

# 一组用于快速人脸检测的分开 Haar 特征<sup>①</sup>



李昱兵<sup>1,2</sup>, 周文兴<sup>1,3</sup>, 张 霍<sup>2</sup>, 赵季中<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(西安交通大学 电子与信息工程学院, 西安 710049)

<sup>2</sup>(长虹美菱股份有限公司 技术研究中心, 合肥 230061)

<sup>3</sup>(中国航天员科研训练中心, 北京 100094)

通讯作者: 李昱兵, E-mail: topybl@126.com

**摘 要:** 本论文提出了一种能快速、精准用于人脸检测的特征即分开 Haar 特征 (Separate Haar, 简称 Sep-Haar). 本文研究过程中有 3 个关键贡献, 第一是提出“分开 Haar 特征”, 即在 Haar 特征矩形之间添加了一个不关心的区域, 可通过这个算法得到一些更有效的特征. 第二是为这个不关心区域选择最好宽度的算法, 这个算法用于减少学习特征的总数量, 以减少内存的使用. 第三是同样通过 Adaboost 算法应用, 采用 Sep-Haar 特征能使用少量特征而得到最好的误报率. 基于此研究结果, 本文也提出了一种新分类器, 每个阶段都有较小的误报率, 实验结果表明使用该特征能够在减少检测时间情况下提高命中率.

**关键词:** Haar 特征; boost 算法; 级联; 分类器; 阈值

引用格式: 李昱兵, 周文兴, 张霍, 赵季中. 一组用于快速人脸检测的分开 Haar 特征. 计算机系统应用, 2019, 28(8): 229-234. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7014.html>

## A Set of Separate Haar Features for Rapid Face Detection

LI Yu-Bing<sup>1,2</sup>, ZHOU Wen-Xing<sup>1,3</sup>, ZHANG Huo<sup>2</sup>, ZHAO Ji-Zhong<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, 710049, China)

<sup>2</sup>(Department of Research Centre, Changhong Meiling Co. Ltd., Hefei 230601, China)

<sup>3</sup>(China Astronaut Research and Training Center, Beijing, 100094, China)

**Abstract:** In this paper, we describe a new feature called Separate Haar (Sep-Haar) feature for fast and accurate face detection. There are three key contributions. “Separate Haar feature” adds a negligible area for the rectangular Haar feature window, by which we can improve the feature extraction efficiency; the corresponding algorithm for selecting the best width of such negligible area is realized by reducing the total number of learned features to reduce the memory used; and experiment result shows that the proposed Sep-Haar feature can achieve best false alarm rate using less number of features in Adaboost algorithm compared with traditional Haar feature. Based on the result, we propose a new classifier that, by using the proposed Sep-Haar features, it can give smaller false alarm rate at each stage, use less number of stages, and at the same time give improved hit rate within the same detection time consumed.

**Key words:** separate Haar feature; boost; cascade; classifier; threshold

目标检测过程中目标本身特征是系统检测成功的关键所在, 若目标运动或变化、遮挡等, 则很难获取目

标的真实形态或值. 而今工业、消费领域中的诸多应用场景则对于效率、计算开销要求很高, 比如在图像

① 基金项目: 电子信息发展基金项目 (工信部财[2014]425 号); 四川省省级财政创新驱动发展专项资金 (战略性新兴产业)(SC2014510703050)

Foundation item: Development Fund for Electronic Information of Ministry of Industry and Information Technology ([2014]425); Special Fund for Innovation Promoting Development of Sichuan Provincial Finance (Strategic Emerging Industry) (SC2014510703050)

