

分水岭算法应用于主动轮廓模型能量分割算法的研究

汪梅¹ 李琳² 汪斌^{3,4} 何高明^{1,5}

(梧州学院信息与电子工程学院 梧州 543002)¹ (武汉科技大学计算机科学与技术学院 武汉 430065)²
(北京交通大学计算机学院 北京 100443)³ (华东交通大学软件学院 南昌 330013)⁴
(桂林电子科技大学研究生院 桂林 541000)⁵

摘要 主动轮廓模型(snake模型)被广泛应用于边缘提取、图像分割等领域。该模型能对目标适当初始化,并进行自主收敛,使得能量处于极小值状态,以达到目标分离的效果。当目标初始位置敏感时,需要依赖其他机制对内部能量进行合理初始化,由于模型的非凸性,它有可能收敛到局部极值点甚至发散。将分水岭算法应用于主动轮廓模型的能量分割算法,通过改进的分水岭算法确定主动轮廓模型的初始轮廓,利用迭代完成对轮廓点周围的局部近邻点的检索,以选取更小的轮廓模型,当获得最小值时完成目标轮廓的提取。

关键词 图像分割,分水岭,主动轮廓模型,能量分割,轮廓提取,图像能量

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.05.058

Study on Watershed Algorithm Applied to Active Contour Model Energy Segmentation Algorithm

WANG Mei¹ LI Lin² WANG Bin^{3,4} HE Gao-ming^{1,5}

(College of Information and Electronic Engineering, Wuzhou University, Wuzhou 543002, China)¹
(College of Computer Science and Technology, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, China)²
(College of Computer, Beijing Jiaotong University, Beijing 100443, China)³
(School of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)⁴
(Graduate School, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541000, China)⁵

Abstract Active contour model (snake model) is widely used in edge detection, image segmentation and other fields. The model is able to initialize the target and autonomous convergence, so that the energy in the state achieves the minimum target separation. When the target initial position is sensitive, it needs to rely on other mechanisms for the internal energy reasonable initialization, and due to the non-convexity model, and it is possible to converge to a local extreme point even diverge. This article used watershed algorithm to the energy of active contour model segmentation algorithm to determine the initial contour active contour models through improved watershed algorithm, and used iteration of the local neighborhood around the point contour points to select smaller contour retrieval model. When the minimum value is gotten the extraction of target contour is completed.

Keywords Image segmentation, Watershed, Active contour model, Energy segmentation, Contour extraction, Image energy

1 引言

计算机视觉涉及图像分割、目标提取和目标识别3个层次的问题。图像分割是计算机视觉研究的基本课题,直接决定了目标提取和目标识别的效果。作为数字图像处理中的关键技术,图像分割被广泛应用于各个领域,是计算机视觉研究

的基础,为机器智能的发展奠定了基础。图像分割根据作业需求,提取图像中有意义的特征部分^[1],包括图像中的边缘、区域等,提取出来的特征也作为图像识别和分析的基础^[2],具有重要的实际应用价值。目前图像分割在医学、航空与军事领域的运用已取得较大成效,将来会对人们的生活与工作发挥更重要的作用。

到稿日期:2016-08-09 返修日期:2016-10-31 本文受国家自然科学基金项目:光学图像局部模糊检测、分割与应用研究(61562074),广西自然科学基金项目(2015GXNSFAA139295,2013GXNSFBA019276),广西教育厅科研项目(KY2015YB291,YB2014356,KY2016YB438),广西壮族自治区中青年骨干教师基础能力提升项目:分水岭算法用于确定主动轮廓模型初始轮廓的算法研究,江西省科技支撑项目(20151BBE50104),梧州市科学研究与技术开发项目(2014B01030),梧州学院院级重点科研项目(2012B002),梧州学院中青年骨干教师培养计划基金资助。

汪梅(1981—),女,硕士,讲师,主要研究方向为计算机应用技术、图像处理;李琳(1981—),女,博士,讲师,主要研究方向为计算机应用技术、机器学习、形式化方法;汪斌(1976—),男,博士,讲师,主要研究方向为软件工程、图像分析;何高明(1980—),男,硕士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为计算机应用技术、图像处理,E-mail:46640945@qq.com(通信作者)。

在计算机图像中提取出图像的形状和目标时涉及到图像特征提取方法,而特征提取包括形状匹配的特征提取法,当给定的形状固定时,可以通过修改形状参数或者模板外观的参数来获取目标形状。另一种特征提取方法是可变形形状分析法^[3],它属于高级特征提取法,通过一种可变形的模板来匹配图像数据。主动轮廓模型(蛇模型)方法就是一种可变形形状分析方法,它将图像数据、初始轮廓估计、目标轮廓定义与图像的约束条件集中,经过初始化后达到自主收敛,最后通过轮廓演变找出形状,从而进行图像分割。

