

利用双指数函数导数模型进行 高分辨率卫星影像目标检测

胡学敏¹ 郑 宏¹ 司小书¹

(1 武汉大学电子信息学院智能计算与智能系统联合实验室,武汉市珞喻路 129 号,430079)

摘 要:提出了一种从高分辨率卫星影像中检测特定目标的方法。该方法首先用一种双边滤波的方法去除图像中的噪声,然后采用形态学处理的方法对图像进行分割和特征增强,并提取兴趣区域。在目标检测阶段,设计了一种基于双指数函数导数(DODE)模型的检测算子,该算子是面向具体目标设计的,能实现稳健的目标检测。对 Google Earth 中的影像分别进行了车辆检测实验和船舰检测实验,结果表明,此方法能够有效准确地检测高分辨率卫星影像中的特定目标。

关键词:双指数函数导数;目标检测;高分辨率卫星影像

中图法分类号:P237.4

目前,自动目标识别和检测^[1]的算法大致可分为两类:一类是基于目标特征提取的识别方法,包括经典模式识别算法和知识基算法;另一类是基于目标模型的匹配方法。过去,遥感工作者对航空影像或者卫星影像进行了一些有关目标检测的研究^[2-4],其中大多都是基于大目标的检测,如机场检测^[5]、道路提取^[6]、建筑物检测^[7]等。对于特定小目标的检测,大部分工作是基于航空影像来进行的。尽管如此,目前针对高分辨率卫星影像的小目标检测的工作尚不多。典型的方法有主成分分析、形态共享神经网络和危险感知网^[8,9]。这些高分辨率目标检测方法虽然在检测效果上取得了一定的成就,但是都需要训练样本进行训练,并且算法很大程度上依赖于训练样本的好坏。只有在足够数量和足够好的样本的情况下,才能进行有效的检测。为此,本文提出了一种基于双指数函数导数(DODE)模型的高分辨率目标检测方法。

1 DODE 检测算子的数学依据以及 检测模板的构造方法

从高分辨率卫星影像中可以清晰地看到路面和停车场上的车辆、海面上的船舰,并且它们一般

都有固定的形状。在卫星影像图上,对于这些特定形状的目标,从背景像素到目标像素,其灰度值有一个改变,即边界响应。目标边界的形状是目标的一个重要信息。按照一般的算法,要先检测出这种边界,进而来提取这些目标。因此,需要一种既能检测到目标边缘灰度变化,又能描述目标完整形状的综合检测算子。

1.1 DODE 检测算子的数学依据

由于形状与边界有着密切的关系,因此,首先需要找到一个最优的边界检测算子。本文从寻找一个频域的最优边界检测算子入手来讨论目标检测算子的数学模型。

由于实际信号都不是理想信号,假设在信号 $X(t)$ 中加入噪声 $N(t)$,则加入噪声后的信号为:

$$\tilde{X}(t) = X(t) + N(t) \quad (1)$$

假定噪声的自相关函数为 $R_N(t) = \mu * \delta(t)$,其中, $\delta(t)$ 为冲击函数, μ 为加权系数。需要找到一个最优的平滑滤波算子 h 对信号进行去噪。可以证明,维纳滤波器是最优的平滑滤波算子^[10]。滤波算子 h 的频域表达式为:

$$H(\omega) = \frac{S_X(\omega)}{S_X(\omega) + S_N(\omega)} \quad (2)$$

其中, $S_X(\omega)$ 和 $S_N(\omega)$ 分别是信号 X 和噪声 N 的功率谱密度。

由于信号的边界是阶跃的,噪声是高斯白噪声,所以 $S_X(w)=(\alpha^2/4)\delta(w)+\alpha^2/(4\pi^2w^2)$,并且 $S_N(w)=\mu^2$,代入式(2)得到最优滤波器为:

$$H(w)=\frac{d^2}{d^2+4\pi^2w^2}\quad(d=\frac{\alpha}{\mu})\tag{3}$$

将式(3)变换到时域得:

