

一种自动的图像分割方法*

王晓明,熊九龙,王志虎,祝夏雨,张 玓

(国防科技大学 机电工程与自动化学院仪器系,湖南 长沙 410073)

摘要: 针对传统图像分割算法需要参数设置等缺点,提出了一种自动的图像分割算法,采用基于改进视觉注意机制的粗分割和结合主动轮廓与区域生长的精确分割两个过程对图像进行自动分割。实验结果表明,该方法的分割性能优于自适应阈值算法和 Kmeans 聚类算法,且具有较强的鲁棒性。

关键词: 视觉注意机制;合并策略;视觉注意机制;主动轮廓;区域生长

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)23-0029-05

A method of automatic image segmentation

Wang Xiaoming, Xiong Jiulong, Wang Zhihu, Zhu Xiayu, Zhang Qi

(School of Mechatronics Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In view of the deficiency that traditional image segmentation algorithm needs to set parameters, an automatic image segmentation is proposed in this paper. It applies two process of coarse segmentation based on improved visual attention mechanism and precise segmentation combined active contour with region growing to achieve automatic image segmentation. Experiments show that the proposed algorithm outperforms adaptive threshold algorithm and Kmeans clustering algorithm in image segmentation. The robustness of the proposed algorithm is strong.

Key words: image segmentation; combination strategy; visual attention mechanism; active contour; region growing

图像分割是数字图像处理中的关键技术,应用十分广泛,多年来一直得到人们的高度关注,但已提出的上千种分割算法中^[1],还没有一种适合于所有图像的分割算法,绝大多数算法都是针对具体问题而提出的。在已提出的这些算法中,较为经典的有基于阈值^[2]、区域^[3]、边缘^[4]、聚类^[5]和神经网络^[6]等分割方法。其中,直方图阈值法不需先验信息、计算简单,但其未利用空间信息且复杂图像中的颜色分量直方图并不一定存在明显的谷^[7]。基于区域的区域生长易于实现、计算简单,但需给定种子点,对噪声敏感,而区域分裂则可能破坏边界,分水岭算法^[8-9]的性能在很大程度上依赖于计算图像梯度的算法。边缘检测有串行和并行检测^[10-11],算法虽简单易行,但如何获取连续边界是一大难题。特征空间聚类方法^[12-13]直观、易于实现,但要事先确定聚类数目、初始参数,对分类结果影响较大。人工神经网络^[14]则需训练样本集,但如何获取样本、计算机资源的消耗制约着其发展。

这些算法中的参数设置等限制使得算法难以达到精确分割的效果,因此本文采用一种自动的图像分割算法。受人类视觉感知系统的启发,借助视觉注意机制模型进行粗分割。考虑到传统的 Itti 运算效率低、显著图性能不好^[15],本文对其进行改进,采用 5 层尺度空间,引入边界增强扩散方程建立空间,增强图像边缘,利用不同权重对图像颜色、纹理和亮度特征进行加权。然后采用水平集方法使目标区域和背景区域间的灰度标准差最大化,驱动粗分割轮廓线向目标边缘接近,考虑实验中发现边界泄漏,利用基于轮廓的区域生长方法来进行区域生长。最后通过膨胀腐蚀操作得到精确分割结果。

1 分割算法

1.1 基于改进视觉注意机制的粗分割

随着计算机科技的发展,人类视觉系统对图像内容无与伦比的高效感知能力得到广泛关注,研究者相继提出一系列视觉注意模型,其中最为经典的是 Itti 模型^[16]。Itti 模型利用人类图像认知过程中的一般规律,在颜色、

* 基金项目:国家 863 计划(保密)

亮度和方向特征上进行高斯采样,生成9层尺度空间;模拟人类感受野拮抗结构,进行中央-周边差操作和归一化处理,形成12张颜色特征图、6张亮度特征图和24张方向特征图;将这些特征图融合形成颜色、亮度、方向关注图,再线性合并成显著图。考虑到传统的Itti运算效率低、显著图性能不好,本文对其进行改进,采用边界增强扩散方程建立5层尺度空间,采用一种基于权重的特征显著图合成策略。