主动轮廓模型对初始位置敏感,易陷入局部极值,无法收敛到轮廓深度凹陷部分,不具备自动拓扑变换功能。为此,不少专家学者提出了针对 snake 模型的改进算法。Cohen^[4]提出的气球(balloon)理论模型存在弱边界和漏出边界间隙等问题;Xu^[5]提出了梯度矢量流(GVF)概念,用 GVF 场代替经典外力场,该方法有良好的收敛性,但仍不能解决曲线的拓扑变化问题。McInerney 提出了一种拓扑自适应 snake 模型,此算法用于脑部 MR 切片时具有良好的性能。杨旌等人^[6]结合全局轮廓变形改进了 snake 算法,并将其应用于视频中的变形运动对象的跟踪与提取,能较精确地跟踪运动对象。

2 算法概述

2.1 分水岭算法

分水岭算法最早由 S. Beucher 和 F. Meyer 引入图像分割领域。其原理是采用浸没模拟模型进行图像分割,为了获得目标物体的轮廓,通常需先求出待分割图像的形态梯度图,然后对各梯度值进行运算,并将结果作为分水岭算法的输入,从而计算出分水岭值。由于分水岭算法根据梯度计算而来,因此其边缘检测能力很强,能较准确地对边缘进行定位,即使是微弱的边缘也能达到较好的效果;同时该算法对图像的变化较为敏感,并且运算比较简单,还可以进行并行处理。由于标准分水岭算法以梯度图像区域的极小值作为基准对图像进行分割,容易受噪声影响,会造成将物体分割成多个的不良效果,因此在进行梯度值计算时需进行滤波平滑处理。其原因在于局部的极值过多,在分割中会出现很多细小区域,对应的梯度图中每个独立的局部底谷都被划分为不同区域,最终会导致“过分割”,即会产生大量虚假的轮廓,以至于无法区分噪声和真正的边缘点。但经过平滑处理后,会导致将分离的多个物体合并成一个,因此解决分水岭算法过分割问题是当前研究的热点^[7]。

2.2 主动轮廓模型

主动轮廓又称为蛇(snake)模型,由 Kass^[8]于 1988 年提出。主动轮廓是一种交互提取目标特征的方法,目的在于提取一组目标特征点,通常被用于自动特征提取。主动轮廓方法的基本原理是在图像目标特征周围设置一个初始轮廓,它是一组可变形的参数曲线,通过对参数曲线的能量函数参数的控制进行变形,逐步将轮廓缩小。在每次迭代过程中,对所有轮廓点进行演变,而且从第一个轮廓点开始不断重复,当轮廓最小化,即将目标特征包围在内时,这组闭合曲线即为最终

轮廓。所以,主动轮廓模型可以表示为图像目标能量的最小化处理^[9]。

图像目标能量由轮廓内部能量和外部能量构成,其中外部能量又由图像能量和图像约束能量组成。假设主动轮廓模型为 $v(s)$, $v(s)=[x(s), y(s)]$, $s \in [0, 1]$, 其中 $x(s)$ 和 $y(s)$ 分别表示每个控制点在图像中的坐标位置。 s 是以傅立叶变换形式描述边界的自变量。图像目标能量函数 E_{snake} 可以定义为:

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{in}(v(s)) + E_{im}(v(s)) + E_{co}(v(s)) ds \quad (1)$$

其中, E_{in} 为轮廓内部能量,通过内部能量决定模型的自然变化,使得曲线不断紧缩并且控制轮廓保持平滑和连续; E_{im} 表示图像能量,引导轮廓选择例如边缘点的低特征变化; E_{co} 表示约束能量,可以根据具体的对象形态定义,主要涉及到高层次的蛇模型逐步演变到达目标物体边缘。因此,snake 模型的演化可以看作 E_{snake} 函数最小化的过程,当 E_{snake} 函数最小时^[10],闭合曲线就是目标轮廓。

在 Kass 提出的 snake 模型中,内部能量由曲线的弹性能量和弯曲能量之和构成。曲线的弹性势能为 v 的一阶导数的模,当有外力作用于曲线时,弹性能量产生并使其收缩;弯曲能量是 v 的二阶导数的模,为曲线上各点的曲率之和。其定义分别为:

$$E_{elastic} = \int_0^1 \frac{1}{2} \alpha(s) |v'(s)|^2 ds \quad (2)$$

$$E_{bending} = \int_0^1 \frac{1}{2} \beta(s) |v''(s)|^2 ds \quad (3)$$

其中, $\alpha(s)$ 为曲线弹性系数, $\beta(s)$ 为曲线刚性系数。每个轮廓点与 α 和 β 的值都密切相关,而轮廓可以存储为一个向量矩阵。若设定 $\alpha=0$,即去除轮廓点之间排列间距的影响,采用这种方式,轮廓点之间非均匀间隔,并且在迭代时最终能互相重叠。所以当 α 取较小值时可以使轮廓的区域点重叠在一起,能更好地得到图像特征描述。若设定 $\beta=0$,即去除轮廓点之间排列曲率的影响,在迭代时形成轮廓角点,若迭代次数足够多,每个轮廓点都可以成为高曲率角点。内部能量可以表示为:

$$E_{in} = \int_0^1 \frac{1}{2} \alpha(s) |v'(s)|^2 ds + \int_0^1 \frac{1}{2} \beta(s) |v''(s)|^2 ds \quad (4)$$

