

# 基于直线和区域显著性融合机制的机场检测

潘治鸿, 窦浩, 刘迪, 田金文

PAN Zhihong, DOU Hao, LIU Di, TIAN Jinwen

华中科技大学 自动化学院, 武汉 430074

School of Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

PAN Zhihong, DOU Hao, LIU Di, et al. Airport detection based on linear and regional saliency fusion mechanism. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(8): 154-159.

**Abstract:** To deal with large amount of remote sensing image data and the shortcoming of existing airport detection methods, a new algorithm which eliminates repetitive patterns, fusing linear saliency and regional saliency is proposed. Firstly, an improved saliency model based on Hypercomplex Fourier Transform (HFT) is used to remove repetitive patterns in remote sensing images, so as to reduce the amount of subsequent data processing. Secondly, runways have parallel long straight line characteristics and there are differences between the airport and the surrounding environment. The linear saliency map and the regional saliency map are calculated according to these characteristics. Then two saliency maps are fused. Finally, the candidate regions are determined according to the runway width. The deep Convolution Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) are used to extract feature and determine whether the regions contain airports or not. Experimental results show that this algorithm is more accurate for the airport location, with higher recognition rate, lower false alarm rate and faster speed.

**Key words:** airport detection; repetitive patterns; linear parallelism; local region contrast; deep convolution neural network

**摘要:** 针对遥感图像数据量大和现有机场检测方法存在的不足,提出了一种去除重复模式,融合直线显著性和区域显著性的机场检测方法。首先利用改进的基于超复数傅里叶变换的显著性模型,去除遥感图像中的重复模式,减少后续数据处理量;然后根据跑道平行长直线特性和机场与周围环境的差异性,计算基于直线和基于区域的显著图,并进行融合;最后结合跑道宽度确定候选区,通过深度卷积神经网络和支持向量机进行特征提取和识别。实验证明所提算法对机场定位更加准确,具有识别率高、虚警率低、速度快的特点。

**关键词:** 机场检测; 重复模式; 直线平行性; 局部对比度; 深度卷积网络

**文献标志码:** A **中图分类号:** TP391 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1702-0057

## 1 引言

机场作为重要的交通设施,在军事和民用领域都有十分重要的意义,对遥感图像实现机场的自动检测有着重要的应用价值,引起了越来越多的关注,然而机场检测也面临诸多困难,比如背景复杂多变;机场形态各异;城镇、道路等地物的干扰、遥感图像数据量越来越大等。

机场检测算法大致可以分为两类:一类是基于跑道直线的方法<sup>[1-4]</sup>;另一类是基于区域纹理的方法<sup>[5-6]</sup>。前者主要利用机场跑道平行长直线特性,具有简单、速度快

的优点,但对直线特征的利用不够充分,其他具有平行长直线特征的非机场目标也会被检测出来;后者主要利用机场与周围环境纹理特征上的差异性,由于采用了图像分割的方法,对机场区域的刻画更加准确,具有较高的定位精度,但复杂度较高,计算速度较慢。近年来,随着人类对视觉认知系统和选择性注意机制研究的不断深入,一些学者们提出了基于显著性的检测算法<sup>[7-8]</sup>:文献[7]用简化的GBVS模型<sup>[9]</sup>来定位机场,文献[8]用自上而下的近平行线显著性和自下而上的GBVS模型协同

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.61273279)。

**作者简介:** 潘治鸿(1992—),男,硕士生,研究领域为遥感信息处理、自动目标识别, E-mail: zpan@hust.edu.cn; 窦浩(1991—),男,博士生,研究领域为计算机视觉及其应用; 刘迪(1993—),男,硕士生,研究领域为机器学习及其应用; 田金文(1960—),男,教授,研究领域为计算机视觉及其应用、遥感信息处理、机器学习及其应用。

