

多特征融合的人脸检测^①

Face Detection Based on Multi-Features Fusion

沈才梁 许雪贵 许方恒 (浙江工业职业技术学院 计算机学院 浙江 绍兴 312000)

龙 丹 (浙江大学 医学院 浙江 杭州 310000)

摘要: 提出了一种基于多特征融合的人脸检测新方法。该方法首先用肤色分析算法对图像进行肤色分割,得到人脸区域的初步结果;然后根据灰度特征图像用基于GA的方法找到多个模板的人脸区域;最后用基于Adaboost多模板融合算法形成最终检测结果。通过实验表明,该方法与传统方法相比,识别率得到明显提高。

关键词: 人脸检测 多特征融合 GA Adaboost

人脸作为图像中最重要的视觉对象(visual object)之一,在计算机视觉、模式识别、多媒体技术研究中占有重要的地位。人脸的检测与检索是人脸信息处理及基于内容的图像检索研究中的一个焦点问题,是近年来的一个研究热点,它在人机接口(HCI)、智能监控等领域有着极为广泛的应用价值。

通过十几年的研究,研究人员提出了有很多种有效的关于人脸检测的分类方法,这些方法大致可以分为基于知识特征和基于统计学习两大类。基于知识特征的方法^[1]一般先提取人脸面部各种基本特征,然后根据一些知识规则的组合确认图像中是否包含人脸,这些规则一般可通过对于人脸图像的先验知识获得。基于统计学习的人脸检测方法主要包括基于概率模型的人脸检测方法^[2]、基于神经网络的检测方法^[3]和基于支持向量机^[4]的方法。

以上提到方法都只利用的人脸的单类特征(肤色、统计或知识特征),没有充分将人脸各类特征融合起来进行人脸检测,无法更进一步提高检测率,因此本文将人脸图像的颜色、灰度特征结合起来,提出了一种基于多特征融合的新方法,实验证明能够进一步提高人脸检测率。整个算法分三部份:首先用肤色分析法^[5]对图像进行肤色分割,得到人脸区域的初步结果;然后用boost-filtering^[6]的算法提取人脸灰度

特征,根据灰度特征图像用基于遗传算法(Genetic Algorithm)的方法找到多个模板的人脸区域;最后用基于Adaboost多模板融合算法形成最终检测结果。肤色分析法是先提取人脸面部肤色特征,然后根据一些知识规则的组合确认图像中是否包含人脸,从而得到人脸区域的初步结果。boost-filtering就是用—个模板来提取灰度特征集合的算法,这个算法考虑到的光照系数,可以将一幅彩色图像变成一幅二值图像,图像中的黑点就表示提出的特征集合。遗传算法(GA)是一种高效并行的全局搜索方法,具有较好的鲁棒性、并行性和自适应性,非常适合大规模搜索空间的寻优。遗传算法已广泛应用于许多学科和领域,特别是在图像分割和边缘检测、图像压缩、图像恢复、图像匹配、图像增强以及图像重建等方面的应用也取得了较好的效果。

1 基于GA的多模板人脸检测

在人脸检测中,如何提取最能体现人脸各部位(眼、鼻、嘴)灰度特征的像素集合是一个非常难的问题,一般的边缘检测算法会漏掉一些人脸关键点,而基于肤色分析的人脸区域划分,提取的像素点过多,无法提取真正的人脸灰度特征。经过大量实验比较,本文选用boost-filtering算法来提取人脸各器官的特征

① 基金项目:湖南省自然科学基金(02JJY2091)

收稿时间:2009-01-20

点。图 1 所示为该算法的模板。中心点 w 通过以下公式计算：

$$\text{图像二值化: } g = \frac{f(x,y)}{255}$$

$$\text{检测人脸的边缘: } s = \frac{\text{sobel}(x,y)}{255}$$

$$\text{人脸的比例: } z = \begin{cases} 0.4 & s > 0.5 \\ 0.8 & \text{others} \end{cases}$$

中心点 w 灰度值：

$$w = \{[z(1-s) + (1-z)(1-g)] \times (h-8) + 8\} / 9$$

其中 h 是放大系数，对大多数光照条件， h 的取值为 9。图像 $f(x,y)$ 经 boost-filtering 处理后再二值化，得到 $f_b(x,y)$ ($f_b(x,y)$ 的取值 1 表示目标，0 表示背景)，如表 1 所示。

表 1 boost-filtering 模板

-1/9	-1/9	-1/9
-1/9	w	-1/9
-1/9	-1/9	-1/9

在文献[6]的算法中采用的是固定模板搜索人脸区域，此模板假设人脸各个器官的位置完全呈固定比例，但是由于成像角度等因素影响，人脸的各个器官位置会有一定比例偏移，如果用单一比例的模板，会降低检测精度，因此本文采用宽高比为 0.9、1.0、1.1 三个人脸模板来搜索人脸区域，然后用基于 Adaboost 的多模板融合算法形成最终结果。具体人脸检测算法如下所示：

