

基于 CMYK-H-CbCr 肤色检测和改进型 AdaBoost 算法的人脸检测

方承志 袁海峰

(南京邮电大学电子科学与工程学院 江苏 南京 210023)

摘 要 针对复杂背景和高分辨率的人脸检测问题,提出一种多颜色空间下的肤色检测和改进型 AdaBoost 算法结合的人脸检测方法。首先,为了提高检测速度,采用多颜色空间的肤色检测作为预处理,结合 CMYK、HSV、YCbCr 三种颜色空间下的肤色阈值分割,得到人脸候选区域;其次,为了克服人脸相似区域容易导致的退化现象,将样本和弱分类器阈值的距离结合到权重更新中,提出一种改进型的 AdaBoost 算法。实验证明,二者结合后的新方法,在保证检测率的同时,大幅降低了计算复杂度和误检率。

关键词 人脸检测 CMYK-H-CbCr 肤色检测 改进型 AdaBoost 退化现象

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

DOI: 10.3969/j.issn.1000-386x.2017.08.030

FACE DETECTION BASED ON CMYK-H-CBCR SKIN COLOR DETECTION AND IMPROVED ADABOOST ALGORITHM

Fang Chenzhi Yuan Haifeng

(College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, Jiangsu, China)

Abstract Aiming at complex background and high resolution face detection problem, a face detection method combining skin color detection and improved AdaBoost algorithm in multi-color space is proposed. First, in order to improve the detection speed, this paper uses the skin color detection of multi-color space as the pretreatment, and combined with CMYK, HSV, YCbCr three color space under the skin color threshold segmentation to get the face candidate area. Second, in order to overcome the degradation caused by the similarity of the similarity region, this paper combines the distance between the sample and the weak classifier threshold into the weight update, and proposes an improved AdaBoost algorithm. The experimental results show that the new method greatly reduces the computational complexity and false detection rate, while ensuring the detection rate.

Keywords Face detection CMYK-H-CbCr skin color detection Improved AdaBoost Degradation

0 引 言

人脸检测是人脸图像分析(主要包括人脸识别^[1]、人脸跟踪^[2]、人脸表情和行为识别^[3])的基础。现下比较流行的人脸检测算法主要有传统人脸检测基于滑动窗口+手工设计特征以及候选区域+深度学习。传统的人脸检测中训练样本的算法主要有 SVM 和 AdaBoost, Osuna 将 SVM 算法应用在人脸检测中^[4], 但 SVM 的非线性能力比较差且计算复杂度较高。相对 SVM, Adaboost^[5] 不仅非线性表示能力强, 而且结构简

单。Viola 等提出基于矩阵特征的 Adaboost 算法^[5], 才将人脸检测应用到实际中。近一段时间非常火热的候选区域+卷积神经网络^[6] 采用候选区域解决了滑动窗口带来的问题。

Viola 等提出的人脸检测器对于高分辨率的图片, 检测是逐像素进行的, 计算复杂度较高^[5]。而且实际情况中, 尤其某些嵌入式系统场合, 往往要求分辨率较高的图片, 而且背景也比较复杂, 同时对检测速度以及检测率都有很高的要求。在这样的高分辨率的图片中, 人脸区域往往只占了小部分, 这也就意味着只需要排除图片中的大量非人脸区域就可以提高检测速度。

收稿日期: 2016-07-04。国家自然科学基金项目(61271334)。方承志, 副教授, 主研领域: 模式识别, 嵌入式系统, 信号处理。
袁海峰, 硕士生。

本文结合文献[6]中的候选区域,所谓候选区域就是图中人脸可能出现的位置,候选区域利用了图像中的纹理、边缘、颜色等信息,综合考虑本文采用了肤色来进行区域选择。而肤色候选区域中最常用的是在 YCbCr 空间中的简单阈值分割^[7]。在文献[8]中使用 HSV 空间来进行阈值分割,文献[9]中描述 10 种颜色空间的聚类分割,其中提到了 CMY 颜色空间,但是忽略了 K 对整个颜色空间的影响。上述方法都没有考虑光照等不确定因素对人脸检测的影响,本文引入 CMYK 颜色空间并分析了光照强度对人脸的影响,结合 HSV 和 YCbCr 提出一种新的阈值算法,从而快速得到可能的人脸候选区域。虽然肤色检测速度快,排除了大部分的非人脸区域,但剩下的都是一些和人脸相似的区域称之为候选区域。