根据上式中各自选取的权重系数的不同,内部图像能量也可以定义为曲线轮廓周围的一阶导数和二阶导数的加权之和:

$$E_{in} = \alpha \left| \frac{dv(s)}{ds} \right|^2 + \beta \left| \frac{d^2v(s)}{ds^2} \right|^2 \quad (5)$$

轮廓外部能量一般可以从图像的边缘特征处获得,例如可以取控制点或者图像局部特征(梯度等),通过图像力吸引轮廓曲线到目标边缘。曲线外部能量可以定义为:

$$E_{ext}(v(s)) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (6)$$

其中, $I(x, y)$ 为图像函数, $\nabla I(x, y)$ 表示图像在该控制点的梯度。当轮廓靠近图像目标边缘时,该点灰度的梯度值会变大,上式中的外部能量变小,在演变过程中该点速度为 0 时,则表示停留在了目标边缘。当图像存在噪声时,可以设置滤波器 $G(x, y)$,通过滤波器进行卷积去噪后再求梯度。

通过上式得出,snake 模型的能量函数定义为:

$$E_{snake} = \int_0^1 \frac{1}{2} \alpha(s) |v'(s)|^2 ds + \int_0^1 \frac{1}{2} \beta(s) |v''(s)|^2 ds - |\nabla I(x, y)|^2 \quad (7)$$

其中,利用这些能量泛函进行最小化,在对轮廓演变的单次迭代中,首先设置每个 snake 模型点的能量,并将其存储为最小能量的 snake 模型点。若通过搜索找到同样小的能量,则将该点保留,并通过搜索 $n * n (n=1, 3, 5, \dots)$ 邻域确定其他局部邻域点是否有更低能量的轮廓点。一阶微分和二阶微分都是对当前所选轮廓点的局部近邻点进行检索,所得到的是每个点的近似值。一阶微分近似为 snake 模型轮廓点的平均间隔与当前点和下一轮廓点的欧几里得距离,二阶微分则可以作为两个轮廓点之间的曲率值。对式(7)应用变分法得到 Euler-lagrange 方程:

$$\alpha(s)v''(s) - \beta(s)v'''(s) - \nabla E_{ext} = 0 \quad (8)$$

图像的亮度、梯度或者角点和图像纹理等特性均属于图像局部特性,某点的特征只与该点所在的邻域有关,而与物体的形状无关。而 snake 模型则有效地融合了图像的局部特性和外部轮廓,该模型的轮廓线具有特别的意义,既融合了底层特征,又承载了上层知识,分别表示模型能量函数的图像力和内部力。snake 模型主要研究其内部能量的曲线演化过程以及外力函数与图像能量的最小化,对轮廓的初始位置比较敏感,初始轮廓越接近真实轮廓,特征提取的效果越好,若目标比较复杂或者图像边缘比较模糊时,提取效果往往不佳。目前对初始轮廓的获取主要通过以下几种方法:1)人工勾勒;2)预测法,通过前一帧边界预测当前的序列图像;3)采用传统图像分割方法分割目标。在提取主动轮廓的过程中,经过初始化,其模型能自主地收敛于能量极小值,计算复杂度可以得到降低。在实际应用中,可以人为设定控制点,以设置起始位置,再对能量函数进行迭代求解。

现对同一图像采用 snake 模型提取目标轮廓。通过手动方式获取的初始位置图分别如图 1(a)和图 2(a)所示,初始轮廓图分别如图 1(b)和图 2(b)所示,目标轮廓图分别如图 1(c)和图 2(c)所示。对比两组图可以看出,当初始轮廓越接近目标位置时,获取的目标轮廓越精确,效果越好。由于 snake 模型最大的缺点是初始化过程中需要依赖其他机制来获取初始位置,而初始位置的获取具有不确定性,因此本文将一种改进的分水岭算法应用于主动轮廓模型^[11],通过改进的分水岭算法确定主动轮廓模型的初始轮廓,利用迭代完成对轮廓点周围的局部近邻点的检索,以选取更小的轮廓模型,当获得最小值时,目标轮廓提取完成。

