

doi:10.3788/gzxb20144309.0910001

基于稀疏表示的可见光遥感图像飞机检测算法

林煜东¹, 和红杰¹, 尹忠科^{1,2}, 陈帆¹

(1 西南交通大学 信号与信息处理四川省重点实验室, 成都 610031)

(2 北京遥感信息研究所, 北京 100192)

摘 要:为解决当前遥感图像飞机检测方法在复杂背景下准确率低, 实现旋转不变困难的问题, 结合图像稀疏表示原理, 提出一种基于稀疏表示的飞机检测算法. 该算法首先利用飞机是刚性目标且具有明显几何外观的特点, 构建飞机几何原子库; 然后建立飞机轮廓几何逼近的最优化方程, 在稀疏表示原理框架下, 得到飞机轮廓最优的几何部件组合; 最后, 以星型结构的部件模型为框架, 生成待检测图像的目标显著图并根据显著图定位出飞机. 实验结果表明, 稀疏表示方法能自适应选取飞机部件, 部件数目较少且不易受光照、颜色和复杂背景的影响. 与现有算法相比, 本文算法准确率达 90% 以上, 检测速度有较大的提高.

关键词: 模式识别; 计算机视觉; 遥感图像; 飞机检测; 刚性目标; 轮廓稀疏表示; 几何部件; 部件模型

中图分类号: O235

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2014)09-0910001-6

Airplane Detection in Optical Remote Sensing Image Based on Sparse-Representation

LIN Yu-dong¹, HE Hong-jie¹, YIN Zhong-ke^{1,2}, CHEN Fan¹

(1 *Sichuan Key Laboratory of Signal and Information Processing, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China*)

(2 *Beijing Institute of Remote Sensing Information, Beijing, 100192, China*)

Abstract: In this paper, an airplane detection algorithm based on sparse representation is proposed to solve the problems of low detection precision in complicated backgrounds and difficult achievement of rotation invariant. Three steps are included in this algorithm: first, a geometrical dictionary is built according to the rigid property and the typical geometric appearance of the airplane to be detected; second, the optimal combination of the geometrical parts is obtained by solving the airplane profile approximation model set up under the framework of sparse representation theory; third, the object salient map is generated based on the star-structure part-based model and the location of the objects can be obtained from the salient map. Experimental results indicate that this algorithm can adaptively select the geometrical parts of airplane as few as possible and is insusceptible to illumination, color or complicated backgrounds. Compared to existing methods, the detection precision of our algorithm reaches above 90%, and the detection speed is significantly improved.

Key words: Pattern recognition; Computer vision; Remote sensing image; Aircraft detection; Rigid object; Sparse representation of profile; Geometric parts; Part-based model

OCIS Codes: 100.4994; 150.0150; 100.5010; 200.4560; 280.4788; 330.1880

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61373180) 资助

第一作者: 林煜东(1983-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为遥感图像目标检测. TEL: 15208323327. Email: willianlam@126.com

导师(通讯作者): 和红杰(1971-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为数字图像处理、图像取证. TEL: 13540043935. Email: hehojie@126.com

收稿日期: 2014-01-22; 录用日期: 2014-04-11

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

随着全球信息化进程的迅速推进,现代战争由过去以机械化为主转变为以信息指导为主.信息化战争有利于制定全面的战略部署,减少战争伤亡,可实现在“零伤亡”的前提下,使敌方信息系统“全面瘫痪”,丧失战斗力.如何实施战前敌方阵地侦察和战时目标跟踪定位是决定战争胜负至关重要的因素.

