

文章编号: 1672-8785(2016)02-0042-04

非参数岸岛背景红外舰船目标识别算法研究

闫 喆 陆 斌 郭少军

(海军航空工程学院, 山东烟台 264001)

摘 要: 由于战场环境复杂且瞬息万变, 针对岸岛背景引入了一种快速的检测/定位算法。该算法能够搜索出感兴趣的红外舰船目标, 比如停靠在港口的舰船, 而且无需预先训练。这种方法仅仅使用一幅单一的目标物体样例图片来发现视场中相似的匹配舰船, 而无需对要搜索的物体进行预先学习。从查询图像中提取局部方向核作为描述器, 用于度量一个像素与其邻域间的相似度。然后从这个描述器中提取出显著特征, 并将其与目标图像中的类似特征进行比较。这些比较是使用一个余弦相似度度量矩阵来实现的。实验结果表明, 这个算法表现优异, 成功地识别出了复杂背景条件下的舰船目标。

关键词: 余弦相似度; 红外目标; 岸岛背景; 目标识别

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2016.02.007

Research on Nonparametric Target Recognition Algorithm for Infrared Ship Target against Shore Island Background

YAN Zhe, LU Bin, GUO Shao-jun

(Navy Aeronautical and Astronautical University, YanTai 264001, China)

Abstract: Because the battlefield environment is complex and changes quickly, a fast detection/localization algorithm against shore island background is proposed. The algorithm can search for the infrared ship targets of interest, such as the ship docked at the port, without prior training. In this method, only a single target image is used to find the similar matching ship in the field of view, without learning the target to be searched for prior. A local regression kernel extracted from the image to be searched for is used as a descriptor for measuring the similarity of a pixel and its neighborhood. Then, the remarkable feature is extracted from the descriptor and is compared with the similar features in the target image. The comparison is conducted by using a cosine similarity matrix. The experimental results show that this algorithm is excellent in performance because it recognizes the ship target successfully against the complex background.

Key words: cosine similarity; infrared target; shore island background; target recognition

收稿日期: 2015-12-11

作者简介: 闫喆(1987-), 男, 四川绵阳人, 硕士, 主要研究方向为图像处理。E-mail: n13791268762@126.com

0 引言

在图像中对物体进行分析和识别是计算机视觉系统的一个十分重要的组成部分。其中, 识别主要分为种类识别 (分类) 和检测/定位两部分^[1]。基于学习的分类器需要一个针对分类参数的集中的学习/训练过程, 这种方法称为参数方法。而无需训练的方法即为非参数方法。对于红外图像的处理, 需要根据不同情况来设计处理步骤或方法。最近, 只有一幅查询图 (无训练) 的识别任务受到了越来越多的关注^[2-4], 并且具有重要的应用价值。在军事红外制导方面, 所

掌握的关于敌方目标的红外图像信息往往十分有限, 没有那么多的训练样本可供训练, 而且战时往往会出现很多新的目标。这就要求实现一个实时的非参数红外目标识别算法并达到高检测率的目的。

1 问题详述

受非训练图像处理趋势的启发, 并按照红外制导的特殊要求, 本文定位于根据一个单一的红外舰船查询图像, 从一幅红外目标图像中搜索出感兴趣目标舰船的目标识别问题。图 1 为本文算法的流程图。

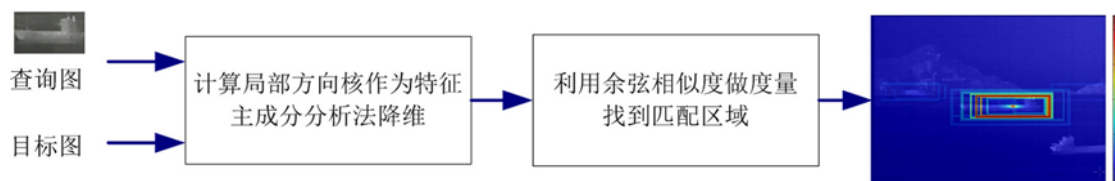


图 1 本文算法的流程图

1.1 总体概括

本文针对岸岛背景红外舰船目标识别任务的解决方案主要分为以下两个方面: 第一, 引入局部方向核作为描述器。它即使是在有着明显扰动情况下, 也可以非常好地采集数据底层的局部结构。第二, 引入余弦相似度^[5]作为度量准则。对于目标图像 T 和查询图像 Q , 我们从每幅图像中计算出一个局部方向核的集。对于完备问题, 我们则采用主成分分析法对这些集进行降维处理^[6], 并从中将特征推导出来。这些从 Q 和 T_i 中获得的特征集形成了特征矩阵 $\mathbf{F}_Q$ 和 $\mathbf{F}_{T_i}$ 。比较 T 和 Q 中的特征矩阵 $\mathbf{F}_Q$ 和 $\mathbf{F}_{T_i}$, 寻找匹配。

