

遥感图像飞机检测新方法

——圆周频率滤波法

蔡红苹 耿振伟 粟毅

(国防科学技术大学电子科学与工程学院, 长沙 410073)

摘 要: 利用飞机在光学遥感图像中的形状特点和灰度变化特点, 本文提出了一种新的飞机目标检测方法——圆周频率滤波法。首先, 采用圆周频率滤波器对全图进行滤波, 在飞机中心点附近像素通过滤波后幅值通常比其他非飞机区域的幅值大, 从而通过保留滤波后幅值大的点作为飞机中心的候选点; 然后, 通过区域生长式聚类确定最终的飞机位置。本文的方法用于 8 幅 1.0~4.0 米分辨率的光学遥感图像的飞机目标提取, 总共 65 架飞机, 正确检测出 59 架, 5 个虚警。实验证明圆周频率滤波法用于遥感图像的飞机目标检测, 是一种即简单又有效的方法。

关键词: 圆周频率滤波器; 目标检测; 飞机检测; 遥感图像处理

A New Method to Detect Airplanes in Remote Sensing Image

——Circle-Frequency Filter

CAI Hong-ping GENG Zhen-wei Su Yi

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, 410073)

Abstract: This paper presents a new approach—Circle-Frequency filter (CF-filter) to detect airplanes in panchromatic remote-sensing images, in which both the shape and luminance features are used. First, the whole image is filtered by the CF-filter. Since airplane centers appear bright while background appears dimming, the points with higher outputs of CF-filtered “image” are selected as candidate points of airplane centers. Then, a region-growing clustering method is used to locate airplane centers from the candidates. 8 panchromatic images of 1.0m~4.0m resolution, including 65 airplanes, are tested with this approach. 59 airplanes are detected and 5 times are false alarmed. The experiments demonstrate that the presented approach using CF-filter is effective in airplane detection.

Key words: Circle-frequency filter; Target detection; Airplane detection; Remote-sensing image processing.

1 引言

对图像中感兴趣目标的检测和提取是计算机视觉中的重要研究课题。图像的目标检测算法可以大致分成两类: 一类是基于像素层面上的。如区域分割、边缘提取、闭合轮廓提取等, 这些方法通用性强, 基本上对任何目标提取都适用。但是由于对于真实图像而言, 提取目标完整独立的区域或闭合轮廓很难, 因此通常需要复杂的后处理^[3,4]。另一类是基于特征层面上的。这种方法在分析目标与非目标的本质的特征基础上, 采用滤波或变换的方法, 使得滤波或变换后的目标与非目标尽可能地分离, 然后通过简单的后处理, 从而达到检测目标的目的。这类方法在人脸检测^[1,2,5]、路标检测^[6]等应用领域都有广泛研究, 效果通常比第一类方法好, 能否准确地检测目标关键在于寻找合适的滤波器或变换。

随着遥感技术的发展, 从航空图片和卫星图片中自动或半自动检测与识别各种目标不仅具有重要的军事应用价值, 近年来也逐渐成为民用遥感领域关注的热点。作为一类重要的目标, 飞机的检测和识别一直都在研究和探索中^[3,7,8,9,10]。然而大部分的研究都是假定飞机已经提取出来后如何提取它的特征进行分类识别^[7,8,9,10]。而对于如何从一幅真实遥感影像中检测飞机却研究甚少, 这主要是因为飞机目标在遥感图像中(尤其是卫星图片)尺寸小, 而且背景复杂, 因此可以说在复杂背景下的飞机检测问题比飞机识别问题更棘手。目前已有的算法通常采用先分割或先边缘提取, 然后采用模板匹配的方法, 但是由于飞机阴影以及图像质量的影响, 通常分割后飞机目标会断开成几个区域, 也很难完整地提取出飞机边缘轮廓, 所以通常的做法是再进行区域合并或边缘的连接^[3], 这种方法不仅实现起来复杂而且抗背景

收稿日期: 2005 年 9 月 18 日; 修回日期: 2006 年 4 月 29 日

干扰的能力很弱,并且由于飞机的类型很多,很难用一个统一的模板来检测所有的飞机,因此往往检测结果不令人满意,文献^[3]中对16幅机场遥感图片进行实验,正确检测出8架飞机,29个漏检,8个虚警,显然这离实际应用还相差甚远。