$$h(t)=\frac{d}{2}\exp(-d|t|)\tag{4}$$

其中, t 为函数的自变量。由概率分布可知,式(4)服从双指数分布,所以最优的平滑滤波算子为双指数函数。

将一维的平滑滤波算子扩展到二维信号的图像中得:

$$\bar{h}(x,y)=h(\sqrt{x^2+y^2})\tag{5}$$

最优的边界检测算子则是平滑滤波算子的一阶导数^[11]。对于二维信号的图像来说,最优的边界检测算子则是二维平滑滤波算子的梯度图像。

1.2 DODE 检测模板的构造

以车辆目标为例,用一个函数来描述车辆目标边界点的灰度值改变,并假定边界是平滑的、简单连续的轮廓线(可以是分段平滑的边界)。假设 D 为车辆目标所在的连通区域(包含边界 C), \bar{D} 为车辆目标所在的连通区域以外的区域, C 为车辆边界,如图 1 所示。需要找到一个水平函数 L ,使得 L 满足:

$$L(x)=\begin{cases} \min_{z\in C}\|x-z\|, & x\in D \\ -\min_{z\in C}\|x-z\|, & x\in \bar{D} \end{cases}\tag{6}$$

这里, x 为图像上任一点的坐标; z 表示图像边界上的点; $\|x-z\|$ 表示点 x 和点 z 之间的欧氏距离。所以,当点 x 在目标所在连通区域的内部时, $L(x)$ 为点 x 到边界 C 上的最短距离;当点 x 在外部时, $L(x)$ 为点 x 到边界 C 上的最短距离的负数。

使用水平函数 L 来构造目标检测算子 $f(x)$:

$$f(x)=h'(L(x)\sigma)\tag{7}$$

h 是双指数函数, $h(t)=h(t,\sigma)=\frac{1}{\sigma}\exp(-|t|/\sigma)$; h' 是指对函数 h 求一阶导数; σ 为双指数函数的系数。与式(4)相比, $\sigma=1/d$, 并且为了使公式简练,在幅值上乘以 2。代入式(7)得检测算子为:

$$f(x)=\begin{cases} -\frac{1}{\sigma}\exp(-L(x))L'(x), & L(x)\geq 0 \\ \frac{1}{\sigma}\exp(L(x))L'(x), & L(x)< 0 \end{cases}\tag{8}$$

其中,对于二维函数 $L(x)$, $L'(x)$ 是其梯度结果,

即 $L'(x)=\nabla L(x)$ 。

图 1 为车辆检测模板及其三维立体图,图 1(a)为模拟的一个完整的车辆边界;图 1(b)为使用式(8)并依据模拟的车辆形状边界图 1(a)构造的能综合检测边界灰度改变和形状描述的车辆检测模板;图 1(c)为设计的车辆检测模板 1(b)的三维立体图。

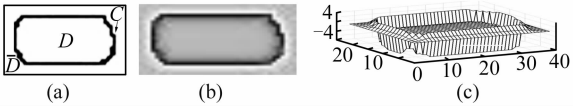


图 1 车辆检测模板及其三维立体图
Fig. 1 A Vehicle Detection Template and Its 3D Model

2 基于 DODE 模型的目标检测算法

本文介绍的算法包括预处理、兴趣区域(region of interest, ROI)提取与特征增强、目标检测和后处理四大部分。具体过程如图 2 所示。

2.1 图像预处理

本文采用双边滤波的方法对图像进行预处理。该滤波方法将传统的 Gauss 滤波器的权系数优化成 Gauss 函数和图像的亮度信息乘积的形式,优化后的权系数再与图像作卷积运算^[12]。经过双边滤波处理后可以看见,图像中的道路车痕和白线基本滤除,但是车辆边界却得到了很好的保留。

