

文章编号: 1672-8785(2022)04-0025-08

基于 HOG 特征和 SVM 分类器的红外 图像智能检测与分类方法

宋敏敏¹ 周泽亚¹ 邱 燕² 宋 朋¹ 姚 莉¹

(1. 上海航天控制技术研究所, 上海 201109;

2. 上海空间电源研究所, 上海 201109)

摘 要: 为了满足人工智能在目标识别方法中的应用需求, 需要具备对海量数据进行智能分类、识别、判读的能力。进一步挖掘了红外目标特性数据库数据, 并将基于 HOG+SVM 的红外目标识别算法应用于红外目标识别过程中。选择采集到的汽车、直升机、飞机、舰船、无人机等目标, 并结合 HOG 算子与 SVM 分类方法来实现红外目标检测与分类算法, 从而实现了红外目标智能化分类研究, 为后续目标特性的进一步分析以及导引头智能化算法设计提供了支撑。

关键词: HOG; SVM; 机器学习; 分类识别

中图分类号: TN215 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2022.04.004

Intelligent Detection and Classification Method of Infrared Image Based on HOG Feature and SVM Classifier

SONG Min-min¹, ZHOU Ze-ya¹, QIU Yan², SONG Peng¹, YAO Li¹

(1. *Shanghai Aerospace Control Technology Institute, Shanghai 201109, China;*

2. *Shanghai Space Power Research Institute, Shanghai 201109, China*)

Abstract: In order to meet the application requirements of artificial intelligence in target recognition methods, the ability of intelligent classification, recognition and interpretation of massive data is necessary. The data in the infrared target characteristic database is further explored, and the infrared target recognition algorithm based on HOG+SVM is used in the infrared target recognition process. The collected targets such as cars, helicopters, planes, ships and unmanned aerial vehicles are selected, and the infrared target detection and classification algorithm is realized combining the HOG operator and the SVM classification method, so as to realize the intelligent infrared target classification research. It provides support for subsequent further analysis of the target characteristic and seeker intelligent algorithm design.

Key words: HOG; SVM; machine learning; classification recognition

收稿日期: 2021-12-11

基金项目: 国家部委基金项目

作者简介: 宋敏敏(1985-), 男, 江苏启东人, 高级工程师, 主要从事仿真测试研究。

E-mail: 346308433@qq.com

0 引言

传统的外场红外数据处理一般具有以下过程：采集数据、分析当次数据、对比当次数据和得出结论。长期以来，类似的数据在进行过一次处理以后往往就闲置下来。尽管前期利用相关信息系统对部分数据进行了初级的采集、存储、管理和使用，但是如此庞大的数据对人工分析来说还是非常困难的。目前，实验室内的外场数据采集试验以及实验室仿真试验的管理往往存在手段弱、数据分散、缺乏标准化、数据分析水平不足等问题。

针对以上问题，本文主要采用基于 HOG+SVM 的红外目标视频检测与分类算法^[1-6]，研究针对汽车、民航客机、直升机、无人机、船只等多类目标的自动检测技术；通过开展图像目标识别研究来对锁定的目标区域进行分析及特征量计算；选择训练样本，训练 SVM 网络，并将训练后的 SVM 网络用于不同类型红外目标的检测和分类整理。

1 基于 HOG+SVM 的红外目标识别算法

大多数采集到的红外目标特性图像成像分辨率不高且变化尺度大，具有难以获得精细纹理信息等特点。而从基于 HOG 的目标特征提取和基于 SVM 的红外目标识别两方面对特征分类存放和特征匹配查询进行深入研究，并结合测试图像所展现出的不同粗细粒度，则可有效提升目标识别和分类效能的通用化能力，也为后期在图像的高层次进行挖掘打下良好基础。