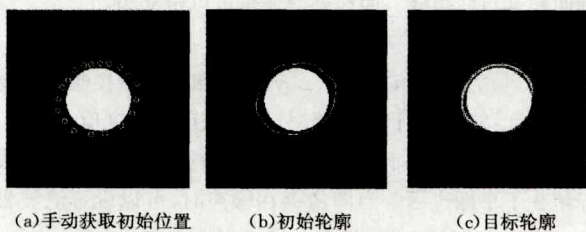


图1 第一组实验($\alpha=0.4, \beta=0.2$)



图2 第二组实验($\alpha=0.4, \beta=0.2$)

3 分水岭算法用于 snake 模型

3.1 改进的分水岭算法

传统 H-minima 标记提取方法指给定一个阈值 h , 通过对比阈值, 丢弃深度低于该阈值的极小值, 保留合适的极小值, 然后标记图像。H-minima 变换方法如下^[12-13]:

$$h_{\min}(f) = \epsilon_f^{\infty}(f+h) \quad (9)$$

其中, f 为标记图像。

$$\epsilon_f(g) = \sup\{\epsilon_g, f\} \quad (10)$$

式(10)为测地腐蚀表达式, 其中 g 为掩膜图像。

由于给定的阈值是固定的, 因此传统 H-minima 方法提取标记的图像时不能与集水盆尺度关联, 仅局限于预设的阈值。而实际上, 阈值的设定与该区域的极大值点和极小值点都有关系。因此可以采取自适应标记提取法来使内外标记活动, 然后重构梯度, 这样可以避免传统 H-minima 标记提取方法中阈值选取的盲目性。本文通过改进标记提取法, 并根据图像的统计特征来选取阈值。先统计出局部极大平均值与极小值, 再进行方差运算, 可以消除部分伪区域, 从而获得适量的区域, 得到形态梯度图像的浮点活动图像, 然后进行分水岭变换, 达到减轻过分割以及使边缘定位更精确的目的。

对于梯度图像 $g(x, y)$ 、标记图像 $f(x, y)$ 及结构元素 B , 膨胀运算定义为:

$$D^{(1)}(g, f) = (g \oplus B) \wedge f \quad (11)$$

$$D^{(n+1)}(g, f) = (D^{(n)} \oplus B) \wedge f, n=1, 2, \dots \quad (12)$$

其中, 首先设定初始值 $D^{(1)}(g, f)$, \wedge 为逐点取最小值运算。此膨胀运算迭代结束的条件是 $D^{(n+1)} = D^{(n)}$ 。在此基础上定义的开重构如下:

$$O_B^{rec}(g, f) = D^{rec}[(g \circ B), f] \quad (13)$$

同理, 腐蚀运算定义为:

$$E^{(1)}(g, f) = (g \ominus B) \vee f \quad (14)$$

$$E^{(n+1)}(g, f) = (E^{(n)} \ominus B) \vee f, n=1, 2, \dots \quad (15)$$

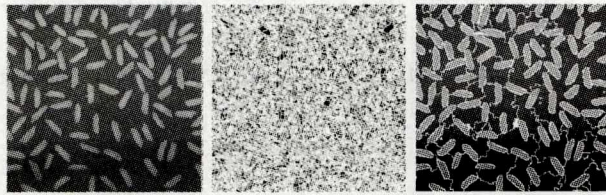
在此基础上定义的闭重构运算如下:

$$C_B^{rec}(g, f) = E^{rec}[(g \cdot B), f] \quad (16)$$

上述方法先在每个对象内创建极大值, 然后进行开操作与闭操作, 以移除较暗的斑点和枝干标记。使用上述重建技术能移除图像的小污点, 更易于提取标记。标记提取算法如下:

- Step1 采用形态学方法计算原图像的梯度图像;
- Step2 对 Step1 的梯度图像进行分水岭变换;
- Step3 对梯度图像进行形态学重建;
- Step4 对 Step3 重建的图像进行自适应标记提取, 得到标记图像;
- Step5 使用标记图像对分割图像进行极值标定;
- Step6 再采用分水岭算法, 得到结果图。

为了验证本算法的可行性,本文选取 rice 图像进行对比,实验用例图如图 3 所示。



(a)rice 原图 (b)直接分水岭效果 (c)本分水岭算法效果

图 3 实验用例图

3.2 孤立点的检测

分水岭算法能对微弱边缘进行良好的响应,可以得到封闭、连续的边缘。但在图像中往往会因为噪声或细的边缘而导致孤立点的存在,进而影响初始轮廓的形成,应该将孤立点删除。像素 $R(x,y)$ 定义为:

$$R(x,y) = \sum_{k=1}^9 W_k Z_k \quad (17)$$

其中, W_k 表示像素 $R(x,y)$ 及 8 邻域中所有像素对应的 Laplacian^[14-15] 变换中的权值, $Z_k (k=1,2,\dots,9)$ 表示这些像素的灰度值。当像素灰度值大于阈值 T 时,判定其为孤立点。孤立点 $g(x,y)$ 定义为:

$$g(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{非孤立点} \\ 1, & |R(x,y)| \geq T \end{cases} \quad (18)$$

