

基于 BP 神经网络的人脸检测 AdaBoost 算法

李纪鑫, 任高明, 赫磊, 孙瑜

(陕西国防工业职业技术学院 计算机与软件学院, 西安 710300)

摘要: 人脸检测在日常生产和应用非常重要; 现有的人脸检测算法存在精确度不高、运算复杂等问题, 为了解决目前存在的这些问题, 提出了一种基于 BP 神经网络的 AdaBoost 人脸检测算法; 首先, 使用 BP 神经网络代替 YCbCr 高斯模型建立肤色模型; 同时, 针对 AdaBoost 算法提出了一种新的权值更新方法; 在权值更新中引入阈值与样本之间的距离; 另外权重有一个边界值; 最后, 利用 BP 神经网络提取图像中的肤色候选区域, 并采用改进的 AdaBoost 算法对图像中的人脸进行精确检测; 实验结果表明, 利用 BP 神经网络和改进的 AdaBoost 算法的新的解决方案比现有的方法具有更高的精度, 算法精确度达 94% 左右。

关键词: 人脸检测; BP 神经网络; AdaBoost

AdaBoost Algorithm for Face Detection Based on BP Neural Network

Li Jixin, Ren Gaoming, He Lei, Sun Yu

(School of Computer Science and Software, Shaanxi Institute of Technology, Xi'an 710300, China)

Abstract: Face detection is very important in daily production and application. Existing face detection algorithms have low accuracy and complicated calculations. In order to solve these problems, an AdaBoost face detection algorithm based on BP neural network is proposed. First, a BP neural network was used instead of the YCbCr Gaussian model to build a skin color model. At the same time, a new weight update method is proposed for the AdaBoost algorithm. The distance between the threshold and the sample is introduced in the weight update. In addition, the weights have a boundary value. Finally, the BP neural network is used to extract the skin color candidate regions, and the improved AdaBoost algorithm is used to accurately detect the faces in the images. Experimental results show that the new solution using BP neural network and improved AdaBoost algorithm has higher accuracy than the existing methods, and the algorithm accuracy is about 94%.

Keywords: face detection; BP neural network; AdaBoost

0 引言

人脸检测的核心在于人脸识别。关于人脸识别的起源, 最早可以追溯到 20 世纪 60、70 年代, 经过几十年的发展, 目前已经比较成熟。人脸检测是人脸识别系统的关键部分^[1]。但早期的人脸识别研究主要集中在具有较强约束条件的人脸图像上。它假设人脸位置已知或容易获得, 因此忽略了人脸检测。随着电子商务等应用的发展, 人脸识别成为最有潜力的生物认证手段^[2-3]。它要求人脸识别系统能够从视频流或一般的图像中, 对人脸进行找寻并且识别。因此, 一系列的问题使得人脸检测成为一个独立的研究课题。目前, 人脸检测在数字视频处理、视频检测等领域具有重要的应用价值^[4-5]。

人脸检测的目的是发现任意给定图像中的所有的人脸。如果包含面, 则返回面的位置、大小和姿态。目前, 人脸检测算法主要分为基于知识的方法、基于模板匹配的方法、基于特征的方法和基于统计模型的方法^[6]。

从人脸检测算法的发展来看, 人脸检测算法主要分为 3 个阶段: 早期算法阶段、AdaBoost 帧阶段和深度学习阶段。在早期算法阶段, 人脸检测算法采用模板匹配技术等, 例如 Rowley 等人使用神经网络进行人脸检测, 并训练了一个包含 20×20 张人脸和非人脸图像的多层感知器模型^[7]。在 AdaBoost 帧阶段, 人脸检测得到了突破性的发展。维奥拉等人 2001 年提出了一种基于类 Haar 特征和 AdaBoost 算法的人脸检测方法。之后, 许多学者提出了基于 AdaBoost 算法的相应改进方法。例如: 为了提高检测的速度和准确性, 他们开始使用融合算法, 包括基于支持向量机和 AdaBoost 算法的人脸检测方法, 基于肤色模型的人脸检测方法和 AdaBoost 算法。在深度学习阶段, 卷积神经网络 (CNN) 在图像分类成功后被用于人脸检测。目前, 已有一些高效、高精度的算法, 包括级联 CNN、Faceness-Net、MTCNN、TCNN 等^[8]。

