

星载 SAR 图像机场兴趣区检测算法

张绍明¹, 陈映鹰¹, 林 怡¹, 胡希驰²

(1. 同济大学遥感与空间信息技术研究中心, 上海 200092; 2. 中国科学院电子学研究所, 北京 100080)

摘要: 提出一种解决低信噪比、大尺寸的星载合成孔径雷达(SAR)图像机场兴趣区(ROI)自动检测问题的方法。对图像进行基于马尔可夫场的分割, 由目标标记方法确定 ROI 的候选区。用 Hough 变换检测跑道平行线, 滤除部分伪 ROI。计算 ROI 候选区的跑道方向投影直方图及目标的宽、高、宽高比、目标背景面积比和目标背景灰度比 5 个参数, 用支持向量机对样本参数进行学习, 完成 ROI 的最终判定。用实际星载 SAR 图像进行试验, 结果表明了该方法的有效性和可靠性。

关键词: 合成孔径雷达图像; 机场兴趣区; 马尔可夫随机场; 投影直方图; 支持向量机

Detection Algorithm for Airport ROI in Spaceborne SAR Image

ZHANG Shao-ming¹, CHEN Ying-ying¹, LIN Yi¹, HU Xi-chi²

(1. Research Center of Remote Sensing and Spatial Information Technology, Tongji University, Shanghai 200092;

2. Research Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

【Abstract】 This paper proposes a novel airport Region of Interest(ROI) detection algorithm for large-scale spaceborne Synthetic Aperture Radar(SAR) image. The image is segmented via ICM algorithm according to the frame of MAP and the model of markov random field. The candidate ROIs are recorded by using object labeled algorithm. The parallel is detected by Hough transformation and the ones without parallel are removed. The histogram of projection of the candidate ROIs are calculated and the sample vector of candidate ROIs are constructed by five factors, including width and height of object, Ratio between Width and Height(RWH), Area Ratio between Object and Background(AROB) and Gray Mean between Object and Background(GMROB). Support Vector Machine(SVM) classifier is trained and applied to give the final result of ROI detection. Experiment with actual data indicates the algorithm is effective.

【Key words】 Synthetic Aperture Radar(SAR) image; airport Region of Interest(ROI); Markov random field; projection histogram; Support Vector Machine(SVM)

1 概述

机场目标自动检测是遥感图像目标识别领域的热点。SAR 图像的应用范围很广, 针对 SAR 图像的机场自动检测, 尤其是大尺寸星载合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像(一般大于 3 600 × 3 600)的机场兴趣区(Region Of Interesting, ROI)自动检测, 是其中的难点, 并具有重大意义。

目前, 对于全尺寸光学遥感影像的机场自动检测已有较多研究, 文献[1]提出了一种利用 SPOT 遥感图像在大范围内检索机场从而确定兴趣区的方法。文献[2]研究了利用机场的几何结构信息对 IKONOS 图像的机场目标进行精确解译的方法。

大尺寸星载 SAR 图像机场的 ROI 自动检测方面的研究尚不多见。文献[3]研究了大尺寸 SAR 图像的机场检测, 但其 ROI 定位依赖于地理信息数据。文献[4]研究了已知 ROI 情况下的机场跑道检测方法。

相对于光学遥感图像的机场检测, 星载 SAR 图像的机场 ROI 自动检测的难点在于: (1) 相干斑噪声强烈; (2) 机场跑道的边缘不是理想直线段, 传统的线检测方法难以奏效; (3) 图像中存在道路、水塘等类似目标。针对上述难点, 本文提出了一种利用图像分割和目标标记方法进行初始检测, 通过机场结构信息和支持向量机进行后续筛选的自动检测方法。

2 基于马尔可夫随机场模型的 SAR 图像分割

设图像坐标空间为 $S = \{s = (i, j); 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$,

其中, M 为图像宽度; N 为图像高度。观测图像为 $Y = \{y_s; y_s \in \{0, 1, \dots, 255\}\}$, 其中, y_s 是坐标点为 s 的像素的观测灰度。分割后的图像为 $X = \{x_s; x_s \in \{1, 2, \dots, K\}\}$, 其中, x_s 是坐标为 s 的像素的分类标号; K 是分割类别总数。图像分割问题可以描述为最大后验概率(Maximum A Posteriori Probability, MAP)框架下的信号估计问题, 即由观测图像 Y 寻找使后验概率 $P(X | Y)$ 最大的分割结果 \hat{X} 。