本文提出的飞机检测方法属于图像目标检测算法的第二类方法,该方法受人脸检测文献^[1,2]的启发,设计了一种适合遥感图像中飞机目标检测的圆周频率滤波器。本文算法不需要图像分割或边缘提取等预处理,直接对整幅图像的每一点进行滤波,由于圆周频率滤波器对飞机目标有强的响应幅度,而对背景的响应较弱,因此直接通过取阈值保留滤波响应大的点作为飞机中心候选点,最后通过简单的区域生长式聚类后找每类的中心作为检测飞机的中心。该方法利用了飞机在光学遥感图像中的形状特点和灰度变化特点,避免了图像分割或边缘提取的弊端,同时不需要使用模板,算法简单,计算量小,抗背景干扰能力强,检测性能好。通过对现有的8幅1.0~4.0米分辨率的不同图像质量的光学遥感图像进行实验,总共65架飞机,正确检测出59架,5个虚警。

2 圆周频率滤波器

2.1 飞机目标特征分析

在真实遥感图像中,区分飞机目标和其他干扰地物的方法主要是利用飞机目标在遥感图像中表现出来的灰度、形状、大小、阴影等特征。

由于飞机目标在遥感影像中的通常较背景要亮,且大部分飞机都会有机头、左翼、尾翼和右翼四个突起的部分,这样如果以飞机中心为圆心,选取一个大于机身宽度小于翼展长度的直径的圆周,该圆周上的像素灰度值变化就会呈现“亮-暗-亮-暗-亮-暗-亮-暗”趋势。图1(c)是图1(a)中圆周上点的灰度值变化曲线(从最上点出发,逆时针顺序),该曲线有4个峰和4个谷,而显然以非飞机中心位置为圆心的圆周灰度值通常不具备这种特性,本文就是利用飞机目标的这一特性通过设计一个简单的圆周频率滤波器来区分飞机中心和非飞机中心的,这种圆周上的像素灰度值变化趋势巧妙地利用了飞机目标的灰度和形状特征,同时通过圆周半径的选择间接地利用了其大小特征。

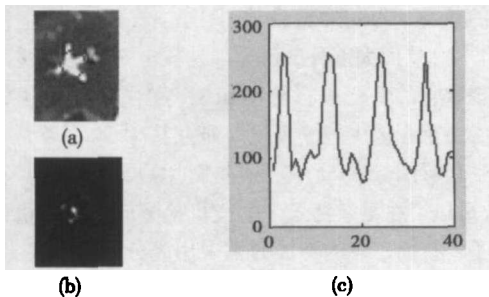


图1 以飞机中心为圆心的圆周上像素点的灰度变化曲线和圆周滤波结果图

(a) 原始图(41×51)(b) 圆周频率滤波后的灰度图像(圆周半径 $r=6$,圆周上取样点数目 $N=40$)(c) 圆周上点的灰度值变化曲线(从最上点出发,逆时针顺序)

2.2 圆周频率滤波器

假设 $f_k(k=0,1,\dots,N-1)$ 表示以 (i,j) 为中心以 r 为半径的圆周上逆时针方向像素的灰度值,分别求这个一维数据的傅立叶变换的幅度 $f(i,j)$ 和相位值 $\phi(i,j)$:

$$f(i,j) = (\sum_{k=0}^{N-1} f_k \cos \frac{c\pi k}{N})^2 + (\sum_{k=0}^{N-1} f_k \sin \frac{c\pi k}{N})^2 \quad (1)$$

$$\phi(i,j) = \tan^{-1}(\frac{\sum_{k=0}^{N-1} f_k \sin \frac{c\pi k}{N}}{\sum_{k=0}^{N-1} f_k \cos \frac{c\pi k}{N}}) \quad (2)$$

