

一种巨幅遥感影像中机场 ROI 检测算法

耿振伟 蒋咏梅 粟毅 郁文贤
(国防科技大学电子科学与工程学院一系 长沙 410073)

摘要: 目标检测一直是遥感领域的一个难题, 巨幅影像处理进一步加大了目标检测的难度。为此, 提出了一种基于特征空间分析的机场 ROI 快速检测方法, 将影像分块读取, 并行处理提取特征, 采用 Mean-shift 方法对所提取特征分析聚类, 最终定位出机场 ROI。实验结果表明, 该 ROI 检测方法具有很好的稳健性、自动性和并行性, 并能够有效地降低巨幅影像处理的难度。

关键词: 遥感影像, 机场, 检测, Mean-shift

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2005)11-1770-04

An Approach to Airport ROI Detection in Large Remote Sensing Images

Geng Zhen-wei Jiang Yong-mei Su yi Yu Wen-xian

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

Abstract Object detection has been a difficult problem in remote sensing community for a long time. To process very large image make object detection even more difficult. A method for detecting airport ROI(Region Of Interest) is proposed, which is based on feature space analysis that can fast locate airport. The image can be read into blocks for extracting features respectively and simultaneously. The extracted features are analyzed by mean-shift method, and eventually the airport regions can be located. The proposed ROI detecting method has strong robustness, autonomy and parallelism. It can drastically decrease the difficulty of processing very large images.

Key words Remote sensing images, Airport, Detection, Mean-shift

1 引言

机场检测、识别与理解是一个复杂庞大的工程, 它贯穿着图像理解与计算机视觉的低层和高层处理, 历经多年探索, 目前已积累了各种各样的方法, 如: 基于底层视觉^[1]、基于高层知识表达^[2]、基于几何结构特征^[3,4]、基于语义句法分析^[5]以及基于多源信息融合^[6], 林林总总, 不一而足, 以往这些处理方法大部分是针对仅包含机场区域的小幅图像, 对于在大幅面影像中判断是否含有有机场, 以及在无地理信息的情况下, 检测、定位机场ROI(Region Of Interest)论述的不多。随着卫星遥感技术的快速发展和成像数据的日益增多, 人们迫切需要计算机能直接对卫星下传的巨幅影像进行智能处理, 从中快速、准确地检测出感兴趣目标和所需信息; 同时也可辅助影像筛选, 以减轻图像解译人员繁重的工作负担。本文提出了一种基于特征空间分析的机场ROI检测算法, 能在巨幅光学卫星遥感影像中快速定位机场, 通过多幅影像测试, 证明了该方法具有较好的效果。

2 检测方法原理

机场ROI检测目的是设法把机场目标区域与非机场区域区别开来, 是机场检测、识别的第一步, 同时能够降低所处理的数据量。面对大幅面的卫星影像, 直接处理, 计算量和处理难度都很大, 因此本文将影像分块读取, 利用多线程并行处理, 提取相应的特征。尔后对所提取的特征采用基于 Mean-shift^[7]的方法进行聚类分析, 得到相对所定义特征高于某一阈值的均匀、平滑区域即为机场ROI。

2.1 Mean Shift 方法及原理

Mean-shift是一种稳健的特征空间分析方法, 最初由 Fukunaga和Hostetler^[7]在 1975 年提出, 2000 年Comanicu^[8]将其作为博士论文的主要研究内容, 对该方法做了详细分析论述, 通过具体应用于图像分割和目标跟踪, 进一步验证了 Mean shift是一种非常优秀的非参数聚类方法。其原理属于核密度估计^[9], 具体阐述如下:

给定 n 个点 $x_i \in R^d$, $i=1, \dots, n$, 点 x 的多元核密度估计函数可表示为

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_H(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) \quad (1)$$

其中

$$K_H(\mathbf{x}) = |\mathbf{H}|^{-1/2} K(\mathbf{H}^{-1/2}\mathbf{x}) \quad (2)$$

\mathbf{H} 是 $d \times d$ 的正定对称矩阵, d 维的核函数 $K(\mathbf{x})$ 是一个界定函数, 满足如下条件:

$$\int_{R^d} K(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 1, \lim_{\|\mathbf{x}\| \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}\|^d K(\mathbf{x}) = 0 \quad (3)$$

$$\int_{R^d} \mathbf{x} K(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 0, \int_{R^d} \mathbf{x} \mathbf{x}^T K(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = c_K I$$