本文的组织结构如下: 在第二节中, 详细说明目标检测算法, 并使用一个具有针对性的特征 (局部方向核) 和一个可靠的相似度度量 (余弦相似度矩阵) 准则; 在第三节中, 用实验结果证明这个算法的效果; 最终, 在第四节中对全文作出总结。

2 方法细节

如前所述, 关于物体识别的解决方案大致

包括两个步骤。下面就对其中每个步骤逐一进行描述。

2.1 从局部方向核的描述中提取特征

局部方向核的关键思想是, 通过分析基于估计梯度的光度学差别, 可以获取图像的局部结构; 然后利用这一结构信息去定义标准核的形状和尺度。这个局部核是以圆对称方程来加以构建的:

$$K(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}; \mathbf{H}_l) = \frac{K[\mathbf{H}_l^{-1}(\mathbf{x}_l - \mathbf{x})]}{\det(\mathbf{H}_l)},$$

$$l = 1, \dots, P^2 \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x}_l = [x_1, x_2]^T$ 为空间坐标; P^2 为局部窗口 ($P \times P$) 的像素个数。所谓方向矩阵的定义为

$$\mathbf{H}_l = h\mathbf{C}_l^{-1/2} \in \mathbb{R}^{(2 \times 2)} \quad (2)$$

式中, h 为一个全局平滑参数; $\mathbf{C}_l$ 为一个由在 $\mathbf{x}$ 位置邻域的局部分析窗口内的空间 (x_1, x_2) 梯度向量集合中估计出来的协方差矩阵。方向矩阵 $\mathbf{H}_l$ 通过采用对图像中的局部几何结构进行编码的方法, 改变局部核的形状和尺度。对于这个方

向矩阵, 本文选择了一个高斯函数 $K(\cdot)$, 并导出了具有以下形式的局部方向核:

$$K(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}; \mathbf{H}_l) = \frac{\sqrt{\det(\mathbf{C}_l)}}{2\pi h^2} \times \exp \left\{ \frac{(\mathbf{x}_l - \mathbf{x})^T \mathbf{C}_l (\mathbf{x}_l - \mathbf{x})}{2h^2} \right\} \quad (3)$$

接下来, 在 $\mathbf{x}$ 位置上, 本文将使用一个标准化方程 $K(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}; \mathbf{H}_l)$, 并将其作为一个包含 $\mathbf{x}_l$ 和 $\mathbf{H}_l$ 的方程来表示一幅图像所固有的局部几何特征。具体地说, 在一个局部块上的局部方向核方程 $K^j(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}; \mathbf{H}_l)$ 由 j 索引, 并由以下方法进行计算和标准化:

$$W_Q^j(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}) = \frac{K_Q^j(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}; \mathbf{H}_l)}{\sum_{k=1}^{P^2} K_Q^j(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}; \mathbf{H}_l)}, \quad \begin{cases} j = 1, \dots, n \\ l = 1, \dots, P^2 \end{cases} \quad (4)$$

$$W_T^j(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}) = \frac{K_T^j(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}; \mathbf{H}_l)}{\sum_{k=1}^{P^2} K_T^j(\mathbf{x}_l - \mathbf{x}; \mathbf{H}_l)}, \quad \begin{cases} j = 1, \dots, n_T \\ l = 1, \dots, P^2 \end{cases} \quad (5)$$

式中, n 和 n_T 分别为在查询图像 Q 和目标图像 T 中计算局部方向核的块的个数。

2.1.1 特征表述

当具有微弱识别力的局部特征发挥整体作用时, 会产生可观的识别能力。这里构建 $\mathbf{W}_Q$ 和 $\mathbf{W}_T$, 使其成为一个每列由向量 $\mathbf{w}_Q^j$ 和 $\mathbf{w}_T^j$ 构成的矩阵, 而这些列又由 $W_Q^j(\mathbf{x}_l - \mathbf{x})$ 和 $W_T^j(\mathbf{x}_l - \mathbf{x})$ 排列而成:

$$\mathbf{W}_Q = [\mathbf{w}_Q^1, \dots, \mathbf{w}_Q^n] \in \mathbb{R}^{P^2 \times n} \quad (6)$$

$$\mathbf{W}_T = [\mathbf{w}_T^1, \dots, \mathbf{w}_T^{n_T}] \in \mathbb{R}^{P^2 \times n_T} \quad (7)$$