其中 c 是常量,用来控制求离散傅立叶变换时正弦和余弦函数的周期数。式(1)表示圆周上的数据列经过离散傅立叶变换后的幅度值,而式(2)表示相位信息。

如何选择正弦和余弦函数的周期数(也就是 c 的选择)与需要检测的目标圆周上像素的灰度变化有密切关系。上一节已经分析了如果以飞机中心为圆心,选取一个适当的半径画一个圆周,该圆周上的灰度变化呈现“亮-暗-亮-暗-亮-暗-亮-暗”趋势(如图1(c)所示),该曲线有4个峰和4个谷,与4个周期的正弦和余弦曲线相似,因此在式(1)和式(2)中如果选择4个周期的正弦和余弦函数(即 $c=8$),则在飞机中心的圆周频率滤波幅度值大。而由于非飞机中心点的圆周上像素灰度值通常不会出现“亮-暗-亮-暗-亮-暗-亮-暗”的变化趋势,因此圆周频率滤波后的值小。图1(b)是图1(a)经过圆周滤波后的幅度归一化到0至255后的灰度图像显示结果,半径 $r=6$,圆周上取点数目 $N=40$ 。可以看出在飞机中心附近滤波后幅度明显比其他区域大,背景区域的滤波响应很小。

由傅立叶变换的性质知,当圆周上点列 $f_k(k=0,1,\dots,N-1)$ 的起始位置发生改变时(或者理解为图像发生旋转后),相当于发生了时延,因此滤波器的幅度响应(式(1))不变,而只是相位响应(式(2))发生相同角度的变化。而在检测飞机目标时圆周频率滤波的相位响应利用价值不大,仅采用其幅度响应,该响应显然具有旋转不变特性,这就使得该方法不用像基于图像模板匹配的方法要考虑不同角度的飞机或寻找飞机主轴和机头^[9]。

3 飞机目标检测方法

3.1 圆周频率滤波器提取飞机中心候选点集

图2(b)是对图2(a)圆周滤波后的结果,不难看出飞机中心和其附近几个像素的圆周频率滤波的响应明显高于其他的背景区域,复杂的背景通过滤波后响应变得很弱,而飞机目标中心位置有强响应,这就证明圆周频率滤波器有很强的飞机和背景区分能力。因此,可以先求出滤波值中最大值 M 后,选取一个阈值比例因子 $\alpha(0 < \alpha < 1)$,对所有滤波后的结果进行阈值化处理,凡是滤波结果大于 αM 的点认为是飞机中心的可能性很大,从而作为飞机中心候选点,用集合 $E = \{(i,j) | f(i,j) > \alpha M\}$ 表示通过圆周滤波器产生的飞机中心

候选点集。

图2(c)用红圈标出了对图Block01滤波结果进行阈值化后得到的所有飞机中心候选点($\alpha=0.7$),通过该图可以看出圆周滤波后的高幅度响应点都在飞机中心附近,说明该滤波器提取了飞机区别于其他地物的本质的特征,具有很强的飞机与背景的区分能力。

3.2 区域生长式聚类定位飞机中心

飞机中心候选点基本上是聚集在每个飞机中心形成一个个独立的类,而类与类之间有很明显的距离,(如图2(c)所示)于是可以采用基于区域生长思想的聚类方法来对候选点集 E 分类从而确定最终飞机的中心位置。

在由飞机中心候选点集 E 聚类生成飞机中心的过程中,引用了区域生长原理,目的就是把聚集在一起的候选点通过区域生长聚成一类,其生长准则是以 r_0 为半径的邻域。

具体做法是将一个种子样本 i_0 作为生长的起点,然后将以种子样本 i_0 为中心、 r_0 为半径的邻域样本集 B_{i_0} 合并到一类 C_k ,将 C_k 中的所有样本(即 $C_k(p) \in C_k, p=0,1,\dots, \text{num}(C_k)-1$)当作新的种子样本,寻找所有样本 $C_k(p)$ 的 r_0 半径的邻域,将这些邻域点合并到 C_k 类,即

$$C_k = C_k \cup \text{Neighbor}[C_k(p)] \quad p=0,1,\dots, \text{num}(C_k)-1 \quad (3)$$