由于人脸在图像和视频流中与其他部分有明显的颜色特征区别, 因此, 利用该特点, 在此提出了一种基于 BP 神经网络的肤色检测模型, 该模型灵感主要是来源于 YCbCr 颜色空间及相应的高斯模型。实验结果表明, 该模型在肤色检测方面优于 YCbCr-高斯模型。同时, 为了提高传统 AdaBoost 的人脸检测算法的性能, 提出了一种改进的 AdaBoost 权值更新方法。最后, 采用新的肤色模型提取肤色,

收稿日期: 2019-12-23; 修回日期: 2020-01-19。

基金项目: 陕西国防工业职业技术学院科研计划项目 (Gfy19-53)。

作者简介: 李纪鑫 (1985-), 男, 陕西西安人, 硕士, 工程师, 主要从事人工智能方向的研究。

然后采用改进的 AdaBoost 算法对人脸进行准确检测。

1 理论原理

1.1 YCbCr 颜色空间的理论和原理

人类肤色像素分类器的目的是确定一个肤色像素是肤色还是非肤色。好的肤色像素分类器应该覆盖所有肤色类型的色调（棕色、黄色、黑色、白色等），并尽可能满足不同的照明条件。颜色用于识别图像上的物体。为了进行数字图像处理，人们投射了大量的色彩空间。在目标检测中，为了获得准确的检测结果，需要选择合适的颜色空间。

YCbCr 是一个感知色彩空间，有两个元素：

亮度 (Y) 表示亮度和色度 (Cb 和 Cr)，表示蓝色和红色的色度成分。YCbCr 颜色空间是由 RGB 颜色空间的数学变换坐标设计的。如果底层 RGB 颜色空间是绝对的，则 YCbCr 颜色空间是绝对的颜色空间。

YCbCr 颜色空间是根据 YUV 颜色空间的缩放比例和偏移量得出的^[9]。图像的 RGB 值由 R, G 和 B 变量表示。将 RGB 颜色空间转换为 YCbCr 颜色空间的公式如下：

$$\begin{cases} Y = 0.257 * R + 0.504 * G + 0.098 * B + 16 \\ Cb = -0.148 * R - 0.291 * G + 0.439 * B + 128 \\ Cr = 0.439 * R - 0.368 * G - 0.071 * B + 128 \end{cases} \quad (1)$$

与其他色彩空间相比，YCbCr 色彩空间的计算非常简单。图 1 显示肤色在 YCbCr 颜色空间中具有良好的聚类特性。

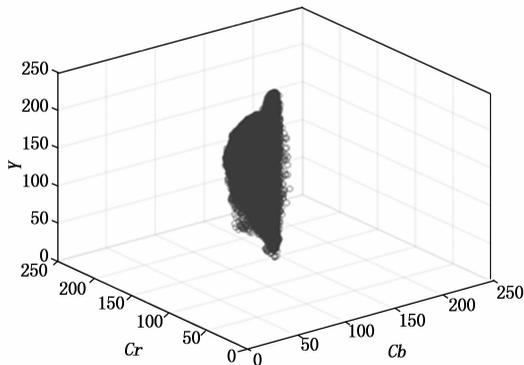


图 1 肤色在 YCbCr 颜色空间中的分布

1.2 YCbCr—高斯模型

YCbCr—高斯模型通过计算像素颜色和肤色之间的相似度来确定肤色。对于每个像素，Cb 和 Cr 的值为 x 。肤色的平均值为 m ，肤色的方差为 S ，像素颜色与肤色之间的相似度为 $P(Cb, Cr)$ 。 $P(Cb, Cr)$ 可以通过公式 (2) ~ (5) 进行计算：

$$P(Cr, Cb) = \exp\left[-\frac{1}{2} (x - m)^T S^{-1} (x - m)\right] \quad (2)$$

$$m = (\overline{Cr}, \overline{Cb}) = (156.56, 117.44) \quad (3)$$

$$S = \begin{bmatrix} \sigma_{Cr}^2 & \sigma_{cb,cr} \\ \sigma_{cr,cb} & \sigma_{Cb}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 299.46 & 12.14 \\ 12.14 & 160.13 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$x = (Cr, Cb)^T \quad (5)$$

