

# 基于水平集算法后向散射的运动目标轮廓提取

范有臣, 赵洪利, 孙华燕, 郭惠超, 赵延仲  
(解放军装备学院, 北京 101416)

**摘要:**基于距离选通的激光主动成像系统在大气条件下对运动目标成像时,为了在更大范围内搜索跟踪目标,距离选通初始门宽通常在微秒量级,进而引起后向散射,严重影响了系统对目标的识别与提取。文中首先分析了基于距离选通的激光主动成像系统,在此基础上引入距离信息实时跟踪运动目标,研究了不同选通门宽引起的后向散射对图像质量的影响,提出了一种基于 Sobel 算子和 GAC 模型的目标轮廓提取算法,将 Sobel 边缘检测的结果引入水平集边界停止函数,为水平集的曲线演化提供参考依据。实验结果表明,提出的水平集算法能够克服严重后向散射干扰影响提取目标轮廓,目标提取精度在 0.9 以上,高于 GAC、LIF、LBF 等经典水平集算法。

**关键词:**距离选通;水平集;运动目标;后向散射

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2015.05.025

## Level set algorithm for the extraction of target contour under backscatter interference

FAN You-chen, ZHAO Hong-li, SUN Hua-yan, GUO Hui-chao, ZHAO Yan-zhong  
(Academy of Equipment, Beijing 101416, China)

**Abstract:** When the range-gated laser active imaging system is imaging the moving targets under atmospheric conditions, the initial gate width is usually in the microsecond magnitude in order to search and track the target in a wider range, which causes much backscatter and seriously affecting the recognition and extraction of the target. The range-gated laser active imaging system was analyzed firstly, then real-time tracking of moving targets from the motion information was introduced. The effect of the backscatter caused by different gate widths on image quality was studied, and a kind of object contour extraction algorithm based on Sobel operator and GAC model was put forward. The result of Sobel edge detection is introduced to level set boundary stop function, which provides a reference for the curve evolution of level set. Experimental results show that the level set algorithm can overcome the effect of serious backscatter on object contour extraction, and target extraction accuracy is above 0.9 and higher than the GAC, LIF and LBF classic level set algorithm.

**Key words:** range-gated; level set; moving target; backscatter

### 1 引言

基于距离选通的激光主动成像是近年来激光成像的研究热点,但是其成像目标大部分是静止目标,在成像时要预设距离值才能得到目标图像<sup>[1-2]</sup>,只适用于静止的已知距离的合作目标,在实际应用时受到很大限制,无法完成非合作目标的成像,尤其是

运动目标。文中针对非合作的运动目标,在距离选通的基础上,采用红外热像仪跟踪运动目标,同时引导激光成像系统,并加入了测距机的功能,实时采集运动目标的距离信息,而后根据此距离信息修正选通距离,进而实现对运动目标的激光成像。

在对运动目标成像时,由于测距机的误差及目

**基金项目:**国家自然科学基金项目(No. 61302183)资助。

**作者简介:**范有臣(1987-),男,博士,主要从事光电信息处理,激光图像处理等方面的研究。E-mail:love193777@ sina.com

**收稿日期:**2014-06-20

标快速运动时的速度影响,需要增加选通门宽,以实现运动目标始终在选通成像范围之内的目的,尤其是在捕获运动目标初期,其成像覆盖范围在几公里,对应门宽宽度在几甚至十几微秒。由于门宽的增加,后向散射的影响也越来越严重。文中分析了不同门宽引起的后向散射对图像质量的影响,并提出结合 Sobel 算子和 GAC 模型优点,将 Sobel 边缘检测的结果引入水平集边界停止函数,降低后向散射的影响,提取完整的目标轮廓。

## 2 运动目标激光主动成像

### 2.1 运动目标激光主动成像系统

激光主动成像系统对运动目标成像时,相比于静止目标有两个不同点:①运动目标的捕获跟踪。由于运动目标空间位置是不断变化的,激光主动成像系统必须跟随运动目标一起运动才有可能获得图像,但是由于激光主动成像系统的视场角小(一般为几毫弧度),其自身无法完成对运动目标的跟踪,必须借助其他成像系统完成外部引导才能精确跟踪运动目标;②运动目标的距离信息获取。由于运动目标在不断运动中,其距离信息在不断地变化之中,而基于距离选通的激光主动成像系统必须依赖于精确的距离信息,距离信息获取对于能否成像起着至关重要的作用。