在传统的 AdaBoost 算法,训练所得的分类器很难将候选区域区分,特别是经过肤色检测过滤的候选区域,这些区域大多与人脸很难区分,此时,“退化”现象对检测率的影响将会很大^[10]。解决的方法主要有修改权重更新,与其他算法结合得到新算法。Zakaria 等提出了将神经网络和 AdaBoost 结合的人脸检测算法^[11]。该方法使用 BP 神经网络作为 AdaBoost 的弱分类器,改善了弱分类器的性能,但是神经网络的复杂性使得检测速度下降。由于 AdaBoost 人脸检测训练样本中正样本和负样本的数据不均衡,Viola 等提出了一个非对称的 AdaBoost 方法^[12],出现误检时增大正样本的比重,减小负样本的比重,文中也提到该方法检测效果不好。综合以上问题,本文提出了一种新的权重更新方法,将样本到阈值的距离增加到权重更新,使得当分类正确时,样本距离阈值越近权重则越小;分类错误时,样本距离阈值越近权重越大,从而提出了 MWR-AdaBoost 算法。

1 人脸检测预处理—肤色检测

1.1 光照补偿

我们所看到的颜色都是反射所得的,因此光照会给人脸检测带来很多不确定性。所以本文采用基于参考白算法解决人脸检测中的光照问题,即对人脸图像进行光照补偿预处理,减少光照对人脸的影响。参考白是由 Hsu 等在文献[13]中首次提出的,是当下最流行的光照补偿方法。

由文献[13]可得,参考白算法可以简单描述为:当图像像素的数量足够多(>100)时,将这些像素亮度非线性 γ 校正后取 5% 亮度的像素值作为参考白。

彩色图像中的 R、G、B 分量被调整以致参考白像素的平均灰度值线性调整为 255。 $i \in [l_u, 255]$ 是前 5% 的亮度水平, f_i 是 i 像素的灰度值,因此修改后的 RGB 值如式(1)所示,其中 x 是图像中的每个像素点。

$$M_{\text{top}} = \sum_{i=l_u}^{255} i \cdot f_i / \sum_{i=l_u}^{255} f_i \quad (1)$$

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} / M_{\text{top}} \times 255 \quad x \in \{R, G, B\}$$

1.2 颜色空间分析

CMYK 颜色空间是一种负的颜色空间,每个坐标的描述如下:

C 是蓝绿色,一种带阴影的蓝色,有一点灰白又很淡,有的时候也描述为灰天空蓝或者是深蓝。

M 是品红色,是一种包含蓝色和红色的合成色,通常被描述为深红色、紫红色。

Y 是黄色,和黄色颜料非常相似,但是又有一些淡,是红色和绿色的合成色。

K 是黑色,黑色要比其他颜色的花费更少。

由于 CMYK 是具有很强的设备依赖性,所以没有一个通常的方法用来转换 RGB 和 CMYK。为了简化这个问题本文使用式(2)来转换 RGB 和 CMYK,其中 R、G、B 的范围是 $[0, 255]$, $K \in [0, 255]$, $C, M, Y \in [0, 1]$ 。

$$\begin{cases} K = \min(255 - R, 255 - G, 255 - B) \\ C = (255 - R - K) / (255 - K) \\ M = (255 - G - K) / (255 - K) \\ Y = (255 - B - K) / (255 - K) \end{cases} \quad (2)$$

文献[14]中第一次将 CMYK 颜色空间使用到实际中,文中提出与文献[10]中的 CMY 颜色空间的不同,坐标 K 的加入使得 CMYK 颜色空间发生了变化。但是文献[14]中没有考虑到光照强度对肤色的影响。CMYK 是打印机的色彩方式,对光照强度敏感,容易受到光照强度的影响。在此分析了肤色的构成后,发现肤色和亮度相关性不高,因此可以利用色度空间 HSV, YCbCr 进行分析,从而排除了光照强度的影响。图 1 表现了 H-V 和 H-S 在肤色区域的分布。图 2 可以看出肤色在 Y、Cb、Cr 坐标上的分布。

