

# 动态百分比特征裁剪 AdaBoost 人脸检测算法

张鸿鹏 李东新

(河海大学计算机与信息学院 南京 211100)

**摘要:**人脸检测的任务是从图像或视频中提取出包含人脸的数据信息。其中目前应用最广泛的是 AdaBoost 算法。鉴于传统 AdaBoost 算法存在训练时间长的问题,提出了一种改进算法。利用指定的裁剪百分比,每一轮裁剪掉参与训练的特征中分类误差较大的特征,并将未参加上一轮迭代的特征加入到这一轮训练中,当错误率大于 0.5 时,会动态地降低裁剪百分比。实验表明该算法的性能要优于目前已有的基于特征裁剪的算法,同时从减少参与训练的特征个数角度入手,在保证准确率的前提下,大幅降低了算法花费的训练时间。

**关键词:**人脸检测; Adaboost; 动态百分比; 特征裁剪

**中图分类号:** TN18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2010

## Dynamic percentage AdaBoost face detection algorithm based on feature pruning

Zhang Hongpeng Li Dongxin

(College of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 211100, China)

**Abstract:** The task of face detection is extracting human face data information from image and video. The most widely used algorithm is AdaBoost. Considering the traditional AdaBoost algorithm has a too long training time problem, this paper has proposed an improved algorithm. By using specific trimming percentage, the algorithm trims the features with large error in classification in each round and adds the features which were not included in the last round into this round of training. When the error rate is over 0.5, Adaboost decreases trimming percentage dynamically. The experiment shows that this algorithm improves the training time and application scope of the algorithm, in contrast with Adaboost algorithm based on feature trimming. At the same time, from the view of reducing the characteristic number to participate in the training, the improved algorithm greatly reduced the cost of training time under the requirement of accuracy.

**Keywords:** face detection; Adaboost; dynamic percentage; feature pruning

### 1 引言

人脸检测指的是将静态图片中的人脸与背景相分离,并指出人脸所在区域的位置和大小<sup>[1]</sup>。因此在视频监控、智能家居和刑事侦查等领域具有广阔的前景<sup>[2]</sup>。AdaBoost 算法作为基于统计的方法的一种,其核心是通过迭代的方法从大量的 Haar 特征中提取出分类效果最好的特征作为弱分类器,而最终生成的强分类器是由大量的弱分类器组成<sup>[3]</sup>。胡步发<sup>[4]</sup>等人也曾将极线距离变换应用到人脸立体匹配当中。Adaboost 算法的改进算法也有很多,例如双阈值判定方法<sup>[5-6]</sup>、边缘轮廓提取算法<sup>[7]</sup>等。Adaboost 算法是一种分类器算法,首先由 Freund 和 Schapire 提出。同时他们还提到,如果想要提升强分类器

的性能,可以通过增加弱分类器的数量来实现。并且对上述现象给出了理论上的证明。在此基础上,Viola 和 Jones 首次提出将 AdaBoost 算法应用于人脸检测领域。这种方法对于正面人脸的检测具有很好的性能,并且大大提升了人脸检测的速度,使其具备应用于实际的可能。Voila 的人脸检测方法主要是由积分图、级联分类器和 AdaBoost 算法 3 部分组成。

级联分类器虽然具备实时性和高识别精度,但是训练一个级联分类器将消耗大量的时间和资源。造成上述问题的原因有 3 个:1)训练需要大量的样本;2)每个样本都会提取大量的特征;3)构成强分类器需要的弱分类器数量庞大。

针对第一点,Friedman 等提出了一种基于样本权重

裁剪的快速训练方法,贾慧星<sup>[8]</sup>等人提出基于动态裁权裁剪的快速 AdaBoost 训练算法,在每轮训练过程中仅使用权重较大的样本进行训练。如果弱分类器错误率超过 0.5,则增加参与训练的样本数量,对本轮的弱分类器重新进行训练,该方法通过动态调整裁剪系数,保证训练正常进行的同时还缩短了训练时间。

针对样本提取特征数量过多这一问题,孟子博<sup>[9]</sup>等人通过在每一轮训练中,裁减掉一部分分类误差大的特征。该算法仅仅使用分类性能较好的特征参与训练,大大缩短了训练时间。

针对级联分类器含有大量弱分类器这一问题,魏冬生<sup>[10]</sup>等人提出双阈值判决的弱分类器。使用该算法生成的分类器具有较好的分类能力。因此如果强分类器由双阈值分类器构成,可以减少弱分类器的数量,从而缩短训练时间。

