

人脸检测与检索

艾海舟 肖习攀 徐光

(清华大学计算机科学与技术系 北京 100084)

(清华大学智能技术与系统国家重点实验室 北京 100084)

摘 要 研究了将人脸作为一种特殊的图像内容进行检索的问题;采用基于 Adaboost 统计学习方法的层叠分类器检测人脸,再用非线性 SVM 分类器验证人脸;实现了在大规模的复杂背景图片集中高速准确的人脸定位;为了将找到的人脸规范化,借鉴直接表观模型(direct appearance model),提出了一种新的特征检测和人脸校正方法.该方法基于对大量数据的统计学习过程,具有良好的扩展性和稳定性;在此基础上,采用 SVM 分类器实现了人脸检索;最后,通过实验说明了整个方法的有效性.

关键词 人脸检测;人脸检索;Adaboost;支持向量机;直接表观模型

中图法分类号 TP391

Face Detection and Retrieval

AI Hai-Zhou XIAO Xi-Pan XU Guang-You

(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084)

(State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract In this paper, the problem of face retrieval is discussed in which faces are treated as a particular type of content in images. A high speed accurate face localization system is implemented for large scale image database with complex background, in which the cascade classifier based on Adaboost statistical learning method is used for face detection and a non-linear SVM classifier is used as a face verifier. For face normalization, a new feature detection and calibration method based on Direct Appearance Model is developed, which is very adaptive and robust. Then face retrieval is implemented based on SVM classifier. Finally experiment results are given to demonstrate the effectiveness of the above method.

Keywords face detection; face retrieval; adaboost; support vector machine; direct appearance model

1 引 言

人脸作为图像与视频中最重要视觉对象(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检索研究中的一个焦点问题,是近年来研究十分活跃的一个方向,它在智能人机接口、基于内容的检索、数字视频处理、保安等领域有着极为广泛的应用价值.

将人脸作为基本的视觉对象来考虑,自动地检测并定位人脸是一个重要的基本前提.这里我们用“人脸检测”表示从图像或视频的某帧图像中确定是否有人脸存在,如果存在确定其基本位置的过程;而用“人脸定位”表示确定人脸对象确切位置的过程,一般而言需要根据人脸特征点的抽取结果进行切割.人脸定位应该在人脸检测的基础上进行.“人脸检索”是指针对大型图片库(如数码像册、网上图片资源、新闻视频等)进行的以人脸本身为内容对象,检索含有待检索的人或与其相像的人的图片或视频

段的过程。

近年来人脸检测的研究已经取得了长足的发展,研究的现状在 Yang^[1] 和梁路宏^[2] 的综述中已有系统的介绍,这里不再重复。最新的进展是 Viola 等^[3] 的基于积分图像特征的 Adaboost 方法,其层叠(cascade)分类器在人脸检测方面速度快且性能与 Rowley^[4] 的 ANN 方法基本相同。微软研究院 Li 的研究组^[5] 发展了这一方法并用于多视角的人脸检测。这些研究代表了人脸检测研究的最高水平。

近年来随着数码相机的广泛使用和数码相册的出现,以人脸为对象的索引和检索引起了人们的浓厚兴趣。Gudivada^[6] 等人提出了图像检索的一个基础框架,作为一个实现的例子,他们建立了一套基于人脸特征的人脸检索系统;Eickeler^[7] 使用伪 2D 隐马尔可夫模型(pseudo 2D hidden Markov models)方法从人脸数据库中检索人脸;Satoh^[8] 使用基于特征脸(eigenface-based)的方法进行人脸辨认,构成他们的复杂系统“Name it”(从视频流中检索特定人或者识别视频流中出现的特定人)中的一个环节。与人脸检索比较接近的研究是人脸识别,需要指出的是人脸检索与人脸识别在目前的技术概念下是不同的两个问题。检索在理论上只需要提供相像的人脸,而非人脸的身份属性,且通常所面对的是较低分辨率的人脸图像,而非人脸识别问题中相当清晰的大尺度的人脸图像。有关人脸识别问题的研究综述参见文献^[9]。

