

结合 Gabor 纹理特征的局域化多通道 水平集分割方法

张立和¹,朱莉莉¹,米晓莉^{2,3}

(1.大连理工大学信息与通信工程学院,辽宁大连 116024; 2.中国人民解放军 91550 部队,辽宁大连 116023;
3.大连交通大学电气信息学院,辽宁大连 116028)

摘 要: 本文提出了一种局域化多通道主动轮廓模型的图像分割算法.针对纹理特征比较明显的图像,通过 Gabor 滤波提取纹理特征,与图像灰度信息构成多通道.考虑到演化过程中曲线内部和外部特征属性不均匀,引入局域化思想,通过计算各像素在局部区域的最小能量得到图像分割结果.最后算法结合先验形状对有遮挡目标进行分割,并能得到理想结果.大量实验验证了该方法具有良好的分割性能,优于同类算法.

关键词: 图像分割; 主动轮廓模型; 水平集方法; Gabor 滤波

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 07-1569-06

Localized Multi-Channel Level Set Segmentation Combined with Gabor Texture Feature

ZHANG Li-he¹, ZHU Li-li¹, MI Xiao-li^{2,3}

(1. School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China;
2. Army 91550 of PLA, Dalian, Liaoning 116023, China;
3. School of Electronics and Information Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian, Liaoning 116028, China)

Abstract: An new algorithm based on localized Multi-Channel active contour model is proposed for image segmentation. For the images with obvious texture, Gabor texture features are constituted multiple channels of active contour model together with image intensity information. Considering that intensity and texture characteristics are inconsistent in the interior and exterior of the evolution curve, localized energy idea is introduced, the minimum energy is calculated in the specific local area around each pixel on the evolution curve. Our model combined with the shape prior is used to segment the shadowed objects. The proposed algorithm is exemplified on various images objects and its superiority over state of the art variational segmentation techniques is demonstrated.

Key words: image segmentation; active contour model; level set; Gabor filter

1 引言

图像分割是图像处理领域中一个重要的研究课题,由于图像的多样性,到目前为止还没有一种通用的图像分割算法,已有算法大致可分为基于模型的分割^[1]和基于数据的分割^[2].在基于模型分割的算法中,主动轮廓模型在图像分割和视觉跟踪等领域都有着广泛的应用^[3~5].其基本思想就是在能量最小化的约束下驱动曲线进行演化,以便能得到理想的分割结果^[6~8].总体来说,主动轮廓模型可分为两类:基于边缘的主动轮廓模型和基于区域的主动轮廓模型.

基于边缘的主动轮廓模型主要是利用图像的梯度

来识别目标的边界^[9,10].这种模型一般只利用图像局部信息就足够了,但是也存在自身局限性,尤其是对初始轮廓线的设置具有很强的依赖,对于图像噪声也非常敏感.

近年来,对基于区域主动轮廓模型的研究越来越多,从最初的 Mumford-Shah 模型^[11]的提出,到 Chan-Vese 模型^[1]的广泛应用,以及在 CV 模型基础上不断衍生出各种改进模型,它们不仅利用图像灰度信息,而且利用纹理信息、统计信息和形状信息等^[12~14].因此,结合图像不同先验信息的分割已经成为区域主动轮廓分割模型研究的重要内容.

M-S 模型提出后,其求解问题一直困扰着人们,给

它的应用造成极大的局限性,直到 Osher 和 Sethian 提出水平集方法^[15]才解决了这一问题.由于水平集方法很容易控制曲线、曲面的拓扑变化,从而使它受到极大关注.CV 模型就是成功应用水平集方法的典型例子之一,它可以很容易地描述曲线的分裂、合并等变化,求解也不再是难题,此外,算法还能克服一些噪声的干扰,具有较好的鲁棒性.而 CV 模型仅利用了图像的灰度信息,且假设目标和背景的灰度是均匀的,这限制了算法的适用范围,对于目标与背景间平均灰度相差不大的图像,其分割结果并不理想.针对这些问题,人们做了很多关于 CV 模型的改进,加入了颜色信息、纹理信息,于是 vector-valued 主动轮廓分割模型应运而生^[16],该模型是针对彩色图像,即使图像的部分目标和背景的灰度相差不大,或是在 RGB 中某一通道上的强度相差不大,都可以得到比较理想的分割结果.但上述算法都是建立在全局统计的假设条件之上,并且假设目标和背景的强度是均匀的,这使模型具有很大局限性,为了解决这个问题,Shawn Lankton 和 Allen Tannenbaum 提出一种局域化主动轮廓模型^[17].通过分析可知,该模型抛弃了全局统计的假设条件,把目标和背景都放到一个局部区域进行描述,使得对能量函数有贡献的图像信息集中在轮廓线附近的一个窄带上,这样就减少了远离轮廓线的像素对演化曲线的影响,从而使分割结果得到很大改善.