鉴于传统 AdaBoost 算法存在训练时间长的问题,本文提出动态百分比特征裁剪 AdaBoost 人脸检测算法,可以通过改变裁剪系数的方式,提升在极端情况下算法的性能。同时也可以提前预估算法所需花费的时间。

## 2 基本思想

基于动态百分比特征裁剪算法的基本思想是在每次迭代开始的时候首先确定所需裁剪特征个数的百分比  $f$ ,然后选用分类性能较好的特征参与下一轮训练,当训练得到的本次迭代的最佳弱分类器错误率大于随机抽取值,通过减小本次迭代的裁剪系数,扩大参与训练的特征个数。如果当采用全部特征进行训练时,错误率仍然超过 0.5 则停止迭代。

## 3 技术方案

1) 设输入的训练样本总数为  $N$ ,其中负样本为  $m$  个,正样本为  $n$  个,训练样本集为  $\mathbf{S} = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ ,其中  $x_i$  表示第  $i$  个样本,  $y_i = \{1, 0\}$ ,分别用于标识正负样本。

$$2) \text{ 初始化样本权重: } \omega_{1,i} = \begin{cases} \frac{1}{2m}, & y_i = 0 \\ \frac{1}{2n}, & y_i = 1 \end{cases}$$

3) 假设每一轮舍去的特征百分比为  $f$ ,那么每一轮参与训练的特征个数为  $N \times (1 - f)$ 。

4) 迭代次数  $t = 1, 2, \dots, T$ 。

$$\textcircled{1} \text{ 归一化样本的权重: } \omega_{t,i} \leftarrow \frac{\omega_{t,i}}{\sum_{j=1}^n \omega_{t,i}}$$

② 针对每个特征  $j$ ,训练一个简单弱分类器  $h_j(x, f_j, p_j, \theta_j)$ :

$$h_j(x, f_j, p_j, \theta_j) = \begin{cases} 1, & p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

式中:  $f_j(x)$  为特征值,  $p_j$  表示不等号方向,  $\theta_j$  为弱分类器阈值。

③ 选择最小错误率对应的弱分类器  $h_t(x)$ ,其中最小错误率定义为:

$$\epsilon_t = \min_{f, p, \theta} \sum_i \omega_i |h_j(x_i, f, p, \theta) - y_i|$$

④ 如果  $\epsilon_t = 0$  或者在第一轮训练时就出现  $\epsilon_t \geq 0.5$ ,则令  $T = t - 1$ ,跳到第 5 步;如果  $\epsilon_t \geq 0.5$  且不是第一轮,则令  $T = t - 1$ ,判断  $f$  是否大于  $2/3$ ,若大于则令  $f = 2 \times f - 1$  否则令  $f = f/2$  跳转到 ⑦。

⑤ 更新样本权重:  $\omega_{t+1,i} = \omega_{t,i} \beta_i^{-e_i}$ ,当样本  $x_i$  被错误分类时  $e_i = 0$ ,反之  $e_i = 1, \beta_i = \frac{\epsilon_t}{1 - \epsilon_t}$ 。

⑥ 求得弱分类器  $h_t$  在强分类器中的加权系数:  $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t}$ 。

⑦ 对每个特征的分类误差从大到小进行排序,假如  $t = 1$ ,则根据裁剪的百分比  $f$ ,裁剪掉参与训练的特征中分类误差较大的前  $n \times f$  个特征,如果  $t > 1$ ,除了裁剪掉参与训练的特征中分类误差较大的前  $n \times f$  个特征外,还需要将上一轮中未参与训练的特征加入到下一轮的训练当中。

5) 最后输出的强分类器为:

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

算法实现过程注意事项:由于算法选用分类性能较好的特征参与训练,因此可以通过在 HaarFeature 结构体中增加一个错误率的变量,可以节省重新定义数组空间所耗费空间(依据结构体字节对齐原则)。在每一轮成功训练后,需要保存这一轮特征变量,还需要保存被裁剪掉的特征,这些都是为极端情况需要动态调整裁剪系数所准备的。

该算法提高学习速度的原因:每轮用于参加训练的特征数与特征总数的比值为  $f$ ,这也就意味着每一轮都可以节省  $(1 - f)$  的训练时间,与此同时,训练样本中虽然有大量的矩形特征,但最终需要的特征只占了很小的比例,如果仅仅用错误率较小的特征参与训练,便可以达到节省训练时间且保持高的分类能力的目的。

