

基于奇异值特征和隐马尔可夫模型的人脸检测

李士进 杨静宇 陆建峰

(南京理工大学计算机系, 南京 210094)

摘要 提出了基于奇异值特征和隐马尔可夫模型(HMM)的人脸检测方法。首先提出了基于奇异值特征和隐马尔可夫模型的正面端正人脸检测方法;然后将该算法扩展到检测任意旋转角度的人脸。其中正面端正人脸检测算法是通过隐马尔可夫模型来识别人脸/非人脸的奇异值特征,从而达到人脸检测的目的;扩展算法首先计算当前位置子图象窗口的奇异值特征向量,然后利用识别各个旋转角度人脸的HMM模型对之进行分类,以得到该子图象窗口的旋转角度,再经过旋正,重新再与识别正面端正人脸的HMM模型对比,由此确定该子图象窗口是否为人脸。通过对一个由51幅集体照片组成的图象集进行测试,其中,正面端正人脸检测率为85.1%,而任意旋转角度的人脸检测率只有72.2%。

关键词 人脸检测 模式识别 隐马尔可夫模型 奇异值特征

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2001)07-0681-08

Singular Value Feature and Hidden Markov Models-Based Face Detection

LI Shi-jin, YANG Jing-yu, LU Jian-feng

(Dept. Computer, Nanjing Univ. Science & Technology, Nanjing 210094)

Abstract This paper presents a novel face detection algorithm, which consists of two parts of research work. The first one is a frontal-view upright face detection algorithm which is based on the well-known singular value feature (SVF) and hidden Markov models (HMM). A trained HMM is employed to classify the SVF of the sub-image at every location in the image as a face or nonface. The algorithm couples the virtues of both the SVF and HMM and produces excellent detection results. It is tested on a collect photo album and has detected the 85.1 percent of its 484 people, while 97 false alarms are also reported. The second part of our algorithm is the extension of the first one to rotation-invariant face detection. Several HMMs are utilized to recognize the SVF of the sub-image at the same time to obtain the angle of the "face" image. Then the HMM for detecting the upright faces is employed to verify the faceness of the rotated test pattern. The rotation-invariant algorithm is tested on another image set where there are 173 persons. The detection rate is 72.2%, which seems not too high, but the false alarm rate is also low, only 34 out of the 6 100 000 windows, scanned.

Keywords Face detection, Pattern recognition, Hidden Markov models, Singular value feature

0 引言

人脸识别是模式识别领域的一个前沿课题,有着十分广泛的应用前景,如身份证识别、护照识别、信用卡识别、驾驶证识别、嫌疑犯识别以及进入安全系统的身份验证等等。人脸识别研究工作可分成3

部分:一是人脸检测;二是人脸有效识别特征的提取;三是识别分类器的设计。其中,人脸检测作为人脸识别系统的第一步,是广大研究人员公认的难题。这一问题的难度表现在3个方面^[1]:①虽然每张人脸都有眼睛、鼻子和嘴,且都按照一定的空间结构分布,但是人与人之间的五官差异较多,导致反映在图象中纹理的不同;②人脸的一些非固定特征,如眼

基金项目:国家自然科学基金项目(69672013)

收稿日期:2000-01-14;改回日期:2000-10-12

镜、胡子等,也使人脸检测变得复杂;③由于人脸是一个三维非刚性物体,因而光源的分布不同,也使得图象千变万化。总之,人的千姿百态,使得人脸检测十分困难。

虽然如此,人们还是提出了许多人脸检测方法^[1~4],如 Sung 首先提取了训练样本的特征脸特征,再把人脸/非人脸各聚为 6 类^[1],检测时,根据待识别样本到各聚类中心的距离进行判别;Colmenarez 和 Huang 提出了基于概率统计模型的人脸检测方法^[2],该方法是通过正反面训练样本的学习,得到人脸/非人脸最佳鉴别模型,检测时,判别待识别图象是属于哪一类;Yang 和 Huang 则从人脸灰度网格分布的角度提出了一个基于知识的多层人脸检测系统^[3],该系统是在充分利用人脸灰度分布、边缘等特征的基础上,采用从粗到精的分步搜索和多级判断、逐渐排除非脸区域的方式来完成人脸的检测;Rowley 等提出了基于多个神经网络综合决策的人脸检测方法^[4],该方法在理论上可以通过大量样本的训练来检测不同角度、不同遮挡、不同脸型的人脸,但训练样本,尤其是非人脸样本的选择和神经网络的收敛都是非常困难的问题。