我们知道著名的搜索引擎 google 提供了图像搜索的功能,但是目前 google 的图像搜索功能还局限于基于关键词的搜索。考虑到实际应用的可能情况,类似地,我们把目标定位于特定的人脸检索上,即根据特定人的若干人脸样本,在图片库中检索出含有该特定人或与之相像的人脸的图片序列。考虑到目标图片集合的规模和复杂性,我们需要绝大部分工作都由机器自动完成,包括从目标图片中找到人脸,然后判断找到的人脸和待检索的特定人脸之间的相似程度,仅在某些特殊环节根据需要可以进行必要的交互,例如,手工修正和反馈信息。我们的方法是在检测和校正的基础上,使用统计学习的方法,训练针对特定人的分类器。这需要以相对成熟的人脸检测和校正技术作为基础。为此,我们实现了基于 Adaboost 统计学习方法的层叠分类器^[3] 用于检测人脸,并用非线性 SVM 分类器验证人脸^[10],获得基本正面的人脸并降低了误报率。为了对小尺度的人脸进行配准(face alignment),我们借鉴文献^[11] 提出的 DAM(Direct Appearance Model)方

法,根据人脸检索这一特定应用的需要,提出了一种新的特征检测和人脸校正方法 Simple DAM,解决了低分辨率人脸图片的配准问题。

本文第 2 节介绍了基于 Adaboost 训练方法的层叠分类器和 SVM 验证方法;第 3 节介绍了我们提出的新的特征检测和人脸校正方法 Simple DAM;第 4 节介绍了人脸检索的过程;第 5 节给出了检测和检索的实验结果;第 6 节是小结。

2 人脸检测——基于 Adaboost 方法的层叠分类器和 SVM 验证

2.1 基于 Adaboost 方法的层叠分类器

Viola^[3] 提出了积分图像概念和基于 Adaboost 方法训练人脸检测分类器的方法,建立了第一个真正实时的人脸检测系统。随后 Li 的研究组^[5] 发展了这一方法,并建立了第一个实时的多视角人脸检测系统。本文采用了 Viola 的方法,进行人脸检测,简单介绍该方法如下。

(1) 积分图像

对于一个输入图像 I,像素(x,y)处的积分图像值定义为 $ii(x,y) = \sum_{x_1 \leq x, y_1 \leq y} i(x_1, y_1)$ (如图 1 所示),即图中阴影部分的所有像素灰度的和。

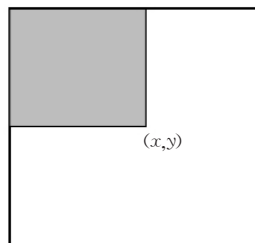


图 1 点(x,y)处的积分图像值

为了得到一个输入图像 I 的积分图像,只需要逐点扫描原图像一次,就可以计算出来。记 $s(x,y) = \sum_{y_1 \leq y} i(x,y_1)$ 是原图像(x,y)点所在列纵坐标不超过该点的所有像素灰度的和,则有下面的递推公式:

$$\begin{cases} s(x,y) = s(x,y-1) + i(x,y) \\ ii(x,y) = ii(x-1,y) + s(x,y) \end{cases} \quad (1)$$

进行多尺度检测时,采取缩放特征模板的方法,即使在任意尺度搜索,都可以使用这一个积分图像。也就是说,整个检测过程,只扫描了原图一遍。在 Viola 的系统中,每个矩形特征值的计算都最多只需要从积分图像中取 9 个元素做加减法。这是 Viola 方法速度非常快的根本原因。

(2) 矩形特征、弱分类器、Adaboost 算法

Adaboost 是一种迭代方法,它是通过从大量的

弱分类器中选取最具有分类意义的组合成一个强分类器,具体算法参见文献[3].在 Viola 的方法中,使用矩形特征作为分类的依据.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.在 Viola 的系统中,使用了 4 种矩形特征,如图 2 所示.