其中 c_K 是常量。取具有径向对称性且满足如下等式的一类特殊核函数:

$$K(\mathbf{x}) = c_{k,d} k(\|\mathbf{x}\|^2) \quad (4)$$

$c_{k,d}$ 是一个归一化的常量, 保证 $K(\mathbf{x})$ 积分为 1, 且严格正定。

为降低计算复杂度, 带宽矩阵 \mathbf{H} 可选择对角阵 $\mathbf{H} = \text{diag}[h_1^2, \dots, h_d^2]$ 或正比于单位阵 $\mathbf{H} = h^2 I$, 本文取只有一个带宽参数 $h > 0$ 的后者, 由此及式(4), 式(1)变为

$$\hat{f}_{h,K}(\mathbf{x}) = \frac{c_{k,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) \quad (5)$$

特征空间分析的第一步是寻找满足这种密度函数的模式, 它们通常位于密度函数的梯度零值点中, 基于密度函数的线性:

$$\hat{\nabla} f_{h,K}(\mathbf{x}) \equiv \nabla \hat{f}_{h,K}(\mathbf{x}) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) k'\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) \quad (6)$$

定义函数:

$$g(x) = -k'(x) \quad (7)$$

则相应的核函数定义为

$$G(\mathbf{x}) = c_{g,d} g(\|\mathbf{x}\|^2) \quad (8)$$

将 $g(x)$ 引入式(6), 得

$$\hat{\nabla} f_{h,K}(\mathbf{x}) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) g\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) = \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \left[\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) \left[\frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)} - \mathbf{x} \right] \right] \quad (9)$$

式(9)中等号右边的第一部分正比于以 G 为核的密度估计函数:

$$\hat{f}_{h,G}(\mathbf{x}) = \frac{c_{g,d}}{nh^d} \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right) \quad (10)$$

第二部分就是 Mean-shift 矢量

$$m_{h,G}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)} - \mathbf{x} \quad (11)$$

由式(10), 式(11), 式(9)变为

$$\hat{\nabla} f_{h,K}(\mathbf{x}) = \hat{f}_{h,G}(\mathbf{x}) \frac{2c_{k,d}}{h^2 c_{g,d}} m_{h,G}(\mathbf{x}) \quad (12)$$

从而

$$m_{h,G}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} h^2 c \frac{\hat{\nabla} f_{h,K}(\mathbf{x})}{\hat{f}_{h,G}(\mathbf{x})} \quad (13)$$

由式(11), 式(13)可见, 以 K 为核的密度函数梯度估计的零值点可以通过以 G 为核的 Mean-shift 矢量迭代得到, 不需要估计密度函数, 其收敛性文献[8]给出了证明。

2.2 特征定义及 Mean-shift 聚类过程

Mean-shift 聚类不需要先验信息, 也无法预知最终可聚成多少类, 因此, 为使聚类后能定位机场, 在特征定义时要内嵌有关机场的先验知识, 以便聚类后通过阈值分割可将机场 ROI 分离出来, 纵观机场全局, 直线是最明显的特征, 虽然道路和一些建筑物等也具有直线特征, 但它们通常呈条带状, 最终通过区域的大小、形状可予以排除。因此, 本文先对影像分块提取直线特征, 然后再采用 Mean-shift 聚类, 块的大小可根据影像的地面分辨率及影像大小自动调节, 保证机场区域要覆盖 9 个图像块以上, 本文测试影像为 SPOT 2.5m 和 10m 两种, 具体做法是对于 1000×1000 像素以下影像每块大小为 100×100 , 随着影像增大, 块尺寸自适应增加。分块后通过经典的相位编组算法^[11]提取直线特征, 在每块内找出最长的直线段, 并将其按下式转换为灰度:

$$\text{grey} = l \times 255 / d \quad (14)$$

上式中 l 为每块影像内最长线段的长度, d 为影像块对角线的长度, 这样一块图像数据可得到一个灰度值。由此, 整个大影像转换为幅小图像, 为对比显示明显, 将所得的小图像放大显示, 即以原图每块中转换所得的亮度填充整个块, 显示如图 1 所示。