1.1 HOG 目标特征提取

HOG 特征是目前传统目标检测范畴内应用最广、研究最深的特征^[7]。首先，对图像 x 方向的水平梯度和 y 方向的垂直梯度进行计算，并计算两者的合成梯度，然后对矩形区域内的 HOG 进行汇总统计，从而得到特征描述。

设当前像素的梯度为 $[dx, dy]$ ，梯度向量的强度和角度分别为 g 和 θ ：

$$\begin{cases} g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \\ \theta = \arctan \frac{g_x}{g_y} \end{cases} \quad (1)$$

通常梯度方向会取 $0^\circ \sim 180^\circ$ 的角度绝对值区间，无符号梯度方向直方图的优势在于效果更好。

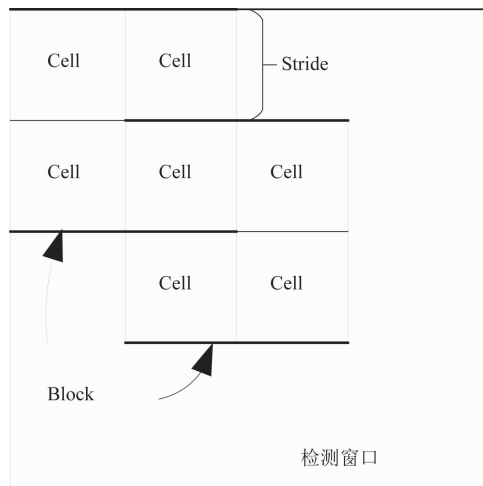


图 1 梯度方向直方图特征的定义

如图 1 所示，在计算完梯度强度及方向后，以 Cell 为最小单元对检测窗口进行直方图的统计计算，并通过两两 Cell 组成 Block 来合并成一个特征向量。利用 L1 或 L2 范式对特征向量进行归一化处理，从而得到 HOG 特征。归一化 L1 和 L2 范式公式如下：

$$v = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_2^2 + \epsilon}} \quad (2)$$

$$v = \frac{v}{\sqrt{\|v\|_1 + \epsilon}} \quad (3)$$

式中， ϵ 为极小数，用于防止分母为零。

特征向量块通过定步长的滑动来检测窗口，从而得到整个窗口的 HOG 特征集合。此处会有一个针对 Cell 尺寸、Block 尺寸以及滑动步长间的大小匹配问题，主要是关于效率和精度。以 8×8 (单位均为像素) 的 Cell 单元为例，当步长为 4 时，相邻 Block 会有 $3/4$ 的部分重复；当步长为 8 时，重复部分占 $1/2$ ；当步长为 16 时，则无重复。实际运算中，重复程度越高，精度越高；重复程度越低，效率越高。因此通常会选择性价比较高的 8 步长，同

时保障效率和精度均在可接受范围内。

HOG 特征描述的计算主要是求和。若在检测过程中对所有 Block 分别进行梯度、幅值以及角度计算, 则整个运算量会很大。因此, 一般通过积分图概念对求和运算进行加速。积分图是指每个 Cell 的灰度值为其左上矩形区域的灰度值之和, 因此需对原梯度向量进行投影分解。如图 2 所示, 利用投影对向量进行分解, 会生成新的若干幅梯度投影图。假设梯度投影图为 $d_n(x, y)$, 其中 $n \in [0, N)$, 那么相应的积分梯度投影图设为 $S_n(u, v)$, 则有

