

基于 EREF 的 PSO-AdaBoost 训练算法^{*}

李 睿, 张九蕊, 毛 莉

(兰州理工大学 计算机与通信学院, 兰州 730050)

摘 要: 针对基于 PSO 的 AdaBoost 算法(PSO-AdaBoost)的不足,分析了传统目标函数不能适应多个弱分类器拥有相同最小错误率时弱分类器的选择问题,提出了解决这一问题的有效方法。新方法使用特征值和阈值的绝对值差衡量错分样本的错误程度,结合相对熵理论形成 PSO 算法的适应度函数,使其根据错分样本的错误程度挑选最佳弱分类器。实验结果表明,所提算法具有较高的检测率和较小的泛化错误。

关键词: 人脸检测; 粒子群优化; AdaBoost 算法; 相对熵; 训练算法

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)01-0127-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.01.035

PSO-AdaBoost training algorithm based on EREF

LI Rui, ZHANG Jiu-rui, MAO Li

(School of Computer & Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Focusing on the disadvantage of the AdaBoost algorithm based on PSO, this paper mainly analyzed the issue that the traditional target function could not adapt to the problem of weak classifiers selection when they had the same minimum error rate and a new method was advanced to avoid the problem. The new method used the absolute difference between the threshold and feature to measure the extent of misclassification and combined with the relative entropy principle as the fitness function. In this way, the new fitness function could select the best weak classifiers more accuracy. Experimental results indicate that the method can achieve both better performance and less generalization error.

Key words: face detection; particle swarm optimization(PSO); AdaBoost algorithm; relative entropy; training algorithm

0 引言

近年来,随着网络的发展,电子商务、视频会议和远程教育逐渐变成了现实,使人脸检测^[1]问题迅速成为产业界和学术界研究的热点。目前,国内外研究者提出了许多有效的算法,主要包括基于经验的人脸检测算法^[2]、基于肤色特征的人脸检测算法^[3]和基于机器学习的人脸检测算法^[4]。在众多的人脸检测算法中,AdaBoost 算法^[5]是应用最广泛的人脸检测算法之一。该算法可以从根本上解决人脸检测的速度问题,同时具有很好的检测效果,适用于实时人脸检测。

虽然 AdaBoost 算法只需较少的简单分类器就可以获得较好的检测效果,但是其训练需要大量的样本且每个样本都有大量的特征,训练非常耗时。实际上,绝大部分特征对于识别人脸和非人脸的能力是很微小的,只存在一部分特征可以有效地区分人脸和非人脸样本。文献[6]利用 PSO 算法提取最佳阈值和最佳特征,避免了穷举搜索,有效地提高了训练速度,但是该文没有考虑到最小错误时弱分类器个数相同的情况,检测性能有待提高。

本文在基于 PSO 的 AdaBoost 算法的基础上,对训练过程进行改进。使用特征值和阈值的绝对值差衡量错分样本的错误程度,结合相对熵理论形成 PSO 算法的适应度函数,可以更

加精确地选择最佳特征。

1 AdaBoost 人脸检测算法

AdaBoost 算法是由 Freund 等人^[5]提出的,它的出现,在人脸检测领域具有里程碑式的意义。AdaBoost 算法的核心思想是通过调整样本分布和弱分类器权值,自动地从弱分类器空间中筛选出若干关键的弱分类器,并整合为一个强分类器。理论研究证明,只要每个弱分类器的分类错误率稍低于 50%,当弱分类器的个数趋向于无穷时,强分类器的错误率将趋向于 0。在人脸检测中,AdaBoost 算法利用积分图计算特征值,再选取合适的阈值确定最佳弱分类器,最后将每轮得到的最佳弱分类器按照一定的方法提升为强分类器。算法描述如下:

a) 给定一系列训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 。其中: $y_i = 0$ 表示负样本(非人脸); $y_i = 1$ 表示正样本(人脸); m 为人脸样本的数量; q 为非人脸样本的数量; n 为总的训练样本数量。

b) 初始化样本权重:对于人脸样本, $w_{1,i} = 1/2m$;对于非人脸样本, $w_{1,i} = 1/2q$ 。

c) for $t = 1, \dots, T$:

(a) 权重归一化, $w_{t,i} = w_{t,i} / \sum_{j=1}^n w_{t,j}$;

收稿日期: 2011-06-16; 修回日期: 2011-07-18 基金项目: 甘肃省教育厅研究生导师基金资助项目(1014ZTC089); 甘肃省财政厅科研项目(0914ZTB148)