收稿时间: 2019-01-25; 修改时间: 2019-02-26; 采用时间: 2019-03-06; csa 在线出版时间: 2019-08-08

识别中最常见的人脸识别通常是通过对于目标物的背景值和固定点匹配来做区分,从而间接区分出目标图像,通过目标特征值反复确认,以得到最有效的检测结果。

### 1 哈尔特征

通常目标或运动检测都会采用目标特征检测、计算或补偿,采用不同算法来提高检测效率。

国内外有很多研究者在从事人脸识别研究,提出了较多人脸识别与检测方法,比如 Schneiderman<sup>[1-4]</sup>等人,这其中就开发了基于受限制的贝叶斯网络<sup>[1]</sup>上的高性能探测器,这个探测器可以实现比较高的检测率,但由于它需要复杂计算,因此它不能被用于实时应用,还有进一步提升的应用空间。Viola和 Jones 也提出一种能使用哈尔 (Haar) 特征进行检测的新的 Adaboost 级联<sup>[4]</sup>方法,该探测器是第一个具有高命中率的人脸检测实时探测器,同样由于计算开销与复杂度等问题,还需要提升效率。

国内也有不少研究者去研究目标检测,比如区苏<sup>[5]</sup>提出相对稳定的值作为参考点,模拟相邻帧差分方法来做,但也不能够真正覆盖全部目标值,精确也需要进一步提升。齐燕武等人<sup>[6]</sup>研究将 Haar-like 特征多分类器集成方法中将人的三个维度面,选择其中一个进行训练,另外两面和背景作为负样本,虽然做法也有效能够提供识别率降低误识别率,但多级联分类器的方法效率集成算法在使用时运算时间过长,实时性也有待提升;江倩殷等人<sup>[7,8]</sup>提出方法也证实相关背景集成方式将检测的范围缩小,从运动范围区域内去获取 Haar-like 特征,提升了算法的实时性,这是一种新的思路,但是并不是适合多人群和静止人员的识别。颜学龙、杨秋芬、蒋政等<sup>[9-14]</sup>则提出扩展 Haar 特征、提取特征,以此来获取和训练新的分类器,可相对准确找到与人相关的特征,效率也有所提升,通过他们的研究成果来看,研究成果不但不能够完全有效改善人脸识别的效果,还增加了计算量,应用也需进一步研究和挖掘。综上所述,结合一般目标识别流程必须性,需要一种新型特征去提高目标位置的识别同时减少开销,因此能进一步提高效率的特征方法是值得去研究。

#### 1.1 提高级联结构

帧国外学者维尔纳 (Viola) 和琼斯 (Jones) 的 Adaboost 级联框架<sup>[4]</sup>结合了三个关键思想,以达到高命中率和更少检测时间的目的。首先,该方法需为每个图

像使用“积分图”方法来加速 Haar 特征的计算,这个 Haar 特征将在第 1.2 部分中描述。其次,该方法使用 Adaboost 算法来选择少量弱分类器一个接一个地连接成强分类器,定义了一个分布 P(分布 P—样本 X 的权重表达),采用弱学习算法取得既定弱分类器。第三,该方法提出由这些每个阶段的分类器结合在一起组成级联分类器(如图 1),在这种分类检测器中,每一个子窗口都会被检测到的,级联阶段构成可分为两步,第一步使用 AdaBoost 练习分类器,第二步不断调整阈值来最大限度减少负误视率。

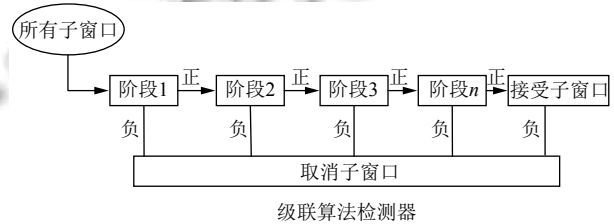


图1 增强级联分类器的结构图

注意,默认的 AdaBoost 阈值旨在数据处理,为了在此过程中产生较低错误率。一般来说,一个较低的阈值会产生较高的检测速度以及更高的正的误视率。

通过这些分类器一个接一个的链接形成级联,该方法中探测器可快速丢弃背景图像。虽然这些想法非常简单,但比其他方法更有效,比如 SVM<sup>[2]</sup>、贝叶斯决策规则<sup>[1]</sup>和神经网络<sup>[3]</sup>等。