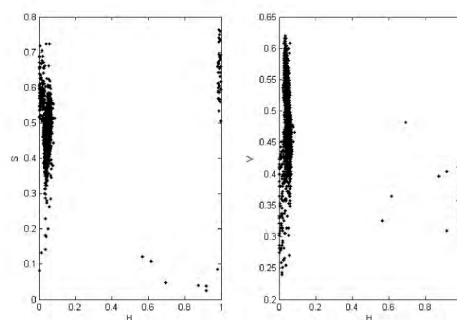


图 1 H-S, H-V 的分布图

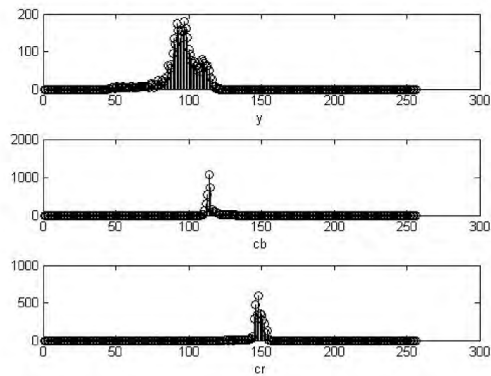


图2 Y, Cb, Cr 坐标的肤色分布

1.3 颜色空间阈值边界

在 CMYK 颜色空间中,文献[13]中详细描述了 CMYK 颜色空间和 RGB 的区别,并且从光学角度进一步阐述了这个问题的,从而得到了一个阈值式(3):

$$\begin{cases} K > 205 \\ 0 \leq C \leq 0.05 \\ 0.089 < Y < 1 \\ 0 \leq C/Y < 1 \\ 0.1 < Y/M < 4.8 \end{cases} \quad (3)$$

在 HSV 空间中,阈值分割如式(4):

$$\begin{cases} H < 25 \\ H > 230 \end{cases} \quad (4)$$

在 YCbCr 颜色空间中阈值表达式为,图3可以看到 CbCr 空间的阈值分割,可以简化为式(5):

$$\begin{cases} Cr \leq 1.5862 \times Cb + 20 \\ Cr \geq 0.3448 \times Cb + 76.2069 \\ Cr \geq -4.5652 \times Cb + 234.5652 \\ Cr \leq -1.15 \times Cb + 301.75 \\ Cr \leq -2.2857 \times Cb + 432.85 \end{cases} \quad (5)$$

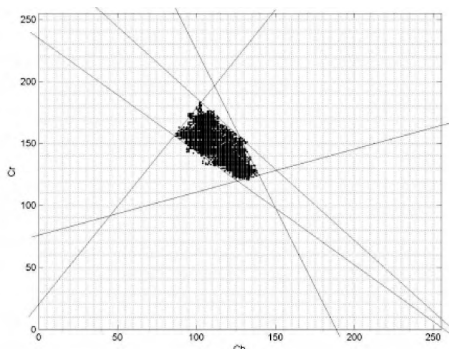


图3 Cb-Cr 空间的肤色分布

将式(3) - 式(5)进行并操作,即可获得最后的阈值表达式。利用改进的阈值分割结果如图4所示,其中(a)为原始图片,(b)为经过上述公式阈值分割后的图片,(c)为经过形态学处理后的图片。



图4 肤色分割后的结果

2 改进型 AdaBoost 算法

用在人脸检测上的 AdaBoost 算法,主要是基于积分图和级联,文献[5,12]中表明了 AdaBoost 算法就是在许多弱分类器中找到一个强分类器,具体过程如下。

步骤1 输入

N 个训练样本: $\{x_1, y_1\}, \{x_2, y_2\}, \dots, \{x_n, y_n\}$, 其中 $x_i \in X, y_i \in \{-1, +1\}$ 。

步骤2 初始化权重, $\begin{cases} \omega_{1,i} = 1/2m & y_i = 1 \\ \omega_{1,i} = 1/2l & y_i = -1 \end{cases}$, 其中 m 是正样本个数, l 是负样本个数。