作者简介: 李睿(1971-), 女, 甘肃泰安人, 副教授, 硕士, 主要研究方向为模式识别、数字图像处理、数字水印、智能信息处理(lirui@nwnu.edu.cn); 张九蕊(1987-), 女, 河南濮阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别; 毛莉(1987-), 女, 甘肃山丹人, 硕士研究生, 主要研究方向为智能信息处理。

- (b) 对于每个特征 j , 训练出其弱分类器 h_j , 即确定阈值 θ_j 和偏置 p_j , 使其目标函数 $\varepsilon_j = \sum_{i=1}^n w_{i,j} |h_j(x_i) - y_i|$ 最小;
- (c) 从(b)确定的弱分类器中找出一个具有最小错误率 ε_i 的弱分类器 h_i ;
- (d) 更新每个样本对应的权重 $w_{i+1,i} = w_{i,i} \beta_i^{1-\varepsilon_i}$, $e_i = 0$ (若第 i 个样本 x_i 被正确分类), 反之 $e_i = 1$, $\beta_i = \varepsilon_i / (1 - \varepsilon_i)$ 。
- d) 形成的强分类器为

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \alpha_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中: $\alpha_i = \ln \frac{1 - \varepsilon_i}{\varepsilon_i}$ 。

由算法的训练过程可知, 当弱分类器对样本分类正确, 这些样本的权重会减小; 当分类错误, 这些样本的权重会增加。这样, 后面的分类器会加强对错误样本的训练。最后, 组合所有的弱分类器形成强分类器, 通过所有的弱分类器投票, 比较投票加权求和的结果与平均投票结果来检测图像。

2 粒子群优化算法

粒子群优化 (PSO)^[7] 算法是一种进化计算方法, 由 Kennedy 等人于 1995 年提出, 其源于对鸟群捕食行为的研究。PSO 的优势在于简单、容易实现并且没有太多参数的调节。目前已被广泛应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制以及其他遗传算法的应用领域。

粒子群优化算法的基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解。PSO 初始化为一群随机粒子 (随机解), 然后通过迭代找到最优解。在每一次的迭代中, 粒子通过跟踪两个极值 (pbest, gbest) 来更新自己, 在找到这两个最优值后, 粒子通过下面的公式来更新自己的速度和位置:

$$v_i(t+1) = \chi(v_i(t) + c_1 r_1 (pbest_i - x_i(t)) + c_2 r_2 (gbest - x_i(t))) \quad (1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (2)$$

其中: v_i 是粒子的速度; x_i 是粒子的当前位置; pbest_{*i*} 是第 i 个粒子过去经验中最佳的位置; gbest 是全群经验中最佳的位置; c_1 和 c_2 为加速常数; r_1 和 r_2 为随机因子, 是 0~1 之间的随机数。

3 改进的 AdaBoost 算法

从对传统 AdaBoost 和基于 PSO 的 AdaBoost 算法的分析可以看出, 目标函数最小时对应的弱分类器都不一定是唯一的, 确定哪一个是最佳的弱分类器是 AdaBoost 算法中最主要的问题之一。为了有效地解决这个问题, 本文提出了基于加权错误度的相对熵适应度函数。采用改进的 AdaBoost 算法进行人脸检测, 应该先作以下定义:

定义 1 粒子。弱分类器中的一组参数看做一个粒子, 种群中的每一个粒子代表弱分类器优化问题中的一个候选解, 则第 i 个粒子表示为

$$P_i = (\text{type}_i, x_i, y_i, w_i, h_i, c_i) \quad i = 1, 2, \dots, M$$

其中: type_{*i*}、 x_i 、 y_i 、 w_i 、 h_i 、 c_i 分别表示第 i 个粒子的矩形特征类型、矩形特征左上角的横坐标、特征左上角的纵坐标、矩形特征

的宽度、矩形特征的高度、矩形特征值对于正/负样本的均值 (若 c_i^+ 、 c_i^- 分别表示矩形特征值对于正/负样本的均值, 则 $c_i = (c_i^+ + c_i^-)/2$)。

定义 2 适应度函数 (error-degree-weighted relative entropy function, EREF)。定义适应度函数来评价种群中的每个粒子。适应度函数指的是加权错误度的相对熵函数, 定义如下:

$$\varepsilon_j = \sum_{i=1}^n |f_j(x_i) - \theta_j| * w_{i,i} \times y_i \times \log \frac{y_i}{h_j(x_i)} \quad (3)$$