**收稿日期:** 2017-02-13 **修回日期:** 2017-04-26 **文章编号:** 1002-8331(2018)08-0154-06

得到机场位置;这两种算法都采用了GBVS模型,GBVS模型是对每个像素的视觉停留进行预测,并没有考虑目标的整体性,该模型基于图论用迭代的方法计算显著值,具有较高复杂度,为提高计算速度,需要对图像大幅度降采样,得到的显著图比较模糊,只能大致定位目标位置,并不能体现目标整体轮廓,此外这两种算法只利用了跑道直线的平行性和长度信息,并不能完全排除道路等带来的干扰,容易产生虚警。

针对上述问题,本文提出了一种去除重复模式,融合直线显著性和区域显著性的机场检测方法。其主要思想是通过去重复模式,去除遥感图像中的冗余信息,减少了后续数据处理量;利用跑道直线平行、聚集、长度范围一定的特点,计算直线显著图,并采用优化的SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)算法<sup>[10]</sup>进行超像素分割,用基于区域的方法进行直线显著图汇聚和区域显著图计算,使显著图对机场轮廓的刻画更加准确;此外结合跑道宽度信息确定候选区,进一步排除了道路等带来的干扰。结果表明所提算法可以更快、更准确地定位机场位置。

## 2 去重复模式

基于超复数傅里叶变换显著性模型(HFT)<sup>[11]</sup>是一种基于频域的显著性目标检测算法,把显著性检测看作是频域问题,认为非显著区域趋于一致和相同属于重复模式,因此该模型通过抑制重复模式进行显著性检测。遥感图像中存在大量重复模式,而机场与背景存在差异,不属于重复模式,因此可以通过HFT模型去除遥感图像中的重复模式,减少后续处理的数据量。为提高计算效率,本文对原始HFT模型进行了改进。

在遥感图像中相同地物具有相同或相似的光谱信息和空间信息特征,为了降低傅里叶变换的复杂度,去除原HFT构建超复数矩阵的过程,直接对灰度图进行傅里叶变换。为适应不同大小的目标,原HFT采用了8个不同尺度,对于遥感图像,分辨率一定,机场大小会在一定范围内,因此把原算法中的8个尺度降为2个尺度,与显著性目标检测不同,本文去重复模式的目的是去除图像中大量重复出现的区域,保留出现次数少的非重复区域,非重复区域即包含显著性目标,也包含一些背景,为了尽可能地抑制重复模式、保留非重复区域,用Itti模型<sup>[12]</sup>中的空间竞争机制对两个尺度的显著图进行增强,然后相加得到最终显著图。改进后的HFT模型复杂度大大降低,提高了计算速度。最后对最终显著图进行阈值分割,得到非重复区域。

## 3 生成显著图

### 3.1 基于直线的显著图

跑道作为机场的重要组成部分,具有以下特点:第

一,跑道直线有很强的平行性;第二,这些平行线大多聚集在一起;第三,同一分辨率下,跑道直线长度在一定范围内;根据以上特点,本文通过平行线显著性突出机场跑道。

#### 3.1.1 直线检测与连接

采用LSD算法<sup>[13]</sup>对去重复模式后的图像进行直线检测,LSD具有计算速度快、无参数依赖的优点,缺点是直线会在交叉点处断开,为了弥补这一缺陷,采用文献[8]中的直线连接方法,把方向相近、距离较近的直线连接在一起。遥感图像分辨率一定时,跑道直线的长度在一定范围内,过短、过长,以及多条直线构成的弯曲直线均为异常直线,为避免它们的干扰,直线连接后去除这些直线。

#### 3.1.2 直线之间平行性度量

两条直线倾斜角越接近,越接近平行,本文采用 $[0, 1]$ 之间的模糊值来度量两条直线的平行性,假设两条直线倾斜角分别为 $\theta_m$ 、 $\theta_n$ ,则两条直线间的夹角为:

$$\Delta\theta_{m,n} = \min(|\theta_m - \theta_n|, 180 - |\theta_m - \theta_n|) \quad (1)$$

定义平行性度量函数为:

$$ParaW(\Delta\theta_{m,n}) = \begin{cases} \cos(\frac{\pi\Delta\theta_{m,n}}{2\theta_{th1}}), & \Delta\theta_{m,n} < \theta_{th1} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