在 YCbCr—高斯模型中，选取多个样本分析肤色分布。如图 2 所示，0.5 可用作区分肤色和非肤色的阈值。

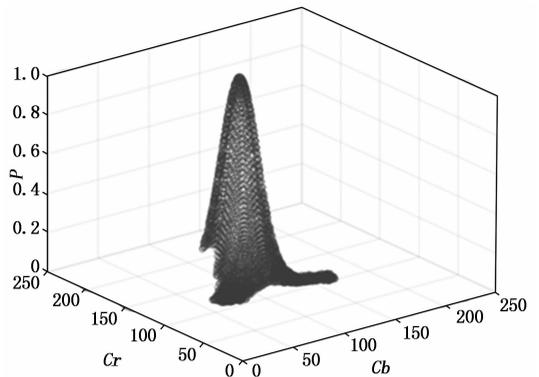


图 2 肤色在 YCbCr 高斯模型中的分布

1.3 基于 BP 神经网络的肤色模型

尽管 YCbCr—高斯肤色模型可以区分肤色和非肤色。然而，靠近皮肤的部分颜色也符合 YCbCr—高斯模型，该模型被误认为是皮肤颜色。为了提高肤色检测的准确性，提出了基于 BP 神经网络的肤色模型。

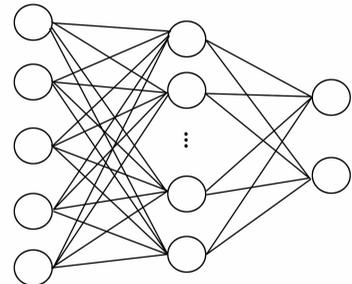


图 3 BP 神经网络的结构

如图 3 所示，BP 神经网络分为输入层、隐藏层和输出层。输入层的神经元数目为 5 个，表示 LX, LY, Y, Cb 和 Cr ，(LX, LY) 表示像素的位置坐标。(Y, Cb, Cr) 是像素的颜色值。(LX, LY) 使 BP 神经网络考虑肤色的连通性。那么隐藏层中的神经元数量是 10 个。最后一层是输出层，神经元数量为 1。每个神经元之间的重量为 w ，神经元的值为 v 。激活函数 $f(x)$ 如公式 (6) 所示。最后用公式 (7) 计算神经元的输出值：

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-ax}} - 1 \quad (-1 < f(x) < 1) \quad (6)$$

$$y = f(w_1 v_1 + w_2 v_2 + \dots + w_i v_i) \quad (7)$$

在 BP 神经网络模型训练完成后，用训练后的模型代替 YCbCr 高斯模型进行肤色检测。图 4 (a) 为原始图像，图 4 (b) 为 YCbCr 高斯模型的检测图像，图 4 (c) 为 BP 神经网络的检测图像。结果表明，基于 BP 神经网络的肤色模型优于 YCbCr 高斯模型。

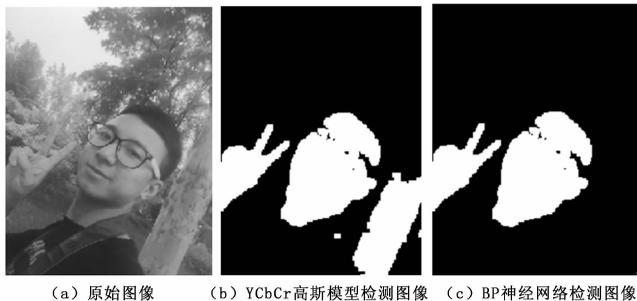


图 4 不同检测结果与原始图像对比

2 基于 Haar 特征和 AdaBoost 的人脸检测

基于 AdaBoost, Viola 利用 Haar 特征和积分图进行人脸检测。它主要使用积分图来帮助计算 Haar 特征。然后利用 Haar 特征对一系列分类能力较弱的弱分类器进行训练, 使弱分类器的分类精度达到 50% 以上。然后将这些弱分类器结合起来, 形成具有较强分类能力的强分类器。最后, 将这些强分类器组合成级联分类器, 达到人脸检测的目的^[10]。

2.1 Haar 特征与积分图

如图 5 所示, Viola 提出了 5 种常见的矩形特征原型^[11]。这些特征和人脸之间的匹配如图 6 所示。

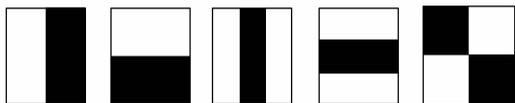


图 5 常见矩形特征



图 6 Haar 特征与人脸的匹配

Haar 特征的值是通过减去黑色矩形像素和白色矩形像素来计算的^[10]。为了便于计算, 采用积分图的方法提高了计算速度。其主要思想是计算 $ii(x, y)$, 即从点 $(0, 0)$ 到点 (x, y) 的所有像素颜色之和。如下式所示, 是原始图像的值。