飞机作为常见的运输工具和战争武器,是军事侦察重点监测的目标之一.目前对空的飞机检测主要采用红外等手段捕捉天空图像,通过寻找图像中的小目标来实现检测^[1-2].由于红外图像分辨率较低,尽管目前也有学者研究红外有形目标的检测^[3],但仅限于粗糙的外观,仍然很难进一步确认目标局部特征.对地的飞机检测则通过卫星或航空飞艇上的感光器件对特定区域进行高空拍摄,并分析得到的图像来检测飞机.其中,可见光图像因分辨率高,数据量小,简单直观而成为遥感图像目标检测主要数据源.早期局限于卫星传感器的性能,只能利用一些简单的特征,如对称性^[4],角点^[5]等来检测飞机.这些特征识别性能有限,容易产生误检.随着计算机技术和感光器件的发展,遥感成像的分辨率有了极大的提高,目前分辨率最高的美国卫星 Quickbird-2 能达到全色波段 0.61 m,彩色波段 2.44 m 的空间分辨率.在此空间分辨率下,飞机轮廓清晰可见,采用基于局部特征的目标检测模型能提高飞机检测的准确率. Li^[6] 等人利用飞机边缘的局部特征,采用形状上下文描述子描述飞机边缘,然后通过模板匹配的方法来检测飞机.该方法能准确提取出飞机的轮廓,有较高的检测率,但对飞机边缘清晰度要求较高.尚吉扬^[7] 等人结合高斯函数和最大平均相关高度算法,提出了高斯-最大平均相关高度滤波器,通过优化标准差等参数来提高滤波器对畸变目标的响应能力.该方法在复杂背景下得到较好的识别结果,但容易受目标纹理,颜色或亮度等分布的影响. Zhen^[8] 等人利用目标局部特征块的局部二值模板(Local Binary Pattern, LBP)特征训练纹元森林,并对待检测图像中的块进行分类;根据每个类别与中心的距离对目标中心进行投票预测.该方法能抵抗噪声干扰,在质量较差的图像中仍能得到较高的检测率,但模型采用固定大小的重叠块划分飞机模板,特征块数量较多且存在冗余,增加训练和检测的计算量.

部件模型最早由 Fergus 等人提出^[9],用于解决词袋模型^[10]各“词”的无序问题.由于部件模型能灵活处理目标各部分的关系和内部变化,具有很好的鲁棒性和抗干扰能力,成为当前的研究热点.近年来,学者们对部件模型进行了大量的改进,如可形变部件模型^[11],加权部件模型^[12],强监督部件模型^[13]等.

Zhang^[14] 等人将该模型应用到飞机检测中,同时,提出旋转不变梯度直方图(Rotation Invariant Histogram of Orientation Gradient, RIHOG),可实现复杂背景下不同方向的飞机检测.然而,该方法仍存在三个问题:第一,飞机部件的选取仅依赖能量因素或需要人工参与,缺乏灵活性;第二,部件多以目标局部纹理特征为主.由于遥感图像背景较自然图像复杂,且飞机本身存在不同的纹理,颜色和光照,局部纹理特征容易受干扰影响,降低部件对目标的描述能力;第三,部件只反应了目标的局部内容,没有结构信息,因此实现旋转和缩放不变时需要对待幅图像进行处理,带来巨大的计算量.

为实现部件的自适应选取,并在复杂背景下获取较稳定准确的检测结果,本文提出一种基于稀疏表示的飞机检测算法.该算法采用稀疏分解的思想,将部件选取问题转换为飞机轮廓的稀疏几何逼近问题:根据飞机特有的几何外观,建立几何原子库;在保证逼近效果的前提下,求解稀疏模型得到原子数目最少的组合.以这些原子为部件,星形结构为空间结构,构建基于稀疏表示的星形部件模型,并用于生成待测图像的目标显著图.本文算法能根据飞机轮廓的特点自适应选择最少数目的部件,减少部件检测带来的时耗.部件以飞机轮廓形状为特征,能抵抗光照、颜色和纹理等因素的影响,提高部件的描述能力.每个几何部件具有方向参数,结合部件模型中的部件空间结构,可实现不同方向的飞机检测.实验仿真结果表明,本文算法准确率能达到 90% 以上,与现有基于检测模型的飞机检测算法相比,具有较高的检测效率.

1 飞机轮廓的几何稀疏表示

飞机轮廓具有明显的几何外观,因此可将其划分为简单几何图形的组合.图 1 给出了飞机轮廓的几何描述,其中图 1(a)为 Google Earth 软件中截取的某机场飞机图像,图 1(b)为二值的飞机轮廓图像,图 1(c)和图 1(d)为图 1(b)的几何图形逼近表示,图中不同颜色和数字表示不同的几何图形.