2.2 ROI 提取与特征增强

对于影像中目标较为明显的图像,本文提出的算子能直接检测出其中的目标。但在有些卫星影像中,目标和背景的对比较差,其边缘响应并不强烈,并且噪声干扰也很严重。此外,目标上某些细节的凸现与构造边界轮廓模型不一致,会影响检测结果。为了消除这样的细节,只保留并增强目标轮廓以及减少搜索区域,本文提出了一种结合灰度形态学和二值形态学的 ROI 提取和特征增强的方法。具体算法如图 3 所示。

2.2.1 灰度形态学处理

1) 使用灰度形态学处理的方法求取滤波后图像的梯度。一般情况下,结构元素使用 3×3 的矩形模板。

2) 使用形态学重构的方法对形态学梯度图像进行灰度孔洞填充^[13]。经过灰度孔洞填充后的图像,闭合边界目标的内部区域更加突出,并且所有颜色的目标都是以目标边界为边的“块”。但是由于噪声的影响,一些目标的形态学梯度不明

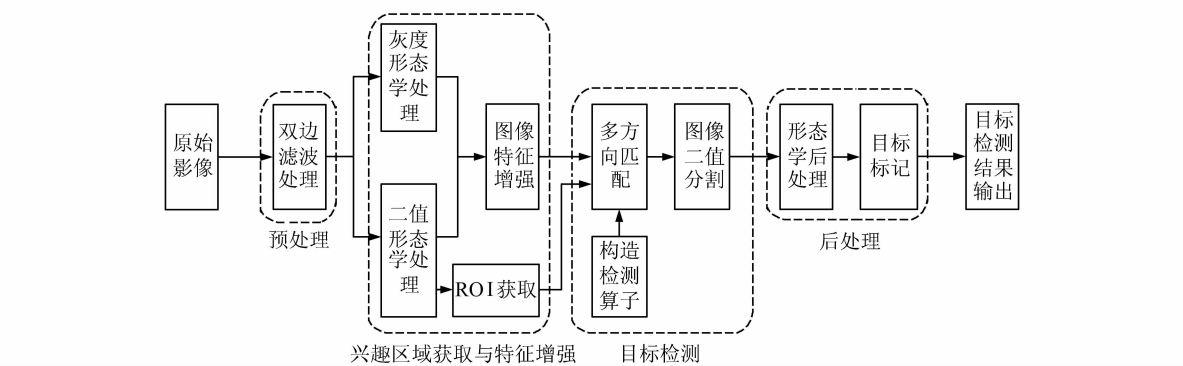


图 2 基于 DODE 的目标检测算法流程图

Fig. 2 Flow Chart of the Object Detection Approach Based on DODE

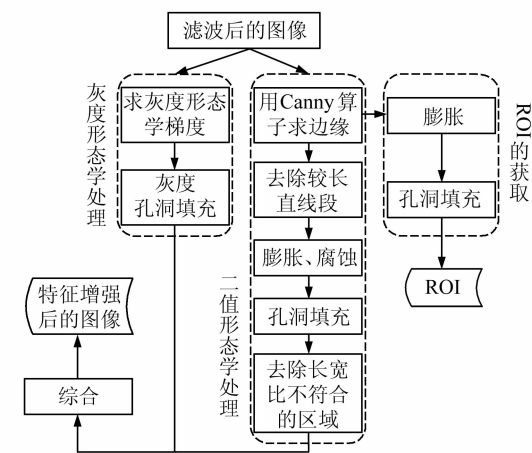


图 3 ROI 提取和特征增强流程图

Fig. 3 Flow Chart of ROI Extraction and Feature Enhancement

经过综合二值形态学和灰度形态学的结果,图像中的特定目标得到了极大的增强,使得边界信息更加明显。此外,本算法还去除了由于目标区域细节太多而引起的噪声,使得整个目标成为一个与检测模板相匹配的整体,其结果如图 4(c) 所示。从图 4 中可以看到,道路上的车辆都成了一个白色的矩形块,很适合采用前面介绍的检测模板来检测车辆目标,并且图像中的噪声也得到了很好的抑制。