本文算法将局域化思想应用于多通道水平集分割,充分利用图像灰度信息和纹理信息,得到了比较理想的分割结果.

2 CV 模型

本文算法的基础是 CV 模型.CV 模型能够有效抵制噪声对分割结果的影响,是一种鲁棒的图像分割模型,它是建立在著名的分段逼近的 Mumford-Shah 模型之上,和以往图像分割模型不同的是, CV 模型不再利用边缘探测器来终止曲线演化,而是利用灰度等区域信息.因此, CV 模型适用于分割目标区域和背景区域强度有较大差异的图片,并能有效地分割强噪声图像,而且对于没有明显边缘信息的图像仍然适用. CV 模型可以用下面能量函数来定义:

$$E(c_1, c_2, C) = \lambda \int_{\Omega_x} |I(x) - c_1|^2 H(\phi(x)) dx + \lambda \int_{\Omega_x} |I(x) - c_2|^2 [1 - H(\phi(x))] dx + \mu \int_{\Omega_x} \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx \quad (1)$$

式中, Ω_x 表示整个图像区域, ϕ 表示水平集函数, 它的零水平集就是目标轮廓线 C , $C = \{x | \phi(x) = 0\}$, 通常

将 C 内部看作目标区域, 而 C 外部则看作背景区域. 因此, 设定在轮廓线 C 内部 ϕ 为正值, C 外部 ϕ 为负值. $I(x)$ 表示位于点 x 处的像素灰度值, x 是一个二维空间变量, c_1, c_2 分别表示轮廓线 C 内部和外部的平均强度. 显然, 系数 $\mu \geq 0, \lambda > 0$ 是用来权衡这两项的权重. 式(1)中的 c_1, c_2 分别用以下两个公式来计算:

$$c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega_x} I \cdot H(\phi) dx}{\int_{\Omega_x} H(\phi) dx}, \quad c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega_x} I \cdot (1 - H(\phi)) dx}{\int_{\Omega_x} (1 - H(\phi)) dx} \quad (2)$$

函数 $H(\phi(x))$ 和 $\delta(\phi(x))$ 分别表示 $\phi(x)$ 的 Heaviside 函数和 Dirac 函数. 公式如下所示:

$$H(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases}, \quad \delta(z) = \frac{d}{dz} H(z) \quad (3)$$

在 CV 模型中, 得到分割结果就是要最小化能量函数公式, 也就是 $\inf_{c_1, c_2, C} E(c_1, c_2, C)$. 求解关于 ϕ 的 Euler-Lagrange 方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} \delta(\phi(x)) \left[\mu \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi(x)}{|\nabla \phi(x)|} \right) - (I(x) - c_1)^2 + (I(x) - c_2)^2 \right] = 0 \\ \frac{\delta(\phi(x))}{|\nabla \phi(x)|} \frac{\partial \phi(x)}{\partial n} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi(x)}{|\nabla \phi(x)|} \right)$ 表示曲线的曲率, 调整这一项的系数可以使曲线变得光滑.

3 本文模型

通过前面的介绍可以知道, CV 模型只利用了图像的灰度信息, 所以对于一些目标和背景的灰度相差不大而纹理特征比较明显的图像, 其分割结果不是很理想. 为了克服这个缺陷, 本文利用图像的颜色和纹理信息形成多个通道, 轮廓曲线在这多个通道综合作用下演化来逼近目标边界. 但这些模型都是定义在整个图像区域上, 是一种全局能量模型, 模型中用于描述目标和背景的特征量是分别从演化曲线内、外两个区域计算出来的, 对于局部颜色纹理等属性变化较大的图像, 这些模型的分割结果较差. 为了解决这个问题, 引入局域化思想, 在演化曲线附件的窄带上计算目标和背景的特征量, 忽略了窄带以外的像素点在曲线演化过程中所起的作用, 建立了局域化多通道主动轮廓模型.

