

基于改进 Hough 变换和图搜索的油库目标识别

韩现伟* 付宜利 李 刚

(哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室 哈尔滨 150001)

摘 要: 为了识别遥感图像中圆形油库目标, 首先改进了基于梯度信息的圆形检测 Hough 变换方法, 提取出图像中的圆形油库。然后根据油库的空间分布关系, 提出利用深度优先的图搜索策略对检测到的圆进行分组, 剔除虚警目标, 最终实现油库目标区域的定位。改进的 Hough 变换通过利用梯度的方向信息和降低参数空间维数的方法降低了算法执行时耗费的时间和占用的存储空间, 提高了圆检测的效率, 同时用图搜索技术来排除虚假目标和定位目标区域, 降低了虚警率, 提高了识别精度。实验表明, 该方法能够快速准确地识别油库目标, 适用于不同分辨率的可见光遥感影像。

关键词: 遥感图像处理; Hough 变换; 图搜索; 油库

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)01-0066-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00112

Oil Depots Recognition Based on Improved Hough Transform and Graph Search

Han Xian-wei Fu Yi-li Li Gang

(State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: In order to identify the circular oil depots from remote sensing images, a developed Hough transform method based on gradient information is proposed to extract circular oil tanks firstly. Then, the depth-first graph search strategy is employed to group the detected circles and eliminate the false alarms according to the spatial distribution of the oil depots. Finally, the target areas of oil depots are localized. The improved Hough transform reduces the time and space consumption by using the gradient direction information and reducing the dimension of parameter space, and improves the efficiency of circles detection. The graph search strategy can exclude the false targets and locate the target areas, which improves identification accuracy. The experimental results indicate that the proposed algorithm can recognize the oil depots targets fast and accurately, which is suitable for optical remote sensing images of different spatial resolutions.

Key words: Remote sensing images processing; Hough transform; Graph search; Oil depots

1 引言

利用遥感影像进行地面油库目标的精确性和定位在军事上有着重要的战略意义。但是, 由于遥感图像数据量巨大以及目标与背景不易区分等因素, 油库目标识别存在计算量大、计算速度慢、虚警率高、识别率低等困难^[1]。文献[1]利用基于梯度的模糊Hough变换减少计算量来提取圆形油库, 然后针对Hough变换不考虑点之间连通性的缺点去除虚警使识别率达到82.5%。文献[2]用形状参数来识别类圆形油库, 提高了识别速度。但该方法对于被涂抹、变形严重或者灰度与背景差异小的油库, 识别率会大大降低且造成虚警。文献[3]采用基于分形维

数和图像重心的算法来提高识别率, 但预先建立标准模板带来大量的计算而使效率降低。文献[4]仅提出一种基于区域生长原理的聚类方法对已提取的油库进行区域定位, 并未提及油库的提取方法。文献[5]使用随机Hough变换提取限定大小的圆, 然后根据空间分布关系定位油库区域。但如果油库灰度与背景接近, 边缘模糊或者表面灰度不均匀, 识别效果将变差, 而且非单像素宽的边缘增加了计算量。

本文针对上述方法在效率、稳定性、识别率方面存在的不足, 先改进梯度 Hough 变换来识别遥感图像中的类圆形油库, 分为两步: 首先计算图像的梯度场, 利用梯度方向信息减少计算量, 构建 2-D 累加数组来检测可能存在的圆心坐标; 然后用基于梯度值加权的半径直方图来估计各圆的半径值。之后, 根据油库的空间分布关系, 利用检测出来的圆

心构造多分支无向图，采用深度优先的搜索技术进行遍历，对检测到的油库进行分组，排除虚假目标，确定各个油库目标区域。

2 改进 Hough 变换提取圆形油库

遥感图像中的边缘错综复杂，所以采用可靠性高、对噪声不敏感的 Hough 变换来检测圆形油库比较合适。但是基本的 Hough 变换计算量大、占用内存大、提取的参数受参数空间量化的制约，直接处理复杂的遥感图像基本不能实现。本文在研究以往算法^[6-10]的基础上加以改进，充分利用图像的梯度信息采用 2 维 Hough 变换和加权的 1 维半径直方图来检测圆形油库。

2.1 标准圆检测 Hough 变换(SHT)