3.3 边缘连接

通过上述方法检测孤立点后,为了便于生成完整且封闭的 snake 初始轮廓,需要将一些间断的像素连接起来。该过程定义为:

$$\begin{aligned} |\nabla f(x,y) - \nabla f(x_0,y_0)| &\leq E \\ |\alpha(x,y) - \alpha(x_0,y_0)| &\leq A \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\nabla f(x,y)$ 表示图像在该控制点的梯度, E 为梯度阈值; $\alpha(x,y)$ 表示控制点的方向, A 为方向角阈值。若满足式(19),则将像素点连接。

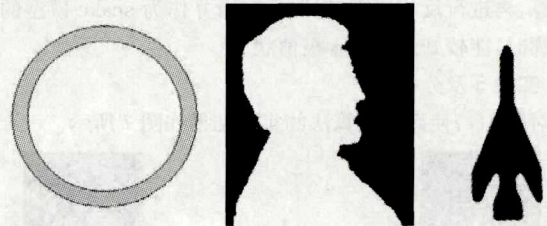
3.4 分水岭算法用于 snake 模型算法的步骤

在本文算法中,使用图像梯度作为图像能量来求取邻域中最大和最小图像能量。进行标准归一化后,加入代表阵列间距的图像弹性系数 α 和代表曲率的刚性系数 β ,以求得每个邻域点的 snake 能量,从中获取最小能量和在邻域中的相对位置。求出邻域点的最大值和最小值之差,并对所有的邻域点的阵列坐标进行标准归一化,若最大值和最小值相等,则邻域中的点坐标全相等,归一化后束缚为 0。在迭代过程中,如果轮廓点发生变化,则保留移动次数。当各个轮廓点迭代计算完毕或者达到最大迭代次数,即没有可以移动的点时,收敛标志位有效,停止迭代。算法步骤如下:

- Step1 通过改进的分水岭算法获取目标图像的初始轮廓;
- Step2 使用式(17)进行孤立点检测,并用式(18)进行处理;
- Step3 使用式(19)连接边缘;
- Step4 选取第一个蛇模型点,并初始化最小能量和坐标;
- Step5 利用迭代对轮廓点周围的局部临近点进行选取,获取新的蛇模型点坐标;
- Step6 如果有更多蛇模型点,则继续执行 Step5,直到迭代结束。

4 实验及分析

为了验证本文算法的正确性,选取了 3 幅大小不等、形状不同的图像进行实验,分别为 circle, man 和 plane(见图 4)。本实验均在 Windows7 系统下使用 Matlab7.0 进行仿真。



(a)circle (b)man (c)plane

图 4 实验用例图

4.1 实验 1 及分析

对图 4(a)使用本文算法的实验结果如图 5 所示。

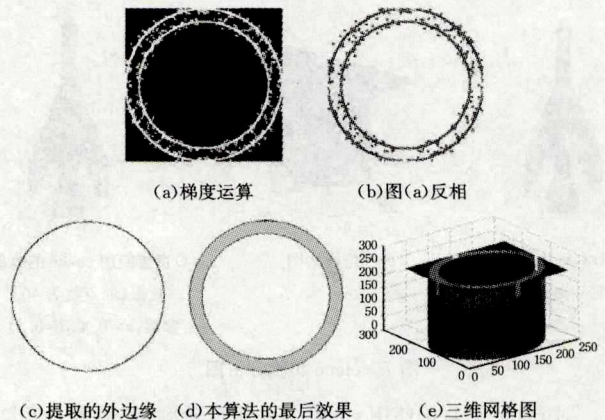


图 5 circle 实验分析图

在对 circle 图直接使用 snake 算法提取轮廓时,设置参数 $\alpha=0.4, \beta=0.2$,并取得外轮廓曲线。通过实验仿真,目标特征不能收敛到能量最小值状态。

4.2 实验 2 及分析

对图 4(b)使用本文算法的实验结果如图 6 所示。

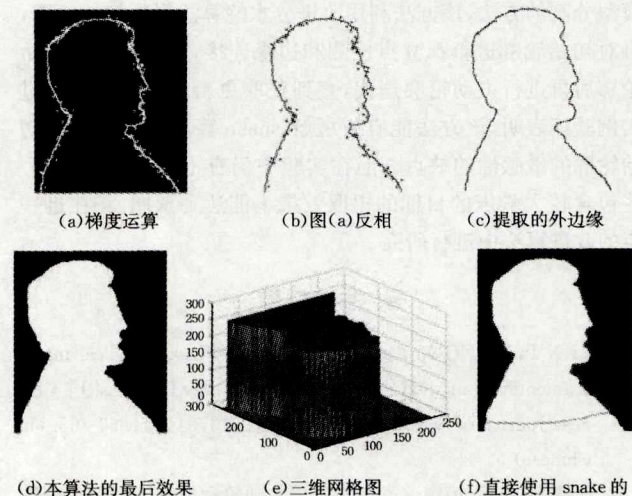


图 6 man 实验分析图

(f)直接使用 snake 的收敛效果(取点数 32; 参数: $\alpha=0.4, \beta=0.2$)