其中 $\text{num}(D)$ 表示集合 D 的样本个数, $\text{Neighbor}[d]$ 表示元素 d 的邻域样本集。

通过此过程继续生长,直到再没有满足条件的样本归入该类。在还未聚类的样本集 ϕ 中寻找一个新的种子样本重复上面的步骤,直到所有的样本都被归入某类为止。

r_0 的选取原则是使得同一架飞机的候选点聚成一类,而区分不同的飞机候选点。由于通常候选点集聚集在每个飞机中心形成一个个独立的类,而类与类之间有明显的距离,所以 r_0 的选取对聚类效果不敏感,本文设 r_0 为圆周频率滤波器的半径 r 的 λ 倍(λ 取值在2~4范围内)。

假设飞机中心候选点集 E 通过聚类后被分成了 K 类 C_1, C_2, \dots, C_K ,那么我们简单地认为最终检测出了 K 个飞机,通过观察可以发现每类的样本都聚集在飞机中心附近区域,所以可以通过求每类的类心来最终确定这 K 个飞机中心的位置($(x(k), y(k)), k=1,2,\dots,K$):

$$x(k) = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} x_i^k, y(k) = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} y_i^k \quad (4)$$

其中 N_k 表示第 k 类的样本个数, x_i^k 表示第 k 类的第 i 个样本的 x 轴坐标, y_i^k 表示第 k 类的第 i 个样本的 y 轴坐标。

利用圆周频率滤波法进行飞机目标检测的算法步骤总结如下:

第一步,圆周频率滤波。对输入图像逐个像素采用式(1)进行圆周频率滤波(圆周半径 r ,圆周上取点个数 N);

第二步,阈值化选取飞机中心候选点。找出最大的滤波值 M ,选取一个阈值比例因子 $\alpha(0 < \alpha < 1)$,对所有滤波后的结果进行阈值化处理,凡是滤波结果大于 αM 的点作为飞机中心候选点;

第三步,区域生长式聚类。对提取的候选点进行区域生长式聚类(邻域半径 $r_0 = \lambda \cdot r$);

第四步,求飞机中心。最后对聚类后的每个类求其类心作为飞机中心位置。

图3列出了相应的算法流程图,图2是整个飞机目标检测的图像显示流程,采用幅面为 479×316 的图Block01,参数选择为 $r=6, N=40, \alpha=0.7, r_0=2.5r$,图2(b)是圆周频率滤波后的灰度图像,图2(c)标出了阈值化后提取的飞机中心候选点,图2(d)是通过区域生长式聚类后确定的飞机中心位置。

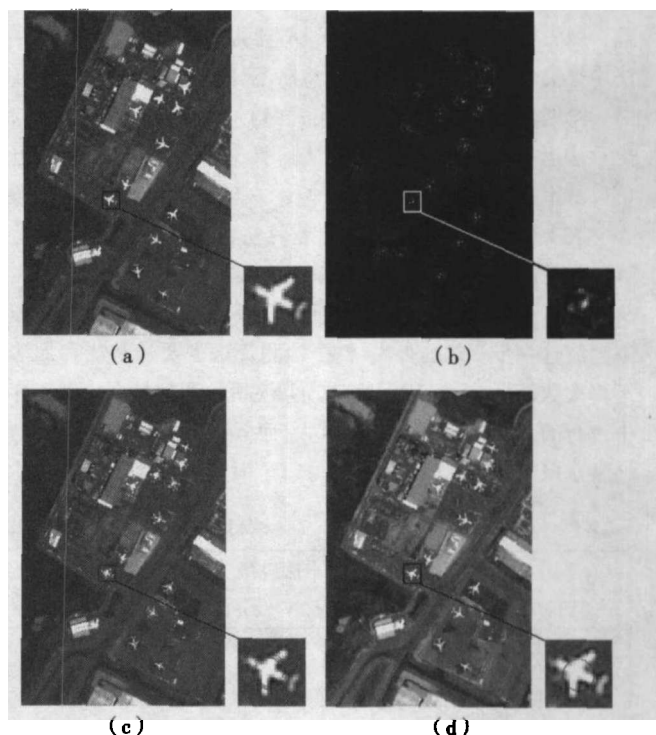


图2 采用圆周频率滤波法进行飞机目标检测的过程图
(a)原始图像(479×316) (b)圆周频率滤波后的灰度图像(圆周半径 $r=6$,圆周上取样点数目 $N=40$) (c)阈值化后选取的飞机中心候选点(阈值比例值 $\alpha=0.7$) (d)通过区域生长式聚类后确定飞机中心位置(邻域半径 $r_0=2.5r$)