以上方法,除了文献[1]的方法之外,都是直接从灰度图象出发,且均只能检测正面端正人脸,而且,除了文献[3]的方法之外,均需要大量的非人脸类训练样本。从人类的认知规律来看,这些非人脸类训练样本并不是必须的,试想,一个小孩要学习某种玩具如小汽车的概念,大人只要给他一些小汽车的玩具就可以了,而不必同时给他许多飞机,皮球等其他玩具。由此可见,对于人脸检测这样的特殊模式识别问题,人们能否只从人脸模式出发,构建人脸模型,将人脸与其他非人脸模式区分开,从而达到人脸检测的目的。本文的研究工作正是这样一种尝试。所提出基于奇异值特征和隐马尔可夫模型的人脸检测方法,能够检测图象平面中一定角度范围内的人脸。

1 基于奇异值特征和隐马尔可夫模型的正面端正人脸检测

1.1 奇异值特征

图象本身的灰度分布描述了图象的内在信息^[5]。文献[5]将图象作为矩阵看待,并对其各种代数变换或矩阵分解,再将矩阵的特征向量作为图象特征,即得到图象的代数特征,文中还论证了奇

异值特征是识别图象的有效特征。本文则从另一角度出发,认为图象的奇异值特征也是图象表示的有效手段。通过提取奇异值特征,就可以把人脸和非人脸模式区别开,从而达到人脸检测的目的。

为了克服不同人脸之间较大的平均灰度差异,提出了一种灰度归一化的方法,通过该方法,使得归一化后的人脸图象有相同的均值和方差。

设 I 为归一化之前的图象,大小为 $W \times H$, m 和 v 分别为 I 的灰度均值和方差, G 为归一化后的图象, sm 和 sv 分别为设定的归一化后的均值和方差,则

$$G(i, j) = \frac{I(i, j) - m}{v} \times sv + sm,$$

$$i = 0, 1, \dots, H-1, j = 0, 1, \dots, W-1$$

图 1 为几幅人脸和非人脸图象及其归一化后的奇异值特征。从图 1 可以发现:

(1) 归一化后的图象,无论是人脸图象,还是非人脸图象,由于其奇异值特征的第一分量都很接近,所以本文在用奇异值特征进行人脸检测时,均不计该分量。

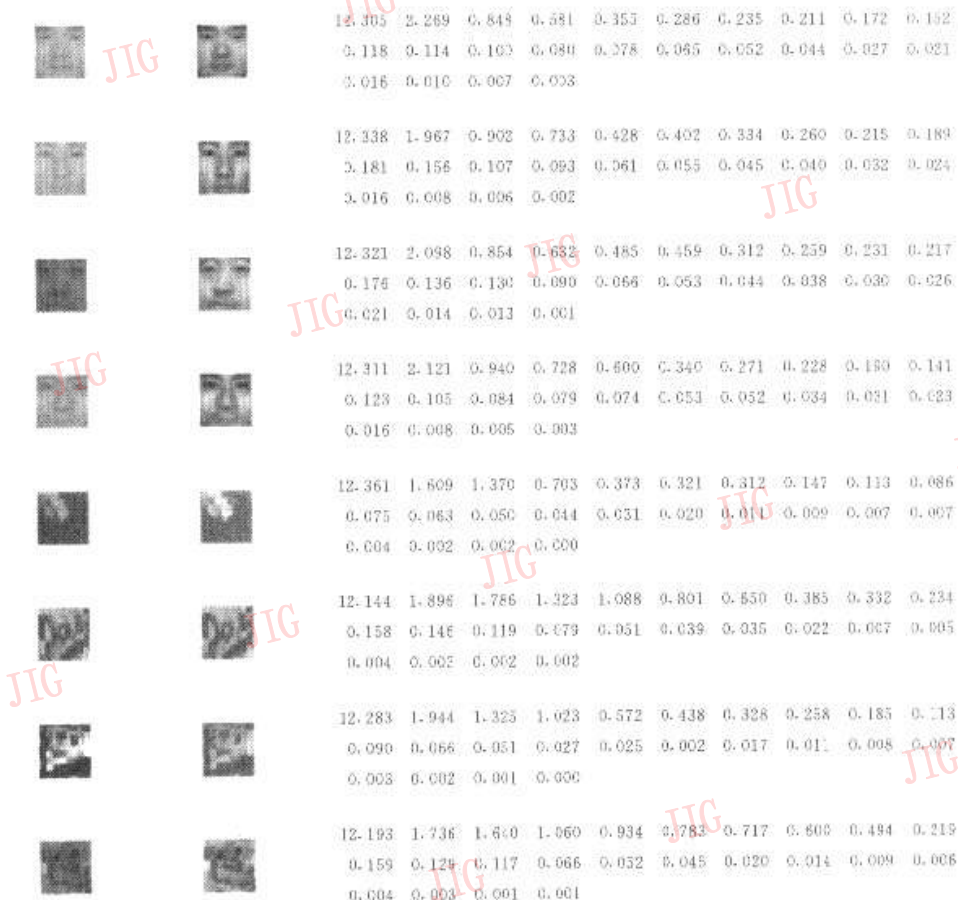
(2) 人脸奇异值特征的对应分量都集中在一定的范围内,而非人脸图象的奇异值特征则缺乏这样的一致性。这是本文利用奇异值特征来进行人脸检测的初衷,后面的实验结果也表明该想法是可行的。