下一步是对 $\mathbf{W}_Q$ 进行降维处理, 并仅保持它的显著性特征。将低维特征通过映射 $\mathbf{W}_Q$ 和 $\mathbf{W}_T$ 到 $\mathbf{A}_Q$ 来计算:

$$\mathbf{F}_Q = [\mathbf{f}_Q^1, \dots, \mathbf{f}_Q^n] \in \mathbf{A}_Q^T \mathbf{W}_Q \in \mathbb{R}^{P^2 \times n} \quad (8)$$

$$\mathbf{F}_T = [\mathbf{f}_T^1, \dots, \mathbf{f}_T^{n_T}] \in \mathbf{A}_Q^T \mathbf{W}_T \in \mathbb{R}^{P^2 \times n_T} \quad (9)$$

2.2 用余弦矩阵作为相似度的度量

下一步是决定一个用于测量所算出的特征 $\mathbf{F}_Q$ 和 $\mathbf{F}_T$ 距离的规则。对于分类和子空间学习

的任务, 基于相关性的度量有传统的欧氏距离和马氏距离。本文引入余弦相似度矩阵作为度量方式。余弦相似度的定义为两个标准化向量的内积。

$$\rho(\mathbf{f}_Q, \mathbf{f}_{T_i}) = \left\langle \frac{\mathbf{f}_Q}{\|\mathbf{f}_Q\|}, \frac{\mathbf{f}_{T_i}}{\|\mathbf{f}_{T_i}\|} \right\rangle = \frac{\mathbf{f}_Q^T \mathbf{f}_{T_i}}{\|\mathbf{f}_Q\| \|\mathbf{f}_{T_i}\|} = \cos \theta_i \in [-1, 1] \quad (10)$$

式中, $\mathbf{f}_Q$ 和 $\mathbf{f}_{T_i} \in \mathbb{R}^d$ 为列向量。于是余弦相似度只取决于角度 (相位) 信息, 而摒弃了尺度信息。那么余弦相似度矩阵则可定义为一个基于 Frobenius 内积方法用两个如下标准化矩阵自然生成的度量式:

$$\rho(\mathbf{F}_Q, \mathbf{F}_{T_i}) = \langle \bar{\mathbf{F}}_Q, \bar{\mathbf{F}}_{T_i} \rangle_F = \text{trace} \left(\frac{\mathbf{F}_Q^T \mathbf{F}_{T_i}}{\|\mathbf{F}_Q\|_F \|\mathbf{F}_{T_i}\|_F} \right) \in [-1, 1] \quad (11)$$

$$\bar{\mathbf{F}}_Q = \left[\frac{\mathbf{F}_Q^1}{\|\mathbf{F}_Q\|_F}, \dots, \frac{\mathbf{F}_Q^n}{\|\mathbf{F}_Q\|_F} \right] \quad (12)$$

$$\bar{\mathbf{F}}_{T_i} = \left[\frac{\mathbf{F}_{T_i}^1}{\|\mathbf{F}_{T_i}\|_F}, \dots, \frac{\mathbf{F}_{T_i}^{n_T}}{\|\mathbf{F}_{T_i}\|_F} \right] \quad (13)$$

可以看出, 余弦相似度矩阵具有一个优势, 即可同时表现向量的强度和角度相似度。这种度量方法不仅可以概括余弦相似度, 还可以解决传统方法对异常值敏感的问题。对于每个目标块, 计算这个相似度, 并可通过列堆叠矩阵 $\mathbf{F}_Q, \mathbf{F}_{T_i}$ 来加以实现:

$$\begin{aligned} \rho_i &= \rho(\mathbf{F}_Q, \mathbf{F}_{T_i}) = \sum_{l=1}^n \frac{\mathbf{f}_Q^{lT} \mathbf{f}_{T_i}^l}{\|\mathbf{F}_Q\|_F \|\mathbf{F}_{T_i}\|_F} \\ &= \sum_{l=1, j=1}^{n, d} \frac{f_Q^{(l, j)} f_{T_i}^{(l, j)}}{\sqrt{\sum_{l=1, j=1}^{n, d} |f_Q^{(l, j)}|^2} \sqrt{\sum_{l=1, j=1}^{n, d} |f_{T_i}^{(l, j)}|^2}} \\ &= \rho(\text{colstack}(\mathbf{F}_Q), \text{colstack}(\mathbf{F}_{T_i})) \in [-1, 1] \quad (14) \end{aligned}$$

式中, $f_Q^{(l, j)}, f_{T_i}^{(l, j)}$ 为第 l 个向量 $\mathbf{f}_Q^l$ 和 $\mathbf{f}_{T_i}^l$ 的元素; $\text{colstack}(\cdot)$ 表示列堆叠一个矩阵。