#### 1.2 Haar 特征

使用的简单特征与哈尔基函数<sup>[15]</sup>有关。哈尔特征包含三种类型(如图 2 左半部分所示),其值是白色的矩形区域像素和黑色矩形区域内像素和之间的差。这些区域具有相同的尺寸和形状,水平和垂直相邻,但与 Haar 基础不同,这组特征是过于完整<sup>[4]</sup>。

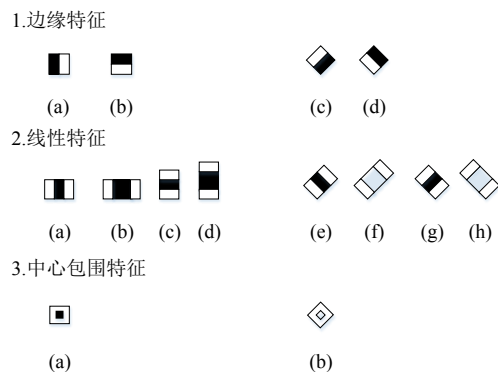


图2 Haar 和 Haar-Like 特征

对于哈尔特征的计算, 维尔纳 (Viola) 和琼斯 (Jones) 研究成果则是用一个“积分图”来加速 Haar 特征计算 (如图 3(a)). 首先, 计算原始整体图像的像素值, 得到所有左上角区域像素值, 然后计算这些像素值的总和为:

$$ii(x,y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x',y') \quad (1)$$

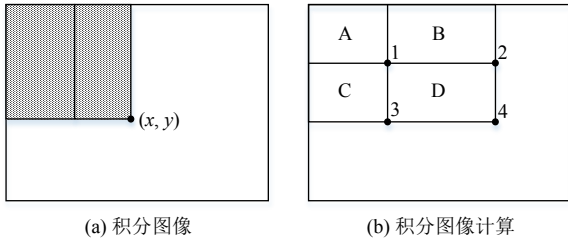


图 3 Haar 特征的积分图

在特征值计算中, 只需要整体图像的 4 个像素的值来计算一个矩形内的所有像素值的总和 (如图 3(b)):

$$sum_{RectangleD} = ii(4) - ii(2) - ii(3) + ii(1) \quad (2)$$

针对上述方式, Lienhart 和 Maydt<sup>[15,16]</sup>使用了一组类 Haar 的特征 (图 2 中的右半部分), 通过将哈尔特征旋转 45 度<sup>[5]</sup>, 即一组类 Haar 的特征 (如图 4(a)), 其也提供了积分图来加速该方法的类 Haar 特征 (如图 4) 的计算:

$$ii(x,y) = \sum_{y'=0}^y \sum_{x'=\max(x-y',0)}^{\min(x+y',width)} i(x',y') \quad (3)$$

在特征值计算中, 这个公式与 Haar 特征是相同 (图 4(b)):

$$sum_{RectangleD} = ii(4) - ii(2) - ii(3) + ii(1) \quad (4)$$

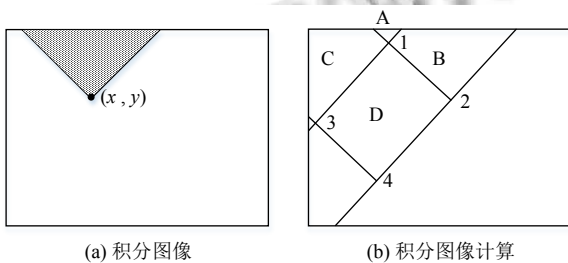


图 4 Haar-like 特征的积分图

## 2 分开的 Haar 特征思路

由于在不同的训练数据集的图像中, Haar 特征在相邻矩形的边缘位置和角度不同, 一些正样本的边缘

不在相邻矩形中间, 这使得相邻矩形之间的不同值没有足够能力将负样本分离出来. 因此, 本文创新提出在相邻矩形之间添加一个不关心区域 (如图 5 左半部分), 即为分开的 Haar 特征 (Sep-Haar). 通过在黑色和白色矩形之间添加一个不关心区域, 可以避免在不同的样本中有不同位置和角度的边缘在这个不关心区域被覆盖, 这样就可以为每个特征获得一个更有效的值, 然后使用一个新的阈值将正样本从负样本中分离出来, 从而获得更大的命中率 (HR) 或更小的误报率 (FAR).