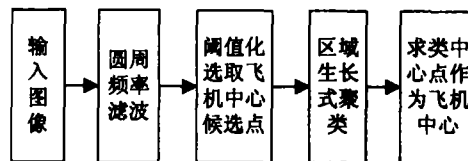


图3 利用圆周频率滤波法进行飞机目标检测的流程图

4 实验结果及分析

4.1 计算量分析

假设处理的图像幅面 $m \times n$,圆周上取点个数 N ,以下对每一步的计算量进行分析:

第一步,圆周频率滤波。在对整幅图像采用式(1)进行滤波时,需要事先计算 N 个正弦和余弦值,也就是需要 $N+2$ 次乘法和 $2N$ 次三角函数计算,然后对图像每一点求滤波值总共需要 $m \cdot n \cdot (2N+2)$ 次乘法和 $m \cdot n \cdot (2N-1)$ 次加法;

第二步,阈值化选取飞机中心候选点。为了找到最大的滤波值需要在 $m \times n$ 个数中求 1 次最大值运算;

第三步,区域生长式聚类。假设提取出 N_0 个飞机中心候选点,对它们进行区域生长式聚类的计算量主要集中在计算每两个样本之间的距离,需要的计算量为 $N_0(N_0 - 1) + 1$ 次乘法、 $\frac{3N_0(N_0 - 1)}{2}$ 次加法,由于该聚类方法没有迭代运算,且一般飞机中心候选点数目 N_0 不会很多,因此在该检测算法中聚类的运算时间可以基本忽略不计;

第四步,求飞机中心。利用式(4)求 K 个类心坐标需要 2 次乘法运算和 $2(N_0 - K)$ 次加法运算,求类心的运算次数也可以基本忽略不计。

表 1 列出了本文提出的检测算法各步骤分别需要的运算量和总的运算量,由于图像像素个数一般远大于提取的飞机中心候选点($m \cdot n \gg N_0$),所以运算量主要集中在圆周频率滤波这一步。总的来说,整个检测算法需要的乘法和加法运算次数都是 $O(mnN)$ 。由于通常飞机检测都是在机场切片中进行的,所以 mn 的值不会太大,而圆周上取样点的个数 N 通常选取 40 到 60 就能满足要求了,因此通过以上分析可以

看出该飞机检测算法不需要迭代过程,是一种目前计算量小的飞机检测算法。

采用本文方法对 8 幅图像进行测试,每幅图所需要的检测时间和 mnN 的关系图见图 4,可以看到检测时间与 mnN 是呈现很明显的线性关系。这就通过实验证明了该算法的运算量级是 $O(mnN)$ 。

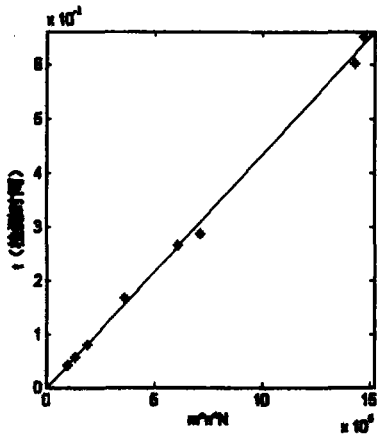


图 4 检测时间与的 mnN 线性关系图

表 1 利用圆周频率滤波法进行飞机目标检测的运算量统计

	乘法运算	加法运算	三角函数运算	$m \times n$ 个数中求最大值运算
圆周频率滤波	$m \cdot n \cdot (2N+2) + N+2$	$m \cdot n \cdot (2N-1)$	$2N$	--
提取候选点	--	--	--	1
区域生长式聚类	$N_0(N_0 - 1) + 1$	$\frac{3N_0(N_0 - 1)}{2}$	--	--
确定飞机中心	2	$2(N_0 - K)$	--	--
共 计	$m \cdot n \cdot (2N+2) + N + N_0(N_0 - 1) + 5$	$m \cdot n \cdot (2N-1) + \frac{3N_0(N_0 - 1)}{2} + 2(N_0 - K)$	$2N$	1