首先介绍一下基本的 Hough 变换。图像空间中的圆方程可表示为

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad (1)$$

其中 (a,b) 表示圆心， r 表示半径， (x,y) 是圆周上的点。图像空间中任一边缘点 (x_i, y_i) 经过 Hough 变换后对应参数空间 (a,b,r) 上的一个圆锥面。图像空间中同一个圆上所有的点所对应的参数空间的圆锥面交于一点 (a_0, b_0, r_0) ，该点正好对应于圆的圆心 (a_0, b_0) 和半径 r_0 。

将式(1)转化为参数方程如下：

$$\begin{cases} a = x - r \cos \theta \\ b = y - r \sin \theta \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\theta \in [0, 2\pi)$ ， $r \in [R_{\min}, R_{\max}]$ 。对参数空间适当量化，得到一个 3 维的累加器阵列 $A(a,b,r)$ ，阵列中的每一个立方体小格对应 (a,b,r) 的参数离散值。检测图像中的圆形时，先计算图像每点的梯度信息，然后根据适当阈值求出边缘点，再将参数 θ ， r 分别以各自的量化间隔为步长在其取值范围内遍历，计算出与边缘上的每一像素点距离为 r 的所有点 (a,b) ，同时将对应 (a,b,r) 立方小格的累加器 $A(a,b,r)$ 加 1。对全部边缘点变换完成后，累加器 $A(a,b,r)$ 的局部峰值小格便对应着图像空间中的圆参数。

在实际应用中，通常利用边缘点的梯度方向信息来减少计算量，即让半径 r 沿着边缘点的法线方向变化。此时，式(2)中的参数 θ 由下式确定：

$$\begin{cases} \cos \theta = G_x / G \\ \sin \theta = G_y / G \end{cases} \quad (3)$$

其中 G_x ， G_y 分别表示两个方向的梯度值， $G = (G_x^2 + G_y^2)^{1/2}$ 。这样，Hough 变换的速度明显提高，该方法已成为圆检测的标准 Hough 变换(Standard Hough Transform, SHT)^[11]。

2.2 改进 Hough 变换检测圆形油库

标准 Hough 变换虽然降低了开销，但其抗干扰能力也大大下降：一方面量化误差导致边缘点的法线方向并不一定指向圆心而引起累加误差；另一方面边缘检测的误差会传递到 Hough 变换过程中；此外，参与投票的点数减少，目标圆在参数空间中的累加和降低，容易与干扰点形成的局部极大值接近或被超过而造成误检。针对这些不足，本文对 SHT 进行了一系列改进，采用先圆心后半径的两步法来检测图像中的圆形油库。

2.2.1 检测圆心 为减少存储空间，本文用两个 2 维数组 $A(a,r)$ ， $B(b,r)$ 对圆心坐标进行变换：由式(2)对图像空间中每一个感兴趣点 (x,y) ，求出与各个半径 r 相对应的 a ， b 。为避免 SHT 参数空间中目标点累加和过低，根据圆任意一条直径两 endpoints 处的法线方向相反的性质，将式(2)中 r 的范围从 $[R_{\min}, R_{\max}]$ 扩展到 $[-R_{\max}, -R_{\min}] \cup [R_{\min}, R_{\max}]$ ，提高了算法的稳定性，能够有效检测边界断裂或不完整的残缺圆。另外，根据油库的先验知识缩小半径搜索范围，进一步减少计算量。

得到 $A(a,r)$ ， $B(b,r)$ 之后，对这两个数组进行投票，得到一个和输入图像大小相同的 2 维累加数组 $C(a,b)$ ，其局部峰值位置便对应图像中圆形目标的中心坐标。累加之前，先将 $A(a,r)$ ， $B(b,r)$ 中对应位置满足式(4)的点置零，以避免无效累积。

$$\begin{cases} a < 0 \text{ or } a \geq \text{lWidth} \\ b < 0 \text{ or } b \geq \text{lHeight} \end{cases} \quad (4)$$

其中 lWidth ， lHeight 分别表示原始图像的宽度和高度。投票时，改变以往 Hough 变换在参数空间中累加时逐步加 1 的方案，利用相应点的梯度幅值作为累加的权值，即每次累加时加上对应点的梯度值。这样统计结果中的峰值更加明显，降低后续峰值检测的难度。

油库目标一般成群出现，所以累加数组 $C(a,b)$ 中会有多个峰值，每个峰值位置对应一个圆心，局部峰值检测就成了圆心检测的一个重要环节。由于遥感图像背景复杂，累加数组中会有不同程度的噪声干扰，所以在检测局部峰值之前，先对 $C(a,b)$ 平滑滤波抑制噪声。平滑后得到数组 C_1 ，采用局部最大值滤波来找出局部峰值的位置作为检测到的圆心坐标，具体步骤如下：