- 1)生成宽高比为 0.9、1.0、1.1 三个模板。
- 2)分别基于这三个模板用 GA 搜索人脸区域。
- 3)对上面三个结果进行分析，用 Adaboost 算法去掉不可能的人脸检测结果。
- 4)将余下来的有效检测结果进行融合，得到最终检测结果。

1.1 遗传操作

在本文的方法中，染色体被表示成二进制形式，每个染色体表示二维图像空间内的一个人脸矩形框。为了保证 GA 的全局搜索性和局部搜索性，交叉操作采用的是单点交叉和 simplex 交叉相结合的算法。下面介绍适应度函数的计算公式，对某一染色体适应度的计算分四个部份，具体方法如下：

- 1)计算模板子区域适应度。本文提出的模板将人

脸分成了四个部份，分别求出左眼、右眼、鼻子、嘴巴四个部份的适应度。

- 2)计算整个模板灰度分布适应度。
- 3)计算适应度的置信概率。
- 4)计算总的适应度。

对于整个模板的适应度的计算，如以下公式所示：

$$\text{fitness} = (0.7E_{\text{subregion}} + 0.3E_{\text{gray}}) \times P_{\text{credit}}$$

$E_{\text{subregion}}$ 表示各个子模板适应度的平均值， E_{gray} 表示模板灰度分布适应度， P_{credit} 表示置信概率。为了将前面肤色特征同灰度特征联系起来，提出置信概率的概念，置信概率就是评价此区域在肤色分析所限定的范围的概率，主要的方法是：逐行扫描染色体所限定的区域，如果某一行中有像素点在肤色范围之外，则计数器加一，扫描完成后将染色体限定范围的行数减去计数器的值再除以行数就得到此染色体的置信概率。本文提取的模板将人脸分成了四个部份， $E_{\text{subregion}}$ 具体公式如下所示。

$$E_{\text{subregion}} = (E_{\text{lefteye}} + E_{\text{righteye}} + E_{\text{nose}} + E_{\text{mouth}}) / 4$$

E_{lefteye} 代表左眼适应度，具体公式为：

$$E_{l_e_v} = \begin{cases} e^{-\left[\frac{h_{l_e} - \frac{h}{2}}{\frac{h}{2}}\right]^2} & d/4 \leq h_{l_e} \leq 3d/4 \\ 0 & \text{other} \end{cases}$$

$$E_{l_e_s} = \begin{cases} \frac{1 + \exp(-0.3)}{1 + \exp(0.7 - R_le)} R_le & R_le > 0.7 \\ 0 & \text{other} \end{cases}$$

$$E_{\text{lefteye}} = E_{l_e_s} + E_{l_e_v}$$

同理可以计算右眼适应度、嘴巴和鼻子的适应度。计算完各个器官适应度后，还要计算人脸整个灰度特征适应度，对一个人脸，从左至右我们把它分为五个区域 R_{l_e} R_{r_e} R_{m_e} R_{l_f} R_{r_f} ，这五个区域的平均灰度值分别为 $G_{r_{l_e}}$ $G_{r_{r_e}}$ $G_{r_{m_e}}$ $G_{r_{l_f}}$ $G_{r_{r_f}}$ 。如图 1 所示，把符合以下规则的候选区域的适应度 $E_{\text{gray}} = 1$ ，否则 $E_{\text{gray}} = 0$ 。

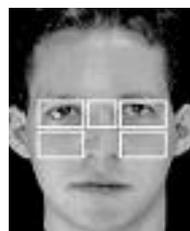


图 1 面部灰度分布

$$G_{r_l_e} > G_{r_m_e}$$

$$G_{r_r_e} > G_{r_m_e}$$

$$G_{r_l_e} > G_{r_l_f}$$

$$G_{r_r_e} > G_{r_l_f}$$

$$G_{r_l_e} > G_{r_r_f}$$

$$G_{r_r_e} > G_{r_r_f}$$

2 基于Adaboost的多模板融合算法

当我们用宽高比为 0.9、1.0、1.1 的模板搜索时，最终会得到三个结果，经过实验显示，其中任何一个结果都无法很好的表示人脸区域，因此本文采用 Adaboost 多模板融合技术来产生最终结果。Adaboost 多模板融合技术就是用 Adaboost 分类器对检测结果进行评价，去掉那些误检区域，然后用融合算法生成最后结果。

Adaboost 算法是一种自适应的 boosting 方法，这个方法允许设计者不断的加入新的弱分类器，直到达到预先设定的误差。分类器设计与特征提取一样也是模式识别的一个重要环节，它的实质是找出输入数据空间到输出类别空间的映射关系。在数学上，这种映射关系可以用函数来表示，即用它可以不同类别的数据集合分割开来，其几何意义是高维数据空间中的超平面。在分类器设计时，充分利用了图像的纹理特征和颜色特征，在特征空间中，使用距离的、变换的等方法，设计出对样本稳定的、能达到识别要求的模式识别分类器。