从以上两点分析,针对运动目标的捕获跟踪,采用红外热像仪在大视场角内发现跟踪目标,针对运动目标的距离信息获取采用激光测距机实时获取目标距离信息。整个系统结构如图1所示。

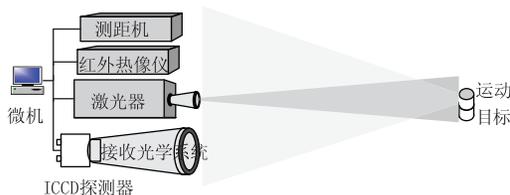


图1 系统结构图

Fig. 1 System structure diagram

整个系统工作流程如下:首先,运动目标在大视场范围出现后,红外热像仪捕捉运动目标,稳定跟踪后触发激光器出光,然后,测距机和接收系统开始工作,同时,测距机将距离信息实时传送至微机,控制ICCD探测器的快门开启时间和选通距离,实现对目标的激光成像。系统实物如图2所示。

装置主要由ICCD成像系统、照明激光系统、接收光学系统、同步控制系统、激光测距系统和计算机系统构成。选通型探测器选用了北方夜视技术有限公司的1XC18/18WHS-G选通型ICCD。激光器为

1064/532 nm 双波段半导体泵浦的YAG激光器,其单脉冲能量可调,1064 nm 波长输出时最大为200 mJ,532 nm 波长输出时最大为80 mJ,重复频率50 Hz。接收光学系统为透射式天文望远镜,焦距1800 mm、口径250 mm。激光测距系统为1570 nm 人眼安全激光器,其测距精度为2 m,光束发散角 $\geq 1$  mrad,在能见度大于12 km时作用距离 $\geq 20$  km。

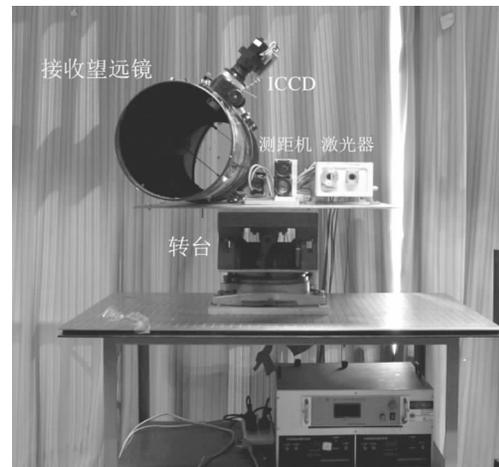
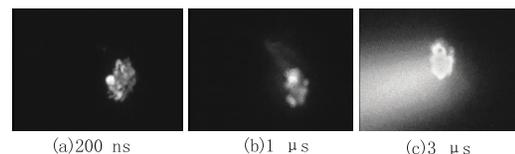


图2 系统实物图

Fig. 2 Physical map system

### 2.2 后向散射对图像质量的影响分析

基于距离选通的激光主动成像,其选通成像的优点之一即为抑制后向散射,但是在对运动目标成像时,选通门宽比静止目标大,后向散射影响也更为明显。图3为对运动目标成像时,不同门宽时的成像。目标为一簇氢气球,目标距离500 m,其运动速度约为5 m/s。



(a) 200 ns (b) 1  $\mu$ s (c) 3  $\mu$ s

图3 不同门宽的后向散射

Fig. 3 Different doorwide backscatter

图3中(a)选通门宽为200 ns,后向散射的光基本被滤除,图3(b)选通门宽为1  $\mu$ s,有部分的后向散射光进入到门宽内,图3(c)选通门宽为3  $\mu$ s,后向散射的光基本覆盖整个目标本身。从图中可以看出,后向散射光对图像质量影响严重,尤其是对运动目标初期成像时,门宽宽度是由大及小不断变小的,初期成像选通门宽必然在微秒量级,从而严重的后向散射也必然是跟随目标在图像中出现的,这就需要寻求一种算法克服后向散射的干扰,提取出目标的轮廓信息,为进一步缩小门宽宽度,减少后向散射影响,对运动目标精确成像提供参考依据。