在对 man 图直接使用 snake 算法提取轮廓时,使用人工勾勒方法取得的轮廓点数为 32,因为 man 图中最底部没有轮廓线,当使用人工方法添加轮廓线时,会出现收敛速度很慢且收敛效果不佳等情况(见图 6(f)),主动轮廓曲线在底部区域的边界处停止演化,分割结果不精确。当先对 man 图进行梯度运算,再进行反相运算,提取外边缘并作为 snake 模型的初始轮廓时,能较好地收敛于极值状态。

4.3 实验 3 及分析

对图 4(c)使用本文算法的实验结果如图 7 所示。

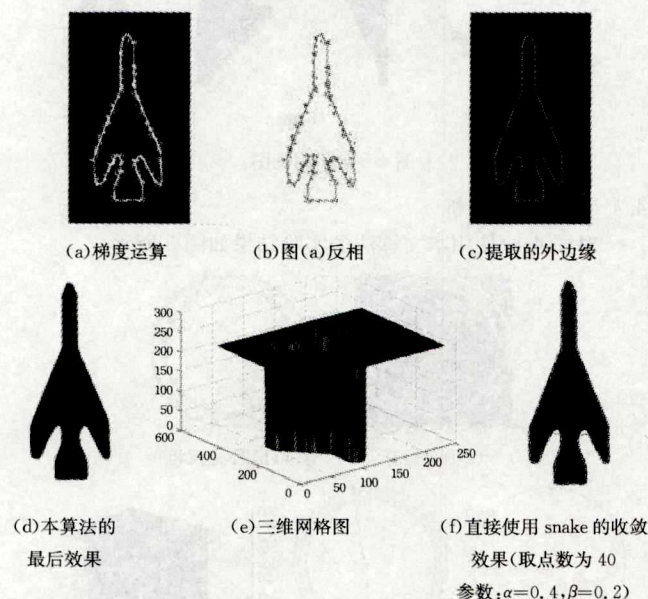


图 7 plane 实验分析图

对 plane 图直接使用 snake 算法提取轮廓时,使用人工勾勒方法取得的轮廓点数为 40,并且设置参数 $\alpha=0.4, \beta=0.2$ 。从实验仿真结果图(见图 7(f))来看,图中机翼凹陷处并没有完好收敛,这也是 snake 算法的弊端,容易产生分割误差^[16-17]。当使用本文算法时,提取的外边缘和 snake 算法的效果图如图 7(c)和图 7(d)所示。

结束语 本文提出了一种将分水岭算法应用于主动轮廓模型分割的方法,该方法利用改进分水岭算法得到初始轮廓,再对初始轮廓进行孤立点检测和边缘连接,获得较好的初始轮廓后再进行主动轮廓迭代,直到获取更新的轮廓点。通过实例验证表明,该方法能有效缓解 snake 算法中人工勾勒初始轮廓的敏感性的缺点。但在实验中仍有不足之处,即对一些包含较大噪声的目标的提取效果不能达到预期,将在进一步的改进算法中进行研究。

参考文献

- [1] LI X P, WANG X. Active contour model-based medical image segmentation method collaborative with fuzzy C-means[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(4): 860-865. (in Chinese)
- [2] CUI B X, ZHANG K, GUO Y. Image segmentation algorithm combining minimum interclass variance with region growing[J]. Journal of Instrumentation, 2013, 34(4): 860-865.
- [3] LIU L X, MA Z M, ZHAO H B, et al. A Method for Segmenting Cardiac Magnetic Resonance Images Using Active Contours[J]. Chinese Journal of Computers, 2012, 35(1): 146-153. (in Chinese)
- [4] COHEN L D. On Active Contour Models and Balloons[J]. Cvgip: Image Understanding, 1991, 53(2): 211-218.
- [5] XU C Y, PRINCE J L. Snakes, shapes and gradient vector flow[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369.
- [6] YANG J, TANG S, NEO S Y. An Improved Snake Algorithm Based on Global Contour Deformation[J]. Natural Science Journal of Xiangtan University, 2008, 30(1): 135-140. (in Chinese)
- [7] WU Y Y, YUE X K. Image Segmentation for Space Target Based-on Watershed Algorithm[J]. Computer Simulation, 2010, 28(2): 300-303. (in Chinese)
- [8] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snake: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.
- [9] REN S G, MA C, XU H L. Improved Skeleton Extracton Algorithm Based Active Contour Model Research[J]. Computer Science, 2013, 40(7): 289-296. (in Chinese)
- [10] LIU J L, SUI Q M, ZHU W X. MR image segmentation based on probability density function and active contour model[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(12): 3435-3443. (in Chinese)
- [11] HU T S, XIANG F Y. Research on initial contour selection of snake model based on watershed algorithm[J]. Journal of Zhengjiang University of Technology, 2008, 36(4): 347-377. (in Chinese)
- [12] SHEN J, YANG X Z. A Novel Segmentation Algorithm Based on Edge-Preserving Watershed[J]. Journal of Engineering Graphics, 2009(5): 81-88. (in Chinese)
- [13] TAN H B, HOU Z Q, LIU R, et al. Watershed Algorithm for Color Image Segmentation Based on Adaptive Marker-extraction[J]. Computer Engineering, 2010, 36(19): 229-231. (in Chinese)

