

一种基于模糊C均值聚类的图像区域分割方法

周咏梅^{1,2}, 徐德智¹, 阳爱民², 柳 萍²

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 湖南工业大学 计算机系, 湖南 株洲 412008)

摘 要:提出一种基于模糊C均值聚类的彩色图像区域分割方法。该方法首先选用适当的彩色空间对图像中的每个像素抽取颜色、纹理及空间位置等综合特征;然后,利用模糊C均值聚类方法进行聚类,利用提出的确定最佳聚类簇数的方法,确定聚类簇数、中心等参数;根据每个像素的隶属函数,将像素初步划归不同的组,利用连接原理对图像区域进一步分割,并提供了图像描述特征。实验结果表明,该方法分割效果很好。

关键词:模糊C均值聚类;区域描述;图像分割

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1001-6600(2006)04-0203-04

彩色图像分割是目前图像处理和模式识别中的一个重要研究领域^[1]。本文利用模糊集合理论^[1~3]提出了一种基于模糊C均值聚类(FCM)的彩色图像区域分割方法。首先,对图像中的像素抽取颜色、纹理及空间位置等特征;然后,利用模糊C均值聚类方法,对像素确定最佳的聚类数、聚类中心等参数,根据像素的隶属函数,将像素初步划分;最后,利用连接原理对图像区域进行进一步划分,给出实验结果分析。

1 基于像素的图像综合特征抽取

根据 $L^*a^*b^*$ 空间的 L 分量,选用不同的高斯函数的窗口尺寸参数,对像素极性特性分析,得到较佳的窗口尺寸参数,然后根据这些参数计算各像素点的对比度和各向异性的特征。纹理特征是指像素的极性、对比度、各向异性^[4]。

定义1 像素点极性 p_σ 的定义为: $p_\sigma = \frac{|C_+ - C_-|}{C_+ + C_-}$, $C_+ = \sum_{x,y \in \Omega} w_\sigma(x,y) [\nabla G \cdot \mathbf{n}]_+$, $C_- = \sum_{x,y \in \Omega} w_\sigma(x,y) [\nabla G \cdot \mathbf{n}]_-$, $\nabla G = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix}$ 。

式中, G_x, G_y 表示分别在 $L^*a^*b^*$ 空间中, L 分量沿 x 行方向和 y 行方向的梯度; \mathbf{n} 是与 φ 正交的单位向量, φ 是梯度向量 (G_x, G_y) 最相一致的方向, $[\cdot]_+$, $[\cdot]_-$ 分别表示向量乘积为非负和负向量; Ω 表示高斯窗口(高斯函数宽度数为 σ)所对应的梯度向量(也称为梯度池), $w_\sigma(x,y)$ 表示梯度池中各梯度向量在宽度参数为 σ 时,高斯函数的值; C_+, C_- 可以分别看作在窗口 $w_\sigma(x,y)$ 下有多少个梯度向量处于“正方向”或“负方向”; $p_\sigma \in [0, 1]$,它随着 σ 的变化而变。

根据定义1中极性 p_σ 的计算公式,计算每个像素 (x,y) 的 $p'_{\sigma k}(x,y)$ 的值。

根据 $p'_{\sigma k}(x,y)$ 的值选择 σ 的值,选择准则为: $p'_{\sigma(k+1)} - p'_{\sigma k} \leq 2\%$ 。这样可得窗口参数 $\sigma = k/2$ 。

图像中,一个像素点的二阶动差矩阵SMM^[5]为: $SMM_\sigma(x,y) = w_\sigma(x,y) \times (\nabla G)(\nabla G)^T$ 。

求出 $SMM_\sigma(x,y)$ 的特征值 λ_1 和 λ_2 ($\lambda_1 \geq \lambda_2$),两个纹理特征为: $\text{con} = 2\sqrt{\lambda_1 + \lambda_2}$, $\text{ani} = 1 - \lambda_2/\lambda_1$ 。

像素点其他特征的抽取可按如下方法进行。设图像的像素为 $m \times n$,像素 (x,y) 位置特征 X, Y 可表示如下: $X = w_{xy} \times (x/\max(m,n))$, $Y = w_{xy} \times (y/\max(m,n))$,其中, $\max(\cdot)$ 表示取最大值, w_{xy} 一般在 $(0, 1]$ 取值,为空间位置特征的权重。像素的颜色特征进行高斯平滑处理后,作为像素特征值。一幅图像像素点

