

基于改进的 ISODATA 算法彩色图像分割^①

张语涵 孙劲光 苗锡奎 (辽宁工程技术大学 电子与信息工程学院 辽宁 葫芦岛 125105)

摘 要: 如何对彩色图像中的目标进行快速、精确的有效分割是计算机视觉和图像分析的重点和难点。提出了一种基于区域的彩色图像分割方法。该方法首先选择合适的彩色空间,提取出图像中的每个像素点的颜色、纹理、位置等综合特征,形成特征向量空间;在特征空间中,运用改进的 ISODATA 算法自适应地确定初始聚类数目和聚类中心,然后对图像进行聚类 and 区域分割,最后抽取出图像区域的特征,并与相类似的方法进行了比较实验。实验结果表明,该方法能够产生较好的分割效果及较快的分割速度,适合于基于图像区域检索系统,具有较好的应用价值。

关键词: 图像区域分割; ISODATA 算法; 特征提取; 区域描述

Color Image Segmentation Based on Improved ISODATA

ZHANG Yun-Han, SUN Jin-Guang, MIAO Xi-Kui

(Electronics and Information Engineering Department, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: How to fast, accurately and effectively segment objects in the color images is the key point in the computer vision and image analysis. This paper introduces a method of region-based color image segmentation. This method first extracts color, texture, and location features for each pixel form integrative feature vectors by selecting suitable color space to form the feature space. In the feature space, the initial cluster center and the number are determined by the improved ISODATA algorithm adaptively, then an image is clustering and separated into regions. Finally, the features of regions are extracted. The experimental results and the comparison with the similar approach are provided. Experimental results show the proposed method has high segmentation speed and good sementation results, and it is fit for region-based image retrieval system and has better application values.

Keywords: image segmentation; ISODATA algorithm; feature extraction; region description

1 引言

图像分割是图像分析和模式识别^[1]的首要问题和基本问题,也是图像处理的经典难题。所谓图像分割是指把图像分成各具特性的区域并提取感兴趣目标的技术和过程。由于彩色图像比灰度图像提供的信息更多,并且随着计算机处理能力的快速提高,彩色图像处理正受到人们越来越多的关注。

本文所提出的图像分割方法的基本思想是:首先选择合适的彩色空间^[2],对图像的每一个像素点进行

颜色、纹理、空间位置等特征的提取,形成基于像素的综合特征向量空间;然后,在此特征空间中,运用改进的 ISODATA 算法自适应地确定初始聚类数目和聚类中心,然后对图像进行聚类 and 区域分割,最后抽取出图像区域的特征。

2 图像像素点的特征提取

2.1 颜色空间选择和颜色特征提取

本文采用 CIE L*a*b 彩色空间^[3],这是一种均匀

① 基金项目:辽宁省高校重点实验室项目(2008s115)

收稿时间:2009-04-27

色标体系,在 CIE L*a*b 彩色空间中,先将像素的 RGB 值转换为对应的 Lab 值,再经过高斯平滑得到像素的颜色(L', a', b')。

2.2 纹理特征的提取

本文提取的纹理特征^[4]是指像素点的极性(Polarity)、对比度(Contrast)、各向异性(Anisotropy)。图像纹理是一个图像像素点的领域性质,它在本质上依赖于所观测的领域尺寸的大小,领域大小的选择直接关系到对该像素点纹理特征的分析,从而进一步影响到图像的分割结果。因此要先选择适当的区域尺度(领域尺寸),然后在这个区域尺度上抽取图像的纹理特征。

区域尺度的选择:在区域尺度选择之前,先给出极性的定义。本文中的极性是指在一领域内所有像素点在同一方向梯度向量值所占的比重,其计算公式如下:

$$P_{\Omega} = \frac{|C_+ - C_-|}{C_+ + C_-} \quad (1)$$

式(1)中 P_{Ω} 表示像素点的极性, Ω 表示区域尺度, C_+ 和 C_- 分别定于如下:

$$C_+ = \sum_{x,y \in \Omega} w_{\Omega}(x,y) \left[\nabla G \cdot \vec{n} \right]_+ \\ C_- = \sum_{x,y \in \Omega} w_{\Omega}(x,y) \left[\nabla G \cdot \vec{n} \right]_-$$

$$\text{其中 } \nabla G = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} \quad (2)$$