#### 3.1.3 直线之间距离度量

设两条直线为 $AB$ 、 $CD$ ,夹角为 $\Delta\theta_{AB,CD}$ ,如图1所示。

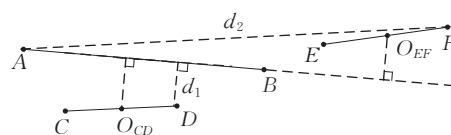


图1 计算直线之间距离

计算两条直线之间距离时,首先判断两条直线的平行性,如果 $ParaW(\Delta\theta_{AB,CD}) = 0$ 认为它们之间的距离为无穷大;当 $ParaW(\Delta\theta_{AB,CD}) \neq 0$ 时,计算短直线中心点在长直线上的投影点,如果投影点落在长直线上,直线间的距离为两条直线间的最短距离,如图1中 $AB$ 与 $CD$ ,记作 $CD \subset AB$ ,距离为 $d_1$ ;如果投影点落在长直线外,直线间的距离为两条直线间的最远距离,如图中 $AB$ 与 $EF$ ,记作 $EF \not\subset AB$ ,距离为 $d_2$ 。直线之间距离度量公式为:

$$Dis(AB, CD) = \begin{cases} \infty, & ParaW(\Delta\theta_{AB,CD}) = 0 \\ \min\{\|xy\| | x \in AB, y \in CD\}, & ParaW(\Delta\theta_{AB,CD}) > 0 \text{ and } CD \subset AB \\ \max\{\|xy\| | x \in AB, y \in CD\}, & ParaW(\Delta\theta_{AB,CD}) > 0 \text{ and } CD \not\subset AB \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\|\cdot\|$ 表示两点间的距离。

#### 3.1.4 直线显著性值计算

综合跑道直线的平行性和汇聚性,计算每条直线的

显著性值,如下式:

$$\text{LineSal}(L_i) = \sum_{L_j \in L_s, j \neq i} \exp\left(\frac{-\text{Dis}(L_i, L_j)}{2\sigma_L^2}\right) \cdot \text{ParaW}(\Delta\theta_{i,j}) \quad (4)$$

式中,  $L_s$  表示所有直线的集合,  $\sigma_L$  为高斯核标准差。把每条直线的像素值改为显著性值,得到直线显著图。

### 3.2 基于区域的显著图

除机场跑道外,建筑物、道路、农田等也存在平行线,为检测带来了干扰,而机场与周围环境存在明显不同,对比度较强。因此,本文通过局部对比度生成基于区域的显著图,进一步突出机场区域。

#### 3.2.1 超像素分割

采用SLIC算法进行超像素分割,SLIC算法具有分割速度快、设置参数少等优点,并且获得的超像素边界与目标轮廓具有很强的一致性。为进一步提高分割效率,对其进行以下优化。

SLIC算法的分割过程为:根据设置的超像素个数,产生一系列聚类中心,然后在特征空间中,对每个超像素进行聚类,划归到与距离最近的聚类中心上,并通过重复迭代和更新聚类中心,达到更优的分割结果。由于去重复模式,已经得到图像中的重复区域,因此本文在超像素分割过程中,只对非重复区域的像素进行聚类,大大减少了参与聚类的像素个数,使分割速度明显提高。

#### 3.2.2 计算区域显著图

去重复模式结果中,存在一些小的孤立区域,为充分考虑其邻域信息,选择半径为50的圆形结构元素,对去重复模式结果进行形态学膨胀,使非重复区域向四周扩展,然后利用优化的SLIC算法分割得到  $n$  个超像素,定义为  $\{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ , 设超像素  $r_i$  的重心为  $x_i = [x_i, y_i]$ , 提取特征向量<sup>[6]</sup>,  $c_i = [c_{i1}, c_{i2}, c_{i3}, c_{i4}, c_{i5}, c_{i6}]$ , 其中  $c_{i1} \sim c_{i6}$  分别表示超像素  $r_i$  的均值、方差、梯度均值、梯度方差、Zernike矩和 circular-Mellin 系数。