3.1 局域化构架^[17]

首先定义一个局部区域 $B(x, y)$, 其表达式如下:

$$B(x, y) = \begin{cases} 1, & \|x - y\| < r \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中, y 是一个二维空间变量, 用 x 和 y 作为独立空间

变量来表示 Ω 上的每一个点, r 表示局部区域半径. 当点 y 位于以 x 为圆心, 以 r 为半径的圆内部的时候, 函数 $B(x, y)$ 取值为 1, 否则取值为 0. 局部区域 $B(x, y)$ 和演化曲线内外区域的关系可以用图 1 更直观地描述.

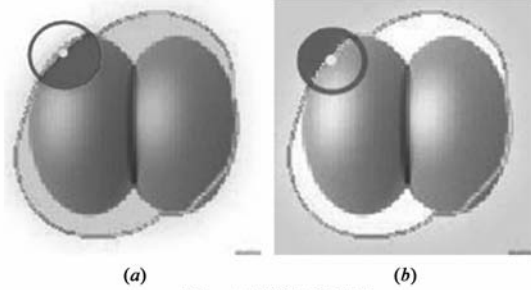


图 1 局域化示意图

图 1 中, 在演化曲线上的每一点都要考虑局部区域, 这个圆形区域被演化曲线分割为内外两部分, 像素点 x 表示圆形区域的圆心, 在图 1(a)、(b) 两幅图中用黄色小圆点标示, 而红色圆形区域就是 $B(x, y)$ 表示的局部区域, 图 1(a) 中的红色区域表示局部区域 $B(x, y)$ 的内部, 图 1(b) 中的红色区域表示局部区域 $B(x, y)$ 的外部.

根据以上定义, 可以得出一个在一般力 F 作用下的能量方程, 其表达式如下:

$$E(\phi) = \int_{\Omega_x} \delta(\phi(x)) \int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot F(I(y), \phi(y)) dy dx + \lambda \int_{\Omega_x} \delta(\phi(x)) \|\nabla \phi(x)\| dx \quad (6)$$

式中, F 是一个常用的内部单位能量, 它是用来描述在给定的模型中轮廓线上每一点的局部力. $\delta(\phi(x))$ 是水平集函数 $\phi(x)$ 的 Dirac 函数, 它确保了在演化新的轮廓线时允许曲线分裂、合并, 并且不会产生拓扑变化. 式中第二项的作用是保持曲线的平滑, 其权重取决于参数 λ 的大小. 从上式可以看出, 我们只考虑了演化曲线附近像素点对能量方程的贡献, 避免了图像特征不均匀性对分割结果的影响, 从而捕捉到更清晰的目标轮廓.

其欧拉-拉格朗日方程可以表示为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t}(x) = \delta(\phi(x)) \int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot \nabla \phi(y) F(I(y), \phi(y)) dy + \lambda \delta(\phi(x)) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi(x)}{|\nabla \phi(x)|} \right) \quad (7)$$

值得注意的是, 式中只存在对内部能量约束的计算, 所以这就使得几乎所有的基于区域的分割都可以利用这个构架.

3.2 本文算法

在局域化思想启发下, 本文对图像灰度信息和纹理信息应用局域化思想, 克服了文献[17]中对一些纹理

图像应用局域化 CV 模型并不能得到很好分割结果的缺陷.

人类视觉的多通道和高分辨率特征得到了心理物理学实验的证实. Gabor 滤波器是窄带通滤波器, 有明显的方向选择和频率选择特性, 能在空域和频域同时达到最优的联合分辨率, 尤其是二维 Gabor 基函数波形类似绝大多数哺乳动物的视觉皮层简单细胞的感受野波形特性, 因此本文采用 Gabor 滤波提取图像纹理特征. 二维 Gabor 滤波器是一个由二维高斯函数调制的复正弦光栅, 其定义为:

$$G_{\sigma, \omega, \theta}(x_1, x_2) = g_{\sigma}(x_1, x_2) \exp[2\pi j \omega(x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta)] \quad (8)$$

其中 $g_{\sigma}(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x_1^2 + x_2^2}{2\sigma^2}\right]$. ω 为正弦光栅的频率, θ 为方向, σ 为尺度. $G_{\sigma, \omega, \theta}$ 是一个复函数, 可表示成实部和虚部的形式: $G_{\sigma, \omega, \theta} = G_R + jG_I$. 给定一幅图像 I , 滤波后的幅度为:

$$I_{\sigma, \omega, \theta} = \sqrt{(G_R * I)^2 + (G_I * I)^2} \quad (9)$$

通过改变 ω 、 θ 、 σ 的值, 可以得到不同尺度、方向上的纹理特征图像.