有了奇异值特征,检测时还需要合适的模型来刻画(character)。由于奇异值特征的递减性,传统的欧氏距离度量是不合适的,因为它平等地对待各个分量,故不能反映奇异值特征分量的序列递变规律。而隐马尔可夫模型正适合刻画这种递变特性。

1.2 隐马尔可夫模型及人脸奇异值特征的 HMM 表示

隐马尔可夫模型(Hidden Markov Models, 简记为 HMM)是用概率统计的方法来描述时变信号的过程。某状态是否转移到下一状态取决于该状态的状态转移概率,而在某一状态下能看到哪一个观测值,也取决于该状态的观测概率^[5]。通常记 HMM 模型为 $\lambda = (A, B, \pi)$, 其中, A 为状态转移概率矩阵, B 为观察概率矩阵, π 为初始状态分布。HMM 模型的建模工作主要为确定这三个参数。

人脸奇异值特征只是一维向量,而 HMM 适合识别的是时变信号序列。本文提出一种将奇异值特征表示为向量序列的方法,从而可以用 HMM 来进行人脸识别。



(a) 原始图象 (b) 灰度归一化后的图象
am=128 sv=40

(c) 灰度归一化后的图象奇异值向量

图 1 几幅人脸和非人脸图象以及它们的奇异值特征

前文已经提到,奇异值特征各个分量呈递减趋势.为了刻画这种递减特性,在将一维向量转换成一维向量序列时,取原始向量中由相邻的分量构成的子向量为新的特征向量,由此构成一维向量序列.

设 $V = (v_1, v_2, \dots, v_R)$ 为原始特征向量, R 为其维数,则新的特征向量序列为

$$S = (v_1 v_2 \dots v_k + v_2 v_3 \dots v_{k+1}, \dots, v_{R-k+1} v_{R-k+2} \dots v_{R-k+1} + v_{R-k+2} \dots v_R)$$

其中, k 为子向量的维数,则特征向量序列长度为 $R-k+1$.

常用的 HMM 模型有各态历经的(ergodic)和从左到右的(left-right)两种模型.为了刻画奇异值特征各个分量之间的顺序关系,采用从左到右 HMM 模型(如图 2 所示).

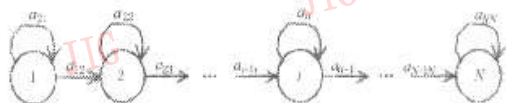


图 2 从左到右 HMM 模型示意

1.3 HMM 模型的训练

(1) 首先在建立一个较大规模的人脸图象库 NUST603FDB-1^[7]中,取其前 48 人的 477 幅人脸作为训练样本,每幅图象中的人脸均用手工截下,并归一化成大小为 $R \times R$ pixel,灰度级重新量化的图象,图 3 为一些训练样本,然后,将这些图象的奇异值特征转换成观察向量序列,易知,每幅图象的观察向量序列长 $R-k$ (舍去第一分量,子向量维数为 k).