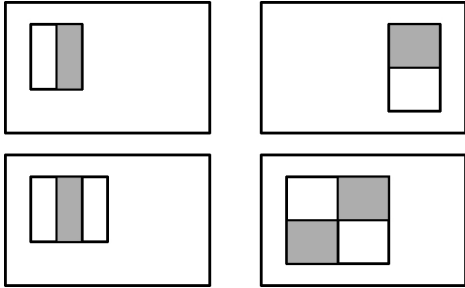


图 2 Viola 使用的 4 种矩形特征

一个弱分类器构造如下.一个矩形特征 j 对应着一个弱分类器 h_j ,对于一个候选输入窗口 x ,设该矩形特征在 x 上的值为 $f_j(x)$,则弱分类器分类函数表达如下:

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & p_j f_j(x) \geq p_j \theta_j \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

其中 p_j 等于 ± 1 ,用来控制不等式的方向, θ_j 是一个阈值.

假设取定人脸模板大小为 24×24 ,对于这样大小的窗口,可能的矩形特征的个数非常巨大(134,736).在实际计算中,必须找到那些对于分类比较重要的矩形特征,Adaboost 算法是选取这些特征的有效手段.在给定的训练样本上,Adaboost 算法从所有可能的弱分类器中挑选错误最低的那一个,然后改变样本的权值,使得那些被错分的样本得到进一步重视,然后重复上述操作.这样,每一步操作都得到一个弱分类器,最后的强分类器由这些弱分类器的线性组合构成. Freund 和 Schapire^[12]证明了:随着弱分类器个数的增加,得到的强分类器在训练样本上的分类错误按指数递减.

(3)层叠分类器

层叠分类器是很多强分类器的组合,如图 3 所示.每一层都是 Adaboost 算法训练得到的一个强分类器,都经过阈值调整,使得每一层都能让几乎全部正例样本通过,而拒绝很大一部分非人脸样本.这样,靠前的层,拒绝了大部分的非人脸样本,而且,由于前面的层使用的矩形特征数很少,计算起来非常快.越往后,通过的候选窗口越少,尽管由于矩形特征增多,单个窗口的计算时间加长,但是由于实际检测时,在输入图像中对应着人脸的窗口非常少,所以真正引起所有层都计算的窗口数非常少.

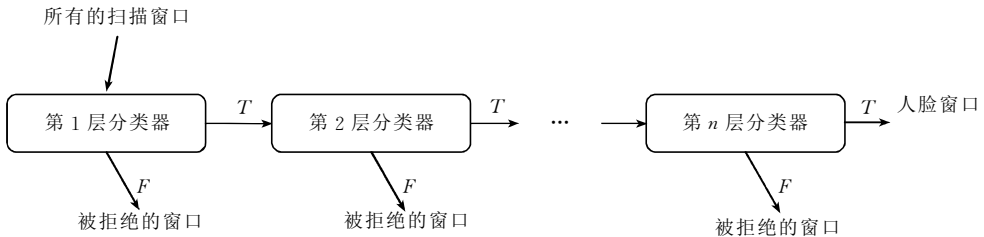


图 3 层叠分类器示意图

2.2 SVM 验证

为了进一步降低错误报警数,在层叠分类器检测出来的每一个人脸矩形内部,我们使用人脸检测的 SVM 分类器^[10]做进一步的扫描.这样,两种不同

类型的分类器的级联输出,才作为最后的人脸输出.根据实验,适当调整 SVM 的阈值,以在正确检测率和错误报警之间取一个比较满意的折衷.图 4 是一个检测模块的输出结果.注意:通过 SVM 验证之后,



(a) 使用层叠分类器的结果 (b) SVM 验证后的结果

图 4 使用层叠分类器和 SVM 验证的检测结果

人脸的方框范围变得更小,更精确。

3 人脸校正——Simple DAM 方法

3.1 概述

检测阶段输出的人脸大致上是正面端正的,但是对于检索而言,还需要进一步校正。检索时,需要区分一个特定人的脸和其他人的脸,由于人脸样本在其分布空间本身比较紧密,如果不加校正,那么一个人的脸在不同姿态下的差别,很容易大于相同姿态下不同人的脸的差别。