收稿日期:2006-05-31

基金项目:湖南省自然科学基金资助项目(05JJ40101)

作者简介:周咏梅(1971—),女,湖南永州人,湖南工业大学副教授,硕士;徐德智(1963—),男,湖南株洲人,中南大学教授,博士。

的特征向量(用 I 表示)可以表示为: $I = (\text{lab}L, \text{lab}A, \text{lab}B, p_o, \text{con}, \text{ani}, X, Y)$ 。式中, I 的值域为 $[0, 1]$ 。

2 基于区域的彩色图像分割

2.1 基于像素特征的模糊 C -均值聚类

设图像数据集可以表示为: $\{I_k | I_k \in \mathbf{R}^d\}_{k=1}^N$, 式中, $d=8$, 表示 I 的维数, N 表示像素的个数。又设图像数据集可以被聚类成 c 簇。其中 c 的取值一般为: $2 \leq c \leq Cn = \lfloor \sqrt{N}/3 \rfloor$, 且一般 $c \leq 8$ 。

标准的 FCM 算法^[3]的目标函数可以表示为: $J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|I_k - CC_i\|^2$ 。其中, $\{CC_i\}_{i=1}^c$ 是各簇的簇中心, μ_{ik} 称为隶属度, 表示第 k 个像素属于第 i 簇的程度。

隶属度和簇中心的刷新表达式分别为:

$$u_{ik} = \frac{(1/\|I_k - CC_i\|^2)^{-1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c (1/\|I_k - CC_j\|^2)^{-1/(m-1)}}, \quad (1)$$

$$CC_i = \sum_{k=1}^N u_{ik}^m I_k / \sum_{k=1}^N u_{ik}^m. \quad (2)$$

FCM 算法如下:

输入: 簇的数目 c , 最大迭代次数 t_{\max} , 设定 $m > 1$ 和 $\epsilon > 0$ 这些正的常数。

输出: CC_i 和 $\mu_{ik}, i=1, 2, \dots, c, k=1, 2, \dots, N$ 。

Step 1: 初始化聚类中心 CC_i^0 , 并计算初始隶属度 u_{ik}^0 。

Step 2: 对于 $t=1, 2, \dots, t_{\max}$, 按下列序列循环计算: (a) 用式(2)刷新所有的簇中心; (b) 用式(1)刷新所有的隶属度; (c) 计算 $E' = \max_{i,k} |u_{ik}^t - u_{ik}^{t-1}|$, 若 $E' \leq \epsilon$, 则循环停止, 否则, 算法转(a)。

Step 3: 输出 CC_i 和 μ_{ik} 。

2.2 最佳聚类数目的选择

先利用 FCM 算法求出所有聚类数目 c 可能的取值对应的簇中心及隶属度。然后利用簇内的平均散度(S)和簇间平均分离度(D)来选择最佳的 c 值^[6]。

$$S = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} \|I_k - CC_i\|, D = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \frac{1}{c-1} \sum_{k', k'' \neq k}^c \|CC_k - CC_{k'}\|。$$

式中 N_i 表示第 i 个分区的像素个数。我们采用 $r_c = S_c/D_c$ 来选择 c , 如 $c = \arg \min_{c \in \{2, 3, \dots, C_n\}} \{r_c\} = \arg \min_c S_c/D_c$ 所示。

2.3 图像区域的标注及分割

过程 1: 区域初步标注, 该过程是在确定图像的区域聚类数 c 和每个像素的隶属度后, 按 $I_k \in \arg \max_{i \in \{1, 2, \dots, c\}} \{\mu_{ik}\}$ 进行标注。图 1(b) (图中小白圈里的数字为区域编号) 是一图像初步标注结果。