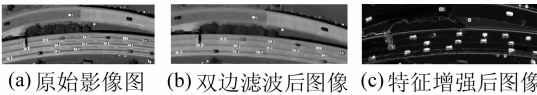


图 4 双边滤波以及目标特征增强结果示意图

Fig. 4 Images of Bilateral Filtering Result and Feature Enhancement Result

显,导致其孔洞填充后目标形状特征仍然不明显,因此仅仅使用灰度形态学处理还不够,还需要进行二值形态学的处理。

2.2.2 二值形态学处理

步骤如下:① 使用 Canny 算子进行边缘提取;② 依据目标的形状及大小信息,去除过长的直线段;③ 依据目标模型的大小选取结构元素,对图像进行膨胀、腐蚀操作数次,得到完整的封闭的目标边界信息;④ 进行二值图像的孔洞填充,将边界填充成区域;⑤ 依据目标的长宽比信息,去除部分噪声区域。

由于 Canny 算子提取边界的细微性,二值形态学处理的结果是包含几乎所有目标像素在内的一系列二值区域,因此,综合二值形态学处理结果与灰度形态学处理结果,就能有效地突出目标的形状和边界特征。处理方法是:如果二值形态学处理结果图像中像素为 1,则灰度形态学处理结果图像的对应像素点的灰度值乘以 k 。本文实验中取 $k=3$ 。

2.2.3 兴趣区域提取

由于目标存在的地方必定有边界,再加上 Canny 算子对边界检测的细微性,因此,在边缘检测结果的基础上进行膨胀和孔洞填充的操作后,必然包含了所有的目标像素。这样就得到了检测目标的兴趣区域,使得搜索区域大大减少,加快了目标检测的速度。

2.3 目标检测

从图 4(c)中可以看出,经过特征增强后,影像中的目标形状边界灰度值的改变更加符合前面构造的检测模板。因此,本文介绍的目标检测匹配算法是建立在 § 2.2 所示的特征增强后的基础之上的。本文实验中,对于同一种类型和尺寸的目标,构造的检测模板只有一个方向,所以在匹配时使用了平面旋转仿射变换的方法,对检测模板进行坐标映射来检测多方向的目标。在目标匹配时,对于一幅待检测的图像,按照假设模型构造的所有的检测模板都以窗口的形式在待检测的图像中逐个滑行,对于每个属于 ROI 的像素点上都要

进行旋转和匹配。这里,匹配的 4 个方向分别为水平、垂直、45°倾斜、135°倾斜。

常用的匹配算法有求相关和求欧氏距离等。考虑到它们的时间复杂度比较大,特别是在检测模板尺寸较大和数量较多的情况下,程序运行时间很长。这里提出一种近似的匹配方法——基于梯度的距离加权求积分。

在建立目标检测模板之前,需要有一个目标边界的模型(图 1(a)),这样可以沿着既定的边界求积分。假设 p 是既定边界 C 上的点, p_0 为边界 C 上的一点,这点对应的水平函数的梯度最大,即

$$p_0 = \{ p \mid \max_{p \in C} L'(p) \} \tag{10}$$

$L(p)$ 为水平函数; $L'(p)$ 为函数 $L(p)$ 的梯度。则图像中点 x 的响应 $R(x)$ 为:

$$R(x) = \int_{u \in C} f(x-u) I(u) \|u - p_0\| du \tag{11}$$

这里, f 为检测模板; I 为待检测的图像。在实际计算匹配响应 $R(x)$ 时,当窗口滑动到某一待测区域,以窗口大小获取的区域作为待检测的图像 I 。向量 u 为点的坐标 (x,y) 。式(11)中的积分号表示沿着边界图像 C (图 1(a))求和,而积分号里面的内容则表示在待测图像 I 与检测模板 f 作相关计算的基础上,用当前像素点到水平函数的梯度最大点 p_0 的欧氏距离作为加权。由于这种匹配算法只需要沿着模板边界像素作加权相关求和,所以其匹配的时间复杂度远小于普通的全模板匹配方法。