由图 1 可见, 通过式(14)将线段长度特征映射至灰度, 使本文自定义的特征变为欧氏空间中的一维线性尺度特征。由此, 原影像中的一块影像数据映射为三维特征空间 R^3 的一个点, 其中二维为平面坐标, 另一维即为灰度特征。这里可称二维坐标为空域特征, 坐标点上的 P 维特征为深度域特

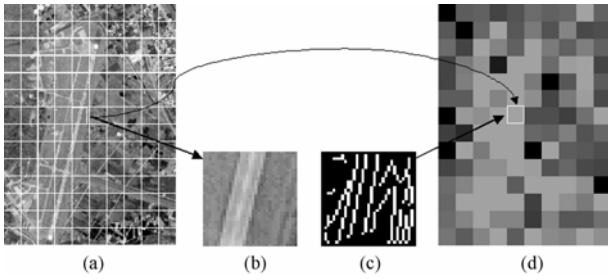


图 1

(a) 为一幅机场影像; (b) 为(a)图白色框中的一块;

(c) 为对(b)提取直线结果; (d) 为(c)中最长线段用式(14)计算所得灰度填充整个块

征, 本文中 P 为 1, 由此可组成 $P+2$ 维联合特征。

为提高收敛速度, 本文取核函数为Epanechnikov核^[10]:

$$k_E(x) = \begin{cases} 1-x, & 0 \leq x \leq 1 \\ 0, & x > 1 \end{cases} \quad (15)$$

$P+2$ 维核函数为

$$K_{h_s, h_r}(\mathbf{x}) = \frac{C}{h_s^2 h_r^p} k_E\left(\left\|\frac{\mathbf{x}^s}{h_s}\right\|^2\right) k_E\left(\left\|\frac{\mathbf{x}^r}{h_r}\right\|^2\right) \quad (16)$$

这里 \mathbf{x}^s 是空域部分, \mathbf{x}^r 是深度域部分, h_s 和 h_r 是相应的带宽, C 是归一化常数。

记 \mathbf{x}_i 和 $\mathbf{z}_i, i=1, \dots, n$ 是 $P+2$ 维的输入和输出点。对于每一点(像素), 采用 Mean-shift 聚类过程如下:

(a) 初始化 令 $j=1, \mathbf{y}_{i,1} = \mathbf{x}_i$ 。

(b) 计算 $\mathbf{y}_{i,j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_{i,j} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_{i,j} - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}$, 直到收敛点

$\mathbf{y} = \mathbf{y}_{i,c}$ 。

(c) 令 $\mathbf{z}_i = \mathbf{y}_{i,c}$, 对所有 \mathbf{z}_i 满足空域小于 h_s , 深度域小于 h_r 聚类至 $\{C_p\}_{p=1, \dots, m}$ 。

(d) 聚类后像素重新赋值, 即对 $i=1, \dots, n$, 置 $L_i = \{p | \mathbf{z}_i \in C_p\}$, 使每一类对应一块均匀、平滑区域。

(e) 对聚类结果按灰度阈值(本文设为 150)分割并通过区域大小滤除虚警区域, 对灰度大于 150 的类, 依次寻找其所能确定的矩形区域的左上角和右下角点, 如果上下之差或左右之差小于 2 则予以排除, 对排除后的矩形计算其长度, 将长度通过地面分辨率映射介于 700 和 5000m 之间的予以保留。

(f) 机场 ROI 输出。

2.3 实验结果

本文在 P42.0GHz 计算机、Windows 操作系统、VisualC++ 环境下编程对上述算法进行了验证, 通过多幅影像测试, 证

明了本文方法的有效性, 影像大小可支持 10000×10000 像素以上。图 2 为其中一幅的检测结果, 影像大小为 3848×2964 (像素), 缩小为 1/16 倍如图 2(a)所示, 检测得到机场 ROI 如图 2(d), 符合图 2(a)中机场所在的位置。由图 2(a)分块计算提取特征得到图 2(b)耗时 8.67s, 由图 2(b)聚类得到图 2(c)耗时 0.03s。