根据局部对比度计算每个超像素的显著性值,对超像素  $r_i$ , 对应的显著性值为:

$$\text{RgSal}(r_i) = \sum_{j \neq i} \|c_i - c_j\| \cdot \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|}{2\sigma_p^2}\right) \quad (5)$$

式中,  $\sigma_p$  控制空间权重强度。把每个超像素的像素值改为显著性值,得到基于区域的显著图。

### 3.3 显著图融合

直线显著图由多条直线构成,需要先把直线汇聚成区域,文献[8]采用高斯平滑的方法,缺点是由于机场大小不同,模板大小很难统一,选择过小,则不能把直线汇聚在一起;选择过大,得到的连通区域会明显大于机场区域。虽然SLIC算法把机场区域分成了多个超像素,但它们都包含多条显著性值较高的直线,可以通过直线显著图把它们汇聚在一起,因此本文提出基于超像素的汇聚方法。

根据3.2.2节中SLIC算法分割结果,超像素  $r_i$  对应的显著性值为:

$$\text{Sal}(r_i) = \sum_{p_k \in r_i} \text{LineMap}(p_k) \quad (6)$$

式中  $p_k$  表示超像素  $r_i$  中的像素,  $\text{LineMap}$  表示直线显著图。把显著性值赋值给每个超像素,得到汇聚后的直线显著图。

最后两种显著图采用点乘的方法进行融合,得到最终显著图。

## 4 候选区确定与目标识别

对融合后的显著图进行阈值分割,得到  $k$  个连通域  $\{g_1, g_2, \dots, g_k\}$ , 对连通域  $g_i$ , 定义其面积为  $S_i$ , 连通域内显著值总和为  $\Omega_i$ 、平行线间最大距离为  $W_i$ , 其中  $W_i$  的计算方法如图2。

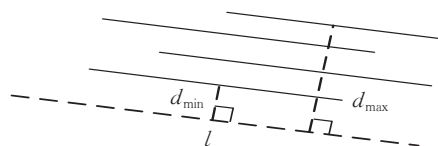


图2 计算机场宽度

把  $g_i$  内显著值最高直线的倾斜角作为主方向,在  $g_i$  外以主方向为倾斜角作一条直线  $l$ , 计算倾斜角与主方向相近的直线的中心到  $l$  的距离,设最大、最小距离分别为  $d_{\max}$ 、 $d_{\min}$ , 则:  $W_i = d_{\max} - d_{\min}$ , 计算完成后,对每个连通域评分函数:

$$\text{Score}(g_i) = \frac{S_i^2}{S_i^2 + \delta^2} \cdot N(\Omega_i) \cdot N(W_i) \quad (7)$$

式中,  $\delta$  表示调节因子,  $N(\cdot)$  表示归一化。计算完成后,对  $\text{Score}$  归一化,评分大于0.3的连通域作为目标候选区。

深度卷积网络(CNN)可以提取高层特征和进行目标识别,但训练过程中需要大量的训练样本,否则会出现过拟合,因此本文不对CNN进行训练,用训练好的Alex模型<sup>[14]</sup>提取特征,通过SVM分类器<sup>[15]</sup>进行识别。Alex模型共包括八层,前五层为卷积层,最后三层为全连接层,相比其他层,第六层输出作为特征的分类精度最高<sup>[16]</sup>,因此本文选择第六层输出作为特征向量。算法总体框架图如图3所示。