### 3 Sobel 算子与 GAC 模型结合的水平集算法

#### 3.1 GAC 模型

GAC 模型主要是依据光学当中的 Fermat 工作原理,在轮廓活动模型的前提条件下获得的。此类模型主要是借于曲线演变理论知识的,运用变分水平集的方式实现,可以自主解决曲线形拓扑变动的现象,并可以分割多个目标图形,数值测算稳定性较好。GAC 模型避免了蛇模型设置各种参数指标的缺陷<sup>[3]</sup>,Caselles 等有关人士最早提出了测地轮廓活动模型,其出发点为能量的最小化<sup>[4]</sup>,如下所示:

$$L_R(C) = \int_0^{L(C)} g(|\nabla I|C(s)|) ds \quad (1)$$

式中, $C(s)$ 表示为闭合型曲线; $L(C)$ 表示为曲线的弧长; $\nabla I$ 指图像  $I$  的梯度; $L_R(C)$ 为加权弧长。上面的式子也可解释成:通过  $g(\cdot)$  作为加权指标系数的最小路程,封闭型曲线主要为目标载体的轮廓形曲线,在微积分几何学当中,称之为测地间距。

利用变分法,得到泛函对应的梯度下降流为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = gkN - (\nabla g \cdot N)N \quad (2)$$

其中, $k$ 表示为  $C$  曲线的曲线斜率; $N$ 表示为  $C$  曲线的垂直矢量,它的方向一直朝向闭合型曲线内部的。这个偏微分公式也是 GAC 模型的最基本表达式<sup>[5]</sup>。 $g(r)$ 是单调性递减的数学函数,一般在实际计算当中选取  $g(r)$  的数学函数表达式为:

$$g(r) = \frac{1}{1 + (r/K)^p} \quad (p = 1,2) \quad (3)$$

在公式当中,常数  $K$  被称之为反差指标系数,可经过调节  $K$  的数值变化来调节边缘数学函数  $g$  减少的速度,在进行数值测算的时候,因为直接运用差分测算梯度对噪声非常敏感,所以,在运算过程当中,一般先对图像采取高斯式预处理平滑措施,获得的边缘数学函数如下所示:

$$g(r) = \frac{1}{1 + (I_\sigma)^p} \quad (p = 1,2) \quad (4)$$

式中, $I_\sigma$ 为高斯平滑后的图像;在这里  $g$  实际表达式为  $g(|\nabla I|)$ 。

对 GAC 模型的两个多项式分析,公式右边首项可看成是曲线斜率运动乘上  $g(x,y)$ 。曲线斜率运动的主要特征为:在曲线斜率为正数的时候,闭合型曲线往内紧缩,在曲线斜率为负数的时候,闭合型曲线往外延伸,曲线的总长将会不断缩减,并且倾向平滑化。然而,因为在 GAC 模型当中  $g(x,y)$  加权因数的出现,促使曲线演变受到  $g(x,y)$  的制约。由此

可见,当  $C$  曲线处在图形的平坦区域时  $|\nabla I| \approx 0$ ,可得到  $g(|\nabla I|) \approx 1$ 。这时,曲线将会全部依照曲线斜率运动方式来进行演变;然而,当  $C$  曲线处在图形的边缘位置的时候,  $|\nabla I| \gg k$ ,则可得出  $g(|\nabla I|) \approx 0$ 。这时,因为加权因数等于 0,造成了曲线斜率运动完全失效。

分析该公式右边另一项。在图像的平坦区域,可以得出  $g(|\nabla I|) \approx 1$ ,那么就有  $|\nabla g| \approx 0$ ,则第二项结果为 0,事实上就失去了意义。在目标的边缘当中,  $g(|\nabla I|) \approx 0$ ,将会得到  $g$  局部的最低值,又得知  $|\nabla g|$  的方向一直是朝向  $g$  提升的方向的,所以,无论在目标外部还是在内部,  $|\nabla g|$  都是朝向远离边缘方向的。则当  $C$  曲线到达目标边缘时,依照规定  $N$  向量的方向是一直朝向曲线内部的。则当  $C$  曲线处在边缘外部的时候,  $N$  和  $|\nabla g|$  的方向正好相反,那么  $|\nabla g|N$  就是负值,因此,  $-(|\nabla g|N)N$  和  $N$  的方向是相同的,这时,第二项的作用将会促使  $X$  曲线由外部边缘往更接近边缘的方位运动;相反,假如  $C$  曲线处在边缘区域内的时候,  $N$  向量将和  $|\nabla g|$  方位是一致的,那么  $|\nabla g|N$  就表示成正值,因此,  $-(|\nabla g|N)N$  和  $N$  的方向是相反的,这时候,第二项的作用就会促使  $X$  曲线由内部边缘往更接近边缘的方位运动。由上所述,该公式第二项的作用是驱使  $C$  曲线往  $\nabla I$  的局部 Max 运行,并且固定于  $\nabla I$  的局部 Max 位置中,然而,此类作用仅仅是在  $C$  曲线已相当接近边缘,以至于  $g(|\nabla I|)$  拥有明显的梯度的时候才可以慢慢出现,然而在平坦区域当中,其主要依赖于曲线斜率来进行曲线运动指导。