对于人脸配准,Cootes^[13]等人提出了 AAM(Active Appearance Model)方法,随后 Li^[11]提出了 DAM(Direct Appearance Model)方法。这些方法结果比较精细(对于正面人脸,AAM 有 122 个标志点,而 DAM 也有 87 个标志点),但是在训练和计算时,计算量相对比较大,训练数据的标定也比较麻烦,而且对于图像质量的要求也比较高,另外还存在着对初始值特别敏感的弱点,不适合小尺度低分辨率人脸配准的需要。事实上,对于人脸检索所面对的小尺度人脸,精细的配准没有意义,更重要的是速度。我们采用的配准标志点仅有 3 个,即两个眼睛中心和一个嘴巴中心,这里的眼睛中心并非指瞳孔中心,只是指眼睛区域的中心,这是考虑到对小尺度人脸很难准确检测瞳孔中心。根据这 3 个点很容易截取人脸区域,再依据仿射变换就可获得规范化的人脸,即配准后的人脸,这个过程我们称之为人脸校正。

3.2 纹理到形状的回归模型

在 DAM^[11]方法中,提到形状和纹理之间,存在简单的线性关系:

$$s = R \times t + \epsilon \quad (3)$$

其中 t 是经过一定校正的人脸纹理在其主分量空间(PCA)的投影, s 是形状在其主分量空间的投影。在我们的方法中,考虑最简单的情况,只需要 3 对对应点,就可以将非正面端正的人脸校正到正面端正的姿态。根据 DAM 的方法,我们假设,人脸检测输出所框定的人脸纹理向量与这张脸上的 3 个特征点“双眼和嘴巴中心”组成的向量之间,存在简单的如式(3)的线性关系。

经过训练,我们可以找到这个线性关系的映射矩阵。在检索阶段,训练一个特定人脸的分类器以及检索之前,都需要执行人脸检测过程,检测到人脸,然后在检测输出所框定的纹理向量上,施加这个线性变换,从而得到 3 个特征点的位置。根据 3 个特征点的位置,以训练时统计出来的平均特征点的位

置为目标,施以一个仿射变换,就可以将倾斜的人脸校正过来。这种纹理映射方法比起一般基于局部特征的方法,对图像质量的要求要低得多。基本上,只要人眼勉强能够分辨图片就可以。

3.3 迭代校正

对于倾斜程度较大的人脸,线性变换(3)给出的人脸特征并不很准确。但是,由该线性变换给出的人脸特征准确地指示了人脸的倾斜方向。这样,校正一次之后,人脸倾斜的角度就会变小,然后在已经校正过一次的人脸上再使用该变换找到特征,这时得到的结果就更加准确。这个过程可以一直进行下去,直到找到的特征和训练时统计的平均特征点的位置非常接近时,就可以认为校正已经完成。实验表明,对于大多数情况,倾斜的角度不很大时,只需要迭代一次,就可以结束;而对于比较倾斜的情况,一般也只需要两次,就可以校正过来。图 5 和图 6 给出了两个校正的例子,图 5 是迭代一次的情况,图 6 是迭代两次的情况。

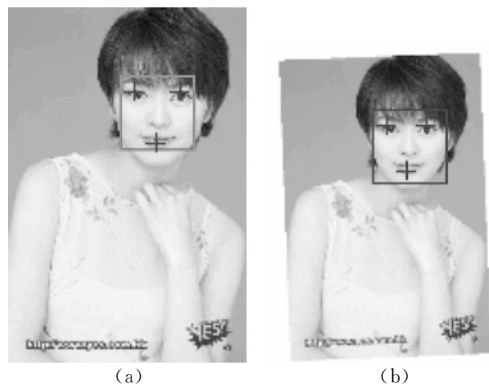


图 5 一步校正的例子(原图和一次校正图及对应图上特征检测结果)