为了确定演化曲线上每一点的局部能量, 需要局部统计信息. 所以把演化曲线内外区域的平均强度 u 、 v 加入局域化思想变为 u_x 、 v_x , 它们分别表示演化曲线上点 x 处, 演化曲线内外区域包含在局部区域 $B(x, y)$ 内部和外部的平均强度, 其表达式如下:

$$u_x = \frac{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot H(\phi(y)) \cdot I(y) dy}{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot H(\phi(y)) dy} \quad (10)$$

$$v_x = \frac{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot [1 - H(\phi(y))] \cdot I(y) dy}{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot [1 - H(\phi(y))] dy} \quad (11)$$

在本文算法模型中定义了 N 个通道: 1 个灰度信息通道和 $N-1$ 个纹理信息通道. 纹理信息通道通过改变 Gabor 滤波器参数 (ω , θ , σ) 获得. 设 I_i 表示图像在 Ω 上的第 i 个通道, 这里 $i = 1, \dots, N$. $\bar{u}_x = (u_{x,1}, \dots, u_{x,N})$ 和 $\bar{v}_x = (v_{x,1}, \dots, v_{x,N})$ 是两个向量, $u_{x,i}$ 和 $v_{x,i}$ 分别表示在第 i 个通道上 u_x 、 v_x 的值. 在最小化能量函数过程中, 需要求解 $u_{x,i}$ 和 $v_{x,i}$, 公式如下:

$$u_{x,i} = \frac{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot H(\phi(y)) \cdot I_i(y) dy}{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot H(\phi(y)) dy} \quad (12)$$

$$v_{x,i} = \frac{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot [1 - H(\phi(y))] \cdot I_i(y) dy}{\int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot [1 - H(\phi(y))] dy} \quad (13)$$

第 i 个通道的单位能量 F_i 表达式如下:

$$F_i = H(\phi(y))[I_i(y) - u_{x,i}]^2 + [1 - H(\phi(y))][I_i(y) - v_{x,i}]^2 \quad (14)$$

为了得到水平集函数 ϕ 的发展方程, 需要求出 F_i 关于 $\phi(y)$ 的一阶导数:

$$\nabla_{\phi(y)} F_i = \delta(\phi(y)) \{ [I_i(y) - u_{x,i}]^2 - [I_i(y) - v_{x,i}]^2 \} \quad (15)$$

这样, 很容易得出本文算法的能量函数:

$$E(\phi) = \int_{\Omega_x} \delta(\phi(x)) \int_{\Omega_y} B(x, y) \cdot \left\{ H(\phi(y)) \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i [I_i(y) - u_{x,i}]^2 \right) + [1 - H(\phi(y))] \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_i [I_i(y) - v_{x,i}]^2 \right) \right\} dy dx + \mu \int_{\Omega_x} \delta(\phi(x)) \|\nabla \phi(x)\| dx \quad (16)$$

其中, 参数 $\mu \geq 0, \lambda_i > 0, \gamma_i > 0$ 用来平衡曲线 C 的长度和各通道能量之间的权重.

为了求解关于 ϕ 的欧拉-拉格朗日方程, 定义 H 和 δ 函数的规则化函数 $H_\epsilon(\phi(x))$ 和 $\delta_\epsilon(\phi(x))$ ($\epsilon \rightarrow 0$)^[1]. 其表达式如下:

$$H_\epsilon(\phi(x)) = \begin{cases} 1, & \phi(x) > \epsilon \\ 0, & \phi(x) < -\epsilon \\ \frac{1}{2} \left[1 + \frac{\phi}{\epsilon} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi\phi(x)}{\epsilon}\right) \right], & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

$$\delta_\epsilon(\phi(x)) = \begin{cases} 1, & \phi(x) = 0 \\ 0, & |\phi(x)| > \epsilon \\ \frac{1}{2} \left[1 + \cos\left(\frac{\pi\phi(x)}{\epsilon}\right) \right], & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