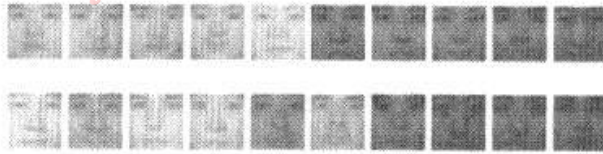


图 3 训练 HMM 时用的一些人脸样本

(2) 观察向量的离散化, HMM 有离散的和连续之分, 本文采用的是离散的 HMM. 先用 K-均值聚类算法^[3]将训练样本的观察向量聚成 M 类, 然后对每个观察向量进行离散化, 这样, 观察序列为 $R-k$ 维的向量. 本文聚类算法中的距离测度采用的是马氏距离, 因为该距离测度中各分量方向上的密度分布是均匀的. 同时, 本文还统计了每类样本与类中心距离的最大值, 作为后面拒识的阈值. 目前聚类数目 M 的选取尚无理论上的指导, 由于一般的 K-均值聚类算法^[3]需要事先指定待聚类数, 而此处却是所求. 因此本文设计了一个动态聚类算法, 该算法从 2 类开始, 根据给定的最大类内距离和每类的最小样本数来对样本进行不断“分裂”, 直到不能再分为止, 最后得到的类数即为所求的类数. 其具体算法为:

步骤 0 控制参数: TH_N , 每类中的最少样本数; TH_M , 每类中样本到类中心的最大马氏距离;

步骤 1 将所有样本聚成 2 类, 记每类样本数分别为 N_1 和 N_2 , 每类样本到类中心的最大马氏距离分别为 M_1 和 M_2 ;

步骤 2 置类数初值 $C=2$;

步骤 3 置循环停止标志 $FLAG=0$;

步骤 4 置循环类数 $C_OLD=C$;

步骤 5 对每一类 $i, i=1, 2, \dots, C_OLD$, 如果 $N_i \geq TH_N$, 且 $M_i > TH_M$, 则将第 i 类样本分裂为 2 类, 记为 S_i 和 S_{i+1} , 且置循环停止标志 $FLAG=1$, 同时类数增 1, 即 $C=C+1$;

步骤 6 如果循环停止标志 $FLAG=1$, 则转步骤(3), 否则转步骤(7);

步骤 7 对每一类 $i, i=1, 2, \dots, C$, 计算其类内样本到类中心的最大马氏距离, 并将其作为后面识别非人脸的阈值.

步骤 8 算法结束, C 即为聚类所得类数.

其中, 步骤 1 和步骤 5 中聚类算法为 K-均值聚类算法^[3], 每次初始聚类中心随机选取, 但两者的欧氏距离大于一定的阈值(本文设为 0.03). 另外, 算法中的距离测度为马氏距离.

(3) 训练 HMM 时, 采用多个观察序列的

Baum-Welch 算法^[5], 最后得到一个用于人脸检测的 HMM, $\lambda=(A, B, \pi)$.

1.4 基于 HMM 的人脸检测

给定一幅待检测图象, 那么, 人脸检测的任务就是找出其中各种大小、各种旋转角度的人脸. 本节算法目前只能检测各种大小的端正正面人脸, 检测时, 各个尺度图象中的每一位置的图象窗口 $R \times R$ 都用 HMM 模型进行识别(需要说明的是, 此处“各个尺度图象”是指待检测人脸大小 S 不同时, 整幅图象均缩放 S/R 倍后, 所得到的图象). 若要检测的图象中 $S_1 \times S_1$ 到 $S_2 \times S_2$ 大小的人脸, 可多次调用本算法, 分别检测 $S_i \times S_i$ 大小的人脸, $S_i = S_1 + i \times j, i=0, 1, \dots, (S_2 - S_1)/j - 1$, 其中, j 为预先设定不同大小人脸之间的步长(本文中设为 6). 由于本文 HMM 模型建模的人脸大小为 $R \times R$, 所以若要检测大小为 $S \times S$ 的人脸, 则需将图象先缩放 S/R 倍, 然后再检测大小为 $R \times R$ 的人脸. 下面是识别大小为 $R \times R$ 图象窗口是否为人脸的核心算法:

(1) 将该图象窗口内灰度重新归一化.

(2) 按 1.2 节所示方法将之转换成观察向量序列.

(3) 利用 1.3 节训练得到的码本(code book)和距离阈值, 将观察向量序列离散化, 得到观察序列 O . 如果观察向量序列中某一向量到某一码字的马氏距离大于该码字的距离阈值, 则直接返回步骤(1), 表明该图象窗口为非人脸.