$$S_n(u, v) = \sum_{0 \leq u < x, 0 \leq v < y} d_n(x, y) \quad (4)$$

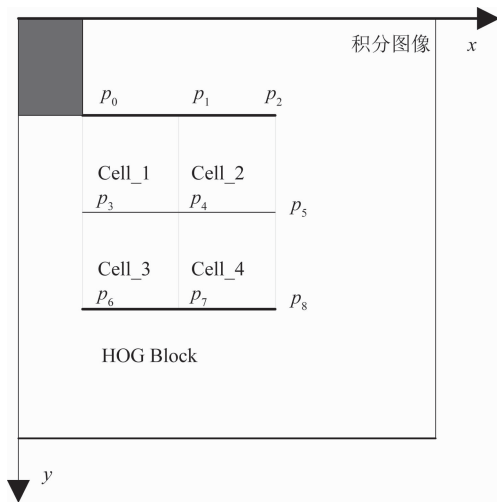


图 2 基于积分图像的 HOG 特征快速计算

因此图 2 中第一个 Cell 的梯度方向直方图向量就可以简化成 p_1 、 p_2 、 p_3 与 p_4 围成的矩阵区域向量叠加, 即

$$v_1(n) = S_n(p_4) - S_n(p_2) - S_n(p_3) + S_n(p_1) \quad (5)$$

以此类推, 其余 Cell 同样依次计算, 最终图 2 中整个 HOG 特征为 $v = [v_1 \ v_2 \ v_3 \ v_4]$ 。通过积

分图方式大大降低了 HOG 特征的计算复杂度。

1.2 SVM 红外目标检测与分类算法

SVM 分类器原理就是取超平面, 令不同类别间的特征距离最大化从而实现分类效果^[8]。如图 3 所示, 分类间隔宽度越宽(即最大化), 训练集的局部干扰所引起的影响越低。因此可以认为最后一种分类方式的泛化性能和通用性是最佳的。

SVM 的模型可以表述为

$$y = \text{sign}(\omega^T x + b) \quad (6)$$

式中, x 为特征向量, ω 为权重向量, y 为标记向量, $\text{sign}(y)$ 则是符号函数。

当 $y=1$ 时, 样本为正样本; 当 $y=-1$ 时, 样本为负样本, 即

$$\begin{cases} \omega^T x + b > 0, y = 1 \\ \omega^T x + b \leq 0, y = -1 \end{cases} \quad (7)$$

如图 4 所示, SVM 通常通过令分类间隔最大化来求得最优分类超平面。假定训练集输入为 $x^{(i)}$ 向量集合, 输出为 $y^{(i)}$ 向量集合, 分类间隔则是全集合样本到该超平面最小距离的两倍, 即

$$\gamma = \min_{i=1, \dots, m} 2y^{(i)} \left(\frac{\omega^T x^{(i)} + b}{\|\omega\|} \right) \quad (8)$$

式中, m 为样本个数。

数学上会将所有符合式(8)要求的样本点(即样本点到分类超平面的欧氏距离最小)定义为支持向量, 那么该样本集必满足以下两种情况: 若样本为正, 则 $\omega^T x^{(i)} + b = 1$; 若样本为负, 则 $\omega^T x^{(i)} + b = -1$, 如图 4 所示。因此, 样本集中的特征样本在判别方程乘以相应系数时应满足:

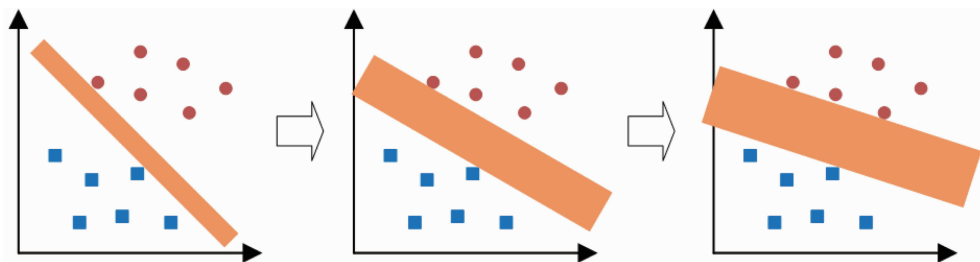


图 3 SVM 分类器训练示意图

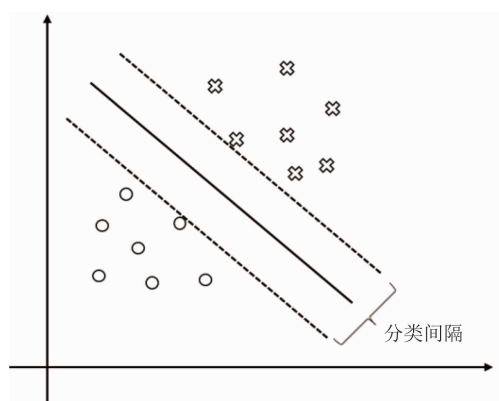


图4 SVM分类器的原理示意图

$$y^{(i)}(\omega^T x^{(i)} + b) \geq 1 \quad (9)$$

此外,根据前述支持向量与分类间隔的定义关系,有

$$\gamma = \frac{2}{\|\omega\|} \quad (10)$$

因此根据式(9)和式(10)可知,SVM的最优化问题可表述为

$$\max_{\omega, b} \frac{2}{\|\omega\|}$$

s. t. $y^{(i)}(\omega^T x^{(i)} + b) \geq 1, i = 1, \dots, m$ (11)
为了最大化分类间隔等价于最小化 $\|\omega\|$, 式(11)可变换为

$$\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2$$

$$s. t. y^{(i)} \omega^T x^{(i)} + b \geq 1, i = 1, \dots, m \quad (12)$$

该问题是多元函数在单组不等式约束条件下的极值问题,通常通过拉格朗日乘子法进行求解。此方法可构造原极值问题的对偶问题,将有约束函数转变为无约束函数。转换成的拉格朗日函数为

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^m \alpha^i [y^{(i)}(\omega^T x^{(i)} + b) - 1] \quad (13)$$

式中, $\alpha^i \geq 0$, 称作拉格朗日乘子。

令 $L(\omega, b, \alpha)$ 对 ω 和 b 求偏导, 偏导数为零时可得:

$$\begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^m \alpha^i y^{(i)} x^{(i)} \\ 0 = \sum_{i=1}^m \alpha^i y^{(i)} \end{cases} \quad (14)$$

将式(14)中的 ω 代入式(13), 可消去 ω 和 b 。可以得出,原极值问题的对偶问题的表达式为

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \sum_{i=1}^m \alpha^i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha^i \alpha^j y^{(i)} y^{(j)} x^{(i)T} x^{(j)} \\ s. t. \begin{cases} \sum_{i=1}^m \alpha^i y^{(i)} = 0, i = 1, \dots, m \\ \alpha^i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

最后对以上二次规划问题进行求解。解出 α 后再求出 ω 和 b , 即可得到最终的 SVM 分类器。

1.3 基于 HOG 和自适应学习的 SVM 目标分类

SVM 利用 HOG 特征子可以实现自适应学习的目标分类^[9-11], 其流程如下: 获取正样本集(见图 5), 并用 HOG 计算特征得到 HOG 特征描述子; 获取负样本集, 并用 HOG 计算特征得到 HOG 特征描述子; 由于在外场采集中会采集到不少只含背景环境而不含目标的红外图像, 本文通过对此类图像进行随机裁剪来形成负样本集(见图 6), 并利用正负样本来训练 SVM 模型; 利用训练完成的模型对训练集的负样本进行难分负样本的检测, 若检测结果为错误, 则对该样本进行图像截取, 并将其重新加入负样本集进行模型再训练; 将测试集样本输入到该迭代优化的 SVM 分类器中进行测试验证。通过调节大小不同的滑动框遍历整幅图像来提取相应的 HOG 特征子, 并利用 SVM 分类模型进行目标分类。如果检测为目标, 则用 bounding box 框出。整幅图像遍历完成后, 采用 NMS (非极大值抑制) 方法对滑动框的重叠多余目标部分进行滤除(见图 7)。

2 软件实现与验证

2.1 软件实现

本文利用基于 HOG+SVM 的目标分类识别原理开发出了基于 SVM 的目标检测与分类软件。该软件包含训练器(train.exe)和检测分类器(detector_classify.exe)两部分。