从相对熵函数式 (3) 可知: $0 \ln \frac{0}{0} = 0$, $0 \ln \frac{0}{1} = e$, $1 \ln \frac{1}{0} = 1$ 这三种情况失去数学意义。结合弱分类器分类的实际意义, 本文给出了下面三个约定:

约定 1 $0 \ln \frac{0}{0} = 0$, 此约定说明当弱分类器对样本分类正确时, 它们之间认为没有差距, 所以约定其值为 0。

约定 2 $0 \ln \frac{0}{1} = e$, 该约定表示弱分类器将非人脸样本误认为是人脸样本, 选择 e 为表达式的结果, 此处 e 为自然对数的底数。

约定 3 $1 \ln \frac{1}{0} = 1$, 该约定表示弱分类器将人脸样本误认为是非人脸样本, 这种概率没有约定 2 的情况大, 把该表达式的结果用数值 1 表示。

基于粒子群优化的 AdaBoost 训练方法流程如下:

a) 给定一系列训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 。其中: $y_i = 0$ 表示负样本 (非人脸); $y_i = 1$ 表示正样本 (人脸); m 为 人脸样本的数量; q 为非人脸样本的数量; n 为总的训练样本数量。

b) 初始化样本权重, 对于人脸样本, $w_{i,i} = 1/2m$, 对于非人脸样本, $w_{i,i} = 1/2q$ 。

c) 去掉涉及到边缘 1 个像素的矩形特征和宽度为 1 个像素的矩形特征。

d) for $t = 1, \dots, T$:

(a) 权重归一化, $w_{i,i} = w_{i,i} / \sum_{j=1}^n w_{i,j}$;

(b) while

① 随机初始化粒子群中粒子的位置与速度 (在允许的范围 内随机产生);

② 计算矩形特征与 c_i 的大小, 矩形特征大于 c_i , 表示属于正样本, 否则属于负样本, 再根据式 (3) 计算粒子的适应值;

③ 对每个粒子, 将其适应值与其经过的最好位置 pbest 作比较, 如果较好, 则将其作为当前最好位置 pbest;

④ 对每个粒子, 将其适应值与全群最佳位置 gbest 作比较, 如果较好, 则将其作为当前的最佳位置 gbest;

⑤ 根据式 (1) 和 (2) 调整粒子的速度和位置;

⑥ 未达到终止条件转②。

最终 gbest 对应的粒子就是最佳弱分类器。

(c) 更新每个样本对应的权重 $w_{i+1,i} = w_{i,i} \beta_i^{1-\varepsilon_i}$, $e_i = 0$ (若第 i 个样本 x_i 被正确分类), 反之 $e_i = 1$, $\beta_i = \varepsilon_i / (1 - \varepsilon_i)$ 。

e) 形成的强分类器为

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \alpha_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中： $\alpha_i = \ln \frac{1 - \varepsilon_i}{\varepsilon_i}$ 。

在使用粒子群优化算法选取弱分类器时,粒子的前 5 个参数受检测子窗口的限制,并且特征的位置与特征的宽度和高度也受检测子窗口的限制。例如,对于图 1(a)来说,假设检测子窗口是 20×20 ,在改进的算法中粒子的解必须满足 $y + 2h \leq 20$ 。所以弱分类器优化问题是约束最优化问题,对于不可行解,利用惩罚函数解决。

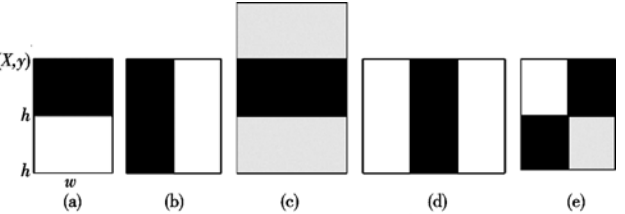


图1 五类基本矩形特征

在改进的算法中,使用相对熵的原理将人脸误认为非人脸和非人脸误认为人脸的情况分开分析,并结合阈值和特征值的绝对值差来衡量错分样本的错误程度,改进了传统目标函数没有错分样本错误程度的缺点。实验结果表明,这样的改进可以使得最佳弱分类器的选择更加精确。