1.1.1 边缘增强的尺度空间建立

图像的尺度可理解为成像所用的光圈大小以及成像设备和物体之间的距离综合作用下形成图像的一个固有属性。尺度不同,图像中各目标的显著性也不同,例如远看一个房子只能得到其轮廓,走进之后才能看到窗户等细节信息。在建立图像的尺度空间时采用Perona-Malik边界增强扩散方程^[17]:

$$\partial_t f = -\operatorname{div}(g(\|\nabla f\|^2)\nabla f) \quad (1)$$

其中, $f(x,y)$ 为待处理的图像, div 为散度算子, $\nabla f=[f_x, f_y]$ 为图像的梯度, $g(\|\nabla f\|)$ 为扩散方程的扩散系数。通过上一尺寸得到的图像来计算下一个尺寸,利用图像的梯度信息进行加权,使得梯度大的像素权重较大,突出边缘信息,达到增强图像边缘信息的效果。考虑算法的效率和实验结果,本文建立5层尺度空间。

1.1.2 图像特征显著图的加权合并

利用多尺度图像特征进行中央-周边差操作,首先将多尺度空间中第 c 层($c \in \{1, 2\}$)作为中央层,其对应的周边层 s 为 $c+\sigma$ ($\sigma \in \{2, 3\}$),即当中央层 $c=1$ 时,其对应的周边层分别为3、4层,依此类推。然后对高尺度空间作插值来获得与低尺度空间同尺寸的特征图,逐点相减得到4幅亮度、8幅颜色和16幅方向特征图。这28个特征图经跨等级相加“ \oplus ”获得亮度 I 、颜色 C 和方向 O 上的3个显著度子图,此相加在主尺度为3的空间上进行。特征显著图的合成公式为:

$$S_I = N \left(\bigoplus_{c=1}^2 \bigoplus_{s=c+2}^{c+3} \frac{M_{Ics}}{m_{Ics}} N(I(c,s)) \right) \quad (2)$$

$$S_C = N \left(\bigoplus_{c=1}^2 \bigoplus_{s=c+2}^{c+3} \left[\frac{M_{RCcs}}{m_{RCcs}} N(RG(c,s)) + \frac{M_{BYcs}}{m_{BYcs}} N(BY(c,s)) \right] \right) \quad (3)$$

$$S_O = N \left(\sum_{\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}} \bigoplus_{c=1}^2 \bigoplus_{s=c+2}^{c+3} \frac{M_{Ocs\theta}}{m_{Ocs\theta}} N(O(c,s,\theta)) \right) \quad (4)$$

其中, $I(c,s)$ 为 s 层插值到 c 层后再逐点相减得到的颜色特征图, M_{Ics} 为 $I(c,s)$ 中的最大值,是除最大值以外的平均值;同理, $RG(c,s)$ 、 $BY(c,s)$ 、 $O(c,s,\theta)$ 为特征图, M_{RCcs} 、 M_{BYcs} 、 $M_{Ocs\theta}$ 为各自特征图中的最大值, m_{RCcs} 、 m_{BYcs} 、 $m_{Ocs\theta}$ 为除最大值以外的平均值; $N(\cdot)$ 为归一化算子,其作用是将特征图中显著部分突显出来,同时抑制不显著部分。

综合显著图合成公式如式(5)所示。其中,每个特

征显著图中的最大值 M 和除最大值以外的平均值 m 构成该特征显著图的权重 M/m 。权值越大,该特征显著图在总显著图中比重较大;反之则容易被忽略。式中 S_I 、 S_C 、 S_O 为亮度、颜色、方向特征图, M_I 、 M_C 、 M_O 为各自特征图的最大值, m_I 、 m_C 、 m_O 为除最大值以外的平均值。

$$S = \frac{1}{3} \left(\frac{M_I}{m_I} S_I + \frac{M_C}{m_C} S_C + \frac{M_O}{m_O} S_O \right) \quad (5)$$