步骤 1 将 C_1 阈值分割并二值化，得到 C_2 ；

步骤 2 对 C_2 进行连通区域标记；

步骤 3 计算每个连通区域的最小外接矩形，如果该矩形的边长都大于预定阈值，则记录该区域，

否则将该区域舍去。最终得到 N 个感兴趣的矩形区域(ROI), 初始化循环变量 $k = 1$;

步骤4 选择第 k 个区域 $ROI(k)$, 在 C_1 中找出对应区域 $C_1_ROI(k)$, 对其执行步骤 5-步骤 8;

步骤5 对 $C_1_ROI(k)$ 进行零阈值分割, 得到 $C_1_Seg_ROI(k)$;

步骤6 对 $C_1_ROI(k)$ 进行局部最大值滤波, 并清除边缘区域, 然后进行零阈值分割、二值化, 得到 $C_1_Bin_ROI(k)$ (以 0, 1 为元素, 1 表示目标点);

步骤7 $C_1_Bin_ROI(k)$ 进行连通区域标记, 得到 M 个连通域;

步骤8 计算各连通域中目标点对应 $C_1_Seg_ROI(k)$ 中非零点的个数 t , 如果 t 小于预定阈值, 舍弃该区域; 否则, 计算 $C_1_Seg_ROI(k)$ 中这些点的质心 (cx, cy) , 加入圆心数组 Cen ;

步骤9 令 $k = k + 1$, 如果 $k \leq N$, 返回步骤 4; 否则, 操作结束。

上述步骤执行完毕, 即可得到存有检测到的各个圆心坐标的数组 Cen 。如图 1(b)所示, 即为从图 1(a)中检测到的圆心, 该图像大小为 638×641 像素, 分辨率为 10 m。

2.2.2 计算各圆的半径 圆心坐标得到之后, 文献 [12]用归一化的半径直方图来求各圆的半径。对于复杂图像, 由于参数空间量化、背景噪声、目标边缘不完整、圆心定位误差等因素, 半径直方图会出现峰值扩散导致半径估计不准确。所以, 本文以图像的梯度信息为权值来构造每个圆的加权半径直方图, 找出直方图的最高峰, 对应位置即为圆的半径值。具体过程如下:

遍历圆心数组, 对每一个圆心 (a, b) 进行以下操作来估计其半径值:

(1)在原图中, 以 (a, b) 为中心向四周外扩展 R_{max} , 形成一个 $(2R_{max} + 1) \times (2R_{max} + 1)$ 大小的矩形区域(这里仅考虑矩形区域不超出图像边界的情况);

(2)计算图像内矩形区域中每一点到 (a, b) 的距

离并取整, 构造一个距离矩阵 D (其中元素 d 的值以中心向四周呈环形分布, 即与中心位置距离相等的位置元素是相同的);

(3)对图像上位于该矩形区域内的任一点 (i, j) 由下式计算其在半径方向的加权梯度:

$$t(i, j) = G_x(i, j) \cdot \frac{(i-a)}{d_{i,j}} + G_y(i, j) \cdot \frac{(j-b)}{d_{i,j}} \quad (5)$$

其中 $G_x(i, j)$, $G_y(i, j)$ 分别表示图像中对应点 (i, j) 处两个方向的梯度值, $d_{i,j}$ 表示 D 中与 (i, j) 对应处的元素, $t(i, j)$ 是 $G_x(i, j)$, $G_y(i, j)$ 在从圆心到点 (i, j) 的半径方向上的投影之和。根据式(5)构造该区域的权值矩阵 T , 以 T 中的元素为权值, 对 D 中的半径进行投票来构造加权的半径直方图, 再将直方图数组中每个元素除以各自的累加次数得到最终的直方图 S 。 $S(i)$ ($i = 1, 2, \dots$) 表示图像上矩形区域内与 (a, b) 相距 i 的点的梯度均值。由于圆周上的点的梯度值最大, 所以不考虑同心圆的情况下, 找出 S 中最大值对应的数组下标即为所求的半径值。

(4)用模板 $fltr = [0.25 \ 0.5 \ 0.25]$ 对 S 进行卷积滤波, 消除噪声引起的局部伪峰, 然后找出 S 中 $S(R_{min}) \sim S(R_{max})$ 之间的最大值所对应的下标作为与圆心 (a, b) 对应的半径值 R , 如果位于该圆周上的边缘点数少于理想圆周上点数的 $1/4$, 舍弃该圆, 否则将 R 存入数组 Rad 。