训练器读取 positive 和 negative 目录中的



图 5 五种类型正样本(汽车、直升机、飞机、舰船、无人机)

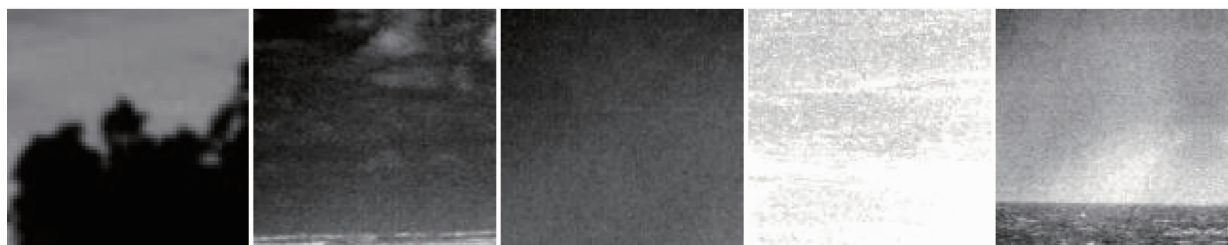


图 6 从背景提取的负样本

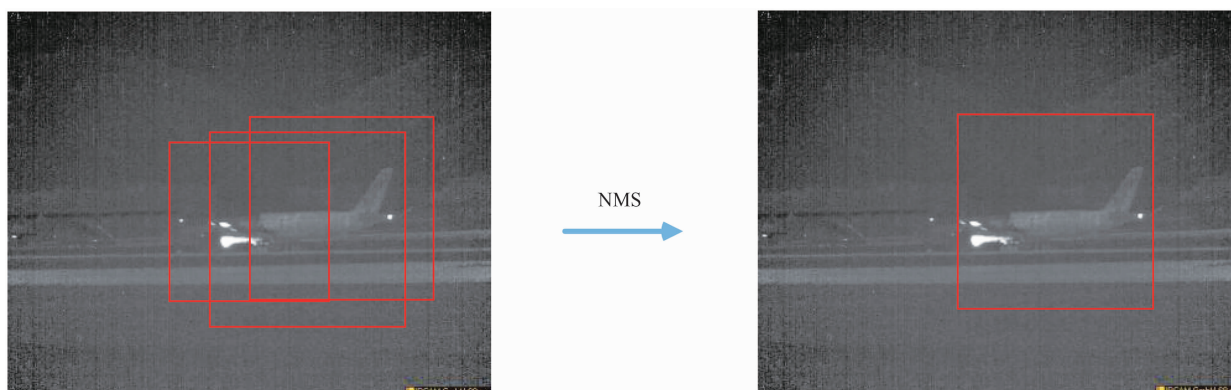


图 7 非极大值抑制处理

正负样本, 并对检测器和分类器进行训练。其中, 正样本已经进行了分类, 分别放在不同的子目录下。

训练器训练完成后, 将目标检测器写入 `trained_detector.yml` 文件, 并将目标分类器写入 `trained_predictor.yml` 文件。

实现目标分类主要分为 6 个步骤:

(1)特征描述子构建。通过 HOG 计算特征对样本集进行计算从而构建 HOG 特征描述子。

(2)人工标注。通过工具对正样本按目标类型进行分类人工标识。

(3)模型训练。根据正样本的目标类型标识和提取得到的特征描述子, 利用 SVM 进行分类训练。

(4)模型测试。随机选择部分测试集样本先对分类器模型进行测试(可通过调整尺度和方向进行样本增广, 从而在一定程度上解决红外样本数过少的问题)。

(5)迭代训练。挑出分类错误的样本, 待正确标识后再将其放到训练集, 并再次训练。

(6)模型验证。采用最后的分类器对测试集进行分类。

运行检测分类器程序时, 检测分类器先读取 `trained_detector.yml` 和 `trained_predictor.yml`, 分别得到检测器模型和分类器模型; 然后读取视频, 并用检测器对视频中的图像进行检测(支持同时检测多个目标区域), 再将检测到的目标区域传给分类器来进行目标分类。软件的工作流程如图 8 所示。