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (8)$$

弱分类器和强分类器: 每个不同的 Haar 特征代表一个不同的弱分类器。阈值为 θ , f 为特征值。 x 表示检测窗口, p 表示不等式的方向。弱分类器可计算为:

$$h(x, f, p, \theta) = \begin{cases} 1 & pf(x) < p\theta \\ -1 & \text{others} \end{cases} \quad (9)$$

强分类器由几个分类能力最强的弱分类器组成。整个训练过程如下:

1) 训练集 $s = \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n) \}$, 样本图像为 x_n , 阳性样本数为 m , 阴性样本数为 l , $y_n \in (-1, 1)$, 阳性样本数为 1, 阴性样本数为 -1。

2) 初始化权重, 其中 $w_{t,i}$ 表示第 t 次迭代中第 i 个样本的权重。重量可用公式 (10) 计算:

$$w_{1,i} = \frac{1}{2k} k = \text{morl} \quad (10)$$

3) 如公式 (10) 所示, 迭代次数为 T 。在每次迭代中需要对权重进行规范化。需要计算弱分类器的错误率, 具体公式如 (11)、(12) 所示:

$$w_{t,i} = \frac{w_{t,i}}{\left(\sum_{i=1}^n w_{t,i} \right)} \quad (11)$$

$$\epsilon_t = \sum_{i=1}^n w_{t,i} |h_t(x_i) - y_i| \quad (12)$$

4) 计算弱分类器权重 α_t 并更新样本权重。 z_t 是所有样本权重总和。计算过程如式 (13) ~ (15) 所示:

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t} \right) \quad (13)$$

$$w_{t+1,i} = \frac{w_{t,i} \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i))}{Z_t} \quad (14)$$

$$z_t = \sum_{i=1}^n w_{t,i} \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i)) \quad (15)$$

5) 最后利用公式 (16) 获得强分类器 $H(x)$:

$$H(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \right) \quad (16)$$

2.2 级联分级器

级联分类器由决策树算法导出。级联分类器由几个强分类器串联而成。对于一个检测窗口, 只有在上层的强分类器对其进行正确分类后, 强分类器才能对其进行检测。级联分类器的结构如图 7 所示。

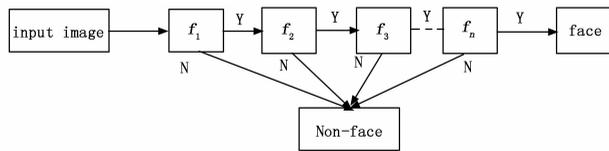


图 7 级联分类器示意图

3 改进 AdaBoost 算法

3.1 AdaBoost 算法原理

AdaBoost 算法是一种迭代算法, 其主要思想是用一个训练集训练不同的分类器 (弱分类器), 然后用一些方法将它们结合起来构造一个更强的分类器, 如图 8 所示。

算法本身是通过改变数据分布来实现的, 即根据训练集样本的分类修正, 以及最后整体分类精度来确定每个样本的权重。然后将修改后的新数据的权值发送给下层分类器进行训练, 最后将每个训练分类器融合在一起, 作为最终的决策分类器。

整个 AdaBoost 算法的要点如下:

1) 每次迭代的变化是样本的分布, 而不是重采样;

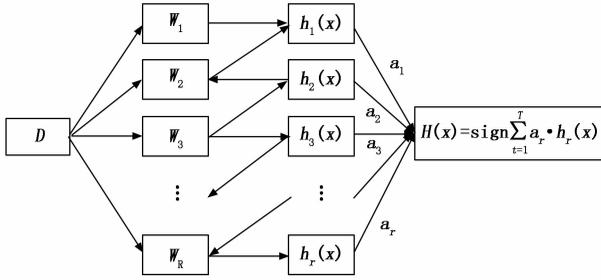


图 8 Adaboost 算法框架

2) 样本分布的变化取决于样本的分类是否正确,而分类正确的样本权重低,分类错误的样本权重高(通常是靠近边界的样本),这将使下一个分类器关注当前的分类错误样本;