遍历之后, 得到半径数组 Rad 。如图 1(c)所示, 根据 Cen 和 Rad 画出了从图 1(a)中检测到的各个圆。从检测结果中可以看到, 实际图像中不存在的圆也可能检测出来, 如图 1(c)中最左边的圆在原图中并不存在。为了降低虚警率, 需要对检测到的圆形目标进行确认和排除。

3 聚类定位油库目标区域

改进 Hough 变换提取出圆不一定都对应一个真实的油库(如图 1(c)中最左边的圆), 非圆形边缘也可能拟合出圆。为提高油库检测精度, 本文根据真实油库的空间分布关系, 采用深度优先搜索算法对检测到的圆心进行分组聚类并去除虚警, 最终确定真实油库区域的位置。

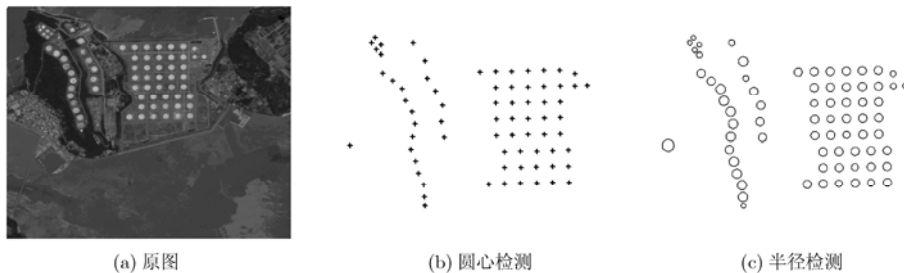


图 1 改进 Hough 变换检测圆

对大量遥感图像中地面上油库的分析发现，同一区域中的油库一般呈现规则的分布：相邻油库之间的距离基本相等，同区域油库大小基本一致，分布在一条或几条平行的直线或曲线上。进一步研究发现，相邻油库 i 和 j 圆心之间的距离 $d_{i,j}$ 与它们的半径 r_i, r_j 基本满足以下关系：

$$d_{i,j} \in [r_i + r_j, \alpha(r_i + r_j)], \quad (\alpha \in [2.5, 3]) \quad (6)$$

此外，一般情况下，同一个油库区域中至少包含 3 个油库。

构造一个无向图 G ，其顶点集合 $V(G)$ 由检测到的所有圆心构成，边集合 $E(G)$ 由所有圆心距满足式 (6) 圆心连线组成。由图 1(b) 中的圆心构成的无向图如图 2(a) 所示。可见，图 G 并不是一个连通图，而是由若干个分支构成，根据 G 的构成条件可知一个分支代表了一个目标区域，找到每个分支所在的区域即找到了油库目标区域。区域搜索定位的步骤如下：

步骤 1 构造图 G 的邻接矩阵 M 来表示各圆心之间的邻接关系，其元素 $m_{i,j}$ 由下式确定：

$$m_{i,j} = \begin{cases} 1, & l_{i,j} \in [r_i + r_j, 2(r_i + r_j)] \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

其中 $l_{i,j}$ 表示图 G 中顶点 i 和 j 之间的距离， r_i, r_j 的含义同式 (6)， $m_{i,j} = 1$ 表示顶点 i, j 之间有一条边相连。初始化顶点索引 $\text{Ind} = 1$ ，分组标记 $\text{Label} = 1$ ，顶点标记数组 $\text{Mark} = \{0\}$ 。

步骤 2 如果 Mark 中没有 0 元素，转向步骤 3；否则，找出 Mark 中 0 元素的最小下标赋给 Ind ，根据 M 判断，如果顶点 Ind 是 G 中的孤立点，则令 $\text{Mark}(\text{Ind}) = \text{Label}$ ， $\text{Label} = \text{Label} + 1$ ；否则，调用深度优先搜索函数 $\text{DFS}()$ 遍历顶点 Ind 所在的分支，将该分支所有顶点所对应的标记数组元素都置为 Label ，然后令 $\text{Label} = \text{Label} + 1$ 。返回步骤 2。

步骤 3 图 G 遍历完之后，找到了它的各个分支（同一分支上的顶点标记值相同）。对于每一个分支：如果该分支中的顶点数少于 3，舍弃该分支，其中的顶点对应的圆视为虚假目标；否则，找出该