最小化能量泛函(16)就是在条件 $\frac{\delta_\epsilon(\phi)}{|\nabla \phi|} \frac{\partial \phi}{\partial n} = 0$ 时求解关于 ϕ 的欧拉-拉格朗日方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t}(x) = \delta_\epsilon(\phi(x)) \int_{\Omega_y} B(x, y) \delta_\epsilon(\phi(y)) \cdot \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lambda_i [I_i(y) - u_{x,i}]^2 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_i [I_i(y) - v_{x,i}]^2 \right\} dy + \mu \delta_\epsilon(\phi(x)) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi(x)}{|\nabla \phi(x)|} \right) \quad (19)$$

很容易看出, 在这个模型中, 当演化曲线上每一点的 $u_{x,i}$ 和 $v_{x,i}$ 有最好的近似值时, 可得到能量方程 $E(\phi)$ 的最小值.

4 实验结果

为了说明本文提出算法的优越性, 与文献[17]进行了对比实验.

在实验过程中, 首先对图像进行 3 个尺度, 4 个方向的 Gabor 滤波, 输出 12 幅纹理图像, 具体滤波参数为: $\theta = \{0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4\}, \omega = \{0.5\}, \sigma = \{0.2, 0.5, 1\}$. 然后对每个尺度上的 4 幅图像求标准差, 将由此得到的 3 幅纹理特征图像作为模型的三个输入通道. 标准差能反映出数据的离散程度, 在每个尺度上对 4 个方向的纹理特征求标准差更能突出该尺度上目标和背景的对比度, 使图像纹理更清晰. 图 2 给出了一幅斑马图像的纹理特征图像, 图 2(a)、(b)、(c) 分别对应 0.2、0.5 和 1 三个尺度, 可以看出图像的纹理特征很清晰, 而且目标与背景的纹理对比度也比较大.

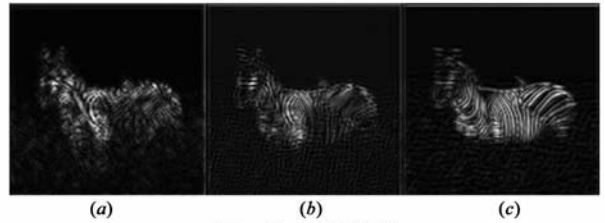
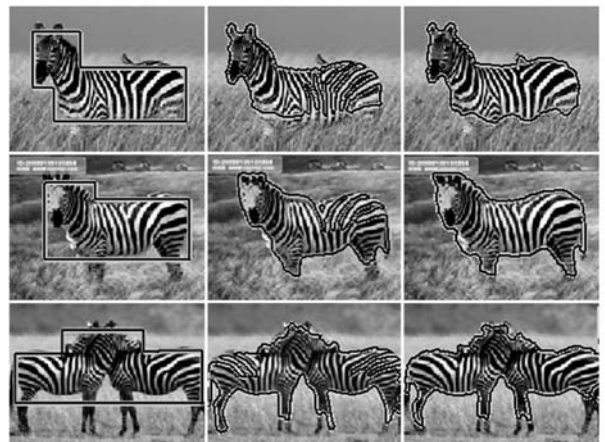


图2 纹理特征图像

本文算法共选用 4 个通道: 3 个纹理信息通道和 1 个灰度信息通道. 下面给出一些自然图像的分割结果: 图 3 是三幅斑马图像, 对于一般的图像分割模型来说, 斑马身上的斑纹给分割带来了很大困难. 图中每列从左向右依次为初始轮廓线、局域化 CV 模型分割结果和本文算法的分割结果, 需要指出的是, 两个实验中选择局域区域半径以及初始轮廓线的位置都是相同的. 对于前两幅图像, 可以很明显地看出, 本文算法的实验结果较先前算法有很大的改善, 局域化 CV 模型得到的实验结果非常凌乱, 而应用本文算法可以很容易地捕捉到较完整的斑马轮廓线. 而第三幅图像的不足之处就是右边斑马的腿不是很完整, 有待于进一步改善. 图 4 给出两幅蝴蝶图像, 背景区域灰度变化较大, 而且在某些区域, 背景和目标的灰度相差不是很大. 可以看



(a) 初始轮廓线 (b) 局域化 CV 模型结果 (c) 本文算法分割结果

图3 斑马图像分割结果

到,对于第一幅蝴蝶图像,局域化 CV 模型的分割结果中部分目标区域被划分为背景区域,而第二幅图像,则是部分背景区域被划分为目标区域.本文算法对这两幅图像均能比较好地把目标和背景分割开,从而得到理想的目标轮廓线.