由图 1(c)和图 1(d)可见,飞机轮廓被表示为若干个几何图形的组合,然而这种组合表示不唯一,如图 1(d)中的 3 号梯形可由图 1(c)中的 2 号和 3 号两个三角形来表示,图 1(d)中的 2 号梯形可由图 1(c)中的 4 号和 5 号梯形来表示.组合表示与轮廓越接近,检测率越高,而图形的数目越少,检测效率越高.因此,为在轮廓最佳表示的前提下,得到数目最少的几何图形组合,本文采用稀疏分解思想对该几何表示进行建模:首先根据飞机的特殊外观,建立适合于轮廓逼近的几何原子和几何原子库;然后在该库基础上构建飞机轮廓几何稀疏逼近的最优化方程,通过量子遗传的匹配追踪算法求解得到最佳的原子组合.

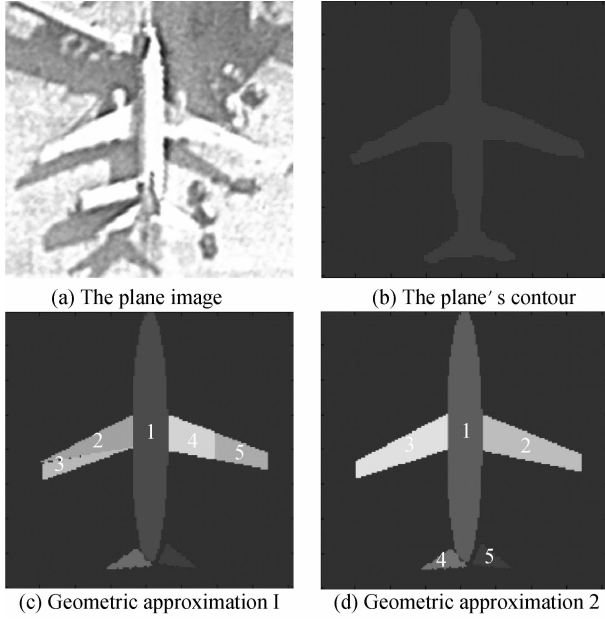


图1 飞机轮廓的几何描述

Fig.1 Geometric description of the plane's contour

1.1 几何原子和几何原子库

定义几何原子为

$$g_{t,\theta,s,p}^R(x,y) = \begin{cases} 1, & (x,y) \in \Gamma_{t,\theta,s,p}^R \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

式中, R 表示原子大小, $\Gamma_{t,\theta,s,p}^R$ 表示在区域 R 内的几何图形。 t 为类型参数,用于描述几何图形形状; θ 为方向参数, s 为尺度参数, p 为位置参数。 t,θ,s 或 p 中任意一个参数发生变化,都会产生不同空间表现的几何原子。图2给出了椭圆和梯形两种几何原子在不同参数下的空间表现。

			
t	alb	alb	$[ub/h,lb/h,0]$	$[ub/h,lb/h, (lb-ub)/2h]$
θ	$\pi/2$	$3\pi/2$	$\pi/2$	0
s	S	$S/2$	S	$S/3$
p	$(M/2,N/2)$	$(M/4,3N/4)$	$(M/2,N/2)$	$(M/2,N/4)$

图2 几何原子

Fig.2 Geometric atoms

将 t,θ,s 和 p 四个参数取遍所有可能取值所产生的几何原子合并起来,组成几何原子库 D ,即

$$D_R = \{g_{t,\theta,s,p}^R\} \quad (2)$$

为阐述方便,将式(2)中的原子统一表示为 $g_i^R, i=1,2,\dots,K,K$ 为库中原子个数, i 为原子的索引编号。

1.2 飞机轮廓的稀疏表示

根据1.1节的定义,飞机轮廓 P 可表示为

$$P = \sum_i c_i \cdot g_i^R \quad (3)$$

式中, R_p 表示飞机轮廓的大小,即图1(b)的大小; $c_i \in \{0,1\}$ 为二值系数,表示是否选用 g_i^R 来表示轮廓。由于只有 $c_i=1$ 时的原子才对表示起作用,另外,很多“小”原子在轮廓逼近过程中作用很小,可以忽略,因此,对式(3)进行简化为

$$P \approx \sum_{i \in \Omega_p} g_i^R \quad (4)$$

式中, $\Omega_p = \{i | c_i = 1, m_i \geq \epsilon\}$,表示被选中且作用较大”的原子索引子空间。其中,原子作用的“大小”由匹配度 m_i 度量,定义为

$$m_i = \frac{\langle g_i^R, P \rangle}{\langle P, P \rangle} \quad (5)$$

式中, $\langle \cdot \rangle$ 为内积算子, $m \in [0,1]$ 。

建立最优化模型为

$$\begin{cases} \min \|\Omega_p\|_0 \\ s. t. \|\sum_{i \in \Omega_p} g_i^R - P\|_2 < \sigma \\ \langle g_i^R, g_j^R \rangle = 0, i \neq j \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\|\cdot\|_0$ 为0-范数,表示集合的元素个数; $\|\cdot\|_2$ 为2-范数,表示能量。