步骤3 训练 T 轮

(1) 训练弱分类器,使得错误率 ε_t 最小,弱分类器如式(6)所示,错误率 ε_t 的计算公式如式(7):

$$h(x; p, \theta) = \begin{cases} 1 & pf(x) < \theta \\ -1 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$\varepsilon_t = \sum_{n=1}^N w_n^{(t)} I(h_t(x_n) - y_n) \quad (7)$$

(2) 计算 α_t , 计算公式如式(8):

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right) \quad (8)$$

(3) 更新权重

$$\omega_{t+1,i} = \frac{\omega_{t,i} \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i))}{Z_t} \quad (9)$$

其中:

$$Z_t = \sum_{i=1}^N \omega_{t,i} \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i)) \quad (10)$$

步骤4 输出

输出的强分类器为:

$$H(x) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right) \quad (11)$$

在原始 AdaBoost 算法的权重更新过程中,那些难以区分的样本,随着训练的进行,权重会越来越大甚至会影响训练的检测率,这就是“退化现象”。为了解决退化现象,对权重更新作出了改进。

对于一个弱分类器,如图5所示, θ 是阈值,偏置 $p = 1/2$, f_1, f_2 比阈值 θ 小,判断为人脸,而 f_3, f_4 比阈值 θ 大,判断为非人脸。由图5可以明显发现 f_1 和 θ 的距离

要大于 f_2 ,但是 f_1 和 f_2 都被判断为人脸,所以 f_1 的判断准确度要比 f_2 高。若样本权重更新 f_1 权重的下降幅度是否应该大于 f_2 。同理 f_4 和 f_3 都被判定为非人脸,此时 f_4 的错误率明显要比 f_3 高,那么权重更新时就应该让 f_4 的权重上升更多。

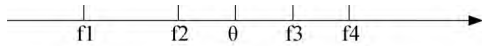


图5 弱分类器的形象描述

针对以上情况,本文将阈值到样本的距离加入到权重更新中,从而提出一种新的权重更新方法:

$$\omega_{t+1,i} = \frac{\omega_{t,i} \exp\left(-\left(\alpha_t + \frac{|f(x_i) - \theta|}{F}\right) y_i h_t(x_i)\right)}{Z_t} \quad (12)$$

其中, $F = \max\{f(x_i)\}$, Z_t 是归一化因子。

当分类正确时,也就是 $y_i h_t(x_i) = 1$ 时,

$$\omega_{t+1,i} = \frac{\omega_{t,i} \exp\left(-\left(\alpha_t + \frac{|f(x_i) - \theta|}{F}\right)\right)}{Z_t} = \frac{\omega_{t,i} \exp(-\alpha_t)}{Z_t} \times \exp\left(-\frac{|f(x_i) - \theta|}{F}\right) \quad (13)$$

其中,若 $f(x_i) > f(x_j)$ 则 $\omega_{t+1,i} < \omega_{t+1,j}$ 。

当分类错误时,也就是 $y_i h_t(x_i) = -1$,

$$\omega_{t+1,i} = \frac{\omega_{t,i} \exp\left(-\left(\alpha_t + \frac{|f(x_i) - \theta|}{F}\right)\right)}{Z_t} = \frac{\omega_{t,i} \exp(-\alpha_t)}{Z_t} \times \exp\left(-\frac{|f(x_i) - \theta|}{F}\right) \quad (14)$$