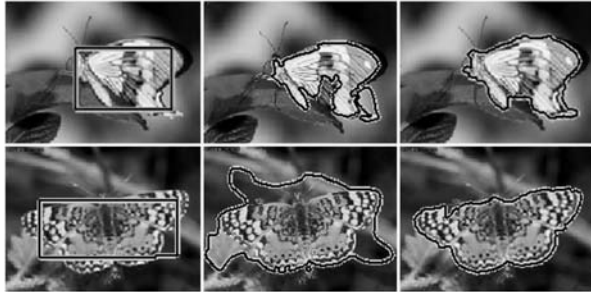


图4 蝴蝶图像分割结果

从以上实验结果可以看出,本文算法对这类图像分割性能有很大改善,尤其是对于纹理特征比较明显的图像,其分割结果更理想.

文献[17]中提到了初始曲线的不同设置对于分割结果影响很大,而本文算法在这方面有所改进.由于算法综合利用了图像灰度信息和纹理信息,形成多局域化通道,使得在局部区域内对目标和背景的描述更趋于合理,从而降低了算法对初始曲线的依赖程度,通过下面给出的实验结果可以更直观地了解.图 5(a)、(b)、(c)分别为三种不同的初始曲线,它们的位置和形状都不同:图 5(a)为不规则曲线;图 5(b)为椭圆;图 5(c)为矩形.而最后都能得到比较理想的分割结果,如图 5(d)所示.

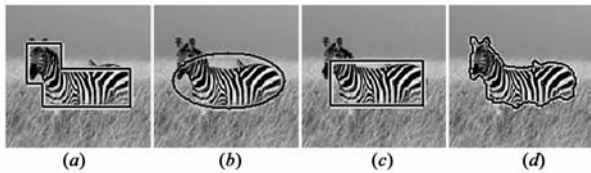


图5 三种不同的初始曲线及其最终演化结果

5 先验形状

对于有遮挡的图像,先前很多算法都不能获得理想的分割结果.本文把先验形状能量作为总能量函数的一部分来约束曲线的演化,很好地解决了图像遮挡问题.这样,能量泛函可以用如下形式来描述:

$$E(\phi) = E_L(\phi) + \alpha E_{shape}(\phi) \quad (20)$$

其中, E_L 为局域化多通道模型的能量式(16), E_{shape} 为先验形状能量公式:

$$E_{shape} = \int_{\Omega} [H(\phi) - H(\psi)]^2 \quad (21)$$

ψ 为先验形状水平集,它的零水平集就是目标先验轮廓线, $\alpha \geq 0$ 用来权衡先验形状能量的权重,先验形状曲

线演化迭代方法参照文献[18].

为了更清楚地展示先验形状所起的作用,下面给出两幅目标被人为遮挡的图像的实验结果.图 6 为一幅被遮挡的蝴蝶图像,蝴蝶的须和两边的翅膀都被不同程度遮挡,利用先验形状信息后可以分割出完整的蝴蝶轮廓线.图 7 为一只展翅翱翔的雄鹰,其翅膀被部分遮挡,可以看到应用本文算法也能够捕捉到完整的轮廓线.

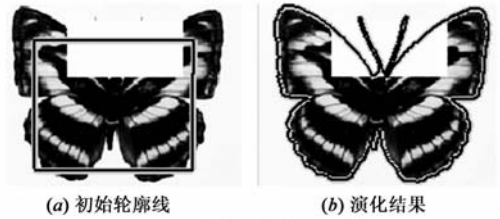


图6 部分遮挡的蝴蝶图像



图7 部分遮挡的老鹰图像

6 结论

本文通过对多通道 CV 模型应用局域化构架,提出了一种基于局域化思想的多通道水平集分割算法,对于背景复杂的图像仍可得到理想的分割结果.算法中加入先验形状信息还解决了遮挡问题.