分支的外接矩形包围其中所有顶点对应的圆，并在图上标记出来。

完成以上 3 步，就得到了图 G 各个分支所在的区域，如图 2(b) 所示。最后返回到原始遥感图像，得到各个真实的油库目标区域（图 2(c)），虚假目标也得以排除。

4 实验验证及分析

本文用 Matlab 语言采用向量化编程的方法来验证算法的有效性，避免大量的循环操作，提高了算法效率。实验采用台湾地区的 QuickBird 全色可见光遥感图像，背景复杂，干扰因素较多。

首先验证改进 Hough 变换检测遥感图像中圆形目标的能力，与文献[13]提供的 3 维 Hough 变换进行对比。文献[13]首先用 canny 算子检测边缘，但参数选择会影响边缘检测结果进而影响 Hough 变换的鲁棒性；然后用 3 维累加矩阵检测圆心和半径，因没有利用梯度的方向信息而使得计算效率低、占用存储空间大。图 3(a) 的两幅图像大小分别是 256×256 ， 380×380 像素，分辨率为 1 m，图中部分油库的灰度与背景接近，有的被涂抹，边缘模糊不完整。图 3(b) 是 canny 边缘检测的结果，有些油库出现了边缘断裂、变形的情况。图 3(c) 是本文算法的检测结果，对于变形不太严重的圆都可以准确的检测出来。图 3(d) 给出了文献[13]算法的检测结果，该方法的鲁棒性不如本文方法：边缘断裂、变形的圆漏检，而且容易出现虚警（左图）。从效率上对比，本文方法对两幅图的检测时间分别为 0.794 s 和 1.196 s，而 3 维 Hough 变换所用时间是 3.026 s 和 12.518 s。

为了进一步验证圆检测算法的效率，本文利用与文献[2]相同的图像（分辨率为 5 m）进行实验，得到结果如图 4 所示。本文算法对两幅图的运行时间分别为 0.478 s 和 0.337 s，而且检测结果准确，与文献[2]算法的 1.511 s 和 1.005 s 相比效率提高两倍。根据文献[2]中图 2 和表 1 提供的数据，本文算法与 RHT 和 RCD 算法相比，无论在准确率和效率上都占很大优势。另外，对于图 3(a) 中的两幅图，油库