## 4 实验结果分析

比较动态百分比特征裁剪算法与 FAdaBoost 算法的性能。训练一个包含 100 个弱分类器的强分类器。其中裁剪系数  $f$  设定为 0.6。如图 1 所示为上述两种算法在测试集上的检测率,从图中可以看出随着弱分类器个数的增加,检测率趋于稳定在 0.3 附近。如图 2 所示为两种算法的误检率,从中可以看出,两者的性能随着弱分类器个数的增加不断提升。如图 3 所示为上述两种算法在测试集上的错误率变化情况,从图中可以看出,从 30 个弱分类

始,前者的错误率开始优于 FAdaBoost。这是由于特征裁剪的算法 FAdaBoost 采用错误率比较的方法,裁剪掉错误率较大的特征。与此同时带来一个问题,没有办法使用已经裁剪掉的特征参与之后的训练。因为已裁掉的特征结构体中存放的是上一轮训练结束时该特征对应的错误率,该错误率跟当前迭代结束时,参与训练的特征结构体中所存的错误率之间不具备可比性。因此可能导致后期取到的弱分类器并非最优弱分类器。而前者允许所有的特征重复参与训练,从而增大了找到最优弱分类器的可能性。如图 4 所示为两种算法训练 100 个弱分类器所消耗的时间,从图中看出动态百分比特征裁剪算法所消耗的时间远小于 FAdaBoost,且随着训练个数的增加,两者所消耗的时间之差越来越明显。

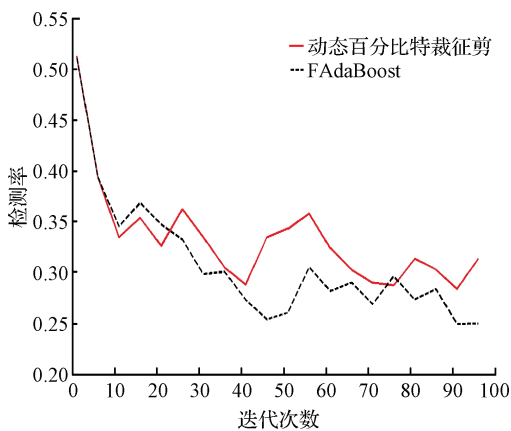


图 1 不同算法在测试集上的检测率

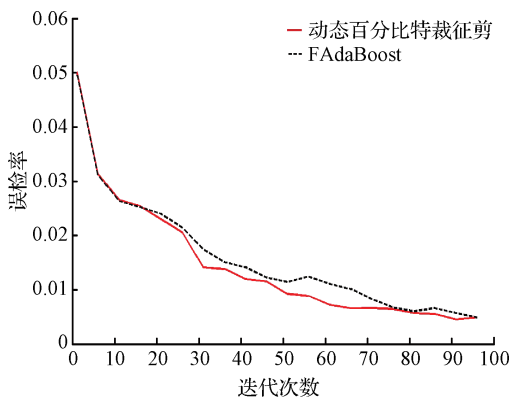


图 2 不同算法在测试集上的误检率

如表 1 所示为上述两种算法训练 100 个弱分类器所消耗的具体时间,以及由 100 个弱分类器构成的强分类器在样本集上的错误率。从表中可以看出,FAdaBoost 算法所花费的时间比动态百分比特征裁剪算法多 21.44%,并且随着裁剪系数的增加,后者时间上的优势将越发明显。导致上述现象的原因是,前者在弱分类器错误率小于 0.5 的情况下,每一轮裁剪掉的特征百分比为  $f$ ,而后者每一轮裁剪的比例为  $1-\sqrt[f]{F}$  (逐步累积),由此可见前者参与训