4.2 检测实验结果

本文对 8 幅 1.0~4.0 米分辨率的 SPOT 和 IKONOS 图像进行实验,表 2 列出了检测结果,图 5 是检测图示结果,8 幅图像共 65 架飞机,检测出 59 架,5 个虚警。图 5 的前 3 幅图的飞机与背景的反差都比较大,飞机形状表现得比较明显,因此检测结果比较理想,都没有虚警,只漏掉了 3 架小飞机。漏检的原因可以以图 Block01 为例来说明,该图包含 10 架大飞机和 2 架小飞机,通过选取圆周半径 $r=6$ 可以检测出 10 架大飞机且没有虚警,但是由于在 $r=6$ 下 2 架小飞机不再具有圆周上灰度 4 个峰 4 个谷的特点而被漏检。图 Block04、图 Block05 和图 Block08 是 3 幅分辨率较高的图像(1.0 米),因此图像比较清晰,同时背景的亮度也比较高,飞机的阴影比较明显,阴影的出现使得本方法中飞机中心的圆周上像素灰度不再严格满足 4 个峰 4 个谷的特点,从而检测结果受到一定影响。图 Block07 的飞机大小都基本一样,但是有几架机身灰度较低,本文方法也能准确地定位全部的 9 架飞机,仅 1 个虚警。

表中还列出了每幅图像的检测时间,是在 Pentium(R) 4 2.4GHz PC 平台下采用 vc++6.0 程序实验得到的检测时间,

基本上时间都在 0.1 秒量级上,明显优于文献[3]中的平均每幅图在 10 秒内的检测结果。实验表明该方法是一种快速的遥感图像飞机检测方法。

如果采用通常的基于图像分割或边缘提取的方法^[3],仅图 Block01 中的部分飞机可以得到较完整的飞机区域或飞机轮廓,而后面的 7 幅图由于受阴影的影响或图像质量的影响很难完整地提取飞机区域或飞机轮廓,需要进一步进行区域合并或边缘连接,方法复杂且检测结果与图像质量和模板选择关系很密切,普适性很差。而采用本文的方法,通过对各种质量的真实遥感图像进行实验,可以看出本文的方法有较强的检测能力和抗干扰能力。

5 结束语

本文提出的飞机检测算法巧妙地利用了飞机目标在光学遥感图像中的灰度和形状表现特征,用一个简单的圆周滤波器很好地将飞机和背景分离,从而避免了通常采用图像分割或边缘提取的飞机检测算法的弊端。实验表明,该方法是目前飞机检测算法中算法简单、耗时少、检测性能好的算法。

表 2 本文方法对 8 幅真实遥感图像的飞机检测结果

图像名	飞机数目(架)	分辨率(米)	参数设置	检测飞机数目	虚警数目	检测时间(秒)
Block01 (479 × 361)	12	2.5	$r=6, N=40,$ $\alpha=0.7, \lambda=2.5$	10	0	0.266
Block02 (381 × 237)	5	2.5	$r=3, N=40,$ $\alpha=0.5, \lambda=2.5$	5	0	0.167
Block03 (286 × 164)	13	4.0	$r=3, N=40,$ $\alpha=0.5, \lambda=3.5$	12	0	0.079
Block04 (482 × 247)	5	1.0	$r=10, N=60,$ $\alpha=0.5, \lambda=3.5$	5	4	0.286
Block05 (607 × 403)	9	1.0	$r=9, N=60,$ $\alpha=0.45, \lambda=2.5$	7	0	0.651
Block06 (132 × 186)	4	2.5	$r=3, N=40,$ $\alpha=0.35, \lambda=2.5$	4	0	0.042
Block07 (243 × 136)	9	2.5	$r=4, N=40,$ $\alpha=0.5, \lambda=4.0$	9	1	0.057
Block08 (349 × 682)	8	1.0	$r=10, N=60,$ $\alpha=0.3, \lambda=2.5$	7	0	0.602