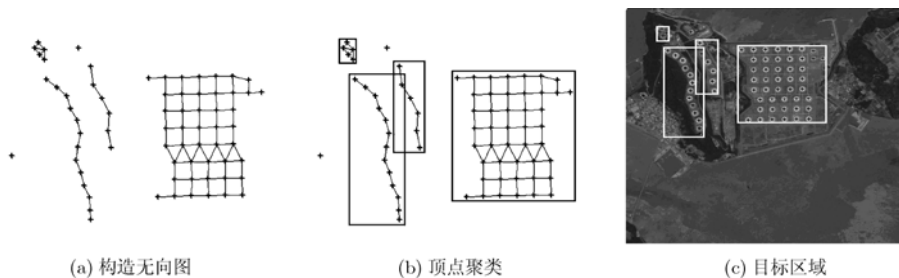


图 2 油库目标定位

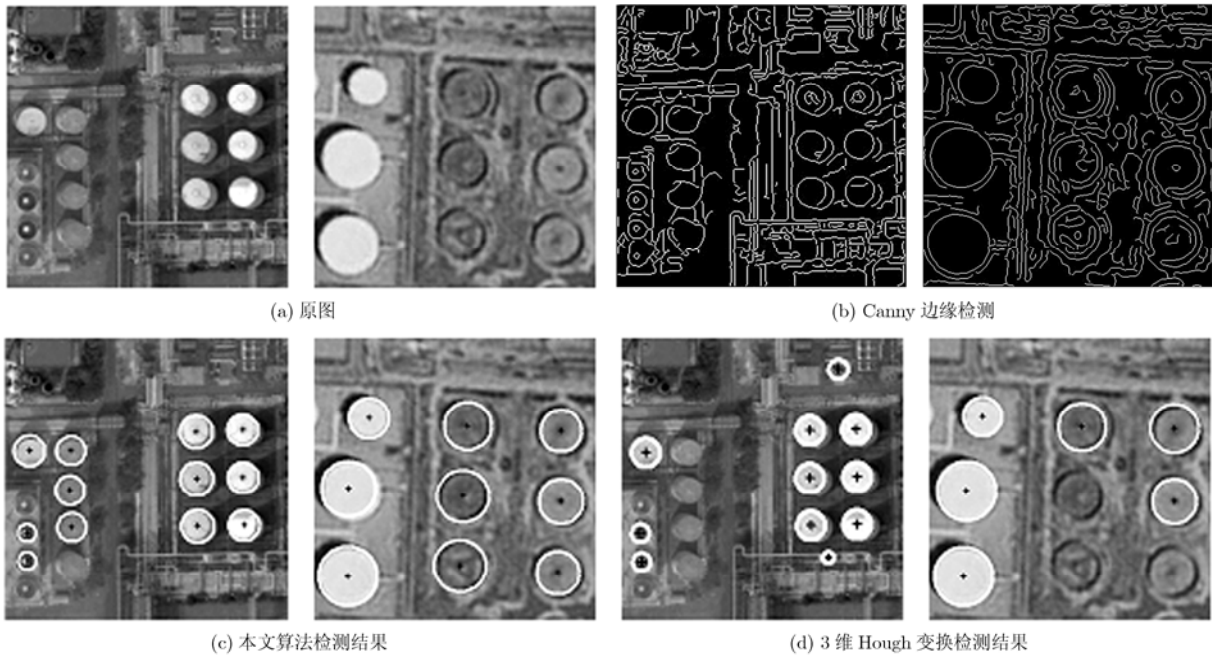


图 3 改进 Hough 变换算法性能检测

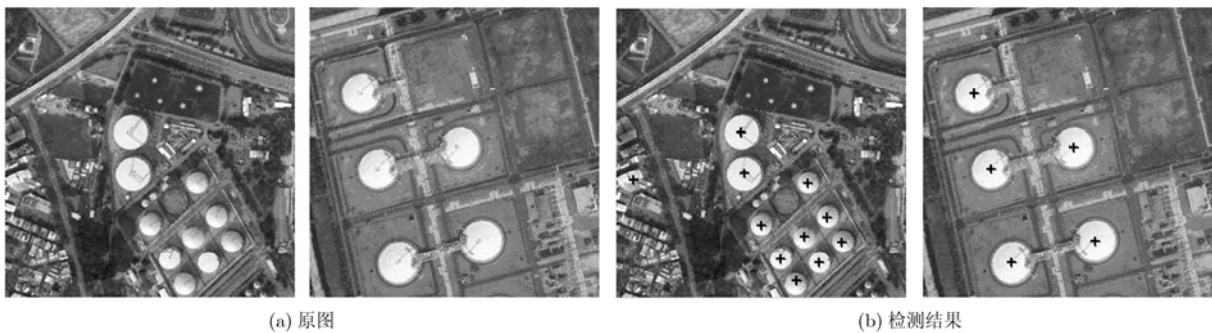


图 4 本文算法应用于文献[2]图像检测结果

灰度与背景相差不大时,应用文献[2]的分割算法后部分目标将丢失而检测不到,所以,本文算法对残缺圆和变形圆的识别性能更好,具有更好的抗噪声和抗干扰能力。

表 1 给出了对 10 幅遥感图像进行圆检测的结果,这里用虚警率和识别率来评价算法性能。虚警率指检测出来的虚假目标占检测目标总数的百分比,识别率指检测出来的真实目标数占实际目标数的百分比。由表 1 可见,本文算法检测圆形油库平均识别率在 90%以上,部分图像的虚警率较高是因为地面其他建筑等干扰引起的。

为研究虚警的原因,从上述实验图像中截取 4 幅出现虚警的局部图像进行分析,如图 5 所示。4 幅图分辨率为 1 m,大小均为 256×256 像素。图 5 中黑色“+”表示检测到的圆心,白色矩形框标记了图搜索算法得到的油库目标区域。从左到右 4 幅图出现的虚警圆数目分别为 1 个,2 个,1 个,4 个。

可以看出,虚警主要出现在具有矩形顶部且大小在所检测的油库尺寸范围内的建筑上。虚警圆可以根据油库目标的空间分布关系予以消除,因为它们不像油库那样有规律分布。结合本文的图搜索技术,从检测结果可以看到,各个虚警圆都被排除在油库目标区域之外。

在改进 Hough 变换检测圆的基础上,利用本文提出的图搜索技术,对多幅遥感图像中油库目标区域进行了识别。实验表明,图搜索所用的时间都在 10 ms 以内,与 Hough 变换圆检测耗费的时间相比可以忽略不计。图 6 给出了 4 幅分辨率为 5 m,大小分别为 912×815 像素, 552×600 像素, 3600×3600 像素, 1200×1200 像素的遥感图像油库目标识别的结果,处理时间分别为 4.217 s, 2.757 s, 9.532 s 和 8.875 s。各图中的各个油库目标区域都实现了准确的定位,大部分虚警目标得以排除,油库区域内某些未检测到的油库也归入油库目标区域,识别率进