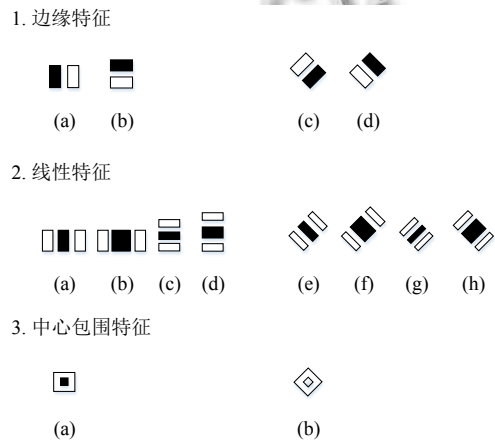


图 5 分开的 Haar 特征

## 3 使用 Sep-Haar 特征人脸检测

### 3.1 宽度选择

在为不关心区域的宽度添加不同值之后, 采用这种方式将获得相对于传统 Haar 特征 4 倍以上的特征数量, 这将增加学习过程中的计算和时间开销. 本文提出为这个宽度选择最好的几个值 (如图 6 中的“d”), 基于上图的思路, 在学习训练前为训练样本上增加一个从负 12 度到正 12 度的旋转过程, 让这个不关心区域覆盖所有边的范围为负 12 度到正 12 度, 以达到检测旋转脸部和取得选择区域宽度的最佳值的目的.

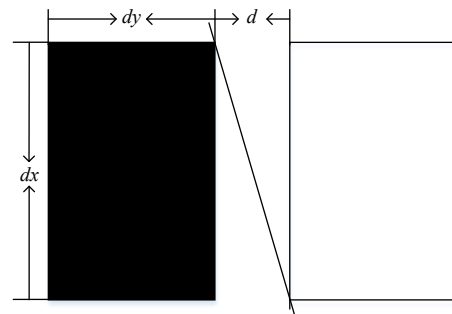


图 6 分开的 Haar 特征宽度参数

因此, 本文提出在“dx”和  $\tan(12^\circ)$  的乘积上选择最佳宽度值“d”:

$$d = \text{int}(dx \times \tan(12^\circ)) + \{0, 1\} \quad (5)$$

表 1 显示了间距“d”的选择取决于长度“dx”的值.

表 1 “d”的取值

dx 值	0 到 4	5 到 9	10 到 14	15 以上
d 值	0 或 1	1 或 2	2 或 3	3 或 4

图像是运动目标误判的结果, 为什么会这种现象? 接下来的实验将揭示原因.

### 3.2 机器学习

在 Adaboost 和级联算法中<sup>[4]</sup>, 一个误报率阈值用于控制舞台的性能, 本文研究提出的 Sep-Haar 特征可以通过使用很少的弱分类器来实现这个阈值, 在检测器学习中使用更多弱的分类器来获得更好的性能 (图 7), 新的特征设计与新的检测器将获得新的创新效果.