1.1.3 显著图的二值化

得到综合显著图后,利用式(6)对显著图进行简单的阈值分割,得到二值图像,该图显示目标最有可能出现在图像中的位置以及目标的大概形状。较小的阈值将只能提取出目标中最显著部分,破坏了目标的完整性;较大的阈值则会增加精分割的计算量。综合考虑,为了不遗失潜在的目标,本文采用的阈值为0.1。其中, $f(x,y)$ 为综合显著图, $g(x,y)$ 为二值化的显著图, T 为分割阈值。

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & f(x,y) \geq T \\ 0, & f(x,y) < T \end{cases} \quad (6)$$

1.2 主动轮廓和区域生长结合的精分割

改进的视觉注意机制几乎可以找到图像中目标的位置,但还达不到精确分割。将主动轮廓模型融入到改进的视觉注意机制中,对显著区域进行演化,再运用基于轮廓的区域生长得到精确的图像分割。

1.2.1 基于灰度标准差的主动轮廓演化

主动轮廓模型(Snake)首先由KASS M等人在1987年提出^[18],演化曲线 $C(s)$,使得能量式子 $E_{\text{snake}}(C) = E_{\text{int}}(C(s)) + E_{\text{ext}}(C(s))$ 取最小值。其中,内部能量 $E_{\text{int}}(C(s))$ 用以保持轮廓线的连续性和平滑性;外部能量 $E_{\text{ext}}(C(s))$ 由图像数据导出,将演化曲线吸引到目标边界处。此后,学者提出水平集方法(Level Set Method)^[19]把曲线演化隐含在水平集函数 ϕ 中,通过偏微分方程 $\frac{\partial \phi}{\partial t}$

$= \nabla_{\phi} E_{\text{snake}} + \lambda \cdot \delta(\phi) \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla(\phi)}{|\nabla(\phi)|} \right)$ 对曲线进行演化,具有

可拓扑结构变换等优点。参考文献[20]利用目标区域和背景区域间的灰度标准差来定义能量函数,基于水平集方法计算全局能量,当能量达到最大值时,即代表两区间的差别最大,分割结果最优。定义能量函数为:

$$E_{\text{image}}(z, \phi) = \operatorname{sqr}t \left\{ E \left[\left(\log \frac{p_{\text{in}}(z, \phi)}{p_{\text{out}}(z, \phi)} \right)^2 \right] - E \left[\log \frac{p_{\text{in}}(z, \phi)}{p_{\text{out}}(z, \phi)} \right]^2 \right\} \quad (7)$$

其中, $E\{f(z)\}$ 为函数的期望,自变量 z 的取值范围为1~256。 p_{in} 和 p_{out} 为概率密度函数,分别为: $p_{\text{in}}(z, \phi) = \int_{\Omega}$

$\frac{\delta_{\varepsilon}(z-f(x,y))H_{\varepsilon}(-\phi)}{H_{\varepsilon}(-\phi)} ds$, $p_{\text{out}}(z, \phi) = \int_{\Omega} \frac{\delta_{\varepsilon}(z-f(x,y))H_{\varepsilon}(\phi)}{H_{\varepsilon}(\phi)} ds$, $f(x,y)$

为输入图像, H_{ε} 为Heaviside函数, δ_{ε} 为Dirac函数。变分

法求解偏微分方程得到：

$$\nabla_{\phi} E_{\text{image}} = -\frac{\delta_{\varepsilon}(\phi)}{E_{\text{image}}} \cdot \{E[B \cdot G] - E[B] \cdot E[G]\} \quad (8)$$

其中, $G = \left[\left(\frac{1}{A_{\text{in}}} + \frac{1}{A_{\text{out}}} \right) - \delta_{\varepsilon}(z - f(x, y)) \left(\frac{1}{A_{\text{in}} p_{\text{in}}(z, \phi)} + \frac{1}{A_{\text{out}} p_{\text{out}}(z, \phi)} \right) \right]$,
 $B = \log \frac{p_{\text{in}}(z, \phi)}{p_{\text{out}}(z, \phi)}$. A_{in} 和 A_{out} 为曲线 C 区域内部和外部的像素点个数, 可通过 $\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) ds$ 和 $\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(-\phi) ds$ 计算得到。