过程 2: 在图像的二维空间将按照区域的空间分布对这些区域重新标注, 如图 1(c) 所示。

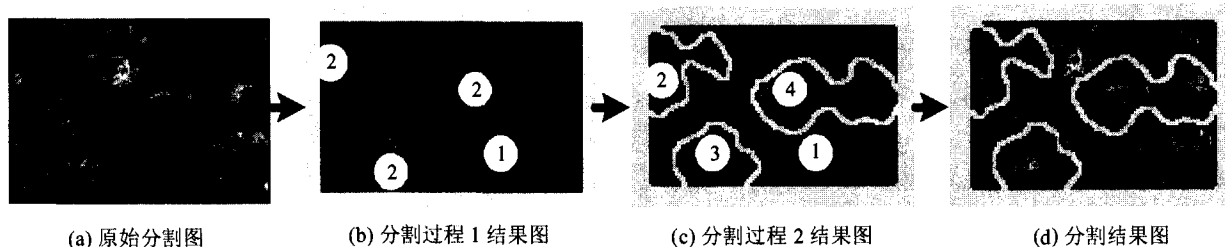


图 1 图像区域标注及分割示例

Fig. 1 Label and segment image region

过程 3: (a) 区域纹理特征作为一个量参与计算, 称为纹理 bins (texture bins)^[7], 用 texbin 来表示。

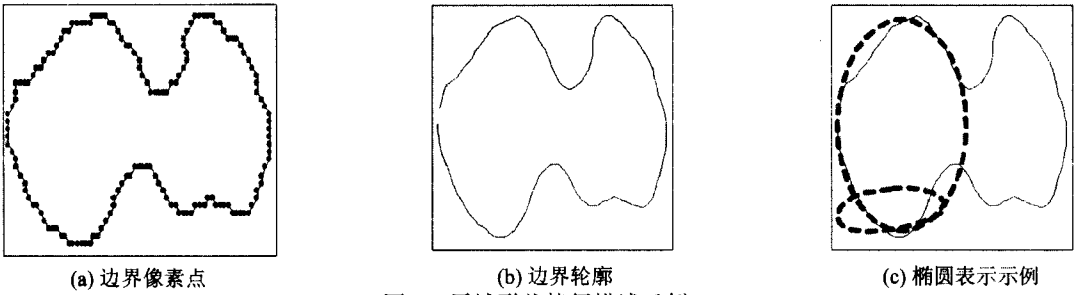


图 2 区域形状特征描述示例

Fig. 2 Description of region shap feature

$\text{texbin} = (\text{cbin} - 1) \times m_0 + \text{abin}$, $\text{cbin} = \left\lceil \frac{\overline{\text{con}}}{k_1} \times m_1 \right\rceil$ (若为 0, 则 $\text{cbin} = 1$), $\text{abin} = \left\lceil \frac{\overline{\text{ani}}}{k_2} \times m_2 \right\rceil$ (若为 0, 则 $\text{abin} = 1$).

式中,取 $m_0 = 4, m_1 = 5, m_2 = 4, k_1 = 0.6, k_2 = 0.8$, $\overline{\text{con}}$ 表示区域内平均对比度, $\overline{\text{ani}}$ 代表平均各向异性。

(b) 区域的空间位置特征。位置 bins, 用 locbin 表示。

$\text{locbin} = (\text{ybin} - 1) \times m_0 + \text{xbin}$, $\text{xbin} = \left\lceil \overline{X} \times m_1 \right\rceil$ (若为 0, 则 $\text{xbin} = 1$), $\text{ybin} = \left\lceil \overline{Y} \times m_2 \right\rceil$ (若为 0, $\text{ybin} = 1$).

式中, $m_0 = m_1 = m_2 = 3$. $\overline{X}, \overline{Y}$ 是指图像区域内像素的平均行、列方向的位置。

(c) 区域形状描述特征。我们采用椭圆形 Fourier 的方法^[8]来描述被分割区域的特征。获取区域边界像素点,经平滑得到边界轮廓和边界函数,用多个椭圆形来表示区域边界的轮廓,并进行傅立叶变换,取其傅立叶系数作为区域形状描述特征。图 2 是图 1(c)中区域 4 的描述过程,区域用 10 个椭圆形来描述,每个椭圆由 4 个 Fourier 系数来表示。

(d) 区域的颜色特征。每个区域颜色特征用区域内像素点在 $L^*a^*b^*$ 空间中各分量的均值来表示。

另外,对每个区域还提供颜色直方图(c_h),量化方案为 $6 \times 6 \times 6$ bins。还提供整幅图的颜色直方图(w_c_hist),对比度直方图(w_con_hist),各向异性直方图(w_ani_hist)等整幅图的特征。

3 实验结果

本文提出的图像分割算法,用 Matlab7.0 编程语言进行实现。程序中,核函数采用高斯径向基函数。图 3 是一些图像被分割的结果及参数。表 1 和图 4 是图 3(a)中动物“狗”所在区域及整图的特征值。



图 3 图像分割示例

Fig. 3 Image segmentation and parameters

C 是分割过程中的聚类数,Sn 是分割的区域数目

4 结束语

本文将模糊集理论和核函数结合起来,提出了基于模糊 C 均值聚类的彩色图像区域分割方法;并实现了这种图像分割方法,实验结果表明分割效果很好,且能提供丰富的区域和整幅图描述特征,可供其他应用选择合适的表征特征。