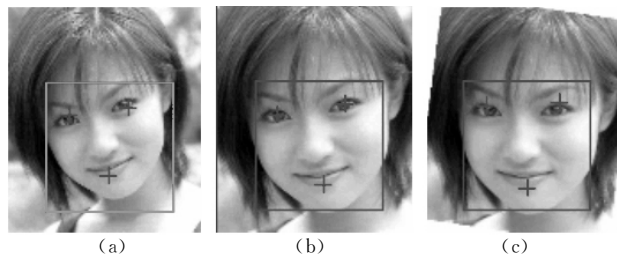


图 6 两步校正的例子(原图和一、二次校正图及对应图上特征检测结果)

Simple DAM 算法描述如下:

1. 初始化当前纹理为检测结果框定的人脸纹理: $t \leftarrow t_0$;
2. 根据当前纹理,由式(3),得到 3 个特征点的位置: $s = R \times t + \epsilon$ 。如果 3 个特征点的位置和平均位置很接近,则结束;
3. 根据 3 个特征点的位置,在整个图片(或者在包含脸部和周围的一个图像窗口上)上施加仿射变换,将倾斜人脸校正;令当前纹理为校正后的人脸纹理;转到步 2。

3.4 训练 Simple DAM

Simple DAM 方法的训练比较简单. 我们使用一个基于 Sobel 算子的局部特征检测方法^[14]标定样本, 该方法的基本思路是将人脸检测到的区域放缩到适合 Sobel 算子检测人脸器官的尺度范围(80~125 像素), 保留 10% 的强边缘点; 在人脸定位的结果区域内, 依次按照“眼睛→鼻子→嘴巴”的顺序检测各个器官. 再经过手工挑选, 选出 1603 幅标定相对准确的结果, 作为训练样本. 根据式(3), 令: $\mathbf{S} = (s_1, s_2, \dots, s_n)$, $\mathbf{T} = (t_1, t_2, \dots, t_n)$ 分别是由所有的形状样本向量和纹理样本向量的 PCA 系数排成的矩阵, 有

$$\begin{pmatrix} \mathbf{S} \\ \mathbf{1} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \boldsymbol{\varepsilon} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \times \begin{pmatrix} \mathbf{T} \\ \mathbf{1} \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\text{写成} \quad \bar{\mathbf{S}} = \bar{\mathbf{R}} \times \bar{\mathbf{T}} \quad (5)$$

通过简单的矩阵运算, 就可以得到 $\bar{\mathbf{R}}$.

训练前, 对所有样本作如下的标准化: 先将样本缩放到 36×36 的尺度, 然后减去一个光照平面, 做直方图均衡化操作, 然后将均值和方差标准化到 0 和 1. 在这个标准化的基础上做 PCA, 取 95% 的能量, 在我们的实验中得到 224 维主分量, 作为式(4)中 \mathbf{T} 的一列输入. 使用主分量不仅起到了降维作用, 而且可以抑制噪声的影响, 使结果很稳定. 而形状向量就是 3 个点的所有坐标排成的六维向量, 作为式(4)中 \mathbf{S} 的一列输入.

3.5 Simple DAM 方法的讨论

Simple DAM 方法借鉴了 DAM 方法的纹理映射思想, 两者都是通过统计学习再优化的方法来实现与形状相关的特征点抽取, 前者只针对 3 个人脸标志点, 而後者的目标是人脸形状的精确配准(87 标志点). 在根本上, Simple DAM 方法是 DAM 方法的简化, 是为了可靠地检测出低分辨率下人脸的特征点, 以便校正人脸姿态, 便于后续的处理. 但是, 应该注意到 DAM 方法不适合于本文的目标, 它只能用于清晰的高分辨率的人脸图片, 而且在应用中存在对初始位置极为敏感的问题.