对于待检测图像上属于 ROI 上的每个像素点,假设模型的检测模板在每个方向上都要进行一次匹配运算。设产生了 N 个不同的检测模板,每个模板都旋转 4 次进行匹配,那么在每个 ROI 的像素点上就会有 $4N$ 个匹配响应,最后得到的匹配响应则是取这 $4N$ 个响应中的最佳匹配响应。

得到最佳匹配响应的图像后,设定一个阈值 T 进行二值分割,将目标从背景中分割出来。实际目标检测中,阈值 T 需要检测人员依据建立的检测模板大小预先设定。对于同一分辨率下的大小相近的目标检测(如车辆检测),可以使用一个阈值 T 。不同种目标检测或者同种目标在不同的分辨率下进行检测,其阈值 T 也各不相同。如果同一种目标在同种分辨率下有多种大小(船舰检测),则阈值 T 依同类目标最小尺寸的目标而定。

2.4 后处理与目标标记

在目标匹配并进行二值分割后得到的图像中,目标像素已经从背景图像中分离出来。为了

进一步确认目标,减少误检,这里提出了一种基于目标面积和形状的后处理方法。其步骤如下:① 对二值分割匹配后的图像进行形态学的闭操作;② 二值图像的空洞填充;③ 去除面积远大于或远小于目标像素的区域;④ 去除长宽比不符合目标形状的区域。

在目标的标记过程中,使用了最小外接矩形的方法对目标像素进行标记。

3 实验结果及分析

在实验过程中,从 Google Earth 上获取了一些道路、立交桥、海洋等 23 幅图像,检测目标有车辆和船舰。这些目标尺寸不同,且方向各异。因此,对于同一目标,设计了不同尺度和形状的检测模板,用本文方法进行各自的目标检测。表 1 为目标检测结果统计。评测标准为目标检测率(检测出正确的目标数与实际目标总数之比),检测率越高,检测效果越好。从表 1 中可以看出,本文提出的算法不管是对车辆目标还是船舰目标,都能够进行有效的检测。

3.1 车辆检测结果

本文的车辆检测在两种不同的分辨率下进行。表 1 中的地域 1 到地域 16 的各图像取自于世界不同地域,其中有城市、郊区、沙漠地带、冰雪地区等。

第一种分辨率下,车辆的大小一般为 25 像素 × 55 像素。在这种分辨率下,取 10 张 Google Earth 上的图像进行实验(地域 1 到地域 10),检测结果如表 1 所示,由于篇幅有限,没有全部列出。由于这种分辨率的图像需要低空获取,因此图像中的可视范围比较小,只有一个或者几个路段。图 5(a)、5(b)、5(c)图像来自美国地区,其车辆清晰可见,图 5(d)为中国北京郊区某地段,其图像质量较差。从结果中可以看出,影像中的大部分车辆都被检测出来,只有极少数黑色车辆,由于与路面对比度极低,再加上噪声的影响,所以才产生了漏检。

第二种分辨率下,车辆的大小一般为 13 像素 × 27 像素。由于这种分辨率的图像是从海拔较高的位置获取,所以视觉范围更大,图像涉及到的地域面积更大,因此包含的噪声也更多、更广泛,有树木、房屋、立交桥、车道线等(表 1 中的地域 11 到地域 16,由于篇幅有限,没有全部列出)。图 6(a)、6(b)、6(c)为美国某些地区的影像,这些影像清晰度较高,图 6(d)取自于巴格达沙漠某地

区,图像清晰度较低。从这些实验结果可以看出,不论清晰度高还是低,本文提出的算法都具有较好的鲁棒性,能有效地从各种地区中检测出车辆。与第一种分辨率相比,由于分辨率的降低、可视区域的扩大、噪声增多等,所以较高分辨率下的图像检测效果差。其中误检大多出现在房屋转角等类似于矩形的地方,而漏检常常发生在被房屋或树木遮盖的车辆情况下以及与车道对比度极差的灰色车辆上。