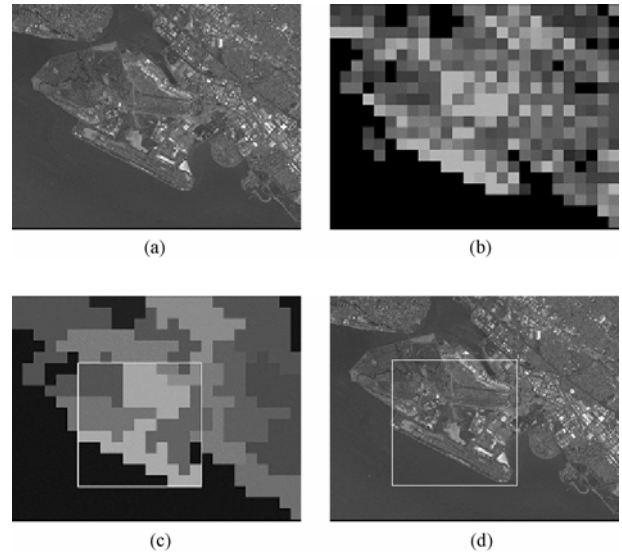


图 2

(a) 一幅 3848×2964 SPOT 全色影像缩小为 1/16 倍;

(b) 提取直线特征后得到小图像放大至与(a)同样大小显示;

(c) 采用 mean shift 方法分割影像(b), 得到机场区域;

(d) 将聚类得到的机场区域映射回原图;

3 结束语

机场 ROI 定位、检测是在巨幅遥感影像中进行机场目标自动检测、识别的关键性和突破性的一步。本文采用基于 Mean-shift 的特征空间分析方法实现了快速定位机场 ROI。对影像分块提取机场特征, 一方面把一块影像数据只映射为特征空间的一个点, 另一方面采用多线程并行处理, 因此大大降低了巨幅影像的处理难度和等待时间。采用 Mean-shift 聚类具有很好的稳健性、自动性, 通过迭代计算和区域合并最终能够快速定位机场, 裁去机场 ROI 以外无用的数据, 而且本文算法在思想上具有很好的拓展性和推广性。考虑 ROI 定位的时效性, 本文只提取了直线特征, 但由此导致对个别影像会出现虚警。因此, 今后将尝试加入其它影像特征以构成特征矢量, 在特征的正交互补性、特征选择、特征组合上继续深入研究, 从而使整个算法在通用性方面做到更好。

参考文献

- [1] Huertas A, Cole W, Nevatia R. Detecting runways in complex airport scenes. *Computer Vision, Graphics, and Image Process-*

- ing, 1990, 51(2): 107 – 145.
- [2] Price K, Russ T, MacGregor M. Knowledge representation for computer vision: The Veil Project. ARPA Image Understanding Workshop, 1994.
- [3] 叶斌, 彭嘉雄. 基于结构特征的军用机场识别与理解. 华中科技大学学报, 2001.3
- [4] 邓湘金, 彭海良. 一种基于遥感图像的机场检测方法, 测试技术学报, 2002.2.
- [5] Halem N. Contextual Image Understanding of Airport Photographs. SPIE, 1981: 1521 – 1532.
- [6] Michel A. Airport detection using a simple model, multi-source images and altimetric information, *SPIE*, 1998, (2315): 604 – 615.
- [7] Fukunaga K, Hostetler LD. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition. *IEEE Trans.on Information Theory* 1975, 21: 32 – 40.
- [8] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2002, 24: 603–619.
- [9] Duda RO, Hart PE. Pattern Classification and Scene Analysis. Wiley, 1973, Section 4.3.
- [10] Scott DW. Multivariate Density Estimation. Wiley, 1992: 139.
- [11] Burns J, Hanson A, Riseman E. Extracting straight lines. *IEEE Trans.on.Pattern Anal. And Machine Intell.* 1986, 8(4): 425 – 455.
- 耿振伟: 男, 1972 年生, 博士生, 研究方向为图像解译、目标检测及信息融合.
- 蒋咏梅: 女, 1970 年生, 博士, 讲师, 主要从事 SAR 图像处理、雷达目标检测和识别、信息融合等方面的研究工作.
- 栗毅: 男, 1961 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事冲激雷达关键技术及系统研究、雷达成像及目标检测和识别等方面的研究, 在国内外学术刊物及会议上发表学术论文 50 余篇.
- 郁文贤: 男, 1964 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事雷达目标识别、信息融合、神经网络等方面的研究, 在国内外学术刊物上发表学术论文 50 余篇.