3) 将所有的弱分类器合并得到结果。

但是传统的 AdaBoost 算法因为权值分配不均,会导致噪声权值无限大,从而造成结果的不准确。因此在此,提出了一种改进型 AdaBoost 算法。

3.2 改进 AdaBoost 算法原理

在传统的 AdaBoost 算法中,在训练过程中,误检样本的权重会越来越大。分类器将更加注意错误检查的样本。同时,逐渐忽略正确分类的样本。这是目前 AdaBoost 算法的不足。其中 $f(x_i)$ 是特征值的函数, θ 是特征的阈值。如果 $f(x_1) < f(x_2) < \theta$, 则 $f(x_1)$ 和 $f(x_2)$ 都被判定为脸。但 $f(x_1)$ 的精度高于 $f(x_2)$ 。因此,当权重更新时, $f(x_1)$ 的权重应该减少得更多。如果 $f(x_3) < f(x_4) < \theta$, 则 $f(x_3)$ 和 $f(x_4)$ 都被判定为非脸。但是,当权重更新时, $f(x_4)$ 的权重应增加更多。这个问题并没有被最初的 AdaBoost 注意到。针对现有 AdaBoost 算法的不足,提出了一种改进的 AdaBoost 算法。主要是对权值更新方式进行修改。主要思路如下:

将阈值和样本之间的距离添加到权重更新中。

$$w_{t+1,i} = \frac{(w_{t,i} \exp(-\alpha_t g_t(x_i)h_t(x_i)))}{Z_t} \quad (17)$$

$$g_t(x_i) = \frac{|\theta - f(x_i)|}{\max\{|\theta - f(x_n)|\}} \quad (18)$$

防止误分类样品重量的无限增加。在权值更新中加入阈值与样本之间的距离,增加阈值限制。新的权重更新计算如公式 (19) 所示:

$$w_{t+1,i} = \begin{cases} \frac{w_{t,i} \exp(-\alpha_t g_t(x_i))}{Z_t} h_t(x_i) = y_i \\ \frac{(w_{t,i} \exp(\alpha_t g_t(x_i)))}{Z_t} h_t(x_i) \neq y_i, w_{t,i} \leq \sum_{i=1}^n \frac{w_{t,i}}{n} \\ \frac{w_{t,i}}{Z_t} h_t(x_i) \neq y_i, w_{t,i} > \sum_{i=1}^n \frac{w_{t,i}}{n} \end{cases} \quad (19)$$

整个具体算法如下:

Algorithm1 改进 AdaBoost 算法:

Input: The training set $S = \{(x_i, y_i)\}, i=1 \dots n$ and $y_i \in \{-1, 1\}$; T is the number of iteration, I is weak classifier, the weight is $w_{t,i}$, the number of positive samples is m and the number of negative samples is l .

Output: AdaBoost classifier $H(x) = \text{sign}(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x))$.

1. For $i=1:n$
2. if $y_i = 1 \quad w_{1,i} = \frac{1}{2m}$
3. if $y_i = -1 \quad w_{1,i} = \frac{1}{2l}$
4. end
5. for $t=1:T$
6. $h_t = I(S, w_t)$
7. $\epsilon_t = \sum_{i=1}^n w_{t,i} |h_t(x_i) - y_i|$ and $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-\epsilon_t}{\epsilon_t}\right)$
8. $g_t(x_i) = \frac{|\theta - f(x_i)|}{\max\{|\theta - f(x_n)|\}}$
9. $z_t = \sum_{i=1}^n w_{t,i} \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i))$
10. if $h_t(x_i) = y_i, w_{t+1,i} = \frac{w_{t,i} \exp(-\alpha_t g_t(x_i))}{Z_t}$
11. if $h_t(x_i) \neq y_i$ and $w_{t,i} \leq \sum_{i=1}^n \frac{w_{t,i}}{n}$
 $w_{t+1,i} = \frac{w_{t,i} \exp(\alpha_t g_t(x_i))}{Z_t}$
12. if $h_t(x_i) \neq y_i$ and $w_{t,i} > \sum_{i=1}^n \frac{w_{t,i}}{n}$
 $w_{t+1,i} = \frac{w_{t,i}}{Z_t}$
13. end
14. $H(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^T \alpha_t h_t(x))$

4 人脸检测结果和性能分析

将改进的 AdaBoost 算法用于人脸检测。虽然大多数人脸都可以检测,但对于复杂的背景图像,仍然存在一些错误检测。为了提高人脸检测的精度,提出了一种基于 BP 神经网络和 AdaBoost 算法的人脸检测方法。利用 BP 神经网络提取肤色候选区域,然后利用改进的 AdaBoost 算法对人脸进行精确定位。工作流程如图 9 所示。