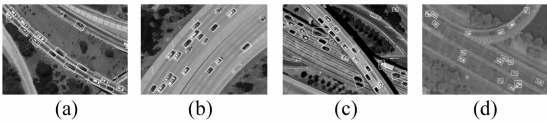


图 5 车辆检测结果示意图(较高分辨率下)
Fig. 5 Vehicle Detection Results from High Resolution Imageries

3.2 舰船检测结果

海面上的舰船很少有大小相同的情况,所以对于舰船检测一般需要构造多个检测模板。海面上除了舰船后面的“拖尾”外,其他噪声比较少。从图 7 可以看出,只要构造出相应的检测模板,就



图 6 车辆检测结果示意图(较低分辨率下)
Fig. 6 Vehicle Detection Results from Low Resolution Imageries

可以准确有效地检测出这一类的舰船目标。而且此算法不受舰船“拖尾”的影响,具有较强的抗噪声能力,漏检和误检的目标非常少,检测率一般都在 95% 以上。

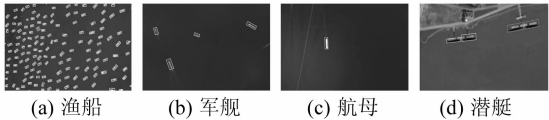


图 7 舰船检测结果示意图
Fig. 7 Ship Detection Results

3.3 与其他算法的比较

表 1 为三种方法在同样环境下各自的目标检测结果。其中,主成分分析(PCA)方法和形态共享神经网络(MSNN)方法在检测率上相当,只

表 1 目标检测统计结果
Tab. 1 Object Detection Statistical Results

场 景	待测目标	目标总数	检测出的目标数/漏检目标数/误检目标数			检测率/ %		
			PCA	MSNN	DODE	PCA	MSNN	DODE
地域 1	车辆	24	29/3/8	26/4/6	25/2/3	87. 5	83. 3	91. 7
地域 3	车辆	18	19/5/6	19/4/5	18/1/1	72. 2	77. 8	94. 4
地域 5	车辆	33	32/3/2	33/4/4	33/1/1	90. 9	87. 9	97. 0
地域 7	车辆	22	22/2/2	24/3/5	20/2/0	90. 9	86. 4	90. 9
地域 9	车辆	24	26/0/2	24/2/2	25/1/2	100	91. 7	95. 8
地域 11	车辆	25	30/4/9	31/5/11	27/3/5	84. 0	80. 0	88. 0
地域 13	车辆	54	60/6/12	62/7/15	54/4/4	88. 9	87. 0	92. 6
地域 15	车辆	27	31/4/8	34/4/11	28/2/3	85. 2	85. 2	92. 6
海域 1	渔船	148	142/6/0	141/7/0	144/4/0	95. 9	95. 3	97. 3
海域 2	军舰	3	3/0/0	3/0/0	3/0/0	100	100	100
海域 3	军舰	4	4/0/0	4/0/0	4/0/0	100	100	100
海域 4	航母	1	1/0/0	1/0/0	1/0/0	100	100	100
海域 5	军舰	2	2/0/0	2/0/0	2/0/0	100	100	100
海域 6	潜艇	9	8/1/0	8/1/0	8/1/0	88. 9	88. 9	88. 9
海域 7	潜艇	4	4/0/0	4/0/0	4/0/0	100	100	100

是 MSNN 方法在误检数上要比 PCA 略多一些。然而不管是检测率还是误检、漏检个数,DODE 方法很明显比以上两种方法要好得多。由于陆地上的背景复杂,图像噪声也多种多样,因此本文提出的方法在车辆检测上有着很好的鲁棒性。而海面上的背景相对比较简单,图像噪声也较少,因此这三种方法在舰船检测上的效果不分上下。从数据上看,PCA 方法和 MSNN 方法只有在图像背景噪声不是很复杂的情况下才能保持