表 1 Hough 变换检测圆形油库实验结果

图像	目标数目	检测数目	虚警数目	漏警数目	虚警率(%)	识别率(%)
001	80	79	1	2	1.3	97.5
002	37	37	1	1	2.7	97.3
003	43	42	0	1	0	97.7
004	99	116	29	12	25	87.9
005	37	35	0	2	0	94.6
006	16	16	0	0	0	100
007	8	8	0	0	0	100
008	24	21	0	3	0	87.5
009	19	23	4	0	17.3	100
010	16	16	0	0	0	100

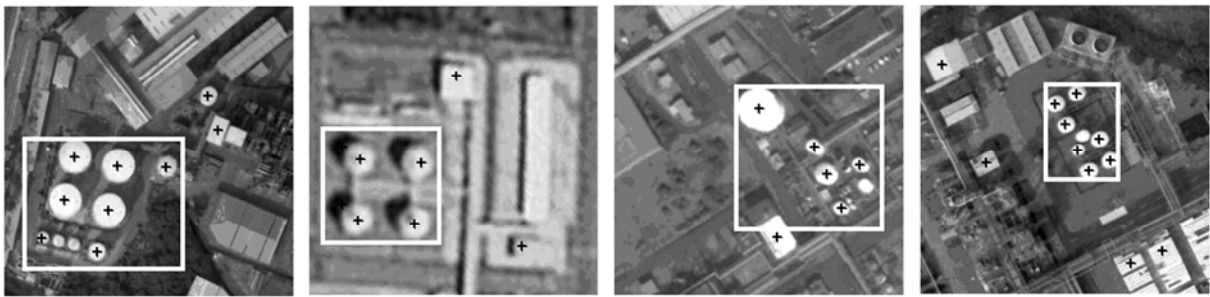


图 5 改进 Hough 变换虚警实验

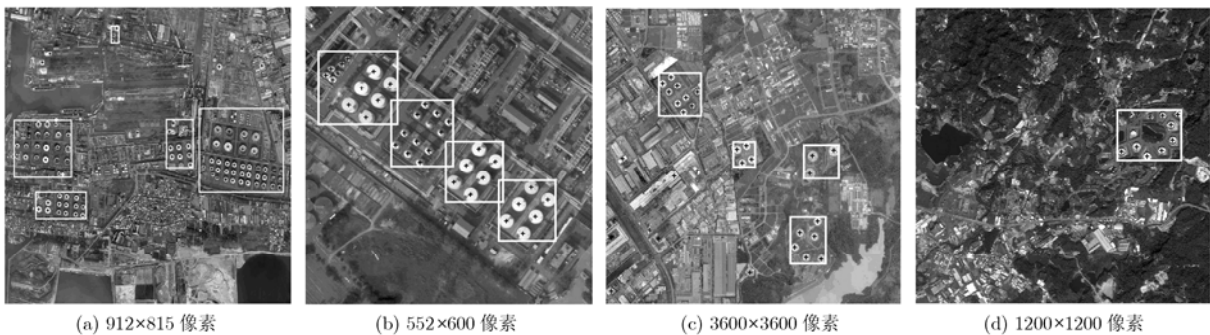


图 6 油库目标识别

一步提高。

通过以上实验分析可知，本文算法能够快速有效地识别可见光遥感图像中的油库目标。从效率上分析：一方面，改进的 Hough 变换根据油库的先验知识缩小了半径搜索范围，大大减少计算时间；利用梯度方向信息并设定梯度阈值，减少了 Hough 变换涉及的点数，提高计算速度。另一方面，基于图搜索的聚类算法仅对 Hough 变换得到的圆进行分组，计算量小，运算时间基本可以忽略。从识别效果看：利用圆的几何对称性增加有效累加，采用加权的方法提高累加和并对累加结果进行滤波去噪，

提高了 Hough 变换的鲁棒性和适应性，有效减少了漏警。图搜索技术能够对检测到的圆进行准确分组，定位油库目标区域。

5 结束语

本文改进的圆检测 Hough 变换优点在于：(1) 利用图像上感兴趣点的梯度方向信息并根据圆的几何关系扩展，算法效率提高的同时抗干扰能力也比标准 Hough 变换增强；(2) 分两步分别对圆心和半径进行加权投票，一方面减少了算法执行时的内存需求，另一方面使投票的累加和增大，方便搜索局部

