

动态权值预划分实值 Adaboost 人脸检测算法

武妍, 项恩宁

(同济大学计算机科学与技术系, 上海 200092)

摘要: 提出了 Real-Adaboost 的一种改进算法。该算法采用预先计算类 Haar 特征所对应弱分类器在样本空间的划分, 并动态更新人脸训练样本的权值。与以往的 Real-Adaboost 算法比较, 该算法大大缩短了训练时间, 算法训练时间复杂度降到 $O(T * M * N)$, 同时加速了强分类器的收敛性能, 减少检测器的弱分类器数量, 减少检测时间。

关键词: 人脸检测; 实值 Adaboost; 类 Haar 特征; 层叠分类器; 动态权值

Dynamic Weights and Pre-partitioning Real-Adaboost Face Detection Algorithm

WU Yan, XIANG Enning

(Department of Computer Science and Technology, Tongji University, Shanghai 200092)

Abstract This paper proposes a novel human face detection algorithm based on real Adaboost algorithm. Policy that calculates in advance the partitioning of Haar-like feature weak classifiers in sample input space and updating training face samples' weights dynamically is adopted. This algorithm reduces training time cost greatly compared with classical real-Adaboost algorithm. In addition, it speeds up strong classifier converging, reduces the number of weak classifiers and decreases detecting time.

Key words Face detection; Real-Adaboost; Haar-like feature; Cascade classifier; Dynamic weight

人脸检测是指对于任意一幅给定的图像, 通过一定的方法和策略, 搜索并确定其中是否存在人脸, 如果存在则返回人脸相应的信息。人脸检测研究的初期主要以提高检测精度和多视角人脸检测为主要内容。在这段时期中, MIT的Sung等提出了基于样本学习的方法, 采用聚类方法构造特征空间^[1]。Yang M H提出了一种基于SnoW(Sparse Network of Winnows)的学习体系, 检测具有不同特征、表情、姿态和光照条件下的人脸^[2]。进入后期, 人脸检测中的速度问题得到重视。第1个实时人脸检测系统是由Viola P^[3]提出来的。他通过综合Adaboost和Cascade算法实现了实时的人脸检测系统。Rainer Lienhart^[4]在Viola的基础上又提出了一些新的旋转Haar-like特征, 其所提出的系统能够用于旋转人脸的快速检测, 同时也使平均的误检率降低10%。Li S Z提出了一种基于FloatBoost的多视角的人脸检测算法^[5]。Wu Bo等提出了基于连续Adaboost 算法的嵌套式多视角人脸检测器, 使用概率置信度提高弱分类器性能^[6]。

1 Adaboost 算法

1.1 积分图

Viola P引入了“积分图”(Integral Image)的概念^[3]。定义一幅图像的每个像素灰度为 $i(x, y)$ 。那么该幅图像积分图的每个像素值 $ii(x, y)$ 表示为

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

对于一幅图像在任意点的积分图值, 可以通过对行和列的累加一次循环得到

$$s(x, y) = s(x, y-1) + i(x, y) \quad (2)$$

$$ii(x, y) = ii(x-1, y) + s(x, y) \quad (3)$$

其中, $s(x, y)$ 为点 (x, y) 所在位置的行列积分值。迭代初始时

$s(x, -1) = 0, ii(-1, y) = 0$ 。图1(a)中点 (x, y) 的积分图值为灰色矩形区域的像素灰度值求和。如图1(b)所示, 利用积分图可以方便地对图像中任意一个矩形内的灰度值求和。

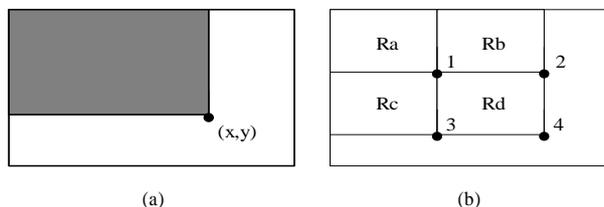


图1 点 (x, y) 积分图像值和像素灰度值的求和

1.2 类 Haar 型特征

类Haar型特征是Viola等提出的一种简单矩形特征, 因类似于Haar小波而得名^[3]。矩形特征的值是指图像上两个或者多个形状大小相同的矩形内部所有像素灰度值之和的差值。黑色矩形和白色矩形在图像子窗口中对应区域的灰度级总和之差, 它反映了图像局部的灰度变化。