#### 3.2 推广的 GAC 模型

从上述分析可以明显看出 GAC 模型的缺点,当目标存在深凹区域是,其曲率  $k$  是负数,则表示内力方向为  $-N$ ,这时演化曲线会有向外运动的趋势,但是此时并没有接近边缘,产生的外力也可以忽略不计,导致演化曲线停滞在深凹区域的外部,无法到达深凹边缘。可以看出,当对象拥有相对较深的凹陷区域的时候,GAC 模型有可能停留在某个局部 min 状态,但并不是目标区域。为处理这类问题,提议出了一类推广的 GAC 模型<sup>[6-7]</sup>,也就是说,针对该公式(2)添入一种“收缩力” $c$ ,其方向一直永恒的朝向曲线区域内,且还受到  $g(|\nabla I|)$  的掌控,这种推广型的 GAC 模型如下所示:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = g(c+k)N - (\nabla g \cdot N)N \quad (5)$$

其中,各参数定义与上相同。

在原有模型条件下添加了一个平衡力  $cgN$ ,  $c$  表示为可选取的恒定常量。则在平坦区域曲线向内部紧缩的速率将会逐渐加速,且尽管曲线斜率  $k$  表示为负值,也可持续向内部进行紧缩,这样就合理地解决了向凹陷区域边缘靠近的问题,但这同时还引来了一些新的问题。即  $c$  值选择的问题,如果选择较大的  $c$  值,对于一些模糊不清的边缘,其外力并不大,水平集曲线在演化时可能会直接越过边缘,因此,必须根据不同的条件合理选择  $c$  值。

针对不同的图像中,固定的常数  $c$  并不能满足需求,因此在应用中常数  $c$  的确定是图像边缘提取的重点。

### 3.3 引入 Sobel 算子的 GAC 模型算法

边缘检测算子也是图像分割中边缘提取的另一种重要方法,各类形态学边缘算子、微积分边缘算子(包括 Sobel 算子、Canny 算子、Robert 算子等)及各类小波边缘提取算子是较为常用的边缘检测算法。其中,微积分边缘算子拥有算法简单、提取速率快的优势。但所有微积分边缘检测都不能提取完整的目标边缘,提取的目标边缘是以很多点以及短线链接而成,并不能获得连续封闭的目标轮廓,只能获得目标的大体位置。若激光主动图像受到后向散射的干扰严重,对目标图像会有严重影响,且在边缘检测算子中,二阶导数检测算子对噪声更加敏感,利用一阶导数信息对于后向散射干扰下的边缘提取更加可靠。一阶导数算子有 Sobel 算子、Roberts 算子、Prewitt 算子、Canny 算子。另外,在微积分边缘算子中,Sobel 算子算法最为简单,只有水平和垂直两个方向的边缘检测模板,通过设定的模板值与每个像素点做卷积和运算,得到  $S(i,j)$  图像,然后选取适当的阈值  $M$ ,若  $S(i,j) > M$ ,则  $(i,j)$  为边缘点。从上面的分析可以看出,Sobel 算子选取边缘点时,灰度新值大于阈值的像素点才能作为候选点,也就是说,原图像中亮度高的部分更容易被检测出来。在激光主动成像中,默认为目标是被照亮的部分,其灰度值高于周边背景,与 Sobel 边缘检测算子是一致的。因此选择 Sobel 边缘检测算子作为激光图像中目标的粗略位置检测。

采用 GAC 模型对实际环境中拍摄的真实图像进行处理时,边界停止函数都与一个能量最小值对应,但是此时水平集演化曲线的法向矢量  $N$  并不是

零,导致曲线不断的向目标内部运动,特别是在边缘变化不明显的区域,边缘数学函数  $g$  的最小值不断变大,越过目标边缘的可能性也越来越大。在后向散射干扰严重的激光图像中,由于后向散射噪声亮度较高,目标边缘与后向散射噪声混叠在一起,直接越过边缘的可能性也较大。