4 实验结果与分析

本文利用网上下载和 MIT 样本库中 5 096 个人脸样本和 7 140 个非人脸样本作为实验数据集。其中训练集样本中包括 2 603 个人脸样本和 3 620 个非人脸样本,测试集包括 2 493 个人脸样本和 3 520 个非人脸样本,样本全部归一化为 20×20 ,部分训练样本如图 2 所示。



(a) 人脸训练样本 (b) 非人脸训练样本
图2 部分训练样本

实验在单个强分类器上比较算法性能,强分类器中弱分类器总数为 200 个,种群个数 M 取 30,运行最大代数为 100(如果超过 50 代后算法的整体性能没有改善则停止),初始化范围为 $[0, 25]$, c 的范围初始化为 $[-50, 50]$, $c_1 = c_2 = 2.05$, $\chi = 0.729$ 。在训练集上使检测率不低于 0.99,误检率不高于 0.01,各个算法需要的特征数量如表 1 所示。

表 1 三种算法所需特征个数

方法	最优特征个数	平均特征个数	最差特征个数
AdaBoost	221	223	225
PSO-AdaBoost	94	101	108
本文算法	82	90	98

利用训练集训练出来的强分类器对测试集上的样本进行测试。实验中,候选人脸区域大于人脸区域的 10% 且候选人脸区域中心与人脸区域中心的距离小于 2 才被认为是人脸,测试结果如图 3 所示。该图中的性能曲线反映了传统的 AdaBoost 算法的性能是最差的,基于 PSO 的 AdaBoost 算法较好,

最好的是本文提出的基于 EREF 的 PSO-AdaBoost 算法。达到相同的检测率,后者需要最少的弱分类器。

利用本文算法和已经训练好的基于传统 AdaBoost^[8]和基于 PSO 的 AdaBoost 算法训练的强分类器对测试集上的图像进行了实验,测试结果如表 2 所示。从表中可以看到,改进后的算法在检测性能上比传统 AdaBoost 和 PSO-AdaBoost 算法都好,主要原因是本算法采用 EREF 适应度函数,计算出了弱分类器对错分样本的错误程度,更加精确地选择了最佳弱分类器。

表 2 三种算法训练结果对比

方法	平均特征个数	检测率/%	误检率/%
AdaBoost	223	95.36	4.11
PSO-AdaBoost	101	97.58	2.96
本文算法	94	98.62	1.31

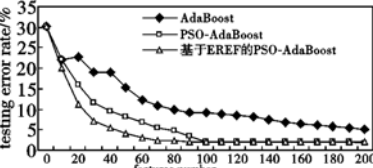


图3 三种算法的性能比较



图4 部分检测结果

5 结束语

本文提出的基于 EREF 的 PSO-AdaBoost 训练算法利用相对熵原理对两种误检状况分别进行了分析,并利用特征值和阈值的绝对值差更加精确地衡量了错分样本的错误程度。本文算法在人脸检测中进行了验证,实验结果表明,改进后的算法在总体上优于 PSO-AdaBoost 方法,检测性能明显提高。以后的工作是应用该算法构造级联分类器,进一步提高算法的测试精度,以便使其在更多的领域具有更好的实用价值。

参考文献:

[1] YANG M H, KRIEGMAN D, AHUJA N. Detecting faces in images: a survey [J]. IEEE Trans on PAMI, 2002, 24(1): 34-58.

[2] MORENCYA L P, SIDNERB C, LEE C, et al. Head gestures for perceptual interfaces: the role of context in improving recognition [J]. Artificial Intelligence, 2007, 171(8): 568-585.

[3] BEVILANCQUA V, FILOGRANO G, MASTRONARDI G. Face Detection by means of skin detection [C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 5227. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 1210-1220.

[4] PALIY I. Face detection using Haar-like features cascade and convolutional neural network [C]//Proc of International Conference on Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science. 2008: 375-377.

[5] FREUND Y, SCHAPIRE R. A decision theoretic generalization of online learning and application to boosting [J]. Journal of Computer and System Science, 1997, 55(1): 119-139.

[6] MOHEMMED A W, ZHANG Meng-jie, JOHNSTON M. Particle swarm optimization based AdaBoost for face detection [C]//Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 2494-2501.

[7] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]//Proc of the 4th IEEE International Conference on Neural Networks. 1995: 1942-1948.

[8] 钱志明, 徐丹. 一种 AdaBoost 快速训练算法 [J]. 计算机工程, 2009, 35(20): 187-191.