式(2)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; ϕ 是梯度向量(G_x , G_y)最相一致的方向,取值范围为: $0^\circ \sim 180^\circ$, 每个像素点的梯度向量对应一个相应的 ϕ ; $\vec{n}$ 是与 ϕ 正交的单位向量; $w_{\Omega}(x,y)$ 表示在区域尺度为 Ω 时,各梯度向量的高斯函数值(高斯函数: $f(x) = ae^{-(x-b)^2/c^2}$ 其中 a,b,c 为实数且 $a>0$); C_+ 、 C_- 可以分别看作在区域尺度为 Ω 下有多少个梯度向量处于“正方向”或“负方向”。

给出一组预设区域尺度: window_sizes={ Ω | $\Omega=1,2,5,7,10,15,19,26,37,42,50$ }。通过在每个给定区域尺度下极性的计算,选择极性之差小于某一个阈值(这里取 0.01)的尺度作为所选择纹理特征抽取的区域大小。区域尺度选择的过程如下:

Step1: 对于图像的每一个像素点分别在预设

window_sizes={ Ω | $\Omega=1,2,5,7,10,15,19,26,37,42,50$ }下计算极性。在对应的区域尺度下产生一组极性图像 $p_{\Omega} = (x, y)$ 。

Step2: 将 $p_{\Omega} = (x, y)$ 与标准方差为 $2\sigma_{\Omega}$ 的高斯函数作卷积得到 $p_{\Omega}^*(x, y)$ 。

Step3: 对于每一个像素点,若 $p_{\Omega}^* - p_{\Omega-1}^* < 0.01$, 则该点的选择区域大小为 Ω 。

区域尺度 Ω 选定之后,便可以得到像素点的极性特征 P_{Ω} 。

下面我们利用图像的二阶动差矩阵(the Second Moment Martix, SMM)求出另外两个纹理特征:对于图像中一个像素点 i 其 SMM 表示为:

$$SMM_{\Omega}(x,y) = w_{\Omega}(x,y) \times (\nabla G)(\nabla G)^T \quad (3)$$

其中, $SMM_{\Omega}(x,y)$ 表示像素点(x,y)的二阶动差矩阵,它是一个对称的半正定矩阵,其它符号表示的意义与式(2)相同。我们可以求出 $SMM_{\Omega}(x,y)$ 的特征值用 λ_1 和 λ_2 ($\lambda_1 \geq \lambda_2$) 表示,则对比度(con)和各项异性(ani)两个纹理特征按式(4),式(5)来计算。

$$\text{con} = 2 \sqrt{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (4)$$

$$\text{ani} = 1 - \lambda_2 / \lambda_1 \quad (5)$$

综上所述,对图像每个像素点综合特征的提取,即特征向量 I(L', a', b', p_{Ω} , con, ani, X, Y)。

3 基于区域的彩色图像分割

3.1 ISODATA 算法描述

ISODATA 聚类方法^[5]是彩色图像分割方法中比较理想的无监督分类方法, ISODATA 算法与 K 均值算法有相似之处,即聚类中心通过本均值的迭代运算来决定,但 ISODATA 算法能够吸取中间结果所得的经验,具有自组织性,它通过预先设定的迭代参数,在随机选定初始聚类中心的基础上,将全部样本按相似度准则聚类,重新计算样本均值作为新的聚类中心,动态地进行类的“合并”和“分裂”,从而得到类数比较合理的各个聚类。