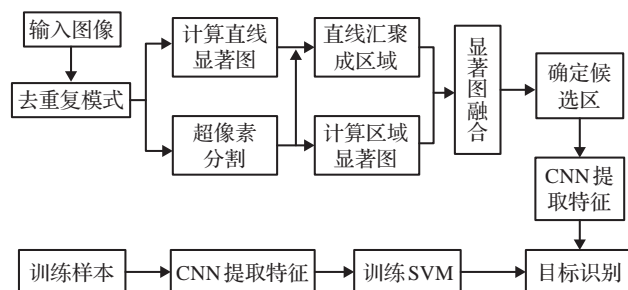


图3 算法总体框架图



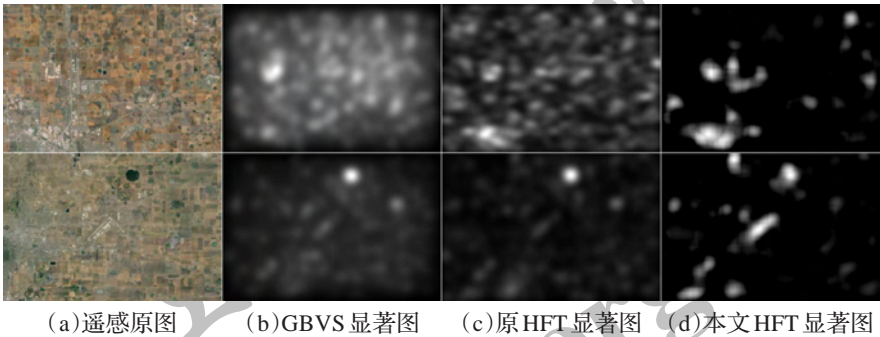


图4 显著性结果对比

5 实验

对本文算法在遥感图像上进行了测试,实验数据来自 GoogleEarth,在 15 m×15 m 分辨率左右截取 300 幅包含机场的彩色图像,图像大小为 1 080×1 600,这些图像既包含结构复杂的大型国际机场,也包含一些结构简单的小型机场,选取其中的 100 幅图像作为训练样本,另外 200 幅作为测试样本,测试样本中 25 幅不包含机场,175 幅包含机场,其中大型机场有 70 个,小型机场有 124 个(19 幅图像包含两个机场),以下实验均在所有测试样本上进行;SVM 采用线性核函数。由于 CNN 提取的特征不抗旋转,所以在训练过程中,首先人工标记正负样本区域,然后对每张训练图像每隔 30°进行旋转,截取训练样本。Alex 模型输入图像大小固定为 227×227,所以在训练和测试过程中,分别以标记区域和候选区域外接矩形的中心为中心,外接矩形长、宽中的最大值为边长,选取正方形区域,然后把正方形区域缩放到 227×227,作为 Alex 模型的输入。

实验所用计算机配置为: Intel Core i7-6700CPU@3.40 GHz, 32 GB 内存, Windows 10 操作系统; 算法用 Matlab2014a 软件编程实现。主要参数设置:  $\theta_{in1}=25$ ,  $\sigma_L=20$ ,  $\sigma_P^2=0.2$ ,  $\delta=3\ 000$ 。

实验中,采用检测率、虚警率、平均检测时间对算法进行评价,其中检测率定义为:

检测率 =  $\frac{\text{正确检测到的机场个数}}{\text{测试样本中机场的总个数}} \times 100\%$

虚警率定义为:

虚警率 =  $\frac{\text{错误识别为机场的个数}}{\text{检测得到的目标总个数}} \times 100\%$

5.1 算法分析

5.1.1 去重复模式分析

与 GBVS、HFT 等显著性目标检测算法相比,改进的 HFT 模型去除重复模式的同时,尽可能地保留了非重复区域,检测结果在包含显著性目标的同时,也包含了一些背景,而 GBVS、HFT 模型的检测结果虽然包含更少的背景,但当遥感场景比较复杂,得到的显著图可能是一个模糊的图像,当图像中有其他显著目标时,机场的显著值可能明显低于其他目标,如图 4 所示。由于改

进的 HFT 模型对显著图进行了空间竞争增强,对背景的抑制能力更强,显著图更加清晰,同时,对两个尺度的显著图通过求和的方式进行融合,更大程度地保留了非重复模式区域,即使图像中有其他显著目标时,机场区域仍可以获得较高的显著值。

为了验证去重复模式的作用,对采用和不采用去重复模式进行对比实验,结果如表 1 所示。

表1 去重复模式对比结果

方法	平均数据量/%	平均候选区个数	检测率/%	虚警率/%	平均时间/s
不采用	100.0	1.74	94.3	13.5	7.27
采用	23.6	1.30	94.3	7.6	3.15