将 Sobel 算子检测目标主体位置的优点和 GAC 模型可以得到目标连续边缘的优点结合,首先采用 Sobel 算子提取目标边缘,初步确定目标位置,并将之作为边界停止函数的判别条件,然后重构边缘停止函数,使 GAC 模型水平集曲线演化时受到目标大体位置的约束,不越过目标主体边缘,从而避免了 Sobel 算子和 GAC 水平集模型各自的缺点。

当引入 Sobel 检测算子,重构边缘停止函数后,在检测出的目标边缘处,边缘停止函数值为 0,因此,在这种条件约束下, $c$  值选取过大或过小都不会使演变曲线越过目标边缘的。另外,若选取较大的  $c$  值,在演化曲线未到达检测边缘处时, $g$  将会是大于零的值,由于平衡力  $cgN$  的作用,在非边缘区域紧缩的速率将会加速,进而加快曲线的演化速率,提高计算效率,并能克服经典 GAC 模型在凹槽处出现停滞不前,导致提取错误边缘的现象。

边缘停止函数重构为:

$$g(r) = \begin{cases} \frac{1}{1 + (I_\sigma)^p} & f(i,j) = 0 \\ 0 & f(i,j) = 1 \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $I_\sigma$  为对于原始图像做平滑处理结果,其表达式为:

$$I_\sigma(x,y) = I(x,y) * G_\sigma(x,y) \quad (7)$$

$$G_\sigma(x,y) = (1/\sigma \sqrt{2\pi}) \exp[-(x^2 + y^2)/2\sigma^2] \quad (8)$$

其中,高斯函数的方差是  $\sigma$ 。

整个算法过程如下:

1) 首先对图像进行高斯滤波平滑和边缘检测,得到高斯平滑后的图像  $I_\sigma$  和边缘检测的结果  $f$ 。

2) 将  $I_\sigma$  和  $f$  代入重构的边缘停止函数中,然后计算  $g$  的梯度。

4) 选择起初封闭型曲线  $C_0$ , 使得其由外部完全涵盖目标,通常选择以图形为圆心的封闭型圆状图形,也可选择矩形。

5) 根据  $C_0$  初始化水平集  $u_0$ 。

6) 轮廓活动的演变环节如下公式所示,  $\Delta t$  表示为时限步长。根据公式当中所采取迭代的测算方法,从  $u_{ij}^{(n)}$  测算出  $u_{ij}^{(n+1)}$ :

$$u_{ij}^{(n+1)} = u_{ij}^{(n)} + \Delta t \frac{\partial u}{\partial t} \quad (9)$$

7) 每循环迭代 5 次的时候,依据目前  $C$  再次进行水平集初始化,从而避免累积误差的产生。

8) 演变曲线循环迭代达到指定次数时,暂停迭代。

#### 4 实验结果与分析

为了验证提出模型的有效性,文中选取不同后向散射影响下的图像进行了两组实验。第一组实验是本文模型的算法结果,第二组实验是与 GAC 模型以及另外两种水平集经典方法 LBF 模型和 LIF 模型<sup>[8]</sup>进行比较分析。

为了客观评价各种方法的分割质量,采用 JS 系数来度量图像分割方法的精度,其表达式为:

$$JS(g, f) = \frac{|g \cap f|}{|g \cup f|} \quad (10)$$

式中,  $g$  为理想的目标提取图像;  $f$  为实际的目标提取图像; JS 的值越高代表精度越好。

实验中图像大小均为  $576 \times 768$ , 算法使用软件为 Matlab 2010a, 计算机的配置为: Windows 7.0, Intel 2.2 GHz, 内存为 2G。

为了测试模型的性能,实验选取一幅受后向散射影响较小的图像,参数选择为选定迭代步长  $\Delta t = 0.01$ , 反差系数  $k = 4$ , 高斯平滑  $\sigma = 1.3$ , 常数速度  $c = 3$ , 迭代次数为 2000 次, 实验结果如图 4 所示。图 4(a) 为初始轮廓, 图 4(b) ~ (d) 分别为迭代 800 次、1500 次、2000 次的结果。分割精度、迭代次数和运行时间如表 1 所示。