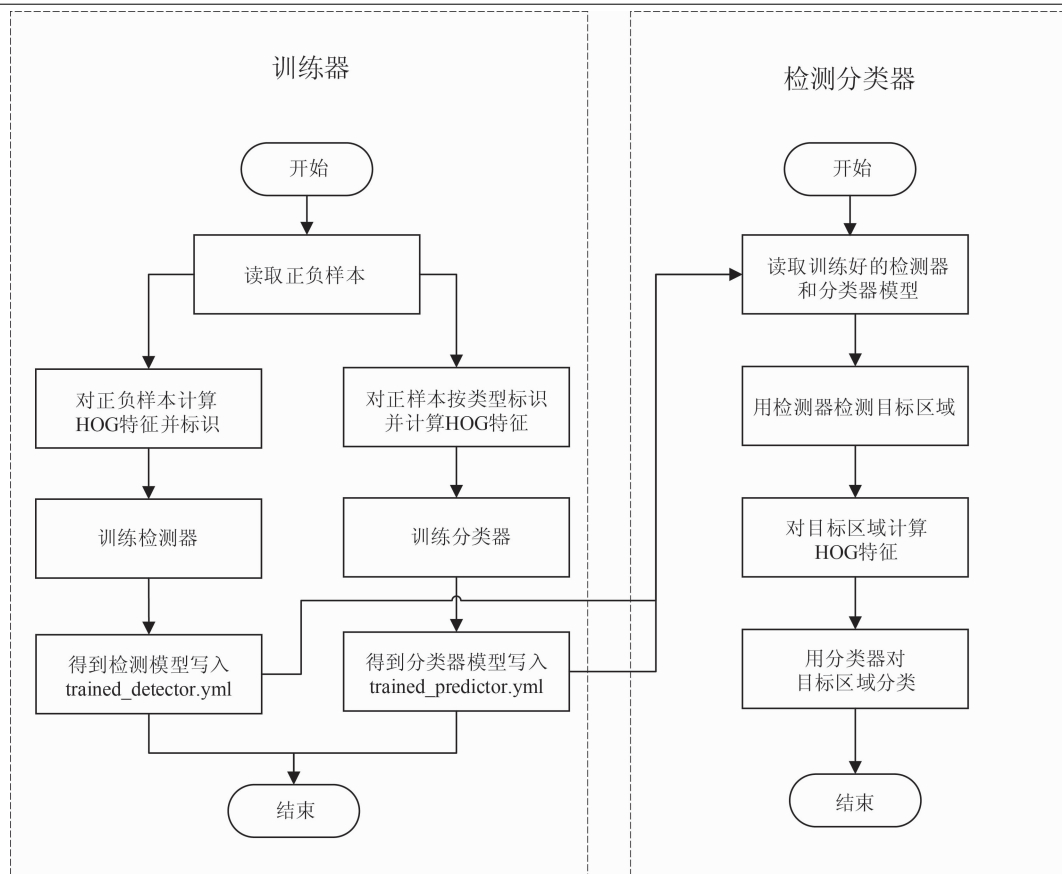


图8 软件工作流程

2.2 训练检测结果

依据上述设计思路以及参数设置,针对5组图像(类型分别为汽车、客机、直升机、无人机和舰船)测试了基于SVM的目标检测与分类软件。这些图像被分为训练集和测试集,具体如下:

(1)汽车目标类型包含训练样本98例;客机目标类型包含训练样本349例;直升机目标类型包含训练样本525例;无人机目标类型包含训练样本173例;舰船目标类型包含训练样本107例。从背景提取出负样本28673例。