其中,若 $f(x_i) > f(x_j)$ 则 $\omega_{t+1,i} > \omega_{t+1,j}$ 。

改进型 AdaBoost 算法流程如图6所示。

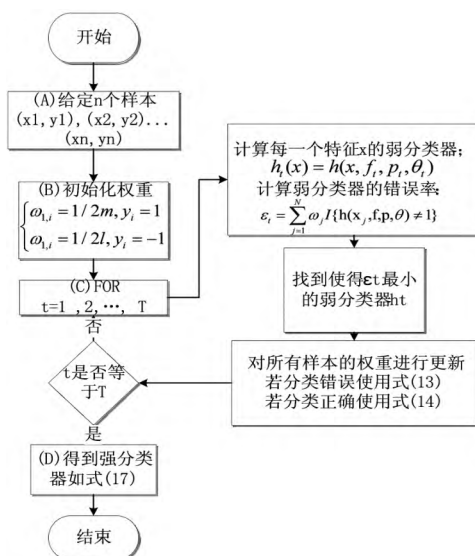


图6 改进型 AdaBoost 算法的流程图

AdaBoost 算法关注的是分类错误的样本,如果存在一些很难被区分的非人脸,在训练过程中,它的权值将会逐步增大,进而会影响分类器的精度,导致“过拟

合”现象。本文通过增加样本和阈值之间的距离,从而抑制了这种退化现象。此外,本文提出新的权重更新方法不仅考虑了全部样本的分类情况,更是将每个样本的分类情况及其不确定性都考虑到,在此基础上提出了一种新的 MWR-AdaBoost 算法。

算法的具体过程如下:

步骤1 输入

训练样本为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$,其中 $N = l + m$; $y_i \in \{+1, -1\}$, 分别用来标记正样本和负样本,其中 l 是正样本数量, m 是负样本数量。

步骤2 初始化

$$\text{初始化权重 } \omega_{1,i} = \begin{cases} 1/2m & y_i = 1 \\ 1/2l & y_i = -1 \end{cases}$$

步骤3 训练 T 轮

(1) 找出性能最好的弱分类器 ϵ_t 最小的弱分类器性能最好:

$$\epsilon_t = \min_{f, p, \theta} \left\{ \sum_{j=1}^N \omega_j I\{h(x_j, f, p, \theta) \neq 1\} \right\} \quad (15)$$

找到目标 $h_t(x) = h(x, f_t, p_t, \theta_t)$,也就是使得 ϵ_t 最小的 f_t, p_t, θ_t 。

$$(2) \text{ 计算 } \alpha_t = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t}\right)。$$

(3) 更新权重

$$\omega_{t+1,i} = \frac{\omega_{t,i} \exp\left(-\left(\alpha_t + \frac{|f(x_i) - \theta|}{F}\right)\right)}{Z_t} \quad (16)$$

其中 Z_t 是归一化因子。

步骤4 输出

$$H(x) = \text{sign}\left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x)\right) \quad (17)$$

3 基于肤色检测和改进型 AdaBoost 算法的人脸检测系统

3.1 预处理

本文采用 CMYK-H-CbCr 混合颜色空间对图片进行预处理,这样既可以提高检测速度,又可以提高 AdaBoost 算法的误检率。首先是对图片进行参考白处理,处理其中的噪声和对图片进行光照补偿,在一定程度上减轻了光照强度对肤色检测的影响。然后分别将 RGB 颜色空间转换为 CMYK、HSV 和 YCbCr 空间,使用第二节所提出的阈值分割方法,分割图像,再对图像做形态学处理,去除那些很小的点。

3.2 训练样本提取

本实验的训练样本来采集自各种主流的人脸检测

数据库以及万维网,共 4 000 个人脸、12 000 个非人脸。所有提取的人脸是都转为从人眼到嘴巴的一个 24×24 的矩形。

3.3 训练算法

本实验采用的是灰度 haar-like 矩形特征,主要采用图 7 所示的 5 种 haar-like 特征。基本样本为 24×24 提取该窗口的所有 haar-like 特征,共有 162 336 种特征。而 AdaBoost 算法就是从这 160 000 多个特征中找到最适合多个特征。

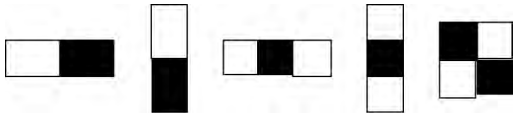


图 7 haar-like 特征

本文是对经过肤色检测后图像进行处理,也就是提取灰度 haar-like 特征,由于 haar-like 的积分图降低了计算复杂度,所以本文还是计算了所有的积分图,以加快 haar-like 特征的提取。此后,本文则是采用所提出的 MWR-AdaBoost 算法对样本进行训练,从而获取所需的特征和其所提取的位置,这样也可以加快检测速度。