80% 以上的检测率。然而 DODE 方法却能在各种背景的图像中达到 85% 以上的检测率。与 PCA 方法和 MSNN 方法相比,DODE 方法还具有如下优点。① DODE 方法不需要训练样本,解决了实际应用中训练样本不够或不好而产生的问题。而且,DODE 方法在检测目标时只需要构造数个相应的检测模型,与需要大量优化样本作为检测模板的神经网络等方法相比,在检测速度上有一定的优势。② 目前很多目标检测

方法都需要事先由人工或者使用 GIS 系统提取兴趣区域(如车道、停车场等),而 DODE 方法则是自动在一个大范围的区域内搜索并检测出目标,不需要人工提取兴趣区域。③ 由检测模板构造的任意性可以看出,DODE 方法还可以应用于检测其他形状的目标。进一步的工作将集中在如何检测背景更加复杂的图像中的目标和密度高的目标群,以及如何用更少的模板来检测更多类型的目标,提高检测速度等。

参 考 文 献

- [1] 张天序. 成像自动目标识别[M]. 武汉:湖北科学技术出版社,2005: 10-11
- [2] Zhao Tao, Nevatia R. Car Detection in Low Resolution Aerial Image[C]. International Conference on Computer Vision, Vancouver, Canada, 2001
- [3] Moon H, Chellappa R, Rosenfeld A. Performance Analysis of a Simple Vehicle Detection Algorithm [J]. Image and Vision Computing, 2002,20: 1-13
- [4] Perrotton X, Sturzel M, Roux M. Automatic Object Detection on Aerial Images Using Local Descriptors and Image Synthesis[C]. The 6th International Conference on Computer Vision Systems, Santorini, Greece, 2008
- [5] 马洪超,郭丽艳. 人工神经网络信息融合及其在机场识别中的应用研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2005,30(8):682-684
- [6] 余洁,许磊,郭培煌. 基于高分辨率遥感影像的 DSM 建筑物电的提取研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2004,34(4):414-417
- [7] 林宗坚,刘政荣. 从遥感影像提取道路信息的方法评述[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2003,28(1):90-93
- [8] Gong Lixin. Vehicle Detection Using Principal Component Analysis[C]. Computer and Robot Vision, Haralick, Shapiro, 1993
- [9] 郑宏,余勇. 一种高分辨率卫星影像车辆检测的形态神经网络方法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2006,27(Supple):189-191
- [10] Cooper G, McGillem C. Probabilistic Methods of Signal and System Analysis[M]. Oxford, UK: Oxford University Press, 1999
- [11] Moon H, Rosenfeld A. Optimal Edge-Based Shape Detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(11):1 209-1 226
- [12] 靳明,宋建中. 一种自适应的图像双边滤波方法[J]. 光电工程,2004,31(7):65-67
- [13] Gonzalez R, Woods R, Eddins S. 数字图像处理 MATLAB 版[M]. 北京:电子工业出版社,2005: 273-274

第一作者简介:胡学敏,博士生,主要研究方向包括图像处理、机器视觉、智能计算和智能系统。
E-mail:huxuemin2003 @163.com

A Novel High Resolution Satellite Imagery Object Detection Based on Derivative of Double Exponential

HU Xuemin¹ ZHENG Hong¹ SI Xiaoshu¹

(1 Joint Lab for Intelligent Computing and Intelligent Systems, School of Electronic Information, Wuhan University,129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: This paper presents a novel approach of detecting special objects from high resolution satellite imagery. In this approach, a bilateral filtering is used to reduce the noise firstly, and a morphology approach is proposed for ROI extraction and feature enhancement. A detection operator based on the derivative of the double exponential (DODE) is developed to detect enhanced objects. The operator is designed according to special objects. The experiments which include vehicle detection and ship detection from Google Earth images are discussed. The experimental results show that proposed approach is effective and feasible.

Key words: DODE; object detection; high resolution satellite imagery

About the first author: HU Xuemin, Ph.D candidate, majors in image processing, machine vision, intelligent computation and intelligent system.

E-mail: huxuemin2003 @163.com