式(6)的含义是在几何原子库 D 中寻找一个包含几何原子数最少的子空间 Ω_p ,规定空间中原子间相互正交,且所有原子的线性组合对轮廓 P 逼近的能量误差小于阈值 σ 。该问题与稀疏分解相同^[15],采用基于量子遗传优化的匹配追踪算法^[16]可对式(6)进行求解。图1(d)显示了图1(b)的最佳几何稀疏表示结果,其中最佳原子组合有5个。由式(1)的定义可知,每个原子都包含自己的形状、方向、尺度和位置等参数。

2 基于稀疏表示的飞机检测算法

星形结构部件模型^[17]将目标划分成多个子部件,以目标为根部件,各子部件建立与根部件的空间关系,通过融合各子部件的检测结果来得到最终的显著评价。由于该模型能灵活处理各部件的关系和内部变化,具有较好的鲁棒性。

本文将第2节分解得到的几何图形视为目标部件,建立星形结构的部件模型进行飞机检测,部件模型如图3所示。图中, P_1-P_5 为5个部件, F_1-F_5 为对应的部件滤波器,即部件的梯度方向直方图(Histogram of Orientation Gradient, HOG)特征,红色箭头表示部件到目标中心的距离。

由于飞机是刚性目标,且卫星以俯视角度获取飞机图像,因此不需要考虑因视角或姿态而产生的形变问题。另外,飞机部件不再由图像内容决定,而是通过几何形状的参数决定,因此不需要训练来获得鲁棒的滤波器。综合这两个特点,文献[11]中的目标显著值可简化为

$$\text{Salient}(x,y) = \sum_{i=1}^n F_i \cdot \varphi_{w \times h}(x+x_i, y+y_i) \quad (7)$$

式中, ϕ 为局部特征向量, 表示左上角在 $(x+x_i, y+y_i)$ 位置上大小为 $w \times h$ 的图像块的 HOG 特征; (x_i, y_i) 为部件中心到目标中心的距离, 可由式(1)中部件的位置参数 p 得到; n 为部件个数。

为检测不同方向的飞机, 首先采用尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)中确定主方向的方法^[18]估计出每个图像块的主方向, 然后根据主方向调整各几何子部件的方向参数 θ 及位置参数 p , 并生成调整后的部件滤波器 F'_i . 将 F'_i 代替式(7)中的部件滤波器 F_i , 即可实现不同方向的飞机检测。

由式(7)可知, 每一点的显著值由各部件的滤波结果叠加得到. 所有位置的显著值组成目标显著图, 反映目标存在的位置和可能性大小. 通过对显著图进行最大后验概率推理(Maximum-a-posterior, MAP)^[19], 可最终得到目标的位置。

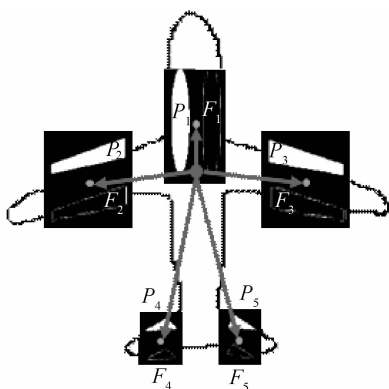


图3 飞机星形结构几何部件模型

Fig. 3 Geometric star-structure part-based model of plane

3 实验仿真

3.1 部件选取实验

选取大小为 128×128 的飞机模型, 表1给出了采用文献[11]、文献[14]、文献[20]和本文方法进行部件选取时的性能比较。

文献[11]采用矩形窗口池穷举的方法, 对测试图像的 HOG 特征图进行检索, 选取能量最大的窗口所对应的局部图像块作为部件. 该方法由于要穷举所有可能大小和位置的矩形窗, 其搜索次数非常大, 因此实现时, 将窗口纵横比限制在小范围内变化, 且规定部件对称分布, 从而降低部件的描述能力; 文献[14]采用人工划分部件的方法, 虽然得到最少的部件个数, 但缺乏自适应性, 且人工划分带主观因素, 准确性和可重复性难以保证; 文献[20]采用固定网格的方法确定部件, 虽然免去了部件搜索时耗, 但部件数目较多; 本文算法能自适应选取部件, 每个部件仅需要迭代 2 000 次即可得到最优解, 极大地减少搜索复杂度。