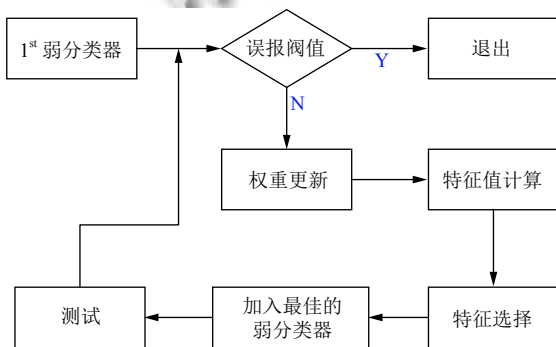


图 7 机器学习步骤<sup>[4]</sup>

最佳的阈值是保障能在相同的误报率和检测时间内达到更好的命中率的基础, 同时为了保证检测时间, 还需要保持每个阶段都使用的弱分类器, 并且可将误报率阈值更改为弱分类器数量阈值, 通过反复试验找到此最佳值即将误报率阈值设置为原始阈值的 0.8 倍, 就可以达到这个目的.

每个阶段的误报率减少, 也可减少级联学习阶段的数量, 使用最后的误报率阈值来控制它, 当最后的检测器的误报率达到这个阈值时, 整个过程学习就完成了.

## 4 实验

为了更好的测试人脸在小角度偏转下的本特征的人脸检测效果, 本实验选用了 UMIST 人脸数据集 (图 8) 和 UMIST 脸部测试集<sup>[17]</sup>进行实验, 通过单一的实验结

果来验证后这种新的特征设计思路的效果. UMIST 人脸数据集是一个多视角数据集, 该数据集其中包含了 20 人 564 个灰色图像, 每个具有各种姿势从一侧到前方. 通过实验, 获取总共有 10 152 个灰色的脸部样本, 大小为  $20 \times 20$ , 这些样本来自于这些 564 个样本, 包括镜像、旋转角度分为负 12、正 9、负 6、负 3、0、正 3、正 6、正 9、正 12.



图 8 UMIST 脸部测试集中的样本示例

在检测中, 实验中使用 UMIST 脸部测试集, 它包含 1148 个灰色图像, 大小为  $320 \times 240$  到  $640 \times 480$ , 在一个测试图像中只有一个人脸. 首先, 使用相同的模型参数来训练两个 20 个阶段的检测器, 这两个 cascade 分类器在各个 stage 中的结束性能阈值是一样的, 命中率为 99.8%, 误报率为 50%. 其中一个使用传统 Haar 特性 (称之为检测器 1), 另一个使用 Sep-Haar 特性 (设为检测器 2), 相同的各阶段结束条件和阶段数意味着检测器 1 和 2 有着近似的识别率每个阶段. 本文研究者近 20 天在台式电脑上完成这一训练学习过程.

使用 UMIST 人脸测试数据集来测试这两个检测器的性能, 图 9 也反应了学习测试过程中的命中率和误报率的表现, 表 2 中则呈现了总检测时间关系对比.

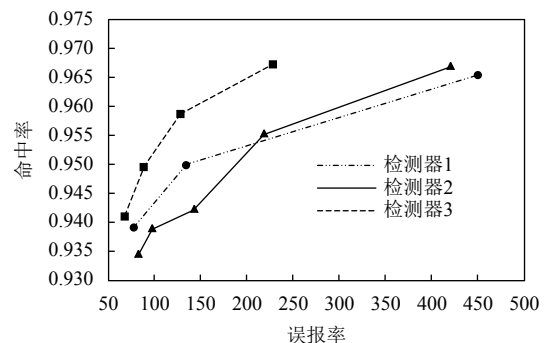


图 9 3 个检测器的性能比较图

检测器 1 和检测器 2 在每个阶段都接受相同的参数训练, 这两个检测器的性能几乎是相同的 (如图 9 所示), 本文研究结果认为性能的差异来自于每个阶段的细微差别. 由于在阶段训练的 Adaboost 算法中, 它会一个接一个地添加弱分类器 (特征), 直到阶段的性能达到我们想要的 (99.98% 的命中率, 50% 误报率)<sup>[4]</sup>. 而表 2 显示了使用 Sep-Haar 的检测器与传统 Haar 特性检测器在相同的训练参数下对比, 检测 2 的检测时间比检测器 1 少约 10%. 这是本文提出的 Sep-Haar 特征的优点.