1.2.2 基于轮廓的区域生长算法

主动轮廓存在对初始位置敏感、凹陷边缘处收敛效果不理想等缺陷, 在弱边缘处容易产生边界泄漏^[18], 达不到精确分割的要求。此时在泄漏的边界处进行基于轮廓的区域生长, 该区域生长方法与传统的区域生长^[21]不同, 它选择主动轮廓演化后的轮廓线(实际上部分处于目标内部)上的点作为生长种子点, 向轮廓线外部区域进行生长。本文主要考虑颜色上面的相似性, 若像素 X 和像素 Y 满足式(9), 则认为两个像素属于同一个区域。

$$|R_X - R_Y| \leq T_R, |G_X - G_Y| \leq T_G, |B_X - B_Y| \leq T_B \quad (9)$$

其中, R_X, G_X, B_X 为像素 X 的 R, G, B 3 个分量值, R_Y, G_Y, B_Y 为像素 Y 的 R, G, B 3 个分量值, T_R, T_G, T_B 为 R, G, B 的阈值。

生长算法步骤如下：

(1) 将主动轮廓演化得到的轮廓线上的点作为种子点, 将种子点加入 seed 数组。

(2) 判断数组 seed 是否为空, 若非空, 从 seed 种子点中取出一个种子点, 并在 seed 数组中删除该种子点, 继续下面的步骤; 否则, 转到步骤(4)。

(3) 在种子点的邻域中选择主动轮廓线外面的像素点, 判断是否存在像素点满足相似准则, 若满足条件则将该点划分为目标区域像素, 并且加入堆栈 stack, 返回步骤(2); 否则, 直接返回步骤(2)。

(4) 判断数组 stack 是否为空, 若非空, 将堆栈 stack 中的像素点作为新的种子点赋给数组 seed, 转到步骤(2); 否则, 结束生长。

1.3 本文算法流程

本文首先利用图像的梯度信息, 引入 Perona-Malik 边界增强扩散方程对图像边缘进行加强, 获取 5 层尺度空间, 然后从图像颜色、纹理、亮度特征出发, 利用不同的权重对特征显著图进行加强得到综合显著图, 考虑只对图像进行粗分割, 选用比较适中的阈值 0.1 对综合显著图进行二值化, 得到粗分割结果。利用粗分割得到目标的位置和大概轮廓作为初始轮廓, 定义目标区域和背景区域间的灰度标准差为能量函数, 利用基于水平集方法计算全局能量, 当能量达到最大时, 代表两区间的差别最大, 分割结果最优。选择主动轮廓曲线上的点作为生长种子点, 利用相似准则将种子向背景区

域生长, 然后进行膨胀腐蚀操作, 得到最终精确分割的结果。算法的具体流程如下：

- (1) 利用边界增强扩散方程对图像进行边缘加强, 获得边界增强的多尺度空间;
- (2) 提取图像的颜色、纹理、亮度特征显著图;
- (3) 利用式(2)、式(3)、式(4)计算颜色、纹理、亮度特征显著图的权重;
- (4) 利用式(5)计算总显著图, 根据式(6)将显著图进行二值化, 得到粗分割的结果;
- (5) 根据式(7)、式(8)求出使目标和背景区域方差最大的轮廓线;
- (6) 利用相似准则式(9)对轮廓曲线上的点进行生长;
- (7) 进行膨胀腐蚀操作, 得到最终精确分割结果。