表1 不同算法的部件选取性能

Table 1 Performance of part selection using different method

Reference	Adaptability	Number of parts	Searching time
[11]	YES	6	7.339×10^{11}
[14]	NO	4	-
[20]	NO	45	0
Our method	YES	5	10 000

3.2 检测复杂度

文献[11]、文献[14]、文献[20]和本文方法均采用滑动窗口的检测方法, 假设测试图像大小为 $N \times N$, 检测窗口大小为 $W \times W$, 部件大小为 $pw \times pw$, 部件数目为 pN , 由第3节可知, 在遥感图像中对特定飞机进行检测时不需要考虑形变问题, 因此在目标没有旋转的情况下, 各方法的检测复杂度均可估计为

$$T = pN \cdot (N - W)^2 \quad (8)$$

由式(8)可知, 各方法的检测复杂度与部件数目成正比, 因此根据表1, 复杂度大小分别为: 文献[11] < 本方法 < 文献[14] < 文献[20].

然而, 考虑旋转的问题后, 虽然文献[11]通过RIHOG特征能提取旋转不变特征, 但不能确定旋转后各部件的位置, 因此需要在检测窗口内对每个部件再进行一次扫描, 其检测复杂度增加为^[7]

$$T = pN \cdot (W - pw)^2 \cdot (N - W)^2 \quad (9)$$

而本文方法的部件为几何图形, 各子部件的位置和方向均可根据根部件的主方向确定, 因此省去部件在检测窗口中的二次搜索, 其检测复杂度仍为式(8)。

对比式(8)和式(9)可发现, 在目标旋转的情况下, 本文方法的检测时间比文献[7]降低了 $(W - pw)^2$ 倍, 检测窗口越大, 部件大小越小, 这种提升就越明显, 可见本文方法具有更高的检测效率。

3.3 复杂背景下的飞机检测实验

本实验从 Google Earth 软件上截取十个国际机场的图像作为测试图像. 为检测本文算法的检测效果, 分别设计了目标没有旋转和旋转后的测试案例, 图4和图5展示了采用文献[11]、文献[14]、文献[20]和本文方法对两组案例进行飞机检测的部分测试结果。

实验中选定飞机竖直向上为参考方向, 如图1所示. 其中, 测试图4(a)的特点是边缘清晰, 背景简单; 测试图4(b)的特点是背景稍复杂, 但边缘较清晰; 测试图4(c)的特点是图像质量较差, 背景较复杂, 边缘模糊. 采用四种不同方法对图4三幅测试图像进行检测, 检测结果分别用不同的符号表示. 由检测结果可见, 在目标没有旋转的情况下, 尽管各方法得到的目标位置不完全相同, 但均在目标中心附近。

图5为四种方法在目标旋转时得到的检测结果。图中符号含意与图4相同。由图5的检测结果可见,文献[11]和文献[20]没有旋转不变的机制,因此无法检测定位出旋转后的飞机;而文献[14]和本文方法能实现目标的旋转不变检测,给出了较准确的目标定位。值得注意的是,从测试图5(c)的检测结果对比得知,本文方法得到的定位较文献[14]更接近目标中心,这是由于文献[14]的旋转不变是根据主方向对各部件提取RIHOG特征来实现的,由于测试图5(c)背景复杂且边缘模糊,对根部件而言,由于信息较多,对背景有一

定的抵抗能力,但对小部件而言,多次进行HOG方法进行主方向估计意味着增加提取时出错的机率,从而影响检测结果;而本文方法各部件之间由几何参数描述,实现旋转不变时将根部件的主方向传递到各小部件,各小部件通过对几何参数调整来得到旋转后的参数,从而降低背景对整个检测过程的影响。