1.3 层叠分类器

一个层叠分类器由多个强分类器组合而成。每一层都是由 Adaboost 算法训练得到的一个强分类器。调整参数使得每一层都能让几乎全部的正例样本通过, 而拒绝很大一部分非人脸样本。前面的数层拒绝了大部分的非人脸样本, 并且前面的层矩形特征数少, 计算非常快。越往后, 通过前面层次的候选窗口少, 检测时间也不会增加很大。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60475019)

作者简介: 武妍(1967-), 女, 博士、教授, 主研方向: 神经网络, 计算智能, 模式识别等; 项恩宁, 硕士生

收稿日期: 2006-03-08 **E-mail:** yanwu@mail.tongji.edu.cn

2 动态权值预划分实值 Adaboost 算法

Schapire等提出的实值Adaboost^[7],将从处理离散二值判定规则推广到连续致信度输出,即值域为实数域R。实值Adaboost算法采用测试样本所在区间的正负样本密度比的对数作为输出: $h(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{W_{+1}^j + \varepsilon}{W_{-1}^j + \varepsilon} \right)$ 。每个弱分类器都产生这样判断函数,确定一个在样本空间上的划分则是算法的核心工作。本算法基于实值Adaboost算法,在样本空间上的划分和样本权值控制上作了改进。

2.1 动态权值预划分实值 Adaboost 流程

给定训练样本集 $L = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$, 设定类 Haar 特征所形成的弱分类器空间 H , 类 Haar 特征数为 s ; 给定权值参数 v_{base} , v_{factor} , v_{index} 。其中 $x_i \in \mathbf{X}$ 为样本图像向量, $y_i \in \{-1, +1\}$ 为类别标签, m 为训练样本总数。

(1)初始化

1)初始化样本权值概率分布

$$D_1(i) = \begin{cases} 1/m & \text{其他} \\ (v_{base} + v_{factor}) / m & \text{若 } \mathbf{x}_i \text{ 为正面人脸样本} \end{cases} \quad (4)$$

$i = 1, \dots, m$

2)初始化类 Haar 特征灰度值区间分布

预处理每个类 Haar 特征对应弱分类器 h 对样本空间 \mathbf{X} 进行 n 等距划分, 得到 h 对应空间划分 $\mathbf{X}_1^k, \mathbf{X}_2^k, \dots, \mathbf{X}_n^k$ $k=1, \dots, s$ 。

(2)循环选取第 t 轮 ($t = 1, \dots, T$) 某个当前最佳弱分类器

1)对 H 中的每个弱分类器 h 作如下操作:

根据当前样本权重分布, 计算 h 对应的划分统计分布:

$$W_l^j = \mathbf{P}(x_i \in \mathbf{X}_j^k, y_i = l) = \sum_{i: x_i \in \mathbf{X}_j^k, y_i = l} D_t(i) \quad (5)$$

$l = \pm 1, k = 1, \dots, s, j = 1, \dots, n$

获取 h 对应的划分在当前样本权重分布下的输出:

$$\forall \mathbf{x} \in \mathbf{X}_j^k, h(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{W_{+1}^j + \varepsilon}{W_{-1}^j + \varepsilon} \right) \quad (6)$$

其中 ε 为一小正实数。

计算当前样本权重分布下的性能准则值 Z

$$Z = 2 \sum_j \sqrt{W_{+1}^j W_{-1}^j} \quad (7)$$

2)在分类器空间中选择 Z 最小的 h_t

$$Z_t = \min_{h \in H} Z \quad (8)$$

$$h_t = \arg \min_{h \in H} Z \quad (8)$$

3)更新训练样本权值概率分布

$$D_{t+1}(i) = D_t(i) \exp[-\gamma_t h_t(\mathbf{x}_i) * C_i] \quad i = 1, \dots, m \quad (9)$$

训练权值因子 C_i 取值为

$$C_i = \begin{cases} 1 & \text{其他} \\ v_{base} + v_{factor} * (1 - dr^{v_{index}}) & \text{当 } \mathbf{H}(\mathbf{x}_i) < 0 \text{ 且 } \mathbf{x}_i \text{ 为正样本} \end{cases} \quad (10)$$

其中 dr 为当前强分类器的检测率。

4)归一化训练样本概率分布 D_{t+1} 。

(3)最终强分类器 H 为

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \text{sign} \left[\sum_{t=1}^T h_t(\mathbf{x}) - b \right] \quad (11)$$