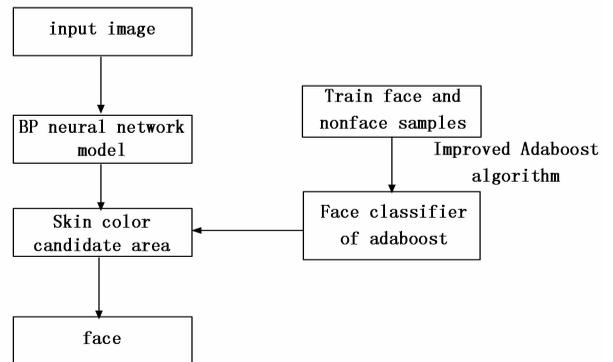


图 9 人脸检测流程

实验表明,新的人脸检测方法具有较好的性能。图 10

(a) 是原始图像。图 10 (b) 是 BP 神经网络的检测图像。图 10 (c) 是改进的 AdaBoost 的检测图像。

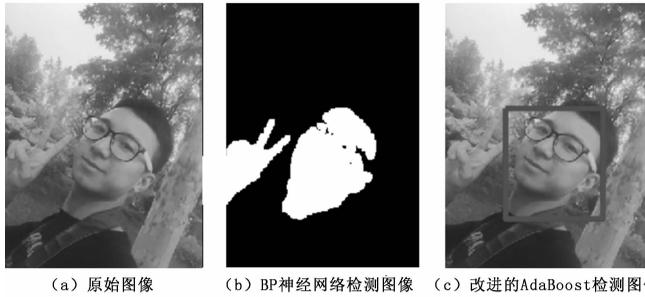


图 10 改进后检测结果与其他图像对比

验证实验从 MIT、Yale 和 FDDB 人脸数据库中选取 6 000 个人脸样本。选取 2 万个非人脸样本。这些样本用于训练改进的 AdaBoost 人脸检测器。训练时, 图像大小为 20 * 20。在硬件为酷睿 i7 处理器, DDR3 16GB 内存, MAC OS 操作系统的 MACBOOK PRO 笔记本电脑和软件为 matlab 2016b 上进行编程, 图 11 显示了算法在不同的人脸数据库中的检测效果, 包括 Yale、FDDB、MIT 和混合数据。结果表明, 该方法在不同数据集上的检测率均在 90% 以上。

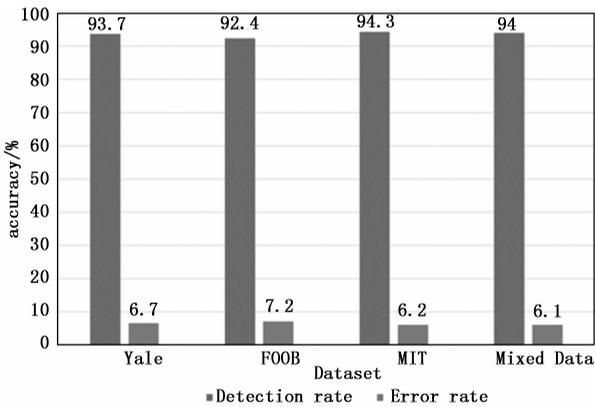


图 11 不同数据集上结果显示图

为了进一步比较提出的人脸检测方法的准确性。表 1 比较了传统的 AdaBoost 算法、基于 YCbCr 高斯模型和 AdaBoost 的人脸检测算法以及提出的人脸检测算法。

表 1 算法对比结果

Name	Number of face	Number of detection	Detection rate / %	Error rate / %
AdaBoost	400	354	88.5	13.75
YCbCr+ AdaBoost	400	367	91.75	10.3
Our method	400	376	94	6.1

结果表明, 与传统的 AdaBoost 算法相比, 该方法的检测率提高了 5.5%。与基于 YCbCr 高斯模型和 AdaBoost 的人脸检测方法相比, 该方法的检测率提高了 2.25%。在错误率方面, 提出的方法比 AdaBoost 算法低 7.65%, 比基于

YCbCr 高斯模型和 AdaBoost 的方法低 4.2%。

表 2 算法时间对比结果

Name	The size of video frame	Frames Per Second	Accuracy / %
DSST	1280 * 720	6fps	85
MTCNN	1280 * 720	3fps	92.2
Ourmethod	1280 * 720	12fps	94.1