从50架飞机的检测结果统计得出,本文方法准确定位出48架,误检3处,准确率达94.1%,召回率达96%;而采用文献[14]准确定位出42架,误检9处,准确率为82.4%,召回率为84%。

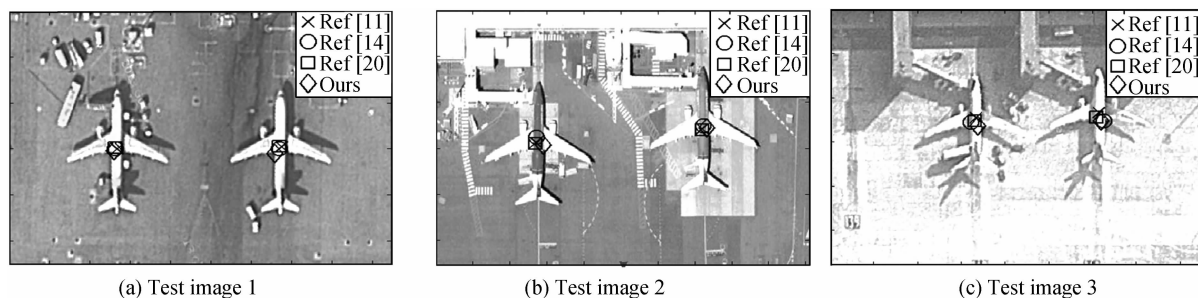


图4 目标未旋转时的检测结果比较

Fig. 4 Comparisons of detection results without target rotation

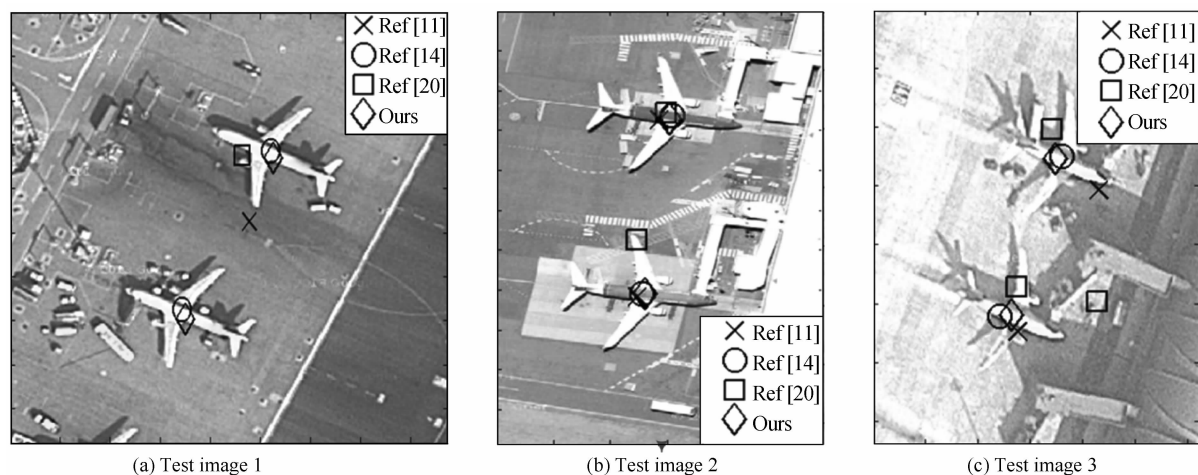


图5 目标旋转时的检测结果比较

Fig. 5 Comparisons of detection results with target rotation

4 结论

针对传统基于部件模型部件选取不合理,导致检测率和检测效率较低,不变性难以实现的问题,本文利用飞机是刚性目标,在高分辨遥感图像中具有明显几何外观的特点,采用稀疏分解的思想,提出了一种基于稀疏表示的飞机检测算法。该算法主要有以下优点:

- 1) 采用稀疏分解思想,实现部件的自适应选取,并减少部件数目,降低检测时耗;
 - 2) 部件根据轮廓特征建立,有效抵抗颜色,纹理,光照等因素影响,提高复杂背景下的飞机检测准确率;
 - 3) 部件具有几何信息,可实现方向不变检测。
- 未来的方向主要集中在部件空间结构的构建和缩