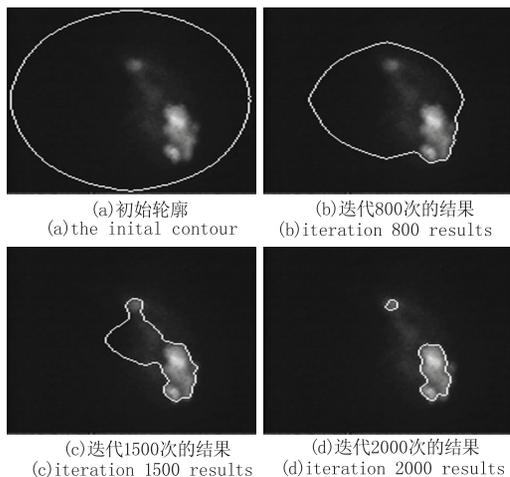


图 4 模型在后向散射影响下目标图像提取结果

Fig. 4 Target image extraction results in the backscatter impact

从图 4 中可以看出,随着曲线的演变,迭代的不断增加,轮廓曲线不断收缩,逐渐靠近目标边缘,后向散射对曲线演变的影响很小,基本将目标与后向散射

分开。从表 1 中的数据结果也可以印证这一点。

表 1 分割精度、迭代次数和运行时间

Tab. 1 Segmentation accuracy, the number of iterations and the running time

图像	(a)	(b)	(c)	(d)
分割精度	0	0.1367	0.4796	0.9215
迭代次数	0	800	1500	2000
运行时间/s	0	19.53	35.62	49.83

为了进一步比较分析模型的性能,实验另外选取了一幅受后向散射影响严重的图像,分别与经典水平集算法 GAC、LIF、LBF 算法比较。实验结果如图 5 所示。GAC 参数选择为选定迭代步长  $\Delta t = 0.01$ , 反差系数  $k = 4$ , 高斯平滑  $\sigma = 1.3$ , 迭代次数为 2000 次, LIF 参数选择为标准方差  $\sigma = 1$ , 方差  $G_{\sqrt{\Delta t}} = 2.5$ 。LBF 参数选择为标准方差  $\sigma = 9.0$ , 控制长度  $0.01 \times 255^2$ 。实验结果如图 5 所示,图 5(a1) ~ (d1) 分别为 GAC、LIF、LBF 及文中模型算法对图像 1 的结果,图 5(a2) ~ (d2) 分别为对图像 2 的结果。各算法分割精度如表 2 所示。

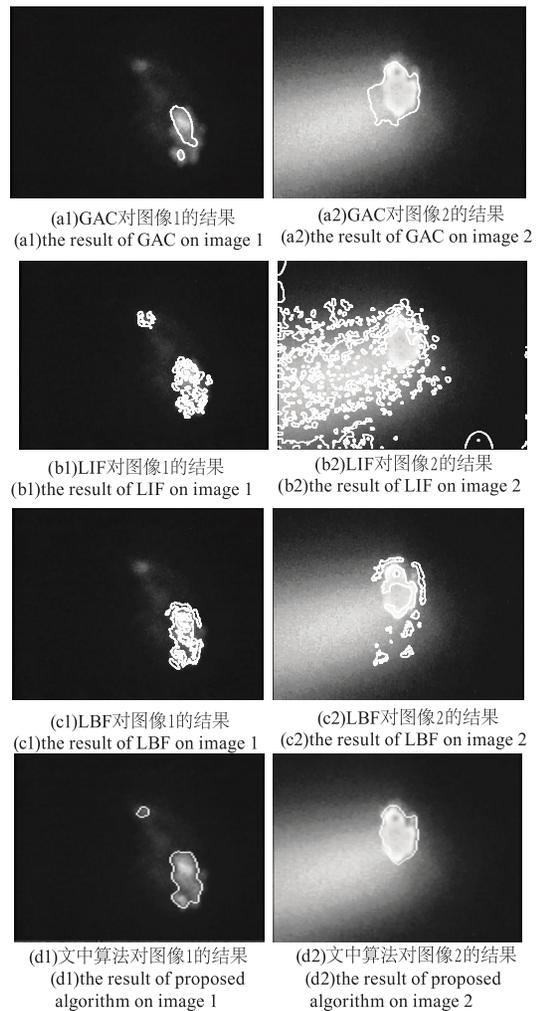


图 5 实验结果

Fig. 5 The experimental results

表 2 各算法分割精度

Tab. 2 The accuracy of the segmentation algorithm

	GAC	LIF	LBF	文中算法
图像 1	0.7391	0.8350	0.8510	0.9215
图像 2	0.7682	0.5349	0.7322	0.9054