根据贝叶斯准则:

$$P(X | Y) = \frac{P(X, Y)}{P(Y)} = \frac{P(Y | X) \cdot P(X)}{P(Y)} \quad (1)$$

对于确定的观测图像, 式(1)中的 $P(Y)$ 可认为是一个常数, 不影响问题的求解, 在计算中不予考虑。 \hat{X} 可表示为

$$\hat{X} = \arg \max (P(Y | X) \cdot P(X)) \quad (2)$$

分割图像 X 是定义在图像坐标空间 S 上的马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)。根据 Hammersley-Clifford 定理, X 服从 Gibbs 分布:

$$P(x_s | X_{L_s}) = P(x_s | X_{N_s}) = \frac{1}{Z_s} \exp(-\sum_{c \in C} V_c(x)) \quad (3)$$

基金项目: 航天基金资助项目“雷达景象匹配参考图技术研究”(0747-0540SITC2099-4)

作者简介: 张绍明(1979 -), 男, 博士研究生, 主研方向: 遥感图像处理; 陈映鹰, 教授; 林 怡, 副研究员; 胡希驰, 博士研究生

收稿日期: 2007-09-07 **E-mail:** sheva2003@gmail.com

其中, L_s 是点 s 外所有坐标点的集合; N_s 是点 s 的邻域; $Z_s = \sum_{x_i=1}^K \exp(-\sum_{c \in C} V_c(x))$ 是归一化系数; $V_c(x)$ 是包含 x_s 的基团 c 的势函数; C 是所有基团组成的集合。基团是若干位置的集合, 它或者只有一个元素, 或者其中任何一个元素都是其余元素的邻点。二阶邻域系统及其基团如图 1 所示。

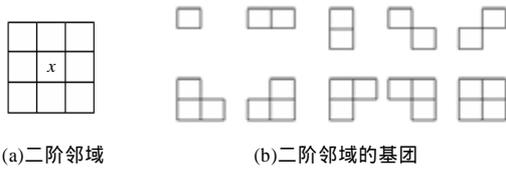


图 1 二阶邻域及其基团

$P(y_s | s_s)$ 可假设为高斯分布, 即

$$P(y_s | x_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{x_s}} \exp\left(-\frac{(y_s - u_{x_s})^2}{2\sigma_{x_s}^2}\right) \quad (4)$$

其中, u_{x_s} 和 $\sigma_{x_s}^2$ 分别为 x_s 类的均值和方差。

为减少算法的处理时间, 选择计算速度较快的 IC 方法优化目标函数。算法步骤如下:

- 步骤 1** 对每个像素点 s , 选择一个初始分类 \hat{x}_0 , 使 $P(x_s | y_s)$ 最大。
- 步骤 2** 扫描整幅图像, 根据上一次分割的结果计算新的分割结果。
- 步骤 3** 重复步骤 2, 直到迭代收敛。

图 2 是用 ICM 算法对星载 SAR 图像进行分割的实例, 图 2(a) 为 RADARSAT-1 星载 SAR 图像, 大小为 1665×1665 , 图 2(b) 为分割后保留最低灰度标号的结果。

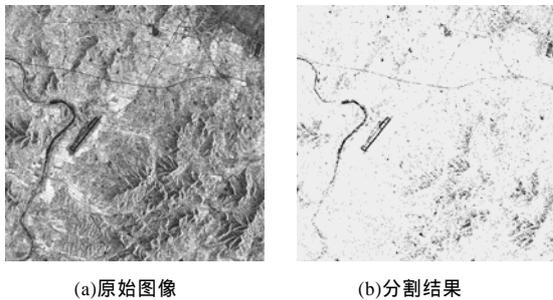


图 2 SAR 图像 ICM 分割结果

3 基于形态学滤波和目标标记的 ROI 初步确定

机场目标表现为具有一定面积的连通体。可利用目标标记方法寻找具有一定面积的目标, 作为机场 ROI 候选区。

文献[5]描述了经典的目标标记算法。该算法首先对图像进行扫描, 对每个目标进行初始标记, 并记录目标等价关系。再对图像进行二次扫描, 合并等价目标。但对于大尺寸的 SAR 图像, 由于图幅较大, 因此用于记录等价关系的等价矩阵的维数很大, 会降低算法的性能, 极端情况下可能导致内存溢出、算法失效。本文通过 2 个途径解决上述问题:

- (1) 对图像进行形态学开运算, 去除部分孤立目标, 减少运算量。
- (2) 改进经典的目标标记算法, 提出了一种基于像素 8 邻域搜索的方法实现目标标记。

该方法对目标的标记只需要扫描图像一次。算法的具体实现如下:

设 $nTargetNum$ 为当前标记得到的目标个数; $nArea$ 为每个目标的面积; 当前扫描像素为 t , 其 8 邻域内的像素为

$T_i (i=1, 2, \dots, 8)$, 各像素关系如图 3 所示。

T_1	T_2	T_3
T_4	t	T_5
T_6	T_7	T_8

图 3 当前像素 8 邻域示意图

步骤 1 如果当前扫描像素 t 的灰度为 0, 并且没有被扫描过, 则将 t 设为目标像素, 将其标号值记为 $nTargetNum$, 将 t 设为种子点, 当前目标面积 $nArea$ 加 1。