表 2 显示了在统一尺寸的视频流中, 不同算法对人脸识别的精确度以及视频处理速度。从表中可以看出, 相对于其他两种方法, 该方法每秒能够读取 12 帧图片, 处理视频的速度较快, 尤其是相对于 MTCNN 算法, 是其速度的 4 倍。同时在精确度方面, 该算法的精确度较高, 能达到 94% 左右, 相对于 DSST 算法, 精确度提高了将近 10%。具有较好的精确度, 能够满足日常的实际需求。

为了检验该算法的在复杂情况下 (如光照不足或人脸较为模糊等情况), 在此将该算法与其他类似的人脸检测算法进行对比, 如 Faceness-Net、SSH、ACF、Face R-CNN、DenseBox。整个实验对比结果如图 12 所示。

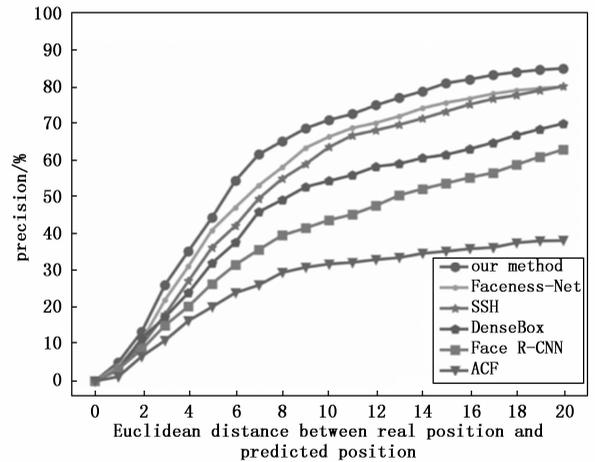


图 12 复杂情况下人脸检测算法结果对比

从图 12 中可知, 在此利用计算人脸框的位置与真实人脸之间的偏差距离, 来表示人检测算法的效果。在这 6 种人脸检测算法中, 在此提出的算法精确度较高, 尤其是相对与 ACF 算法来说, 精确度提高了 70%。同时, 还可以知道, 欧氏距离在 0~6 时, 精确度提高较大。相对于距离为 0~6 时, 距离为 6~20 时, 精确度增长缓慢。并且距离在 2~4 时, 精确度增长最快。

5 结束语

提出了一种基于 BP 神经网络和改进的 AdaBoost 算法的人脸检测方法。首先, 采用 BP 神经网络模型提取肤色。然后, 采用改进的 AdaBoost 算法对提取的肤色区域进行准确的人脸检测。实验结果表明, 与其它方法相比, 该方法具有较高的精度和较低的误差率。今后的工作重点是保证

高检测率，提高人脸检测效率。

参考文献:

[1] 丁春辉. 基于深度学习的暴力检测及人脸识别方法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.

[2] 徐草草, 杨启明, 张 双. 基于人脸识别技术的自动安检系统设计 [J]. 计算机与数字工程, 2019, 47 (8): 1909 - 1911, 1925.

[3] 肖 冰, 王映辉. 人脸识别研究综述 [J]. 计算机应用研究, 2005 (8): 1 - 5.

[4] 刘嘎琼. 改进稀疏表示的人脸识别在高校管理中的应用 [J]. 计算机与数字工程, 2018, 46 (11): 2333 - 2335.

[5] 方冬冬. 基于深度学习的人脸检测算法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2019.

[6] Bukis A, Proscsevicius T, Raudonis V, et al. Survey of face detection and recognition methods [J]. Mutation Research/envi-

ronmental Mutagenesis & Related Subjects, 2011, 54 (2): 244 - 245.

[7] Rowley H A, Baluja S, Kanade T. Rotation invariant neural network-based face detection [A]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. IEEE Computer Society, 1998: 38.

[8] 游清清, 湛海云, 骆 俊, 等. 人脸检测技术综述 [J]. 无线互联科技, 2017 (10): 137 - 140.

[9] 吴 秀. 视频图像中人脸检测算法的研究与实现 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2019.

[10] Wu B, Huang C, Ai H, et al. A multi-view face detection based on real Adaboost algorithm [J]. Journal of Computer Research & Development, 2005, 42 (9): 1612.

[11] Viola P, Jones M. Rapid object detection using Boosted cascade of simple features [A]. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision & Pattern Recognition [C]. Kauai, 2001: 511 - 518.