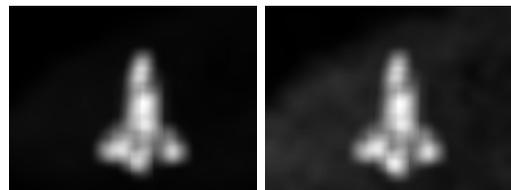
2 实验结果及分析

本文的实验环境为 Windows XP, MATLAB 7.8.0, AMD 1.7 GHz CPU, 1 GB 内存。在该环境下, 对含有航天飞机的图片进行图像分割, 由于该图像分割方法中引入了改进视觉注意机制, 因此, 不需提供图像的先验知识即可对图像进行分割。图 1 为引入了边界增强扩散方程得到的多尺度空间, 该尺度空间很好地保持了航天飞机的边缘轮廓。

本文采用的是 5 层尺度空间, 相对于 Itti 的 9 层模型, 可减少计算显著图的时间, 提高算法效率。调用 tic 和 toc 函数获取算法时间, 实验结果表明, 本文方法总体耗时为 115.543 313 s, Itti 模型方法总体耗时为 127.009 459 s, 显然, 本文提出的改进的视觉注意模型在时间效率上具有一定的优势。图 2 为两种方法得到的显著图, 本文的显著图更加接近于目标的真实轮廓, 而 Itti 模型得到的显著图中图像背景并没完全抑止, 效果欠佳。



图 1 边缘增强的多尺度空间



(a)改进视觉注意得到的显著图 (b)Itti 模型得到的显著图

图 2 显著图比较

对利用本文方法得到的显著图进行二值化, 将得到的结果按以下规则对原图像进行操作: 若二值化显著图的值为 1, 则原图像中 R, G, B 3 个分量的值不改

变;若二值化显著图的值为 0,则原图像中的 $R、G、B$ 3 个分量的值强制赋予 1。得到粗分割图像的结果如图 3(a)所示。改进的视觉注意机制能得到航天飞机在图像中的位置及其大概轮廓,但分割结果中含有部分的天空背景,对于分割要求比较高的场合,还需利用主动轮廓技术对图像进行精确分割。定义目标区域和背景区域间的灰度标准差为能量函数,基于水平集方法计算全局能量,使轮廓向真实轮廓收敛,得到分割结果如图 3(b)所示。航天飞机的头部和右侧黑色部分由于边界泄漏,只有部分在分割结果中,因此采用基于轮廓的区域生长算法补全由主动轮廓泄漏的部分,区域生长的结果如图 3(c)所示。由于限制了种子点的生长次数,区域生长结果中存在狭窄和细突出部分,采用形态学中的腐蚀和膨胀对图像进行操作,得到最终的精确图像分割结果,如图 3(d)所示。



图 3 本文方法的分割结果

为了检验本文方法的图像分割性能,本文采用基于自适应阈值的分割算法和 Kmeans 聚类算法对航天飞机图像和卫星图像进行实验,结果如图 4 和图 5 所示。其中,自适应阈值算法是自动分割方法,Kmeans 聚类算法是需参数的人工交互分割方法。将这两种分割算法的实验结果与本文算法的实验结果进行比较。

从实验结果得出,自适应阈值的分割算法由于只利用颜色信息而没有利用空间信息,得到的图像分割结果不连续,如图 4(c)中航天飞机的左翼和飞机整体分开,这是由于原图像拍摄时左边的光线较暗引起的;图 5(c)中卫星的背景为简单的黑色,但算法还是把目标中颜色较黑的部分划分为背景,破坏了目标的完整性。Kmeans 聚类算法则在图 4(d)中把背景天空中白色部分和航天飞机中的主体白色部分聚成了一类,使得分割效果很差;在图 5(d)中,卫星图像分割存在类似自适应阈值分割算法所存在的问题。而本文的分割算法则很好地克服了上述问题,无论背景为复杂的蓝白天空,还是简单的黑色星空,都能完整地分割出目标,算法具有较强的鲁棒性。