其中 b 为手动设定的阈值, 默认为 0。

2.2 时间复杂度分析

实值 Adaboost 算法采用局部最优判断准则, 算法的收敛性优于离散 Adaboost, 但实值 Adaboost 算法时间复杂度仍很大。设训练样本数为 N , 待选择的类 Haar 特征数为 M , 组

成强分类器的弱分类器总数为 T 。实值 adaboost 算法产生某个弱分类器所需要的计算量为: 计算各类 Haar 特征所对应的弱分类器在训练样本空间的划分, 相当于做一次样本排序后再划分, 算法时间复杂度为 $O(M*N*N)$ 。则产生一个强分类器的算法时间总复杂度为 $O(T*M*N*N)$ 。

动态权值预划分实值 Adaboost 算法采用预先处理每个类 Haar 特征对应的弱分类器 h 对样本空间 \mathbf{X} 的 n 等距划分, 得到每个 h 对应的空间划分 $\mathbf{x}_1^k, \mathbf{x}_2^k, \dots, \mathbf{x}_n^k$, 且在每步选取最佳弱分类器时, 不再重新划分训练样本空间, 只是使用更新后的训练样本权值分布 $D_t(i)$, 加法计算当前该弱分类器的划分统计分布 w_l^j 。则产生单个弱分类器的算法复杂度, 只取决于加法统计训练样本权值的计算量, 在 M 个特征空间中, 把 N 个训练样本归类到各个 w_l^j 中, 为 $O(M*N)$, 产生一个强分类器的时间总复杂度降为 $O(T*M*N)$ 。训练速度提高了 $O(N)$ 。

2.3 训练样本动态权值更新分析

经典实值 Adaboost 算法中的人脸和非人脸训练样本权值等大, 训练时算法同等对待正负样本; 而实际上, 算法收敛性对正人脸样本的依赖性大于负人脸样本。

动态权值预划分实值 Adaboost 算法对训练样本权值进行动态更新, 按照一定策略, 对不同训练阶段的训练样本给与不同的训练权值。在产生某一层的最佳弱分类器后, 通过该层弱分类器判定结果 $y_t h_t(\mathbf{x}_i)$, 更新当前样本权值概率分布 $D_{t+1}(i)$, 加入训练权值因子 C_i , 动态控制正样本权值。

3 实验和结果

3.1 单强分类器收敛性实验

本实验在单个强分类器上比较算法收敛性, 训练样本同为: 3 500 个人脸和 10 000 个非人脸, 检测率 0.999 为停止准则。动态权值预划分实值 Adaboost 算法的参数 v_{base} 确定为 1.5, v_{factor} 为 0.5, v_{index} 为 2.0。结果如图 2 所示, 图中的检测率是在训练集上的数据。

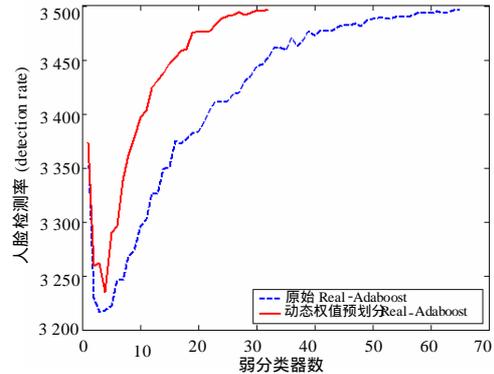


图 2 2 种算法的检测率比较

图 2 的性能曲线反映了动态权值预划分 Real-Adaboost 算法的收敛性好于原始 Real-Adaboost, 在第 31 层弱分类器上就已达到停止准则, 而后者在第 67 层上才收敛。

3.2 层叠分类器性能实验

采用文献[3]中使用的层叠分类器构架, 在相同的训练条件下分析算法性能。人脸训练数据为 3 500 幅 20×20 大小的人脸图像。使用 bootstrapping 方法从 500 幅不含人脸的图像中选择非人脸样本, 每次最多选取 10 000 张非人脸样本。测试集采用 123 幅人脸图像(总共 320 个人脸)。各算法都使用相同的 5 000 个类 Haar 型特征。表 1 给出了在相同的实验条件下本文算法与原始算法的性能优劣。 (下转第 212 页)