通过大量实验得到如下结论:(1)结合 Gabor 纹理特征的局域化多通道水平集算法的分割效果比先前算法有很大程度上的提高,而且理论分析也说明将颜色和纹理信息局域化更符合实际;(2)改进算法对初始曲线的设置不再像先前算法那么敏感,不同大小、不同形状的初始曲线,经过演化都能得到较好的分割结果.

研究过程中对局部区域半径选取作了尝试性分析,但还不能自动控制局部区域半径大小,给算法参数选取带来些麻烦,在实际应用中有一定局限性.将来工作集中在自适应选取局部区域半径上,使分割效果更好,应用起来更方便.

参考文献

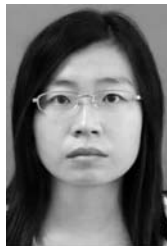
- [1] T Chan, L Vese. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions Image Processing, 2001, 10(2): 266 - 277.
- [2] J N Kapur, P K Sahoo, A K C Wong. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985,

- 29(33):273 – 285.
- [3] N Paragios, R Deriche. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects [J]. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(3): 226 – 280.
- [4] T Zhang, D Freedman. Tracking objects using density matching and shape priors [A]. *Proceedings of 9th IEEE International Conference on Computer Vision [C]*. Washington, USA: IEEE Computer Society, 2003. 2. 1056 – 1062.
- [5] N Paragios, Y Chen, O Faugeras. *Handbook of Mathematical Models in Computer Vision [M]*. New York: Springer, 2005.
- [6] G Sapiro. *Geometric Partial Differential Equations and Image Analysis [M]*. New York: Cambridge Univ Press, 2003.
- [7] S Osher, R Fedkiw. *Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces [M]*. New York: Cambridge Univ Press, 2003.
- [8] S Osher, R Tsai. Level set methods and their applications in image science [J]. *Journal of Communications in Mathematical Sciences*, 2003, 1(4): 1 – 20.
- [9] 孙阳光, 蔡超, 周成平, 丁明跃. R-Snake: 一种基于边缘与区域信息的图像主动轮廓提取模型 [J]. *电子学报*, 2009, 37(8): 1810 – 1815.
SUN Yang-guang, CAI Chao, ZHOU Cheng-ping, DING Ming-yue. R-snake: A snake model using both boundary and region information [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(8): 1810 – 1815. (in Chinese)
- [10] V Caselles, R Kimmel, G Sapiro. Geodesic active contours [J]. *Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61 – 79.
- [11] D Mumford, J Shah. Optimal approximations of piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Journal of Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577 – 685.
- [12] P Etyngier, F Segonne, R Keriven. Shape priors using manifold learning techniques [A]. *Proceedings of 11th International Conference on Computer Vision [C]*. Washington, USA: IEEE Computer Society, 2007. 1 – 8.
- [13] T Chan, W Zhu. Level set based shape prior segmentation [A]. *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*. Washington, USA: IEEE Computer Society, 2005. 2. 1164 – 1170.
- [14] A Leow, MC Chiang, H Protas. Linear and non-linear geometric object matching with implicit representation [A]. *Proceedings of 17th International Conference on Pattern Recognition [C]*. Washington, USA: IEEE Computer Society, 2004. 710 – 713.
- [15] S Osher, R Tsai. Level Set methods and their application in image science [J]. *Journal of Communications in Mathematical Sciences*, 2003, 1(4): 1 – 20
- [16] T Chan, B Yezrielev Sandberg, L Vese. Active contours without edges for vector-valued images [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2000, 11(2): 130 – 141.
- [17] Shawn Lankton, Allen Tannenbaum. Localizing region-based active contours [J]. *IEEE Trans. Image Process*, 2008, 17(11): 2029 – 2039.
- [18] W Junyan, C Kap Luk. Shape evolution for rigid and nonrigid shape registration and recovery [A]. *Proceedings of the 2009 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*. Washington, USA: IEEE Computer Society, 2009. 164 – 171.

作者简介



张立和 男, 1976 年生于山西省应县, 现为大连理工大学信息与通信工程学院副教授, 主要从事计算机视觉、多媒体信息安全的研究工作。
E-mail: zhanglihe@yeah.net



朱莉莉 女, 1983 年生于山东德州, 现为大连理工大学信号与信息处理专业硕士研究生, 研究方向为图像处理。
E-mail: lvezhu@163.com

米晓莉 女, 1980 年生于山西省应县, 现为大连交通大学交通信息工程及控制专业硕士研究生, 研究方向为图像处理。