3.2 ISODATA 聚类方法的不足

尽管 ISODATA 聚类方法是彩色图像分割领域中比较好的分类方法,但是这种方法也存在不足之处:由于 ISODATA 聚类方法是在初始聚类的基础上通过不断的分裂,合并等方法来优化聚类结果,因此初始聚类中心选择是否合理,常常直接影响聚类的效果和

聚类过程中所需要的时间,而普通 ISODATA 聚类方法的初始聚类中心是任意选取的,这就给聚类结果带来了很大的偶然性,聚类时间也不确定。

3.3 改进的 ISODATA 聚类方法

基于以上的不足之处,本文提出了一种改进的 ISODATA 聚类方法:它能够自动确定初始聚类中心和聚类数目,避免了 ISODATA 算法在聚类开始时初始聚类中心选择的随机性和盲目性。

具体改进的 ISODATA 算法的步骤:

设 N 个样本模式 $\{x_i, i=1,2,3,\dots,N\}$

Step1:确定初始控制参数:

K --预期的聚类中心数目; N_c --初始的聚类中心数目;

θ_N --每一个聚类域中最少的样本数目; θ_s --每一个聚类域中样本距离分布的标准差;

θ_c --两聚类中心之间的最小距离,如小于此数,两个聚类进行合并;

L --在一次迭代运算中可以合并的聚类中心的对数;

I --迭代运算的次数序号;

$D_{ij}(\vec{X}_i, \vec{X}_j)$ 相似度量函数;

Step2: N_c 个初始的聚类中心的自动选取:

Step2-a:计算各像素点之间的距离,并将其存储在一个矩阵 M 中(n 表示像素数目, l 表示像素的特征向量)

```
For i=1:n
    For j=i:n
        M(i,j)=||li-lj||
    End
End
```

Step2-b:依据距离矩阵 M 求出平均聚类距离 ave_dist , 令 $R_1=ave_dist*a$ (a 为经验参数,一般取 $0.5 \sim 2$), $R_2=2*R_1$ 。

Step2-c:以每个像素点为圆心,以 R_1 为半径对像素点进行分组。

Step2-d:计算每组内的像素点数目,找出具有最多像素点的组作为第一个初始聚类中心 C_1 ,若次大者与第一个中心之间距离大于 R_2 ,则将它作为第二个初始聚类中心 C_2 ,否则继续判定下一个最大者,若下一个最大者与前面若干个中心之间距离均大于 R_2 ,则将其作为又一个新中心,以此类推,直到没有新中心的

产生。

Step2-e: 输出初始聚类中心和聚类数目。

Step3: 将 N 个样本分给最近的聚类 S_j , 归类标准如下:

若 $D_j = \min(\|\vec{X} - \vec{C}_i\|, i=1,2,3,\dots,N_c)$, 当 $\|\vec{X} - \vec{C}_j\|$ 的距离最下, 则 $\vec{X} \in S_j$ 。

Step4: 修正个聚类中心值:

$$\vec{C}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{X \in S_j} \vec{X} \quad (j=1,2,\dots,N_c) \quad (6)$$

Step5: 计算各聚类域 S_j 中每个样本像素到聚类中心的平均距离:

$$\bar{D}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{X \in S_j} \|\vec{X} - \vec{C}_j\| \quad (j=1,2,\dots,N_c) \quad (7)$$

全部样本像素对其相应聚类中心的总平均距离:

$$\bar{D} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N_c} N_j \bar{D}_j \quad (8)$$

Step6: 判断分裂, 合并运算:

分裂情况: 若聚类中心的数目等于或不到规定值的一半, 即 $N_c \leq k/2$, 则将已有的聚类分裂。其步骤为:

Step6-a: 计算每聚类中样本聚类的标准差向量 $\sigma_j = (\sigma_{1j}, \sigma_{2j}, \dots, \sigma_{nj})^T$, 其中向量的各个分量为: $\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{1}{N_j} \sum_{X \in S_j} (X_{ij} - C_{ij})^2}$ 维数 $i=1,2,\dots,n$, 聚类数 $j=1,2,\dots,N_c$ 。