表 2 三个检测器在 UMIST 数据测试中的时间花费

分类器	时间花费 (s)
1 号	190(190 118 ms)
2 号	172(172 527 ms)
3 号	188(188 044 ms)

根据检测器 1 的 20 个阶段中每个阶段使用的特征数来训练一个在各个阶段使用相同特征数目、使用不同训练参数并基于 Sep-Haar 特征的检测器 (称之为检测器 3), 相同的特征数意味着检测器 1 和 3 有着近似的运算量和运算时间, 让每个阶段的特征数量与检测器 1 相同. 在级联训练中, 每个阶段的分类器都独立训练, 让本阶段的弱分类器数目与检测器 1 的弱分类器数目相同, 直到最后的检测器误报率远小于检测器 1 的误报率. 由于使用 Sep-Haar 特征的每个阶段的误报率都有很大的减少, 所以只需要 15 个阶段就能达到本文研究最初想要的目标. 图 9 也显示检测器 3 比检测器 1 命中率能提高 0.8%. 表二显示检测器 3 的检测时间和检测器 1 近似 (少 1%). 综上, 在人脸检测的应用中使用 Sep-Haar 特征训练的检测器可在相同误报率和检测时间中达到高 0.8% 的命中率.

通过实验验证研究, 使用 Sep-Haar 特征的检测器能够做到减少 10% 检测时间. 首先在每个阶段都训练几个带有 Haar 特性和 Sep-Haar 特性的检测器, 且误报率 (FAR) 分别是 0.5、0.1 和 0.01.

其次实验数据, 如表 3 展示了通过比较不同特征类型和参数中每个阶段使用的弱分类器的数量. 从表 3 中可以看出, Sep-Haar 特征中使用的弱分类器的数量比 Haar 特征少了 8% 到 10%. 在一个阶段的检测中, 需要用阶段分类器来计算弱分类器的所有特征值 (如图 1(a)), 所以减少 8% 到 10% 的弱分类器是可以减少 10% 的检测计算时间.

表 3 分类器内部各 Stage 使用特征数量表

分类	阶段	FAR=0.5 时	FAR=0.1 时	FAR=0.01 时
Haar 特征	第一个	9 个	22 个	45 个
	第二个	38 个	89 个	127 个
	第三个	83 个	150 个	208 个
	总共	130 个	261 个	380 个
分开的 Haar 特征	第一个	8 个	21 个	44 个
	第二个	38 个	75 个	122 个
	第三个	69 个	136 个	197 个
	总共	115 个	232 个	363 个

再使用相同数量的弱分类器来训练一些检测器, 二者进行性能比较. 通过实验得到的数据如表 4 显示由于这些检测器的每个阶段使用的弱分类器的数量是相同的, 每个阶段的检测时间是相同的, 但使用 Sep-Haar 特征能够明显减小误报率.

表 4 各 FAR 条件下 Haar 分类器相同特征数的条件下, 分开的 Haar 特征减少的误报率百分比

阶段	FAR=0.5	FAR=0.1	FAR=0.01
第一个	减少 25%	减少 11%	减少 37%
第二个	减少 8%	减少 36%	减少 56%
第三个	减少 22%	减少 24%	减少 66%
总共	减少 47%	减少 57%	减少 90%

## 5 结论与展望

本文主要介绍了一组用于训练增强级联分类器的 Sep-Haar 特征的设计思路和验证结果, 这组特征在使用不同的训练参数并在每个阶段可以减少误报率 30%, 或者减少 10% 的检测时间, 命中率也提高了 0.8%. 本文研究成果是在总结前人研究成果的基础上, 运用了新的设计思路, 这种新的技术成果在现有的机器视觉学习和图像处理、检测方面有着较大的应用价值. 通过实验证明本文研究成果即 Sep-Haar 特征相对传统 Haar 特征在使用时是更高效的, 在人脸识别算法中应用也是真实可行的, 它可以广泛应用需要图像检测识别、目标识别的应用中, 也能够提高效率.