本文首先利用图像的梯度信息对图像边缘进行加



图 4 航天飞机分割结果比较



图 5 卫星分割结果比较

强,得到 5 层的多尺度空间,为了突出显著目标区域,采用自动获取颜色、纹理和亮度特征权值对特征进行加权,加强显著图,选用比较适中的阈值 0.1 对显著图进行二值化完成粗分割。实验结果表明,该方法中改进的视觉注意模型优于 Itti 模型。利用粗分割提供目标位置和大概轮廓作为初始轮廓,定义目标区域和背景区域间的灰度标准差为能量函数,采用基于水平集方法计算全局能量,能量最大代表两区域的差别最大,分割结果最优,考虑存在一定程度的边界泄漏,对轮廓曲线上的点作为生长种子点进行区域生长,最后通过膨胀腐蚀精确分割的结果。与自适应阈值算法和 Kmeans 聚类算法相比,本文方法分割效果更好,且具有较强的鲁棒性。由于存在粗分割和精确分割两个过程,使得算法消耗更多的时间,如何提高算法的性能是今后研究的方向。

参考文献

- [1] 章毓晋.图像工程(中册)——图像分析(第 3 版)[M].北京:清华大学出版社,2012.
- [2] CHENG H D, CHENG J R, LI J G. Threshold selection based on fuzzy c-partition entropy approach[J]. Pattern Recognition, 1998, 31(7): 857-870.
- [3] WANG Z M, SOB Y C, SONG Q, et al. Adaptive spatial information-theoretic clustering for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(9): 2029-2044.
- [4] ANTONIO C, SOBIERANSKI, DANIEL D, et al. Learning a color distance metric for region-based image segmentation[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(16): 1496-1506.
- [5] HUANG J, YOU X G, TANG Y Y, et al. A novel iris segmentation using radial-suppression edge detection[J]. Signal Processing, 2009, 89(12): 2630-2643.
- [6] 魏伟波,潘振宽.图像分割方法综述[J].世界科技研究与发展, 2009, 31(6): 1074-1078.
- [7] GUO G D, YU S, MA S D. Unsupervised segmentation of color images[C]. International Conference on Images Processing. Chicago, Proceeding of 1998 IEEE, 1998: 299-302.
- [8] 徐秋平,郭敏,王亚荣.基于分水岭变换和图割的彩色图像快速分割[J].计算机工程, 2009, 35(19): 210-215.

- [9] VINCENT L, SOILLE P. Watersheds in digital space: An efficient algorithms based on immersion simulation[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991,13(6):583-598.
- [10] FRANCHI D, GALLO P, MARSILI L, et al. A shape-based segmentation algorithm for X-ray digital subtraction angiography images[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2009(94):267-278.
- [11] NEVATIA R. A color edge detector and its use in scene segmentation[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1977,7(11):820-826.
- [12] JESMIN F K, REZA R A, SHARIF M A B. A customized Gabor filter for unsupervised color image segmentation[J]. Image and Vision Computing, 2009(27):489-501.
- [13] CAREVIC D, CAELLI T. Region-based coding of color image using Karhunen Loeve Transform[J]. Graphics Models and Image Processing, 1997,59(1):27-28.
- [14] RAUBER A, MERKL D, DITTENBACH M. The growing hierarchical self-organizing map: exploratory analysis of high-dimensional data[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002,13(6): 1331-1341.
- [15] 冯红梅. 基于视觉注意机制的图像分割研究及其应用[D]. 天津:河北工业大学, 2009.
- [16] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11):1254-1259.
- [17] PERONA P, MALIK J. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990,12(7):629-639.
- [18] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snake: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987,1(4):321-331.
- [19] 高新波,王斌.基于水平集接力的图像自动分割方法[J].软件学报,2009,20(5):1185-1193.
- [20] SANDHU R, GEORGIU T, TANNENBAUM A. A New distribution metric for image segmentation[C]. Medical Imaging 2008: Image Processing, San Diego, CA, Proceedings of SPIE, 2008, 6914: 91404-1-91404-9.
- [21] TREMEAU A, BOLEL N. A region growing and merging algorithm to color segmentation[J]. Pattern Recognition, 1997,30(7): 1191-1203.

(收稿日期:2013-08-05)

作者简介:

王晓明,男,1989年生,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理。