从图 5 中可以看出,对于轻度的后向散射影响,LIF、LBF 算法和文中算法都能较好地锁定目标,其分割精度都在 0.8 以上,GAC 算法越过了目标本身的边缘曲线,在弱边缘条件下仅提取了最亮的目标部分,丢失了大部分目标信息。对于后向散射较强的情况,仅有文中算法提取了准确的目标位置,GAC、LIF 及 LBF 算法在强烈的干扰下,无法区分实际目标与后向散射,造成在迭代过程中提取了大量的非目标部分,降低了分割精度。这是因为在激光主动成像中,由于背景较暗,默认目标是被照亮的,凡是灰度值高于背景的区域都被认为是目标区域,但是由于后向散射的影响,图像中高亮部分并非全是目标本身,在 Sobel 算子和 GAC 模型结合的算法中,将 Sobel 边缘检测的结果引入水平集边界停止函数,为 GAC 的迭代提供了一个方向性指示,突破了后向散射的影响,在强干扰情况下依然能够提取出目标。

## 5 结 论

激光主动成像中,对运动目标初始捕获时,为了增加获取目标的概率,通常将距离选通快门设置在微秒量级,这样势必会引入的后向散射,后向散射将严重影响目标的识别和提取。文中提出了基于 Sobel 算子和 GAC 模型的目标提取方法,通过与经典水平集算法 GAC、LIF 及 LBF 算法实验比较,经典水平集算法及文中算法在后向散射较弱时,均能提取出目标轮廓,当后向散射较为严重时,经典水平集算法在严重后向散射干扰下无法区分后向散射与目标信息,文中算法将 Sobel 边缘检测的结果引入水平集边界停止函数,为 GAC 的迭代提供了参考依据,降低了后向散射对目标信息的干扰,提供提取出目标轮廓。下一步将着重提高演化速度,进一步提高分割精度。

## 参考文献:

- [1] ZHU Xiaopeng, LIU Jiqiao, HE Yan, et al. Range gated imaging lidar at wavelength of 532nm [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(2): 358–362. (in Chinese) 竹孝鹏, 刘继桥, 贺岩, 等. 532 nm 激光距离选通成像系统 [J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(2): 358–362.
- [2] GUO Huichao, SUN Huayan, DU Lin. Range information calculation method for 3D imaging based on serial images by time-slice technology [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(12): 3258–3262. (in Chinese) 郭惠超, 孙华燕, 都琳. 利用时间切片序列图像的三维成像距离信息计算方法 [J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(12): 3258–3262.
- [3] V Caselles, R Kimmel, G Sapiro. Geodesic active contours [J]. *Intl J. Comp. Vis.*, 1997, 22: 61–79.
- [4] ZHAO Ji, SHAO Fuqun, ZHANG Xuedong. Vector-valued images segmentation based on improved variational GAC model [J]. *Control and Decision*, 2011, 26(6): 907–910. (in Chinese) 赵骥, 邵富群, 张学东. 基于改进的变分 GAC 模型矢量图像分割 [J]. *控制与决策*, 2011, 26(6): 907–910.
- [5] ZHOU Qian, WANG Tingbo, LI Wenshu. Image segmentation based on region and level set method [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(11): 2002–2008. (in Chinese) 周奇年, 王廷波, 李文书. 区域信息和水平集方法的图像分割 [J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(11): 2002–2008.
- [6] ZHANG Jianwei, FANG Lin, CHEN Yunjie, et al. Application of local GAC model for medical image segmentation [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(2): 215–221. (in Chinese) 张建伟, 方林, 陈允杰, 等. 局部 GAC 模型在医学图像分割中的应用 [J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(2): 215–221.
- [7] LI Zhiguo, HAO Xinran. Automatic segmentation method of infrared images based on C-V model [J]. *Laser & Infrared*, 2011, 41(3): 356–358. (in Chinese) 李志国, 郝欣然. 基于 C-V 模型的红外图像自动分割方法研究 [J]. *激光与红外*, 2011, 41(3): 356–358.
- [8] FANG Jiangxiong. Study based on the variational level set methods for image segmentation [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2012. (in Chinese) 方江雄. 基于变分水平集的图像分割方法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2012.