(2)汽车目标类型包含测试图像75张;

客机目标类型包含测试图像1425张;直升机目标类型包含测试图像2400张;无人机目标类型包含测试图像6000张;舰船目标类型包含测试图像10000张。测试结果如图9所示。

表1列出了本文算法的性能指标验证结果,具体如下:

汽车目标类型检测出79例,其中错误检测2例,正确分类77张图像,正确率为97.47%,误检率为2.53%;客机目标类型检测出1176例,其中错误检测41例,正确分类1135张图像,正确率为96.51%,误检率为3.49%;直升机目标类型检测出454例,其中错误检测4例,正确分类450张图像,正确率

表1 算法性能指标验证结果

目标类型	训练样本数量	测试图像数量	误检率	分类正确率
汽车	98	79	2.53%	97.47%
客机	349	1176	3.49%	96.51%
直升机	525	454	0.9%	99.1%
无人机	173	1707	2.17%	97.83%
舰船	107	3723	2.36%	97.64%



图 9 基于 SVM 算法的红外图像检测与分类

为 99.1%，误检率为 0.9%；无人机目标类型检测出 1707 例，其中错误检测 37 例，正确分类 1670 张图像，正确率为 97.83%，误检率为 2.17%；舰船目标类型检测出 3723 例，其中错误检测 88 例，正确分类 3635 张图像，正确率为 97.64%，误检率为 2.36%。

3 结束语

本文针对制导武器图像自动目标识别的需求，对红外图片自动目标识别以及决策级融合方法进行了研究。鉴于 HOG 具有几何光学不变性特征且可部分或较好地抑制由平移和旋转带来的识别特征影响，本文通过基于 HOG 子

方法的多类红外目标特征提取方法以及依据自适应学习的 SVM 式红外目标识别与分类方法的研究，设计了将 HOG 和 SVM 相结合的红外目标检测分类算法，并将其在汽车、客机、直升机、无人机和舰船 5 类图像中进行了验证。结果表明，该方法适用于红外目标检测，为后续目标特性的进一步分析和制导算法的优化奠定了基础。

参考文献

- [1] 臧海飞, 刘粟, 田义, 等. 射频/光学复合制导仿真实现形式及发展 [J]. 飞控与探测, 2020, 3(3): 16-23.

- [2] 李建勋, 童中翔, 樊晓光, 等. 红外对抗过程的效能评估方法研究 [J]. *红外与激光工程*, 2016, **45**(3): 79–88.
- [3] 杨栋, 高德亮, 曹耀心, 等. 红外导引头抗诱饵干扰研究 [J]. *飞控与探测*, 2020, **3**(3): 80–85.
- [4] 李盈盈, 李菲菲. 基于改进 HOG 共生概率特征的行人检测算法 [J]. *电子科技*, 2018, **31**(9): 4–8.
- [5] 岳鑫. 基于 HOG 特征和 SVM 分类器的行人检测研究 [J]. *科技创新与应用*, 2016, **5**(5): 62–63.
- [6] 田仙仙, 鲍泓, 徐成. 一种改进 HOG 特征的行人检测算法 [J]. *计算机科学*, 2014, **41**(9): 320–324.
- [7] Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection [C]. San Diego: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.
- [8] 周志华. *机器学习* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [9] Li Z X, Zhou F Q. FSSD: Feature Fusion Single Shot Multibox Detector [J/OL]. *arXiv*, 2017, 14: 1–10[2017–12–04]. <https://arxiv.org/pdf/1712.00960v1.pdf>.
- [10] 阳冰成. 视频序列中行人目标检测与跟踪 [D]. 北京: 北京印刷学院, 2019.
- [11] 韩涛, 杨洋. 基于 Hough 变换的图像目标检测与识别 [J]. *计算机与数字工程*, 2019, **47**(2): 412–416.