3.4 级联

级联思想是来源于决策树算法的,级联强分类器的策略是,将若干个强分类器由简单到复杂排列,希望经过训练使每个强分类器都有较高检测率,而误识率可以放低。比如几乎 99% 的人脸可以通过,但 50% 的非人脸也可以通过,这样如果有 20 个强分类器级联,那么他们的总识别率为 0.99^{20} ,约等于 98%,错误接受率也仅为 0.5^{20} ,约等于 0.000 1%。级联结构图 8 所示。

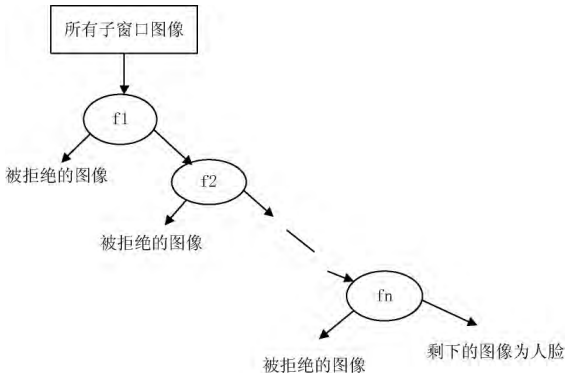


图 8 级联结构图

4 实验结果分析

对本文方法进行仿真实验,使用的开发平台为 Matlab2014,Intel core i5 处理器。首先本实验用 3 种

人脸数据库对 MWR-AdaBoost 算法进行检测,分别为: MIT CBCL 数据库,包括 2 106 个人脸样本和 4 381 个非人脸样本; BioID 数据库,包括 1 521 个人脸样本; AT&T 数据库,包括 400 个人脸样本和 45 个非人脸样本。检测结果如表 1 所示。

表 1 MWR-AdaBoost 在不同数据库中的分类结果

人脸库	人脸数	检出数	检测率/%
MIT CBCL	2 106	1 975	93.8
BioID	1 521	1 422	93.5
AT&T	400	376	94.1

实验结果如图 9 所示,(a) 为原始图片;(b) 为使用原始 AdaBoost 算法的检测结果,由图中可以看出许多背景被误检为人脸;(c) 为使用原始 AdaBoost 和本文新肤色阈值法得到的检测结果,和(b) 相比已经没有将背景误检为人脸了,但是出现一些人脸被漏检了;(d) 为使用本文提出的 CMYK + H + CbCr 阈值算法和改进型的 AdaBoost 算法结合的结果,与(b) 相比也没有误检,和(c) 相比也没有漏检了。

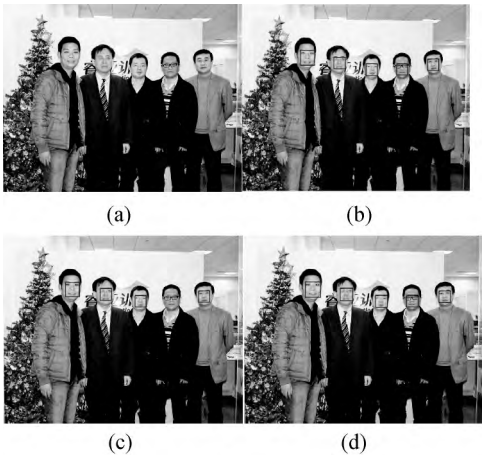


图 9 本文方法的检测结果

此外,本文还在 AR 彩色人脸数据库上实验了本文提出的方法,并且做出了比较。AR 数据库一共包含 126 张彩色人脸图片,但是具有不同光照和表情变化。检测结果如表 2 所示。

表 2 各方法在 AR 库中检测结果

方法	人脸数	检出数	检测率/%	误检率/%	检测时间/s
原始 AdaBoost	126	120	92.1	42.1	4 284
原始 Adaboost + 本文肤色检测	126	116	90.1	10.3	302
本文提出的方法	126	123	95.6	11.1	554

本实验检测结果与 Zakaria 等的 AdaBoost +

CNN^[11] 的检测结果进行比较,结果如表 3 所示。从表中可以发现,虽然二者的检测率和误检率相差不多,但是 Adaboost + CNN 的检测时间过长,主要是由于神经网络的复杂度高造成的。