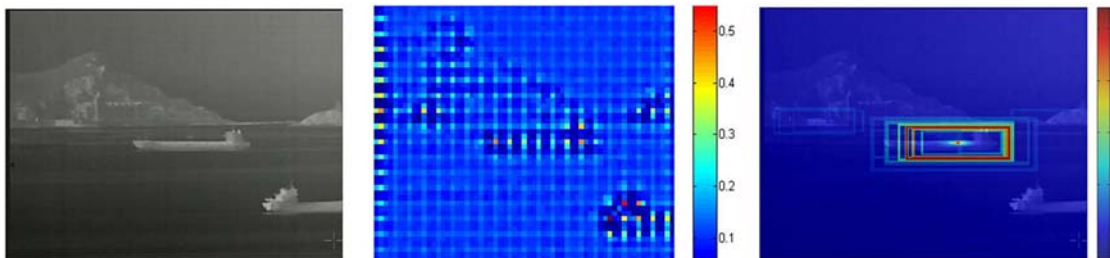


图2 目标检测结果

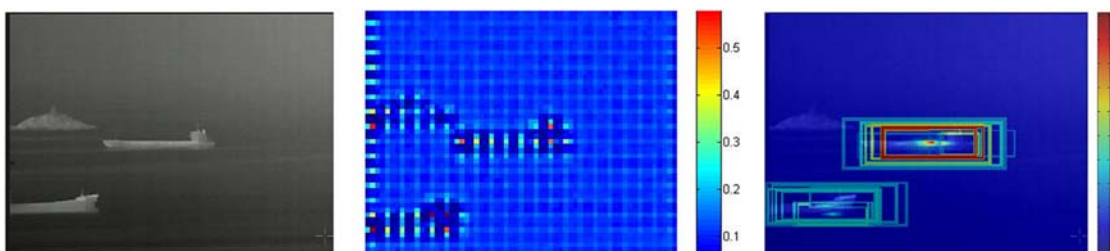


图3 目标检测结果

下一步是产生一个“相似图”。它将是一幅图像,其值可以表明 Q 与 T 之间相似的可能性。这里使用共享方差 ρ_i^2 与剩余方差 $(1 - \rho_i^2)$ 的比值,计算时使用作图函数 f :

$$f(\rho_i) = \frac{\rho_i^2}{1 - \rho_i^2} \quad (15)$$

2.3 具体算法

下面给出本文方法的具体处理过程。

2.3.1 特征表示

(1) 构建 $\mathbf{W}_Q$ 和 $\mathbf{W}_T$ (一个关于 Q, T 的标准化的局部方向核的集合);

(2) 对 $\mathbf{W}_Q$ 进行主成分分析,并从前 d 个特征向量中获得映射空间 $\mathbf{A}_Q$;

(3) 映射 $\mathbf{W}_Q$ 和 $\mathbf{W}_T$ 到 $\mathbf{A}_Q$,构建 $\mathbf{F}_Q$ 和 $\mathbf{F}_T$ 。

2.3.2 计算余弦相似度矩阵

(1) 对于每一个目标块 T_i (其中 $i \in [0, \dots, M-1]$),计算 ρ_i 和 $f(\rho_i)$,并构建相似图;

(2) 找到最大的 $f(\rho_i)$,即识别出目标。

3 实验与分析

本文算法用一系列边界框环绕感兴趣的舰船目标。对于不同的岛屿背景,采用与目标类似的图像作为查询图。图2和图3所示为通过试验获得的目标检测结果。可以看出,该算法在复杂的港口背景环境下成功地检测出了感兴趣的舰船目标,证明该算法能够在非学习的情况下很好地解决舰船目标检测问题。

<http://journal.sitp.ac.cn/hw>

4 结束语

本文提出了一种适合港口背景军事应用的无需计算的非参数目标检测算法。采用局部方向核作为特征描述器,并采用余弦相似度矩阵作为特征间相似度的度量准则。该算法在检测港口背景舰船目标时取得了很好的效果,成功地解决了在信息量少以及背景复杂的情况下舰船目标难以检测的问题。

参考文献

- [1] Mundy J L, Ponce J, Berg T L, et al. Toward Category-Level Object Recognition [M]. Heidelberg: Springer, 2006.
- [2] Shechtman E, Irani M. Matching Local Self-Similarities across Images and Videos [C]. Minneapolis: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-8.
- [3] Shechtman E, Irani M. Space-time Behavior-Based Correlation-OR-How to Tell If Two Underlying Motion Fields Are Similar without Computing Them? [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2007, 29(11): 2045-2056.
- [4] 曹向海, 贺浪, 张苹. 无训练样本的伪画像生成及识别 [J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(1): 194-197.
- [5] 张振亚, 王进, 程红梅, 等. 基于余弦相似度的文本空间索引方法研究 [J]. *计算机科学*, 2005, 32(9): 160-163.
- [6] 刘茂福, 胡慧君, 何炎祥. 主成分分析在图像Zernike矩特征降维中的应用 [J]. *计算机应用*, 2007, 27(3): 696-698.