表 1 中,数据量为去重复模式后,非重复区域像素总数与原图像素总数的百分比,100%则表示对原图所有像素进行处理,平均数据量为所有测试样本数据量的平均值。

从表中可以看出去重复模式大大降低了数据的处理量,提升了算法的整体效率;同时,重复模式中包含的道路、城区、山脉等地物也得以去除,降低了这些地物带来的干扰,使虚警率明显降低。

去重复模式部分结果如图 5 所示,从图中可以看出,河流、山脉、农田等大量出现的重复模式,通过改进的 HFT 模型得以去除。

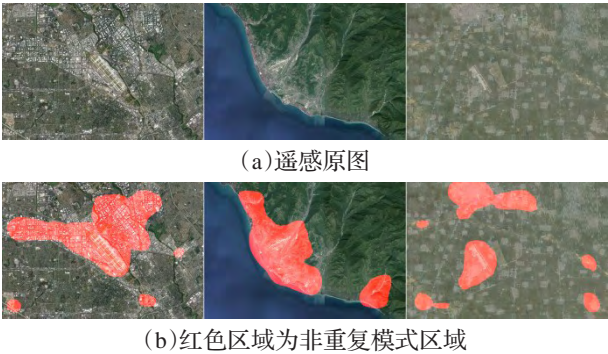


图5 去重复模式结果

5.1.2 生成显著图分析

直线显著图计算过程如图 6 所示,从图中可以看出平行、汇聚性强的直线,会得到较高的显著性值。

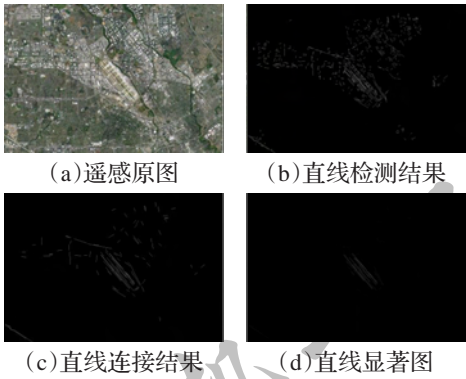


图6 计算直线显著图过程图

融合后的显著图如图7所示,对图(b)分割填充孔洞后,叠加在原图上如图(c)所示,从图中可以看出,可以较好地刻画机场轮廓。



图7 显著图融合

5.1.3 利用跑道宽度确定候选区分析

机场跑道具有较大的宽度,一般宽于道路、桥梁等地物,与这些地物存在明显差异,对是否利用跑道宽度确定候选区进行了对比实验(不利于跑道宽度即只根据连通域面积和显著值总和进行评分),结果如表2所示。

表2 利用跑道宽度确定候选区对比结果

方法	平均候选区个数	检测率/%	虚警率/%
不利用跑道宽度	1.81	94.3	14.2
利用跑道宽度	1.30	94.3	7.6

从表中可以看出,利用跑道宽度确定候选区,可以减少候选区的数量,即在分类器进行分类前,提前排除了一些虚警目标,从而降低了检测的虚警率。

5.2 检测结果

本文算法在测试集上取得了较好的检测结果,部分结果如图8所示。

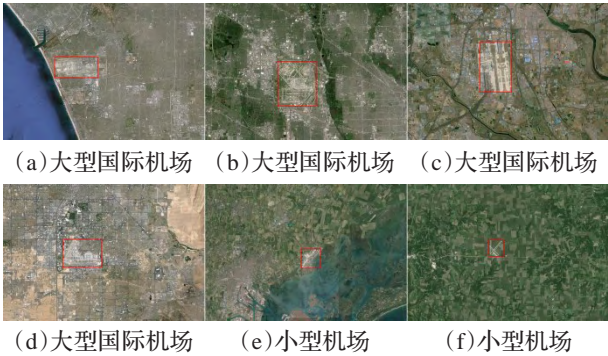


图8 部分检测结果

实验结果表明,本文算法可以精确定位机场位置,具有较强的适用性,对不同复杂场景、不同类型、不同形状的机场都取得了较好的检测结果。图(a)~(d)为大型国际机场,场景较为复杂,主要干扰包括城区、道路、河流、海岸线,本文算法有效地排除了它们的干扰;图(e)、(f)为小型机场,结构简单,背景中的农田含有大量的平行线,为检测带来了很大的干扰,但农田大面积出现,属于重复模式,并且局部对比度弱于机场,通过去重复模式和局部对比度得以排除。