Journal of Shenyang University of Technology, 2008, 30(5): 568-571. (in Chinese)

崔宝侠, 张昆, 郭宇. 最小类内方差和区域生长相结合的图像分割法[J]. 沈阳工业大学学报, 2008, 30(5): 568-571.

刘利雄, 马忠梅, 赵恒博, 等. 一种基于主动轮廓模型的心脏核磁共振图像分割方法[J]. 计算机学报, 2012, 35(1): 146-153.

COHEN L D. On Active Contour Models and Balloons[J]. Cvgip: Image Understanding, 1991, 53(2): 211-218.

XU C Y, PRINCE J L. Snakes, shapes and gradient vector flow[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369.

YANG J, TANG S, NEO S Y. An Improved Snake Algorithm Based on Global Contour Deformation[J]. Natural Science Journal of Xiangtan University, 2008, 30(1): 135-140. (in Chinese)

杨旌, 唐胜, NEO S Y. 结合全局轮廓变形的改进 Snake 算法[J]. 湘潭大学自然科学学报, 2008, 30(1): 135-140.

WU Y Y, YUE X K. Image Segmentation for Space Target Based-on Watershed Algorithm[J]. Computer Simulation, 2010, 28(2): 300-303. (in Chinese)

武媛媛, 岳晓奎. 基于分水岭算法的空间目标图像分割方法[J]. 计算机仿真, 2010, 28(2): 300-303.

KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snake: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.

REN S G, MA C, XU H L. Improved Skeleton Extracton Algorithm Based Active Contour Model Research[J]. Computer Science, 2013, 40(7): 289-296. (in Chinese)

任守纲, 马超, 徐焕良. 基于改进主动轮廓模型的图像分割方法研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(7): 289-296.

LIU J L, SUI Q M, ZHU W X. MR image segmentation based on probability density function and active contour model[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(12): 3435-3443. (in Chinese)

刘建磊, 隋青美, 朱文兴. 结合概率密度函数和主动轮廓模型的磁共振图像分割[J]. 光学精密工程, 2014, 22(12): 3435-3443.

HU T S, XIANG F Y. Research on initial contour selection of snake model based on watershed algorithm[J]. Journal of Zhengjiang University of Technology, 2008, 36(4): 347-377. (in Chinese)

胡同森, 项方云. 使用标识分水岭算法确定 Snake 模型的初始轮廓[J]. 浙江工业大学学报, 2008, 36(4): 347-377.

SHEN J, YANG X Z. A Novel Segmentation Algorithm Based on Edge-Preserving Watershed[J]. Journal of Engineering Graphics, 2009(5): 81-88. (in Chinese)

沈晶, 杨学志. 一种新的边缘保持分水岭的图像分割算法[J]. 工程图学学报, 2009(5): 81-88.

TAN H B, HOU Z Q, LIU R, et al. Watershed Algorithm for Color Image Segmentation Based on Adaptive Marker-extraction[J]. Computer Engineering, 2010, 36(19): 229-231. (in Chinese)

谭洪波, 侯志强, 刘荣, 等. 基于自适应标记提取的分水岭彩图分

割算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(19): 229-231.

- [14] YANG S Q, NING J F, HE D J. Image segmentation algorithm of touching rice kernels based on active contour model[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(2): 207-211. (in Chinese)
杨蜀秦, 宁纪锋, 何东健. 一种基于主动轮廓模型的连接米粒图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 207-211.
- [15] WANG Y, JIA Y, LIU L. Harmonic gradient vector flow external force for snake model[J]. Electronics Letters, 2008, 44(2): 105-106.
- [16] LANKTO S, TANNENBAUM A. Localizing Region-based Active Contours[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 11(17): 2029-2039.