步骤 2 搜索种子点 8 邻域内的像素 T_i , 如果 T_i 灰度值为 0, 并且没有被扫描过, 则将 T_i 设为目标像素, 标号记为 $nTargetNum$, 当前目标面积 $nArea$ 加 1。

步骤 3 如果步骤 2 中种子点的 8 邻域内有像素 T_i 被标记为目标像素, 则以 T_i 为种子点, 转步骤 2; 如果没有被标记为目标的像素, 则将图像的下一个像素设为当前扫描像素, 转步骤 1; 如果全部扫描完毕, 转步骤 4。

步骤 4 将面积小于目标最小面积阈值 $Th1$ 或大于目标最大面积阈值 $Th2$ 的目标置为背景。

图 4 给出了图 2 中的图像进行形态学开运算和改进的目标标记后的结果。

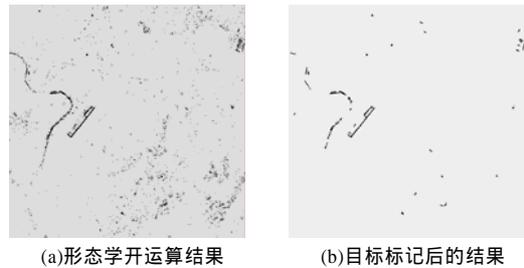


图 4 开运算和目标标记结果

4 基于机场结构信息的 ROI 确定

对于目标标记得到的候选 ROI, 要进行进一步筛选才能得到最终结果。本文利用机场的结构信息构建两层判定准则, 对候选目标区进行筛选。

4.1 基于边缘检测和 Hough 变换的机场跑道检测

跑道平行线是机场较为明显的特征, 因此, 本文中利用 Hough 变换检测平行线, 判断是否存在机场跑道。

通过 Hough 变换能得到直线的斜率和截距, 由此可检测图像中最长的 2 条直线, 判断其是否平行, 并计算直线间距是否接近机场跑道宽度, 确定其是否为机场跑道边缘线。为了提高 Hough 变换平行线检测的可靠性, 先对机场进行边缘检测, 然后在二值边缘图像中进行检测。图 5 给出了机场 ROI 的边缘检测和 Hough 变换结果, 边缘检测使用 Canny 算子。

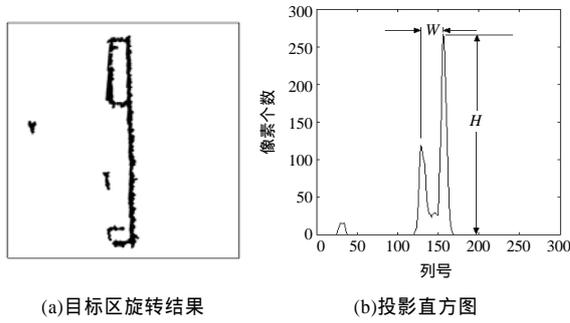


图 5 目标区平行线检测结果

4.2 基于支持向量机的机场判定

部分虚假机场 ROI 也能检测到平行直线, 如道路、水塘。本文利用机场的其他信息进一步判定以降低检测虚警率。

首先沿机场跑道方向计算目标像素的投影直方图。设目标区的宽和高为 M 和 N ，该直方图的计算方法为：(1)将目标区旋转 θ ($\theta = \arctan(M/N)$)；(2)计算旋转后目标区每一列的目标像素个数。图 6(a)为图 5(a)旋转后的结果，图 6(b)为图 5(a)的投影直方图。



(a)目标区旋转结果 (b)投影直方图

图 6 目标区投影直方图及其平滑结果

如图 6(b)所示，机场目标区的投影直方图具有明显的双峰，每个峰值对应一条跑道。按下式做滑动平均平滑：

$$Hist_{smooth}(x) = \frac{1}{2n+1} \sum_{i=x-n}^{x+n} Hist(i) \quad (5)$$

其中， $Hist_{smooth}$ 为平滑后的投影直方图； $Hist$ 为投影直方图； $2n+1$ 为平滑窗长度。利用下式可检测 $Hist_{smooth}$ 的极大值点。

$$\begin{cases} \frac{\partial Hist_{smooth}}{\partial x} = 0 \\ \frac{\partial^2 Hist_{smooth}}{\partial x^2} < 0 \end{cases} \quad (6)$$

这里给定 2 个阈值： $T_1 = Len/3$ 和 $T_2 = Len/10$ ， Len 为目标区对角线长度。对于投影直方图极大值点，保留大于 $Hist(x) > T_1$ 的点，如果保留的极大值点数为 2，并且其他极大值点满足 $Hist(x) < T_2$ ，则认为可能是机场目标区。