Step6-b: 求出每一标准差向量 $\{\sigma_j, j=1,2,\dots,N_c\}$ 中的最大分量 $\sigma_{j\max}$ 。在任一最大分量集 $\sigma_{j\max}$ 中, 如有 $\sigma_{j\max} > \theta_s$, 且满足以下两个条件之一: $\bar{D}_j > \bar{D}$ 或 $N_j > 2(\theta_N + 1)$ 则将其对应的聚类中心 $\vec{C}_j$ 分裂为两个新的聚类中心 $\vec{C}_j^+$ 和 $\vec{C}_j^-$ 。

合并情况: 当两个聚类中心的距离小于 θ_c 时, 则需要合并上述两个聚类中心。其步骤如下:

Step6-a: 计算全部聚类中心的距离:

$$D_{ij} = \|\vec{C}_i - \vec{C}_j\| \quad (i,j \in 1,\dots,N_c) \quad (9)$$

Step6-b: 比较 D_{ij} 与 θ_c 的值, 将 $D_{ij} < \theta_c$ 的值按降序排列, 即 $\{D_{i_1,j_1}, D_{i_2,j_2}, \dots, D_{i_L,j_L}\}$

Step6-c: 如距离为 $D_{il,jl}$ 的两个聚类中心合并, 得到的中心为 $\vec{C}_l$ 即:

$$\vec{C}_l = \frac{1}{N_{il} + N_{jl}} (N_{il} \vec{C}_{il} + N_{jl} \vec{C}_{jl}) \quad (l=1,2,\cdots,L) \quad (10)$$

并从 N_c 中减去 $\vec{C}_{il}$ 和 $\vec{C}_{jl}$ 。

Step7: 设迭代次数为 t , 若 $\vec{C}_j^{t+1} \neq \vec{C}_j^t$, 并且 $t < l$, 则返回 **Step-3**, 将全部样本重新分类, 重复迭代计算。若 $\vec{C}_j^{t+1} = \vec{C}_j^t$ 或已是最后一步迭代运算, 算法结束。

Step8: 输出聚类中心 $\{C_1, C_2, \cdots, C_k\}$ 。

3.4 图像区域分割

图像的区域^[6]分割主要是通过以下两个过程来完成:

过程 1: 区域的初步标注 该过程是在确定了图像的区域聚类簇的数目和每个像素点到各聚类中心的距离后, 按式(11)进行标注。图所示是图像初步标注结果示意图(图中小白圈里的数字即是区域的编号)。

$$I_i \in \arg \min_{k \in \{1,2,\cdots,C_k\}} \{D_{ik}\} \quad (11)$$

过程 2: 在过程 1 中的区域标注是基于图像像素的特征空间中进行的, 相同的区域标注(即同一簇)在图像的二维空间可能不相邻, 如图 2(b)的标注区域 2, 因此, 在这一过程中, 要将这些区域重新标注, 如图 2(c)所示。此外, 在这一过程中还要用到图像处理当中的形态学方法(腐蚀和膨胀), 对各分割区域的边界进行处理, 图 2(d)是分割结果显示。

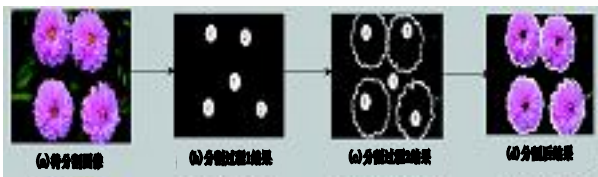


图 2 图像区域标注及分割示例

3.5 图像区域分割

图像被分割之后, 要对分割后的每一个区域进行特征描述, 其中 N_R 表示属于区域 R 像素的数目, I_i 表示第 i 个像素的特征向量:

① 区域颜色特征 每个被分割区域的颜色特征主要用该区域内的像素点在 $L^*a^*b^*$ 空间中三个分量的颜色均值来表示。

$$\bar{L} = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1, I_i \in R} I_i(labL)$$

$$\bar{a} = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1, I_i \in R} I_i(labA)$$

$$\bar{b} = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1, I_i \in R} I_i(labB)$$