整个的检测分类器是由弱分类器(颜色分类器和纹理分类器)用 Adaboost 算法构成强分类器。以弱分类器构成强分类为例，介绍 Adaboost 算法流程如下：

x^i 和 y_i 表示原是样本集 D 中的样本点和标记。用 $W_k(i)$ 表示第 k 次迭代时全体样本的权重分布。

- 1) 初始化 $D = \{x^1, y_1, \dots, x^n, y_n\}$, K_{\max} , $W_i(i) = \frac{1}{n}$, $i = 1, 2, \dots, n$
- 2) $K \leftarrow 0$
- 3) D_0 $K \leftarrow K + 1$
- 4) 训练使用按照 $W_k(i)$ 采样的 D 的弱学习器 C_k
- 5) $E_k \leftarrow$ 对使用 $W_k(i)$ 的 D 测量 C_k 的训练误差
- 6) $\alpha_k \leftarrow \frac{1}{2} \ln[(1 - E_k) / E_k]$

$$7) \quad W_{k+1}(i) \leftarrow \frac{W_k(i)}{Z_k} \times \begin{cases} e^{-\alpha_k} h_k(x^i) = y_i \\ e^{\alpha_k} h_k(x^i) \neq y_i \end{cases}$$

8) *Until* $k = k_{\max}$

9) *return* C_k α_k $k = 1, \dots, k_{\max}$

10) *end*

样本依次经过这些弱分类器，最后的总体分类判决可以使用各个分量分类器(弱分类器)加权平均得到：

$$g(x) = \left[\sum_{k=1}^{k_{\max}} \alpha_k h_k(x) \right]$$

这样，最后的判定规则简单的就是 $Sgn[g(x)]$ 。

3 实验结果与分析

本文参数设置和实验环境如表 2、表 3 所示。为了验证本文所提出人脸检测算法的有效性，我们从某学校某次四六级报名的人脸图像库中随机选取了 40 幅图像，本文对这些图像进行肤色分析处理，用 GA 搜索人脸区域，之后用 Adaboost 多模板融合算法确定检测人脸，最终达到比较好的检测率，具体结果如表 4 所示。

表 2 GA 参数设置

种群大小 (Population size)	60
交叉率(Crossover probability)	0.8
变异率(Mutation probability)	0.2

表 3 实验环境

CPU	AMD3300+
内存	768M
开发工具	MATLAB7.0
测试人脸库	自建人脸库

表 4 人脸检测结果

方法	检测率
普通 GA	87.5%
人工神经网络	84.5%
支持向量机	74.2%
本文方法	93.3%
本文方法	93.3%

表 5 部份人脸检测结果

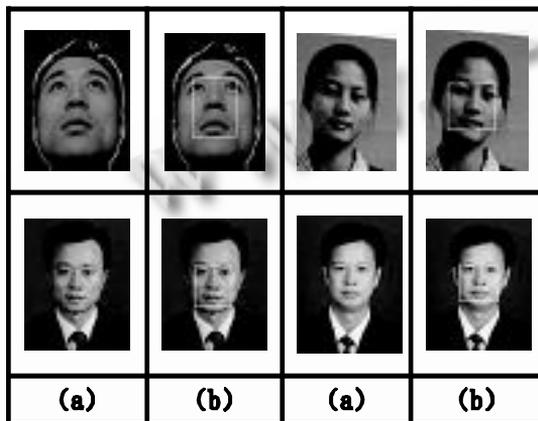


表 5 列 (a) 表示人脸的源图像, 列 (b) 表示人脸检测的结果

4 结论

实验结果显示, 普通 GA 和人工神经网络法都可以达到比较好的检测效果, 但是这两种方法很难再提高取得更好的结果, 另外仅仅用支持向量机来检测人脸效果不是很理想, 最近 IEEE 的论文有很多都是将支持向量机同别的分类器结合起来, 取得了比较好的效果。从我们的实验结果初步表明, 本文的方法在检测率上比上述三种方法有明显提高。

参考文献

- 1 Miao J, Yin B, Wang K, et al. A Hierarchical Multiscale and Multiangle System for Human Face Detection in a Complex Background Using Gravity-Center Template. *Pattern Recognition*, 1999,32(7):1237 - 1248.
- 2 陈相, 游志胜. 基于分块组合矩的 K-L 人脸检测方法. *四川大学学报(自然科学版)*, 2004,41(2):77 - 80.
- 3 Garcia C, Delakis M. A Neural Architecture for Fast and Robust Face Detection, *Proc. 16th International Conference on Pattern Recognition*, 2002,2(1):44 - 47.
- 4 Shih PC, Liu CG. Face Detection Using Discriminating Feature Analysis and Support Vector Machine in Video. *Proc. of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'04)*. 2004,1(1):1051 - 4651.
- 5 陈敏生, 刘政凯. 彩色图像人脸高光区域的自动检测与校正方法. *软件学报*, 2003,14(11):1900 - 1906.
- 6 Miao J, Yin B, Wang K, et al. A Hierarchical Multiscale and Multiangle System for Human Face Detection in a Complex Background Using Gravity-Center Template. *Pattern Recognition*. 1999,32(7):1237 - 1248.