表 3 MWR-AdaBoost 与 AdaBoost + CNN 比较

分类器类型	检测率/%	误检率/%	检测时间/s
MWR-AdaBoost	93.8	36.5	4 324
AdaBoost + CNN	92.6	37.2	6 406

最后本实验对本文提出的 CMYK-H-CbCr + MWR-AdaBoost 与肤色检测 + AdaBoost^[15] 进行了比较,结果如表 4 所示。从表中可以发现,在不影响检测时间和检测率的情况下,进一步降低了误检率。

表 4 本文方法与肤色检测 + AdaBoost 比较

方法	检测率/%	误检率/%	检测时间/s
CMYK-H-CbCr + MWR-AdaBoost	95.6	11.1	554
肤色检测 + AdaBoost	94.1	16.5	536

5 结 语

通过实验可以得到,本文提出的 CMYK-H-CbCr 阈值分割法,在一定程度上可以减弱光照强度对肤色的影响,在与 MWR-AdaBoost 算法结合后更是减少了误检率。使用 MWR-AdaBoost 算法,该算法在权重更新时,不仅仅考虑全体样本,更加考虑了每一个样本的独立性,将权重的更新与每一个样本和阈值的距离结合起来,从而解决了 AdaBoost 训练过程中的“退化”现象。通过这些改变,在保证一定检测率的前提下,不仅缩减了误检率,还缩短了检测时间。

参 考 文 献

[1] Karczmarek P, Kiersztyn A, Rutka P, et al. Linguistic descriptors in face recognition: A literature survey and the perspectives of future development [C]//Witold Pedrycz Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA) 2015: 98-103.

[2] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Face-TLD: Tracking-Learning-Detection applied to faces [C]//IEEE International Conference on Image Processing. IEEE 2010: 3789-3792.

[3] Pantic M, Rothkrantz L J M. Automatic Analysis of Facial Expressions: The State of the Art [J]. Pattern Analysis & Machine Intelligence IEEE Transactions on, 2000, 22 (12) :

1424-1445.

[4] Osuna E, Freund R, Girosit F. Training support vector machines: an application to face detection [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings. 1997 IEEE Computer Society Conference on 2002: 130-136.

[5] Viola P, Jones M. Robust Real-time Face Detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57 (2) : 137-154.

[6] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Region-Based Convolutional Networks for Accurate Object Detection and Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence 2015, 38(1) : 142-158.

[7] Basilio J A M, Torres G A, Perez G S, et al. Explicit image detection using YCbCr space color model as skin detection [C]//American Conference on Applied Mathematics and the Wseas International Conference on Computer Engineering and Applications. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS) 2011: 123-128.

[8] Alabbasi H A, Moldoveanu F. Human face detection from images, based on skin color [C]//System Theory, Control and Computing (ICSTCC) , 2014 18th International Conference , 2014: 532-537.

[9] Chaves-González J M, Vega-Rodríguez M A, Gómez-Pulido J A, et al. Detecting skin in face recognition systems: A colour spaces study [J]. Digital Signal Processing, 2010, 20 (3) : 806-823.

[10] Kutin S, Niyogi P. The interaction of stability and weakness in AdaBoost [J]. Journal of Immunology, 2001, 118 (3) : 971-980.

[11] Zakaria Z, Suandi S A. Face detection using combination of Neural Network and Adaboost [C]//TENCON 2011 - 2011 IEEE Region 10 Conference. IEEE 2011: 335-338.

[12] Viola P, Jones M. Fast and Robust Classification using Asymmetric AdaBoost and a Detector Cascade [J]. Advances in Neural Information Processing Systems 2001, 14: 1311-1318.

[13] Hsu R L, Abdelmottaleb M, Jain A K. Face Detection in Color Images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence 2002, 24 (5) : 696-706.

[14] Sawicki D J, Miziolek W. Human colour skin detection in CMYK colour space [J]. Iet Image Processing, 2015, 9 (9) : 751-757.

[15] Ji S, Lu X, Xu Q. A fast face detection method combining skin color feature and AdaBoost [C]//International Conference on Multisensor Fusion and Information Integration for Intelligent Systems 2014: 1-5.