- [17] SHANG Y F, WANG N, WANG H. Medical object extraction model based on regional energy minimization and active contour model[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(7): 2715-2718. (in Chinese)
尚岩峰, 汪宁, 汪辉. 基于区域能量最小和主动轮廓模型的医学目标提取[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(7): 2715-2718.
- [18] ZHANG W. Markov Random Field Based Object Segmentation Combining Edge and Shape Prior[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2014, 28(10): 79-85. (in Chinese)
张微. 融合边缘和形状先验的MRF目标分割[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2014, 28(10): 79-85.

(上接第307页)

音环境下的准确度要高于常规子带谱熵算法。在白噪声下, 相比常规子带谱熵算法, 本文算法的平均准确率提升了13.85%; 在Babble噪声下, 提升了17.54%。

表1 白噪声下的检测结果

端点检测方法	不同信噪比下端点检测的正确率/%			
	15dB	10dB	5dB	0dB
常规子带谱熵	95.86	91.45	75.48	58.75
子带能熵比	99.96	97.68	92.49	86.79

表2 Babble噪声下的检测结果

端点检测方法	不同信噪比下端点检测的正确率/%			
	15dB	10dB	5dB	0dB
常规子带谱熵	94.69	90.98	65.68	50.65
子带能熵比	98.88	96.80	90.57	85.90

实验表明, 该算法的复杂度相对较小, 在计算子带能量的同时可以得到子带谱熵, 继而得到子带能熵比, 计算简单, 且能够有效地将语音信号、噪声信号进行区分, 能够有效地减轻系统的运算负载, 减少处理时间, 提高整个系统的有效性和实时性; 较低信噪比下语音识别系统在噪声环境下的鲁棒性得到了增强, 有效提升了语音识别的准确率, 从而更加清楚地划分了语音与噪声之间的边界。

结束语 低信噪比的语音端点检测是语音降噪、语音识别、语音增强等语音处理所必须面对的难点之一, 传统的语音端点检测在低信噪比的环境下性能急剧下降, 而本文提出的基于子带能熵比的端点检测算法在不同噪声、不同低信噪比环境下都具有较高的正确率, 且鲁棒性较好。实验证明本文算法在噪声环境下是一种有效的方法。

参考文献

- [1] CAO Y L, LA D S, JIA S, et al. A speech Endpoint Detection Algorithm Based on Wavelet Transforms[C]//Control and Decision Conference(2014 CCDC), 2014: 3010-3012.
- [2] MAJSTOROVIC N, ANDRIC M, MIKLUC D. Entropy-based algorithm for speech recognition in noisy environment[C]//Telecommunication forum, 2011: 667-670.
- [3] LU Y U, ZHOU N, XIAO K, et al. Improved speech endpoint

- detection algorithm in strong noise environment[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(5): 1386-1390. (in Chinese)
鲁远耀, 周妮, 肖珂, 等. 强噪声环境下改进的语音端点检测算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(5): 1386-1390.
- [4] FU J, WANG S W, CAO X L. The Research on Speech Endpoint Detection Algorithm Based on Spectrogram Row Self-correlation [C]//International Conference on Computer Science and Network Technology. IEEE, 2012: 212-216.
- [5] KYRIAKIEDS A, PITRIS C, SPANIANS A. Isolated Word Endpoint Detection using Time-Frequency Variance Kernels[C]//IEEE Trans. on Signal, Systems and Computers. 2011: 1041-1045.
- [6] ZHAO X Y, WANG L L, PENG L Z. Adaptive Cepstral Distance-based Voice Endpoint Detection of Strong Noise[J]. Computer Science, 2015, 42(9): 83-86. (in Chinese)
赵新燕, 王炼红, 彭林哲. 基于自适应倒谱距离的强噪声语音端点检测[J]. 计算机科学, 2015, 42(9): 83-86.
- [7] SHEN J L, HUNG J W, LEE L S. Robust Entropy-based Endpoint Detection for Speech Recognition in Noisy Environments [C]//Proceedings of International Conference on Spoken Language Processing. IEEE, 1998: 232-235.
- [8] WU B F, WANG K C. Robust Endpoint Detection Algorithm Based on the Adaptive Band-Portioning Spectral Entropy in Adverse Environments[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 2005, 13(5): 762-775.
- [9] WANG L, LI C R. An Improved Speech Endpoint Detection Method Based on Adaptive Band-partition Spectral Entropy[J]. Computer Simulation, 2010, 27(12): 373-375. (in Chinese)
王琳, 李成荣. 一种基于自适应谱熵的端点检测改进方法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(12): 373-375.
- [10] MORADI N, NASERSHARIF B, AKBARI A. Robust speech recognition using compression of Mei sub-bandenergies and temporal filtering[C]//International Symposium on Telecommunications, 2010: 760-764.
- [11] ZHU C M, TIAN L F, LI X Y, et al. Recognition of Cough Using Features Improved by Sub-band Energy Transformation[C]//International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, 2013: 251-255.