对于具有明显双峰值的目标，计算下列特征值：

(1)目标长宽比

$$Ratio_{wh} = \frac{W}{H} \quad (7)$$

其中， W 为投影直方图 2 个主峰值间距； H 为最大峰值，如图 5(b)所示。

(2)目标面积与目标区面积之比

$$Ratio_{obj} = \frac{\sum Hist(x)}{M \times N} \quad (8)$$

其中， $\sum Hist(x)$ 为目标像素总数； $M \times N$ 为目标区面积。

此外，由于在 SAR 图像中机场表现为低灰度，并且与背景有较为明显的灰度差别，因此计算目标与背景的灰度均值之比：

$$Ratio_{gray} = \frac{Mean(Object)}{Mean(Background)} \quad (9)$$

其中， $Mean(Background)$ 为目标区内非目标像素的灰度均值； $Mean(Object)$ 为目标像素的灰度均值。

$V = [Ratio_{wh}, Ratio_{obj}, Ratio_{gray}, W, H]$ 构成样本特征向量，用支持向量机^[6]对样本进行训练。核函数选择高斯径向基核函数，该函数表达式如下：

$$K_{RBF}(x, x') = \exp\left\{-\frac{\|x-x'\|^2}{\sigma^2}\right\} \quad (10)$$

本文共选用 153 个目标区样本，包括机场、水塘、道路、河流、厂房等目标，分为机场和非机场 2 类，其中，100 个

样本用于训练分类器；53 个用于测试分类器性能。支持向量机分类器的参数和分类性能如下：(1)支持向量机参数 $\sigma = \sqrt{2}$ ；(2)支持向量占总样本比例为 98.00%；(3)测试样本分类正确率为 90.56%。

5 算法流程和实验结果

综上所述，本文的大尺寸星载 SAR 图像机场 ROI 自动检测算法描述如下：

步骤 1 对图像进行基于马尔可夫随机场的分割。

步骤 2 对分割图像进行形态学开运算。

步骤 3 对开运算结果进行目标标记，记录标记得到的候选 ROI。

步骤 4 对候选 ROI 进行平行线检测，保留能够检测到平行线的候选区。

步骤 5 计算 ROI 候选区的投影直方图，滤除直方图不呈双峰分布的候选区。

步骤 6 计算 ROI 候选区的投影直方图参数，训练支持向量机分类器，并确定其是否为机场 ROI。

算法流程如图 7 所示。

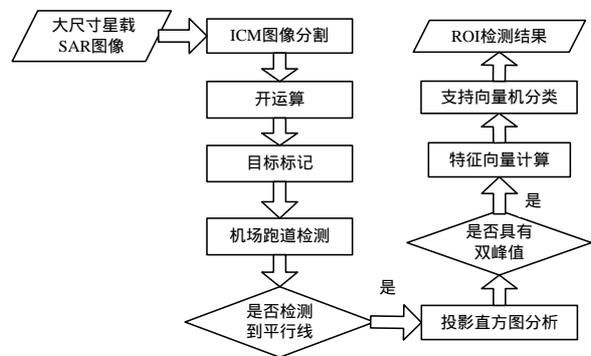


图 7 检测算法流程

利用本文的方法，以 C++ 开发了机场 ROI 检测系统，并对 17 幅 RADARSAT-1 星载 SAR 图像进行了机场 ROI 检测，图像大小均为 4000×4000 。表 1 给出了检测结果。

表 1 星载 SAR 图像机场 ROI 检测结果

检测结果	图像数
漏检	1
1 个虚警	3
2 个虚警	1
无漏检、无虚警	12

6 结束语

本文提出了一种星载 SAR 图像机场 ROI 自动检测方法，算法充分利用 SAR 图像中机场目标的几何结构特征和灰度特征，进行了多层次的判定和识别。实验表明本方法具有较高的可靠性。

参考文献

- [1] 邓湘金, 彭海良. 一种基于遥感图像的机场检测方法[J]. 测试技术学报, 2002, 16(2): 96-99.
- [2] 叶 斌, 彭嘉雄. 基于结构特征的军用机场识别与理解[J]. 华中科技大学学报, 2001, 29(3): 39-42.
- [3] Michel A. Airport Detection Using a Simple Model, Multi-source Images and Altimetric Information[J]. SPIE, 1998, (2315): 604-615.
- [4] 何 勇, 徐 新. 机载 SAR 图像中机场跑道的检测[J]. 武汉大学学报: 理学版, 2004, 50(3): 393-396.
- [5] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [6] Vladimir. V. Statistical Learning Theory[M]. New York, USA: John Wiley & Sons, 1998.