大型国际机场和小型机场检测结果的混淆矩阵如表3所示,相对小型机场,大型国际机场具有更多的跑道和更大的面积,跑道的直线特性和显著性更加突出,因此检测精度高于小型机场;此外检测结果中存在一定的虚警和漏检,其主要原因是一些机场结构简单,跑道的直线特性较弱,根据跑道无法进行有效的定位和检测,另外,一些城区与机场有较高的相似性,无法完全排除它们的干扰,因此存在一定的虚警。

表3 大型国际机场和小型机场检测结果混淆矩阵

	机场	背景	总计	精度/%
大型国际机场	70	0	70	100.0
小型机场	113	11	124	91.1
背景	15	—	—	—
总计	198	—	—	—

5.3 与其他算法对比

本文算法与文献[3]、[7]和[8]中的方法进行对比,文献[3]先进行边缘检测,去除短的、弯曲的边缘,然后利用Hough变换提取图像中的长直线,并在长直线周围提取纹理特征,通过SVM进行识别;文献[7]利用了机场的直线特性和自下而上的GBVS显著性模型确定机场候选区,然后提取SIFT特征,用多层分类回归树进行识别;文献[8]融合自上而下的近平行线显著性和自下而上的GBVS模型,得到机场候选,提取SIFT特征<sup>[17]</sup>,通过SVM进行识别。对比结果如表4所示。

表4 与其他算法对比

方法	检测率/%	虚警率/%	平均检测时间/s
单幅图像SVM <sup>[3]</sup>	72.3	27.4	1.72
基于显著图 <sup>[7]</sup>	84.6	21.4	5.85
两种显著性 <sup>[8]</sup>	89.7	17.8	7.62
本文算法	94.3	7.6	3.15

从表中可以看出,本文算法在检测率和虚警率上优于其他算法,虽然检测速度低于文献[3],但检测率和虚警率明显优于文献[3]。复杂场景中存在大量长直线,文献[3]在确定候选目标时,仅利用了跑道的长直线特性对先验知识利用不足;文献[7-8]这两种算法都对GBVS模型进行了简化,但GBVS模型对每个像素的视觉停留进行预测,并没有考虑目标的整体性,其次该模型基于



