匹配效果更好, 因此对于同一幅图, 使用马氏距离进行分割相比与使用欧式距离进行分割, 结果对阈值 T 具有更明显的变化, 当选

用合适的阈值 T 时,可以得到更好的分割效果。

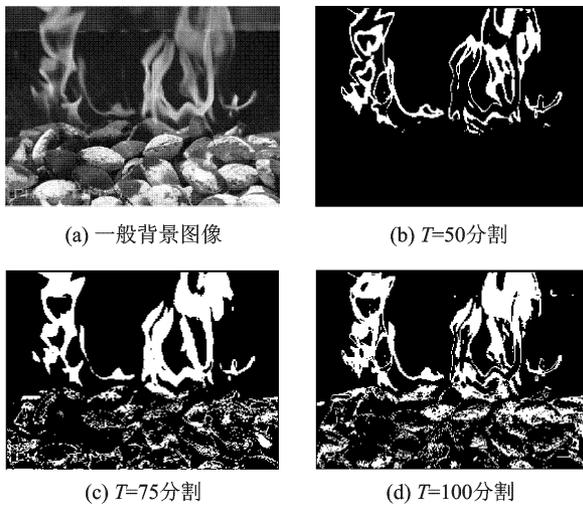


图3 一般背景的火焰采用欧式距离聚类的分类

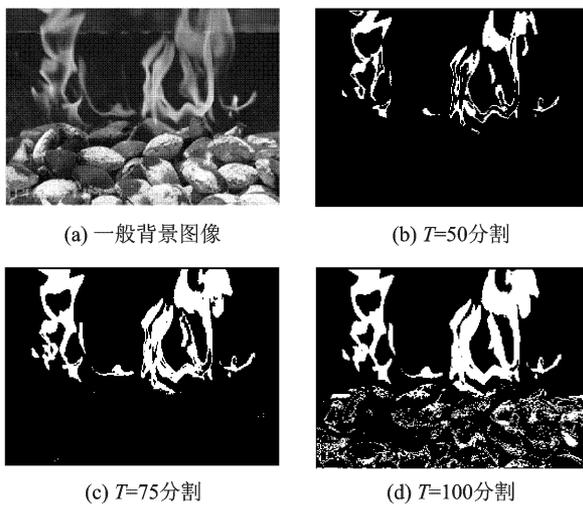


图4 一般背景的火焰采用马氏距离聚类的分类

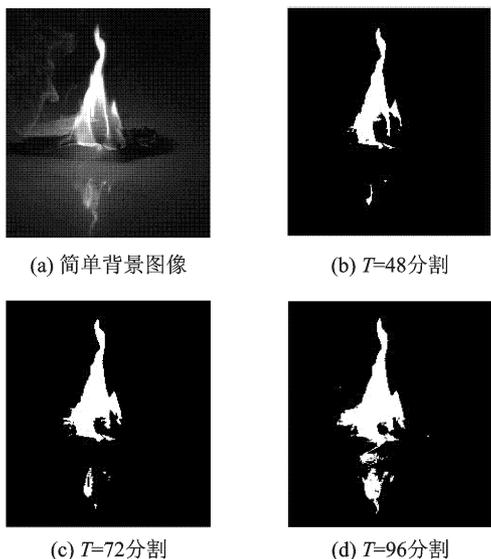


图5 简单背景的火焰采用马氏距离聚类的分类

3 评价指标

多维向量空间模糊聚类分割实验分析评价指标如表1所示。其中具体定义包括以下几点。

(1) 最终测量精度比率 (Ratio of ultimate measurement accuracy, RUMA) 定义为

$$RUMA_x = \frac{|R_x - S_x|}{R_x} \times 100\% \quad (15)$$

式中: R_x 为从作为参考图像中获得的原始特征量值; S_f 为从分割后图像中获得的实际特征量值。 $RUMA_A$ 为面积最终测量精度比率; $RUMA_C$ 为圆形性最终测量精度比率; $RUMA_E$ 为偏心率最终测量精度比率; $RUMA_P$ 为周长最终测量精度比率。

(2) 信噪比 (Signal to noise ratio, SNR) 为合成图像时定义为

$$SNR = \left(\frac{C_{ob}}{\sigma} \right) \quad (16)$$

式中: C_{ob} 为目标与背景间灰度对比度, σ 为噪声均方差。

(3) t 为相同硬件配置下, 算法使用的时间。

从表1中可以看出采用马氏距离的分割方法可以获得较大的最终测量精度比率和信噪比。本文提出的分割方法花费时间明显比采用C-FCM模糊聚类的方法少很多, 同时获得更好的分割效果。因此这种方法特别适合于硬件系统实现。

在火焰图像处理问题方面, 与传统的模糊聚类算法相比, 本文采用的方法是在C-FCM模糊聚类算法的基础上利用模板的信息作为聚类中心向量 $C^l = (C_1^l, C_2^l, \dots, C_k^l)^T$, 而不是利用对象图中开始的信息以及迭代信息作为聚类中心向量, 多维向量空间模糊聚类分割实验分析证明, 如表1所示, 该方法可以大大加快聚类的速度。

表1 多维向量空间模糊聚类分割实验分析

方法	分割评价指标				SNR	t/s
	$RUMA_A/\%$	$RUMA_C/\%$	$RUMA_E/\%$	$RUMA_P/\%$		
RGB 欧氏距离模糊聚类	92.6	90.1	92.6	88.4	1.4	0.66
RGB 马氏距离模糊聚类	93.7	92.8	95.1	90.1	1.6	0.74
C-FCM 模糊聚类	85.6	87.6	89.6	84.6	1.0	14 700

4 结束语

本文提出的方法在帧间图像相减的基础上获得模板, 利用模板自身的特征作为聚类模板提取火

焰的分割方法,可以明显消除不同光线下分割误差,因为无论外界光线的明暗,火焰模板的颜色和亮度基本与当前图像火焰的颜色一致,所以提取火焰的误差要比其他方法小得多,聚类分割法使系统的可靠性大大提高。

参考文献:

- [1] Haralick R M, Shapiro S G. Survey Image segmentation techniques [J]. Vision Graphics and Image Processing, 1985, 29: 100-132.
- [2] Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection [J]. Proc Royal Soc London, 1980, 207: 187-217.
- [3] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8: 679-698.
- [4] Byung G K, Ick S J, Dong J P. Fast image segmentation based on multi-resolution analysis and wavelets [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24: 2995-3006.
- [5] Tremeau A, Borel N A. Region growing and merging algorithm to color segmentation [J]. Pattern Recognition, 1997, 30(7): 1191-1203.
- [6] Ma W Y, Manjunath S. A framework for boundary detection and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(8): 1375-1388.
- [7] 阮秋琦. 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 575-580.
- [8] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [M]. New York: plenum Press, 1981: 121-126.
- [9] 郑南宁. 计算机视觉与模式识别 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1998: 394-399.
- [10] Gonzalez R C, Woods R E, Eddins S L. Digital image processing using matlab [M]. 2008: 477-480.

作者简介: 闫晓玲 (1982-), 女, 讲师, 研究方向: 图像处理、模式识别、智能控制, E-mail: yanxl1982@gmail.com; 王黎明 (1978-), 男, 讲师, 研究方向: 网络通信、模式识别; 卜乐平 (1965-), 男, 教授, 研究方向: 智能自动化控制。