4 人脸检索

经过检测得到的人脸图像, 再经过校正之后, 就可以用来训练关于某个特定人的 SVM(Support Vector Machines)分类器. 正例样本是一个特定人的标准化样本, 反例是从训练图像集合中收集的其他人的标准化样本. 考虑到某个特定人具有的图像数量很少, 为了提高分类器的推广能力, 可以考虑, 在特征检测校正的基础上, 将正面端正的特定人的

人脸样本做小的变化, 比如, 平移一二个像素, 旋转一个很小的角度等等这样的操作, 扩展 SVM 训练的样本数量. 对于每个特定人的分类器, 仅仅使用原始样本以及加入变换后的样本, 我们进行了两组实验. 图 7 描述了训练特定人分类器的流程.

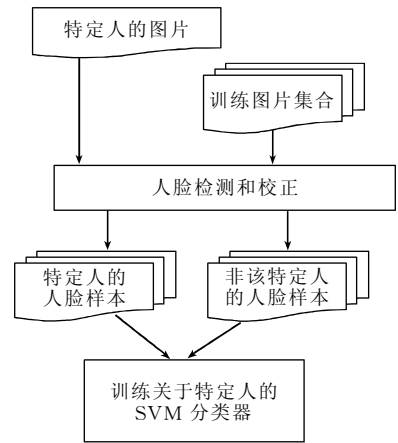


图 7 训练特定人分类器的流程图

5 训练和实验结果

5.1 人脸检测

人脸样本从手工标定的 882 幅图中得到. 一共标定了 1724 个人脸, 每个人脸都指出了双眼和两个嘴角的位置, 以便于训练前校正. 把所有标定的人脸经过校正(根据标定的眼睛和嘴中心的位置, 将非正面端正的人脸仿射变换到正面端正的人脸)和缩放, 得到 1724 幅 24×24 尺度的大致正面端正的人脸样本. 将这些样本经过镜像, 旋转一个小角度等等变换, 得到 12058 幅 24×24 尺度大致正面端正的人脸样本(之所以进行变换, 是想弥补标定的人脸样本数目的不足, 上述变换中, 只有镜像是必须做的, 这样可以消除由于样本引入的不对称因素).

我们使用了两个背景图片集合. 集合 1 由大约 200 幅经过挑选的图片组成, 比较复杂而较具代表性; 集合 2 由 10000 多幅图片组成, 从 Internet 随机收集(经过手工检查, 确保没有人脸).

初始的非人脸样本从两个集合中随机收集得到, 并经过尺寸标准化到 24×24 大小.

所有的训练样本, 都通过了方差检查. 也就是说, 所有像素的灰度方差小于指定值(200)的样本都被抛弃. 最终用于训练的人脸样本数为 10258, 非人脸样本数为 12345.

使用已经训练出来的部分层叠分类器在上述两个背景图片集合上进行检测, 收集其错误报警, 作为

非人脸样本,用于后面一层的分类器训练.收集时,先在集合 1 上收集,当收集到的样本数目少于初始非人脸样本数目时,再到集合 2 上收集,最终得到一个 25 层的层叠分类器.检测结果(单纯层叠分类器的结果,没有加 SVM 验证)如表 1 所示.与 Viola 的结果^[3]相比,在相同错误报警数时正确检测率低

5%,考虑到文献[3]中标定的人脸样本数为 4916,是我们的训练样本数 1724 的 2.85 倍,性能降低的幅度不大.表 1 的最后一行是在我们自己的测试集合(221 幅图像)上的结果,与基于模板匹配与支持向量机^[10]方法相比,正确检测率相近,但错误报警数大幅度降低.