② 区域纹理特征 每个被分割区域的纹理特征用区域内像素的平均对比度($\overline{con}$)和平均各向异性($\overline{ani}$)来描述。

$$\overline{con} = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1, I_i \in R} I_i(con) \quad \overline{ani} = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1, I_i \in R} I_i(ani)$$

③ 区域空间位置特征 用被分割区域内像素的平均行方向和列方向的位置来描述。

$$\bar{X} = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1, I_i \in R} I_i(X) \quad \bar{Y} = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1, I_i \in R} I_i(Y)$$

4 实验分析

本文从图像的分割速度和分割质量两方面来验证算法的有效性, 并用 **Matlab7.0** 编程语言来实现。

① 聚类算法速度比较实验

为了说明本文所提出的算法的有效性, 将本文的算法与普通的 **K-均值** 聚类算法和 **EM-MDL**^[7] 进行了比较实验, 图 3 是待分割的三幅图像, 其实验结果如表 1 所示。

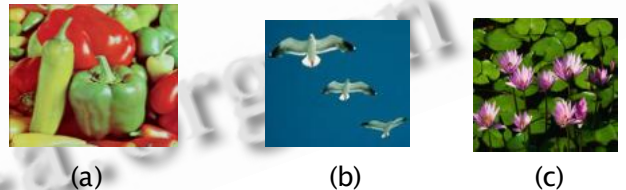


图 3 待分割的三幅图像

表 1 聚类算法的比较

图像 编号	像素 数目	本文方法		K-均值		EM-MDL	
		K	T/s	K	T/s	K	T/s
图 3(a)	291×179	4	4.68	3	1531	3	11.23
图 3(b)	139×98	3	2.17	3	4.16	3	3.98
图 3(c)	139×98	2	1.94	2	3.54	2	2.63

② 图像分割示例及区域特征描述

图 4 是运用本文提出的方法分割的结果显示。在图中, “蝴蝶” 所在的区域特征如表 2 所示。

表 2 图 4 “蝴蝶” 所在的区域特征值

$\bar{L}$	$\bar{a}$	$\bar{b}$	$\bar{X}$	$\bar{Y}$	$\overline{con}$	$\overline{ani}$
3.12	-13.65	35.94	87.65	31.64	0.108	0.062



图 4 图像区域分割结果显示
(area 是分割的区域表示)

5 结语

本文提出了一种改进的 ISODATA 聚类算法,并将其应用于图像的区域分割过程中。改进的 ISODATA 算法自适应地确定了初始聚类数目和聚类中心,避免了聚类过程中的随机性和盲目性,缩短了聚类所需要的时间,同时在聚类分组的过程中也考虑了像素点特征向量之间的差异度,减小了过分割的现象。实验结果表明这种分割方法很好,速度较快。

参考文献

- 1 边肇祺,张学工,等.模式识别.北京:清华大学出版社, 2000.
- 2 林开颜,吴军辉,徐立鸿.彩色图像分割方法综述.中国图象图形学报, 2005,10(1):1-10.
- 3 章毓晋.图像处理和分析.北京:科学出版社, 2003: 180-215.
- 4 Carson C, Belongie S, Greenspan H, et al. Blob-world: Image segmentation using expectation-maximization and Its Application to Image Querying. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24 (8):1026-1038.
- 5 万建,王继成.基于 ISODATA 算法的彩色图像分割.计算机工程, 2002,28(5):135-140.
- 6 Zhang H, Fritts JE, Goldman SA. A fast texture feature extraction method for region-based image segmentation. SPIE Electronic Imaging-Image and Video Communications. 2005,5685:957-968.
- 7 Forstner W. A framework for low-level feature extraction. Computer Vision-ECCV'94, Vol. II, Sweden: J. O. Fribundh, 1994:383-394.