表 1 图 3(a)中动物“狗”所在区域的特征值

Tab. 1 Region characteristic value of the dog in Fig. 3(a)

| 特征项 | locbin | texbin | $\overline{\text{lab}L}$ | $\overline{\text{lab}A}$ | $\overline{\text{lab}B}$ |
|-----|--------|--------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| 特征值 | 373 | 1.1 | 5.211 6 | -16.169 7 | 21.786 9 |

注:区域的形状 Fourier 系数没有列出。

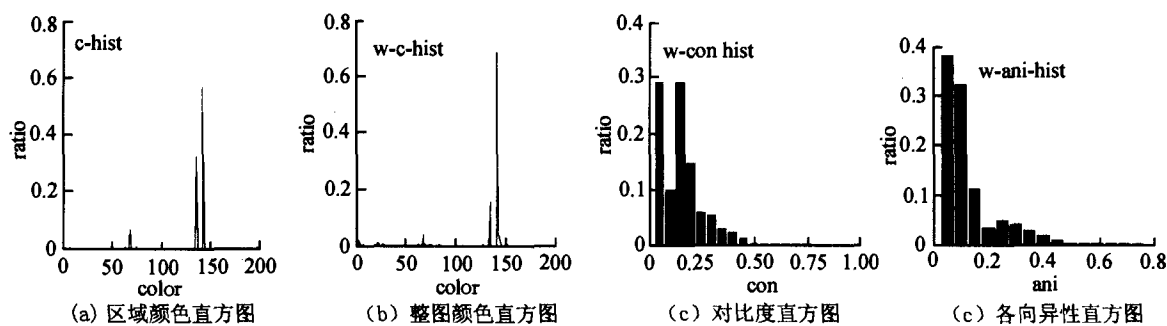


图 4 区域和整幅图直方图

Fig. 4 Region and whole image histogram

参 考 文 献:

- [1] LIN Kai-yan, WU Jun-hui, XU Li-hong. A survey on color image segmentation techniques[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(1): 1-10.
- [2] ALI M A, DOOLEY L S, KARMAKAR G C. Fuzzy image segmentation combining ring and elliptic shaped clustering algorithms[C]//MARIO C. International Conference on Information Technology, Coding and Computing (ITCC'05)-Volume II. Nevada: IEEE CS Press, 2005: 118-122.
- [3] ALI M A, DOOLEY L S, KARMAKAR G C. Fuzzy image segmentation using location and intensity[C]//ZHANG Hui. Third IASTED International Conference on Visualization Imaging and Processing. Hawaii: ACTA, 2003: 399-404.
- [4] CHAD C, SERGE B, HAYIT G, et al. Blobworld: Image segmentation using expectation-maximization and its application to image querying[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(8): 1026-1038.
- [5] WOLFGANG F. A framework for low-level feature extraction[C]//EKLUNDH J O. Computer Vision-ECCV'94. Sweden: Springer, 1994: 383-394.
- [6] KIM D W, LEE K H, LEE D. A novel initialization scheme for the fuzzy *c*-means algorithm for color clustering[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(2): 227-237.
- [7] SMITH J R, CHANG Shi-fu. Single color extraction and image query[C]//LIU Bede. Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta: IEEE Signal Processing Society, 1995: 528-531.
- [8] STAIB L H, DUNCAN J S. Boundary finding with parametrically deformable models[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1992, 14(11): 1061-1075.

Region-Based Color Image Segmentation with Fuzzy C-means Clustering

ZHOU Yong-mei^{1,2}, XU De-zhi¹, YANG Ai-min², LIU Ping²

(1. College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Department of Computer Science, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412008, China)

Abstract: A method of region-based color image segmentation with fuzzy *C*-means clustering is introduced. First, extracts color, texture, and location features from each pixel by selecting suitable color space. Then, cluster the integrated feature vectors with the fuzzy *C*-means clustering and decide the number and the center of clusters with the proposed method of selecting optimal clustering number. Each pixel is grouped and labeled according to its membership degree. Finally, the regions with the same label are segmented again according to the neighbor connection theory for pixels and some features which describe the regions are provided. Experiment shows this method can be applied widely.

Key words: fuzzy *C*-means clustering; region description; image segmentation

(责任编辑 王龙杰)