### 参考文献

- 1 Schneiderman H. Learning a restricted Bayesian network for object detection. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA. 2004. 639–646.
- 2 Osuna E, Freund R, Girosi F. Training support vector machines: An application to face detection. Proceedings of

- IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Juan, Puerto Rico. 1997. 130–136.
- 3 Rowley HA, Baluja S, Kanade T. Neural network-based face detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(1): 22–38.
  - 4 Viola P, Jones M. Robust real-time object detection. *International Journal of Computer Vision*, 2001, 4: 34–47.
  - 5 区苏. Haar 特征检测中可变特征目标的参考点选取. *计算机光盘软件与应用*, 2015, 18(1): 140, 142.
  - 6 齐燕舞, 朱杰. 基于 Haar-like 特征多分类器集成的行人检测. *信息技术*, 2017, (8): 129–131. [doi: [10.13274/j.cnki.hdzj.2017.08.032](https://doi.org/10.13274/j.cnki.hdzj.2017.08.032)]
  - 7 江倩殷, 李熙莹, 黄秋筱, 等. 基于背景差分 and Haar-like 特征的客运站行人检测算法研究. 第十一届中国智能交通年会论文集. 重庆. 2016. 461–468.
  - 8 高嵩, 杜晴岚, 陈超波. 基于快速级联分类器的行人检测方法研究. *计算机工程与科学*, 2015, 37(6): 1183–1188. [doi: [10.3969/j.issn.1007-130X.2015.06.022](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-130X.2015.06.022)]
  - 9 颜学龙, 任文帅, 马峻. 基于扩展 Haar 特征的 AdaBoost 人脸检测算法. *计算机系统应用*, 2015, 24(9): 152–155. [doi: [10.3969/j.issn.1003-3254.2015.09.026](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3254.2015.09.026)]
  - 10 杨秋芬, 桂卫华, 胡豁生, 等. 局部二元 Haar 特征 Kadane 多阈值 AdaBoost 面部分类识别. *小型微型计算机系统*, 2016, 37(11): 2582–2587. [doi: [10.3969/j.issn.1000-1220.2016.11.038](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-1220.2016.11.038)]
  - 11 蒋政. 人脸识别中特征提取算法的研究与实现[硕士学位论文]. 南京: 南京邮电大学, 2016.
  - 12 余小角, 郭景, 徐凯, 等. 一种基于类 Haar 特征和 AdaBoost 算法的前车检测方法. *微型机与应用*, 2017, 36(13): 22–25. [doi: [10.19358/j.issn.1674-7720.2017.13.008](https://doi.org/10.19358/j.issn.1674-7720.2017.13.008)]
  - 13 吴浩, 金立左. 基于混合级联分类器的人眼检测器. *工业控制计算机*, 2018, 31(6): 44–45, 47. [doi: [10.3969/j.issn.1001-182X.2018.06.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-182X.2018.06.019)]
  - 14 章明珠, 郑敏, 廖开阳. 基于 HAAR 小波域边缘方向特征的 SAR 图像去噪. *计算机应用与软件*, 2017, 34(1): 187–190. [doi: [10.3969/j.issn.1000-386x.2017.01.034](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-386x.2017.01.034)]
  - 15 Papageorgiou CP, Oren M, Poggio T. A general framework for object detection. *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision*. Bombay. 1998. 555–562.
  - 16 Lienhart R, Maydt J. An extended set of Haar-like features for rapid object detection. *Proceedings of International Conference on Image Processing*. Rochester, NY, USA. 2002. [doi: [10.1109/ICIP.2002.1038171](https://doi.org/10.1109/ICIP.2002.1038171)]
  - 17 Graham DB, Allinson NM. Characterising virtual eigensignatures for general purpose face recognition. Wechsler H, Phillips PJ, Bruce V, *et al.* *Face Recognition from Theory to Applications*. Berlin, Heidelberg: Springer, 1998. 446–456.