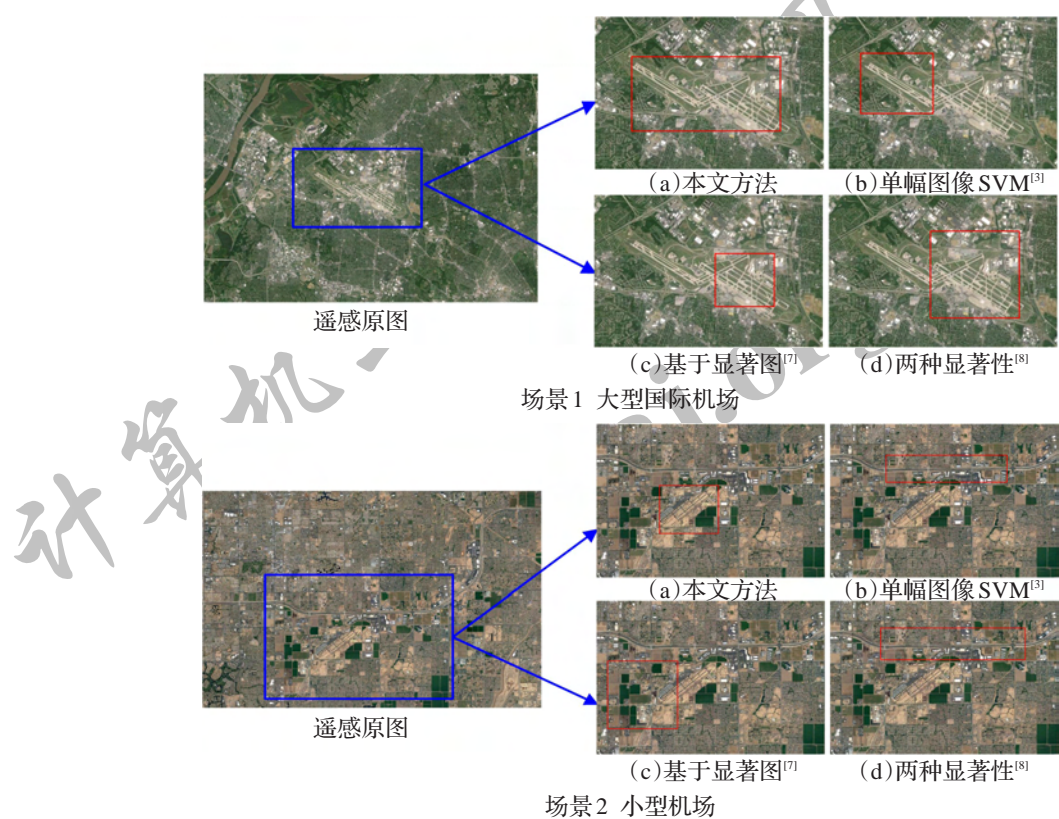


图9 不同方法检测结果对比

图论通过迭代计算节点显著性值,计算复杂度会随图像大小的增加倍增。文献[8]直线显著性计算的复杂度与直线条数成正比,随着图像大小的增加,直线条数会大幅度增加,从而降低了计算的速度。本文算法用改进的HFT模型去除重复模式,一方面HFT是一种基于频域的模式,计算速度快,同时降低了后续处理的数据量,大大提高了计算效率。与其他两种算法相比,本文去重复模式和宽度信息的利用,进一步排除了其他地物的干扰,CNN提取的是高层特征,更能体现机场的结构和整体特性,因此在检测率和虚警率上也明显提升。

不同方法部分检测结果如图9所示,左边为遥感原图,右边为从不同算法检测结果中截取的局部图像,从图中可以看出本文可以准确定位机场位置,文献[3]只检测到场景1中的左上方跑道,这是由于右下方跑道结构较复杂,短边缘和弯曲边缘较多,右下方边缘在提取直线之前被去除;文献[7-8]只检测到场景1中机场的右下方跑道,这是由于左上方跑道的亮度低于右下方,GBVS模型没有考虑目标的整体性,左上方跑道对应的显著性值较低,导致左上方跑道漏检。

6 结束语

本文算法通过去重复模式,去除了大量的冗余信息,有效提高了计算效率,检测过程中,既利用了机场跑道的平行、长直线和宽度信息,同时利用了机场与周围环境的差异性,融合了自上而下的先验知识和自下而上

的信息,使机场定位更加精确,用CNN提取高层特征进行分类判别,也使得识别结果更加准确。实验结果证明,本文算法具有较强的鲁棒性,具有更高的检测率、更低的虚警率。进一步改善超像素分割算法,如何把机场整体分割出来,是今后研究改进的方向。

参考文献:

[1] An Z, Shi Z, Teng X, et al. An automated airplane detection system for large panchromatic image with high spatial resolution[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(12): 2768-2775.  
[2] Tang G, Xiao Z, Liu Q, et al. A novel airport detection method via line segment classification and texture classification[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2015, 12(12): 1-5.  
[3] Qu Y, Li C, Zheng N. Airport detection base on support vector machine from a single image[C]//Fifth International Conference on Information, Communications and Signal Processing, 2005: 546-549.  
[4] Budak Ü, Halıcı U, Şengür A, et al. Efficient airport detection using line segment detector and fisher vector representation[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2016, 13(8): 1079-1083.  
[5] Aytekin O, Zongur U, Halıcı U. Texture-based airport runway detection[J]. Geoscience & Remote Sensing Letters IEEE, 2013, 10(3): 471-475.

(下转 171 页)