峰值; (3)对累加数组都进行了滤波, 避免或减少噪声引起的局部伪峰, 提高圆检测的准确率。提出用图论的方法定位油库目标区域, 即将检测到油库的根据空间分布关系构成无向图, 采用深度优先搜索的策略找出无向图的所有分支, 对检测出的油库分组并去除虚警。实验表明, 本文方法能够快速、准确地识别出遥感图像中的圆形油库目标, 有较好的应用前景。

参考文献

- [1] 李斌, 尹东, 袁勋, 李桂芹. 改进的 Hough 变换对油库目标识别[J]. 光电工程, 2008, 35 (3): 30-34.
Li Bin, Yin Dong, Yuan Xun, and Li Gui-qin. Oilcan recognition method based on improved Hough transform[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2008, 35(3): 30-34.
 - [2] 陈爱军, 李金宗. 卫星遥感图像中类圆形油库的自动识别方法[J]. 光电工程, 2006, 33(9): 96-100.
Chen Ai-jun and Li Jin-zong. Automatic recognition method for quasi-circular oil depots in satellite remote sensing images[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2006, 33(9): 96-100.
 - [3] 蒋定定, 许兆林, 李开端. 基于分形技术的油库目标识别研究[J]. 测绘信息与工程, 2004, 29(6): 44-45.
Jiang Ding-ding, Xu Zhao-lin, and Li Kai-duan. Oil depot target recognition based on fractal technique[J]. *Journal of Geomatics*, 2004, 29(6): 44-45.
 - [4] 蔡红苹, 蒋咏梅, 粟毅. 一种基于区域生长原理的油库目标聚类定位方法[J]. 遥感学报, 2006, 10(3): 415-420.
Cai Hong-ping, Jiang Yong-mei, and Su Yi. A clustering method for localizing oil houses based on region-growing[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(3): 415-420.
 - [5] 马伟. 遥感图像中的油库识别[D]. [硕士学位论文], 南京理工大学, 2005.
Ma Wei. Oil storerooms recognition from remote sensing images [D]. [MA. dissertation], Nanjing University of Science and Technology, 2005.
 - [6] Kim H S and Kim J H. A two-step circle detection algorithm from the intersecting chords[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2001, 22(6/7): 787-798.
 - [7] Xu L and Oja E. Randomized Hough Transform (RHT): Basic mechanisms, algorithms, and computational complexities[J]. *CVGIP: Image Understanding*, 1993, 57(2): 131-154.
 - [8] Zhang Ming-zhu and Cao Huan-rong. A new method of circle's center and radius detection in image processing[C]. IEEE International Conference on Automation and Logistics, Qingdao, China, Sep.1-3, 2008: 2239-2242.
 - [9] 刘良江, 王耀南. 一种基于 Hough 变换的圆检测方法[J]. 微计算机信息, 2009, 25(5): 274-276.
Liu Liang-jiang and Wang Yao-nan. Circle detection technique based on Hough transform[J]. *Microcomputer Information*, 2009, 25(5): 274-276.
 - [10] 蒋联源, 苏勤, 祝英俊. 快速随机 Hough 变换多圆检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(17): 163-166.
Jiang Lian-yuan, Sun Qin, and Zhu Ying-jun. Fast multi-circle detection algorithm with randomized Hough transform[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(17): 163-166.
 - [11] 蔡晋辉, 蒋庆, 周泽魁, 施丽莲. 圆检测 Hough 变换的改进算法研究[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(1): 72-76.
Cai Jin-hui, Jiang Qing, Zhou Ze-kui, and Shi Li-lian. The research of an improved algorithm for circle detection Hough transforms[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2004, 17(1): 72-76.
 - [12] Ioannou D, Huda W, and Laine A F. Circle recognition through a 2D Hough transform and radius histogramming[J]. *Image and Vision Computing*, 1999, 17(1): 15-26.
 - [13] Tang Yuan-liang. Detects multiple disks (coins) in an image using Hough transform. <http://www.mathworks.cn/matlabcentral/fileexchange/22543>, 2009.12.
- 韩现伟: 男, 1982年生, 博士生, 研究方向为遥感图像处理、自动目标识别。
付宜利: 男, 1966年生, 教授, 博士生导师, 研究领域为医疗机器人、生物医学图像处理等。
李刚: 男, 1984年生, 硕士生, 研究方向为遥感图像处理。