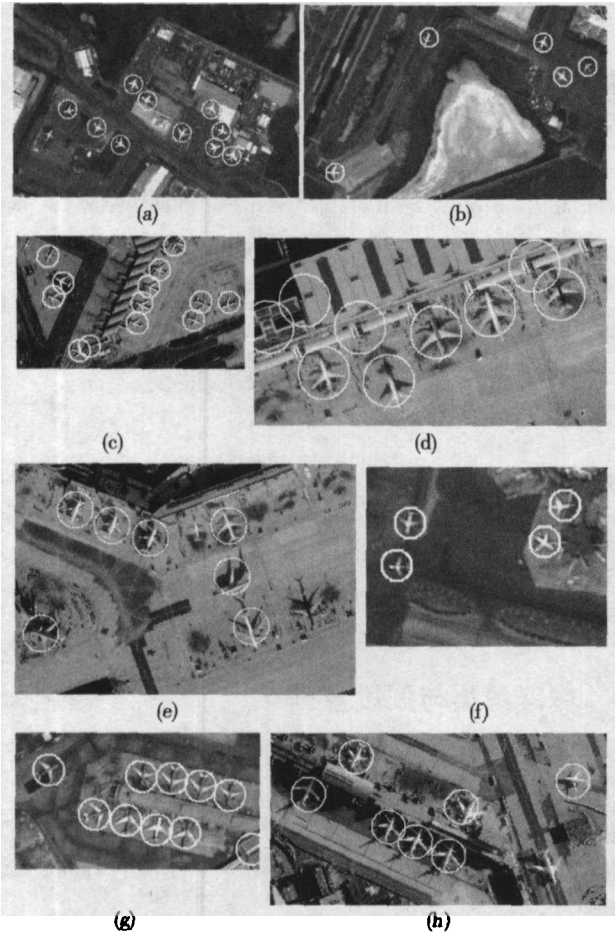


图 5 本文方法对 8 幅真实遥感图像的飞机检测结果
图(a)(b)(c)(d)(e)(f)(g)(h)分别表示图 Block01、Block02、Block03、Block04、Block05、Block06、Block07、Block08 的检测结果图像(具体参数设置见表 2)

该方法值得进一步研究的问题是参数的确定,即圆周半径 r ,圆周上取点个数 N ,提取飞机中心候选点时的阈值比例 α ,区域生长中邻域半径 $\lambda \cdot r$ 的自适应选择。尤其对圆周半径 r 的选择最为关键,当图像中有各种大小的飞机时,显然采用固定的一个半径不能检测出所有的飞机,因此可以考虑采

用多个圆周半径进行检测。

参考文献

[1] Kawato S, et al. Circle-frequency filter and its application. In: Int. Workshop and Advanced Image Technology, Taejeon, Korea, 2001, 2: 217.

[2] Kawato S, et al. Two-step approach for real-time eye tracking with a new filtering technique. Pro. Int. Conf. On System, Man & Cybernetics, 2000: 1366.

[3] Ternovskiy I, et al. Biologically inspired algorithms for object recognition. In: Inter. Conf. Integration of Knowledge Intensive Multi-Agent Systems (KIMAS'03), Boston, Massachusetts, 2003.

[4] Yilmaz A, et al. Contour-based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26 (11):

[5] Loy G, et al. Fast radial symmetry for detecting points of interest. IEEE Trans. Pattern analysis and Machine Intelligence, 2003, 25 (8): 959.

[6] Loy G, et al. Fast shape-based road sign detection for a driver assistance system. In: Proc of Inter. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2004.

[7] 吴昊. 遥感图像中飞机目标智能识别技术研究. 长沙: 国防科学技术大学电子科学与工程学院硕士论文, 2000.

[8] 马时平, 等. 基于图像匹配技术的飞机识别, 计算机工程, 2004, 30 (5): 159.

[9] 李迎春, 等. 基于矩不变的飞机识别算法. 2002, 20 (3): 15.

[10] 程咏梅, 等. 计算机智能图像识别算法研究. 2004, 24 (2): 65.

[11] 章毓晋. 图像分割. 北京: 科学出版社, 2001.

作者简介

蔡红苹, 1980 年生, 现为国防科学技术大学电子科学与工程学院在读博士, 主要从事遥感图像目标识别、形状匹配、不变特征研究。