放不变性的研究。

参考文献

- [1] WANG Ling-ling, XIN Yun-hong. A small IR target detection and tracking algorithm based on morphological and genetic-particle filter[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(7): 849-856. 王玲玲, 辛云宏. 基于形态学与遗传粒子滤波器的红外小目标检测与跟踪算法[J]. *光子学报*, 2013, **42**(7): 849-856.
- [2] CUI Xuan, XIN Yun-hong. An effective method in the detection of infrared dim target[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2014, **43**(2): 0210003-1-0210003-5. 崔璇, 辛云宏. 一种有效的红外小目标检测方法[J]. *光子学报*, 2014, **43**(2): 0210003-1-0210003-5.
- [3] XUE Yong-hong, ZHANG Tao, CHEN Rong-li, et al. Multi-shape infrared target detection algorithm based on markov random field[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(10): 1231-1237.

- 薛永宏,张涛,陈荣利,等. 基于马尔可夫随机场的红外有形目标检测算法[J]. 光子学报, 2013, **42**(10):1231-1237.
- [4] LI Wei, XIANG Shi-ming, WANG Hai-bo. Robust airplane detection in satellite images [C]. 18th IEEE International Conference on Image Processing, 2011:2821-2824.
- [5] CHOU Jian-bin, LI Shi-jin, WANG Wei. A new approach to detect aircrafts in remote sensing images based on corner and edge information fusion [J]. *Microelectronics & Computer*, 2011, **28**(9):214-216.
- 仇建斌,李士进,王玮. 角点与边缘信息相结合的遥感图像飞机检测新方法[J]. 微电子学与计算机, 2011, **28**(9):214-216.
- [6] LI Yu, SUN Xian, WANG Hong-qi. Automatic target detection in high-resolution remote sensing images using a contour-based spatial model [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, **9**(5):886-890.
- [7] SHANG Ji-yang, ZHANG Yu, ZHANG Qi-bo, *et al.* Recognition technology of hybrid-distortion target in cluttered background[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **12**(3):312-317.
- 尚吉扬,张宇,张淇博,等. 复杂背景下混合畸变目标识别技术[J]. 光子学报, 2013, **12**(3):312-317.
- [8] ZHEN Lei, TAO Fang, HONG Huo. Rotation-invariant object detection of remotely sensed images based on texton forest and hough voting[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, **50**(4):1206-1217.
- [9] FERGUS R, PERONA P, ZISSERMAN A. A sparse object category model for efficient learning and exhaustive recognition [C]. IEEE Computer Society Conference on CVPR, 2005, **1**:380-387.
- [10] CSURKA G, DANCE C R, FAN Li-xin, *et al.* Visual categorization with bags of keypoints [C]. Workshop on Statistical Learning in Computer Vision, ECCV, 2004, **1**:1-22.
- [11] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B. Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. *IEEE Transaction On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(9):1627-1645.
- [12] NIKNEJAD H T, MITA S, MCALLESTER D, *et al.* Vision-based vehicle detection for nighttime with discriminately trained mixture of weighted deformation part models [C]. 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2011:1560-1565.
- [13] AZIZPOUR H, LAPTEV I. Object detection using strongly-supervised deformable part models [C]. Computer Vision-ECCV, 2012, **7572**:836-849.
- [14] ZHANG Wan-ceng, SUN Xian. Object detection in high-resolution remote sensing images using rotation invariant parts based model [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, **11**(1):74-78.
- [15] 王建英,尹忠科,张春梅. 信号与图像的稀疏分解及初步应用 [M]. 成都:西南交通大学出版社, 2006:49-57.
- [16] LI Heng-jian, YIN Zhong-ke, WANG Jian-ying. Image sparse decomposition based on quantum genetic algorithm [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2007, **42**(1):19-23.
- 李恒建,尹忠科,王建英. 基于量子遗传优化法的图像稀疏分解[J]. 西南交通大学学报, 2007, **42**(1):19-23.
- [17] CRANDALL D, FELZENSZWALB P, HUTTENLOCHER D. Spatial priors for part-based recognition using statistical models [C]. IEEE Conference on CVPR, 2005, **1**:10-17.
- [18] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2):91-110.
- [19] BARINOVA O, LEMPITSKY V, KOHLI P. On detection of multiple object instances using hough transforms [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, **34**(9):1773-1784.
- [20] ZHU Long, CHEN Yuan-hao. Latent hierarchical structural learning for object detection [C]. ICVR, 2010:1062-1069.