(上接第 156 页)

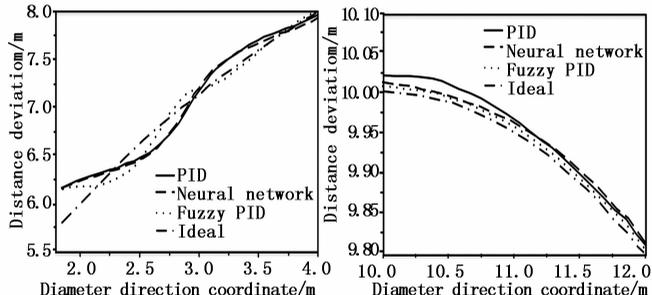


图 8 各智能算法下履带车辆的运行参数变化

5 结束语

在对车辆远程控制技术的研究中，最为关键的是对智能算法进行选取。本次研究在充分利用计算机视觉技术的基础上，利用模糊 PID 控制算法构建了基于履带车辆的远程控制系统，对车辆状态信息等进行实时监测，以提升履带车辆的安全性。为了验证该系统的有效性，利用虚拟样机配置好相应的参数进行实验。实验结果表明，直线行驶作业下，基于 PID 算法的车辆远程控制系统会出现调节震荡大、调节周期长等问题，与其他两种算法相比，对偏差范围进行调整的需要时间过长；基于神经网络算法的车辆远程控制系统在启动时的响应时间过长；而基于模糊 PID 控制算法的车辆远程控制系统回复率较高、且波动幅度较小。在曲线行驶作业下，其他几种智能算法回复效率较低，模糊 PID 控制算法收敛迅速，能够促使履带车辆按照导航线快速行驶。综上可知，此次研究构建的基于计算机视觉技术的模糊 PID 车辆远程控制系统性能较强。尽管本次研究可以为车辆远程控制提供一定的方法参考，但是该研究中仍存在实验数据较少，实验精度不够高的问题。

参考文献:

[1] 刘云波, 黄 华. 基于计算机视觉的施工现场车辆监管技术研究 [J]. 电脑知识与技术: 学术交流, 2015 (2): 161 - 164.

[2] 郑云霄, 黄影平. 基于 HIL 和机器视觉的汽车仪表测试平台 [J]. 电子科技, 2015, 028 (12): 88 - 91.

[3] 王 敏, 严慈磊, 袁建华. 自动驾驶汽车技术路线简介 [J]. 道路交通科学技术, 2019 (1): 3 - 5.

[4] 李秀岭, 高海涛, 魏秀兰, 等. 国内外智能车辆发展及关键技术综述 [J]. 青年时代, 2015 (8): 83 - 84.

[5] 安 飒, 廉小亲, 成开元, 等. 基于 OpenMV 的无人驾驶智能小车模拟系统 [J]. 信息技术与信息化, 2019 (6): 16 - 20.

[6] 何 勇, 蒋 浩, 方 慧, 等. 车辆智能障碍物检测方法及其农业应用研究进展 [J]. 农业工程学报, 2018, 34 (9): 21 - 32.

[7] 杨 鑫, 刘 威, 林 辉. 面向高级辅助驾驶雷达和视觉传感器信息融合算法的研究 [J]. 汽车实用技术, 2018 (1): 37 - 40.

[8] 杨 刚. 机器视觉在自动光学检测系统中的应用 [J]. 橡塑技术与装备, 2015 (14): 81 - 82, 88.

[9] 邹 斌, 庄雷雨, 李超群, 等. 机器视觉智能车虚拟环境的搭建 [J]. 自动化与仪表, 2016, 31 (9): 22 - 26.

[10] 曹 葵, 李 进, 张智欣. 机器视觉辅助驾驶系统的车辆检测和测距 [J]. 电子技术与软件工程, 2018 (17): 238.

[11] 牛世琛. 基于机器视觉的运研车车辆载图像识别技术研究 [J]. 时代汽车, 2019 (7): 12 - 13

[12] 李克强, 戴一凡, 李升波, 等. 智能网联汽车 (ICV) 技术的发展现状及趋势 [J]. 汽车安全与节能学报, 2017, 8 (1): 1 - 14.

[13] 张艳辉, 徐 坤, 郑春花, 等. 智能电动汽车信息感知技术研究进展 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38 (4): 794 - 805.

[14] 安森美半导体. 智能感知技术推动汽车、机器视觉、边缘人工智能的发展 [J]. 传感器世界, 2019 (7): 19 - 23.

[15] 朱阳芬, 银冬平, 邹舜章, 等. 机器视觉在汽车行业中的发展与应用 [J]. 汽车实用技术, 2017 (22): 8 - 11.