表 1 人脸检测结果

测试集	人脸数目	正确检测数目	正确检测率(%)	错误报警数	备注
Total CMU	507	442	87.18	78	Viola 的结果 ^[3]
			92.1	78	
Tsinghua ^[10]	497	486	97.79	95	Liang 的结果 ^[10]
		473	95.2	809	

只使用层叠分类器,在 PIII933 的机器上,当搜索尺度范围限定为 30×30 到 240×240 ,尺度间隔 1.25,像素步长 1.5,输入图像大小为 384×288 ,检测一帧的时间约为 260ms,与 Viola^[3]的 67ms 相比要慢 4 倍.由于上述比较只是在同样大小但并非相

同的图像上进行的,具体时间与参数选择和图像内容关系紧密,我们没有其图片和程序可以做严格比较,难以确切说明原因.目前我们的程序没有经过优化,应该是原因之一.图 8 是几个层叠分类器的检测结果.加上 SVM 验证后,速度略有降低.

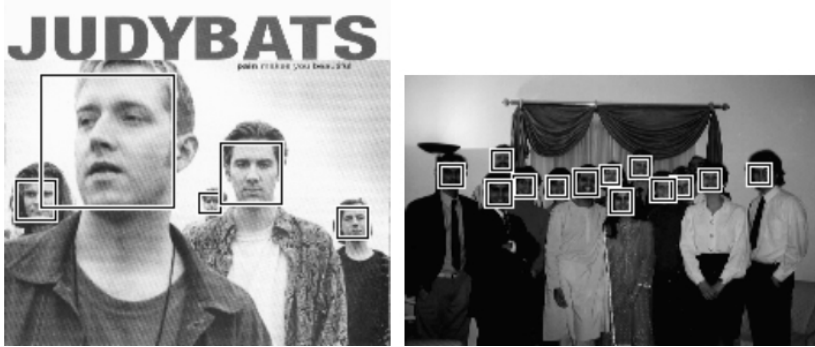


图 8 两个检测结果

5.2 人脸检索

为了提供检索用的训练集和测试集,我们从 Internet 收集了上万张包含人脸的照片.经过检测(加上 SVM 验证)、合并(删除重复图片),并手工删除错误报警后,划分成两个集合,得到训练集和测试集,如表 2 所示.

表 2 人脸检索的输入集合

集合	图片数目	手工编辑后的人脸数目	人脸检测结果	
			正确检测率	错误报警数
训练集	1696	2240	95.79%	187
测试集	5284	6909		

我们选定了 11 个特定人,进行了两组实验.第一组实验中,每个特定人的正面样本就是收集到并经过校正的原始样本;第二组实验中,通过对原始样本进行变换(比如,平移一二个像素,旋转一个很小的角度等等),产生了同一个体的若干新样本.对于

第一组实验,我们从训练图片集合上收集到 747 个人脸样本,用作训练时的反面样本(所有特定人的反面样本,都使用这 747 个样本);对于第二组实验,我们一共收集了 2000 个人脸样本,作为训练时的反面样本.部分实验结果如表 3 所示.

表 3 第一组实验部分结果

特定人编号	正面训练样本个数	SV 个数	在测试集上检索到的人脸数目	检索结果确实是该特定人的数目
1	9	60	7	3
3	19	119	30	21
10	45	234	58	32
11	46	204	86	30

表 4 第二组实验部分结果

特定人编号	正面训练样本个数	SV 个数	在测试集上检索到的人脸数目	检索结果确实是该特定人的数目
1	131	150	59	6
3	627	358	150	25
10	1389	760	307	46
11	1262	640	346	46

表 5 两组实验的平均结果

实验编号	平均正面训练样本个数	平均 SV 个数	在测试集上检索到的人脸数目	检索结果确实是该特定人的数目	前 10 个结果中确实是该特定人的数目	前 3 个结果中确实是该特定人的数目
1	27	156.09	33.82	13.91	4.73	1.73
2	777	418.82	177.73	18.19	2.09	0.55

从实验结果可以看出,通过变换原始图像,增加正面训练样本的数目,可以使分类器检索出更多的特定人脸.同时,由于训练集合能够提供的反面样本

的数目有所限制,所以,分类器检索出来的人脸中,不是该特定人脸的数目也大大增多.图 9 给出了部分检索结果.