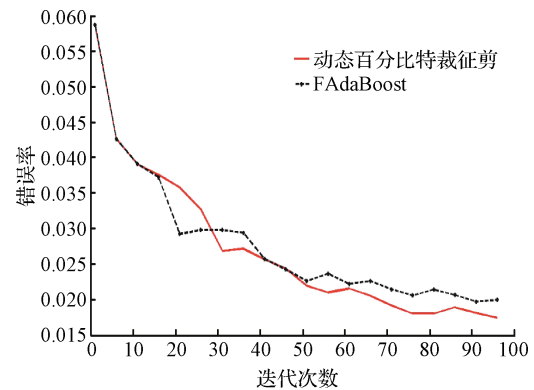


图 3 不同算法在测试集上的错误率

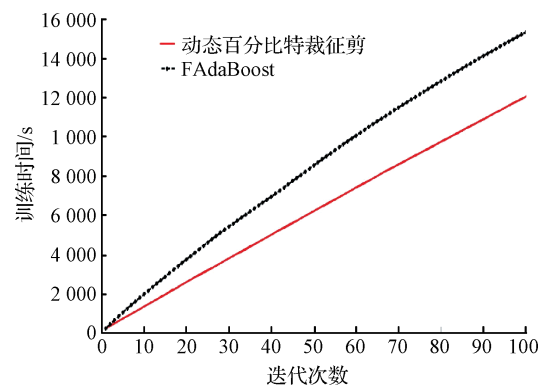


图 4 不同算法的训练时间

练的特征个数比后者少很多。FAdaBoost 选择逐步减少特征个数的原因主要还是担心删掉好的特征(删掉的特征将没有办法重新使用)。

表 1 动态百分比特征裁剪与 FAdaBoost 算法训练对比

	特征裁剪	FAdaBoost
弱分类器数	100	100
错误率(%)	0.018 923	0.020 004
训练时间/s	12 043. 359 5	15 332. 067 6

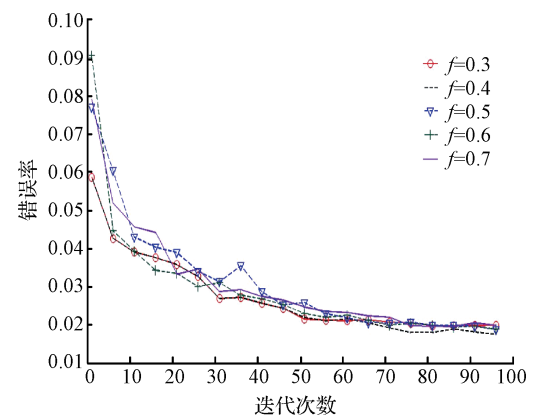


图 5 特征裁剪百分比分别为 0.3、0.4、0.5、0.6、0.7

不同裁剪百分比对特征裁剪的 AdaBoost 算法的影响。如图 5 所示表明特征裁剪百分比分别取 0.3、0.4、0.5、0.6、0.7 时,算法在训练样本集中的错误率。由图可以看出,当弱分类器个数达到 60 个以后,分类器的性能趋于稳定,并且在上述裁剪系数的情况下,分类器的错误率非常相近,这从另一个侧面也反映出,使用 Haar-like 提取出的特征中,绝大多数对分类器的性能不会产生影响。

## 5 结 论

基于 AdaBoost 的人脸检测算法需要使用大量的特征,因此耗费的训练时间惊人。本文提出一种基于动态百分比特征裁剪 AdaBoost 人脸检测算法,通过减小迭代的裁剪系数,扩大参与训练的特征个数,使得训练速度得到很大的提高。实验结果显示,改进后的动态百分比特征裁剪 AdaBoost 的方法无论是训练时间还是检测速度都要优于传统的 FAdaBoost 方法。

### 参 考 文 献

- [1] 陈秋玲. 基于 AdaBoost 算法的人脸检测研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2012.
- [2] 胡凯. 对灰度复杂背景下的正面多视角人脸检测与跟踪技术的研究[D]. 长沙:中南大学,2008.

- [3] 李绍文,王江波. 驾驶员疲劳检测系统的研究[J]. 计算机工程与应用,2013,49(15): 253-258.
- [4] 胡步发,刘志萌. 基于极线距离变换的人脸立体匹配算法[J]. 仪器仪表学报,2015,36(2):360-367.
- [5] 李智勇,余小萍,姜真,等. 基于蛙眼检测模型的双阈值判定目标跟踪方法[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(2):187-195.
- [6] 贺瑞芳. 面向视觉假体的复杂图像处理技术[J]. 电子测量技术,2015,38(11):55-59.
- [7] 王波涛,闫跃,赵轩. 基于最小二乘法的鱼镜头轮廓提取算法[J]. 国外电子测量技术,2015,34(4):31-35.
- [8] 贾慧星,章毓晋. 基于动态权重裁剪的快速 AdaBoost 训练算法[J]. 计算机学报,2009, 32(2):336-341.
- [9] 孟子博,姜虹,陈婧,等. 基于特征剪裁的 AdaBoost 算法及在人脸检测中的应用[J]. 浙江大学学报,2013,47(5):906-911.
- [10] 魏冬生. AdaBoost 人脸检测方法的改进[J]. 计算机应用,2006,26(3):619-621.

### 作 者 简 介

张鸿鹏,男,1992 年出生,河海大学硕士研究生,主要研究方向为模式识别。  
E-mail:zhanghp892843@sina.com