图 9 部分检索结果(从左到右,依次为某一个输入图像,对应的校正后样本,前 10 个输出,数字表示 SVM 分类器的输出,按照大小排序,表示相似的程度)

6 结 论

基于 Adaboost 训练方法的层叠分类器^[3]基本上解决了快速人脸检测的问题,本文给出了一种实现过程.在校正人脸的环节,我们提出了一种基于全局灰度的快速、稳定、鲁棒的人脸校正方法 Simple DAM.在检索阶段,使用了基于 SVM 的比较成熟的分类技术.所有这些,使得大数据量的人脸检索成为可能.本文探索了快速人脸检测与检索技术的实现方法,面对大规模真实数据进行了实验研究,取得了有说服力的结果.目前有关人脸检索的研究在国际上还没有比较成功的经验可以借鉴,我们的研究是探索性的,检索的性能还有待进一步提高.目前我

们是针对特定人的检索来考察人脸检索问题的,如何根据相像程度来设计算法和评价人脸检索的性能,还有待深入研究.另外,我们计划引入性别判别,从多种线索的角度提高人脸检索的性能,并参考相关反馈方法,通过概率框架,实现人脸检索的自学习功能.

参 考 文 献

- 1 Yang M H, Kriegman D, Ahuja N. Detecting faces in images: A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(1):34~58
- 2 Liang Lu-Hong, Ai Hai-Zhou, Xu Guang-You, Zhang Bo. A survey of human face detection. *Chinese Journal of Computer*, 2002, 25(5):449~458 (in Chinese)

- (梁路宏,艾海舟,徐光佑,张 钺.人脸检测研究综述.计算机学报,2002,25(5):449~458)
- 3 Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, Hawaii, USA, 2001
 - 4 Rowley H A, Baluja S, Kanade T. Neural network-based human face detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(1): 23~38.
 - 5 Zhang Z, Li S Z, Zhang H. Real-time multi-view face detection. In: Proceedings of Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington D C, USA, 2002. 149~154
 - 6 Gudivada V N, Raghavan V V. Modeling and retrieving images by content. Information Processing and Management, 1997, 33(4):427~452
 - 7 Eickeler S. Face database retrieval using pseudo 2D hidden Markov models. In: Proceedings of Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington D C, USA, 2002. 65~70
 - 8 Satoh S, Nakamura Y, Kanade T. Name-it: Naming and detecting faces in news videos. IEEE MultiMedia, 1999, 6(1):22~35
 - 9 Zhao, Chellappa, Rosenfeld, Phillips. Face recognition: A literature survey. University of Maryland, Maryland, USA: Technical Report CS-TR-4167, 2000
 - 10 Liang Lu-Hong, Ai Hai-Zhou, Xiao Xi-Pan *et al.* Face detection based on template matching and support vector machines. Chinese Journal of Computer, 2002, 25(1): 22~29 (in Chinese)
(梁路宏,艾海舟,肖习攀等.基于模板匹配与支持向量机的人脸检测.计算机学报,2002,25(1):22~29)
 - 11 Li S Z, ShiCheng Y, Zhang H, Cheng Q. Multi-view face alignment using direct appearance models. In: Proceedings of Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington D C, USA, 2002. 324~329
 - 12 Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. Journal of Computer and System Science, 1997, 55(1):119~139
 - 13 Cootes T, Edwards G J, Taylor C J. Active appearance models. In: Burkhardt H, Neumann B eds. Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision, Berlin: Springer-Verlag, 1998, 2: 484~498
 - 14 Zhuang Li, Xu Guang-You, Ai Hai-Zhou, Song Gang. Detection and tracking facial features under complex background. In: Rogowitz B E, Pappas T N eds. Human Vision and Electronic Imaging, Proceedings of SPIE, Vol. 4662, San Jose, California, USA, 2002. 448~454.



AI Hai-Zhou, born in 1964, Ph. D., associate professor. His research interests include computer vision and pattern recognition.

XIAO Xi-Pan, born in 1978, MS. His research interests include pattern recognition.

XU Guang-You, born in 1940, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include computer vision, human-computer interaction and multimedia technology.