(4) 运用 Viterbi 算法^[6]得到产生观察序列 O 的最佳路径 Q 和相应的概率值 P .

判别该图象窗口是否为人脸的依据为:

① Q 是否是合法路径, 这是最主要的判别. 设 $Q=q_1 q_2 \dots q_T$ 为得到的最佳状态路径, 若所有状态转移概率 $a_{q_i, q_{i+1}} > \varphi (i=1, 2, \dots, T-1)$, 则 Q 为合法路径, 否则为非法路径, 其中参数 φ 可以控制假脸的数目. 对于人脸的 Q , 其假脸的数目是有限的, 状态转移是相同的, 不同的只是状态停留的时间不同, 即 a_{ii} 不同, 而且每种状态的符号也是有限的, 所有这些都构成了人脸这一概念的原型. 由此本文认为臆马

尔可夫模型体现了原型的思想。

② 和神经网络方法^[4]相似, 运用 HMM 模型也会检测到许多重叠的人脸和一定数目的假脸, 所以必须对检测到的重叠人脸进行合并. 合并的规则是取 P 最大。

1.5 检测时间

由于本文方法要计算奇异值特征, 所以计算时间较长. 据统计检测一幅 512×512 pixel 大小图象中的 45×45 pixel 的人脸约需要 470s 的时间, 系统运行环境为微机奔腾 586, 400MHz, 内存 128M. 这样的速度显然不能接受。

为了减少运行时间, 必须减少经过 HMM 处理的图象窗口数. 为此本文添加了如下两条有关人脸灰度分布的规则:

$$(1) G(1) < G(2), G(3) < G(2);$$

$$(2) (G(1) + G(2) + G(3)) < (G(4) + G(5) + G(6)), (G(7) + G(8) + G(9)) < (G(4) + G(5) + G(6));$$

其中, $G(i)$ 为图 4 中第 i 块子图象的平均灰度. 通过这两条规则, 滤去了许多非人脸图象窗口, 因而现在检测一幅 512×512 pixel 大小图象中的 45×45 pixel 的人脸约需要 58s 的时间, 可见速度大为提高, 而检测正确率并未有变化。

1	2	3
4	5	6
7	8	9

图 4 灰度规则分块示意

1.6 后验处理

由于前面的识别还有一定数量的假脸, 所以需要检测到的人脸进行结构验证, 剔除其中的假脸. 首先运用梯度算子对图象进行分割, 然后根据一些规则来进行验证. 具体的做法是将分割后的二值图象划分成 5×5 的小方格 (图 5), 然后统计这些小方格中黑点的数目, 建立一套经验规则, 如

$$R(1,1) + R(1,2) + R(2,1) + R(2,2) > C_1,$$

$$R(1,4) + R(1,5) + R(2,4) + R(2,5) > C_2;$$

$$R(3,2) + R(3,3) + R(3,4) > C_3,$$

$$R(4,2) + R(4,3) + R(4,4) > C_4;$$

$$R(3,1) + R(4,1) < C_5, R(3,5) + R(4,5) < C_6.$$

其中, $R(i, j)$ 为小方格 (i, j) 的黑点数百分比,

(i, j) 排列如图 5 所示, $C_1 \sim C_6$ 为经验参数. 如果图象不满足这些规则, 则不是人脸, 需要剔除。

(1,1)	(1,2)	(1,3)	(1,4)	(1,5)
(2,1)	(2,2)	(2,3)	(2,4)	(2,5)
(3,1)	(3,2)	(3,3)	(3,4)	(3,5)
(4,1)	(4,2)	(4,3)	(4,4)	(4,5)
(5,1)	(5,2)	(5,3)	(5,4)	(5,5)

图 5 梯度规则分块示意

2 任意旋转角度的人脸检测

上一节的方法只适用于正面端正人脸的检测, 而实际中许多人脸都带有一定的旋转角度. 下面将上节方法扩展至任意旋转角度的人脸检测。

一种最直接的方法是, 将原始图象分别旋转不同的角度, 然后用检测正面端正人脸的算法直接检测. 这种方法由于要旋转多次图象, 所以计算量特别大. 本文提出一种基于多个 HMM 的人脸检测方法, 能够大大减少计算量. 和上节类似, 系统在检测时, 也是对各个尺度图象中的每一位置的图象窗口都用 HMM 模型进行识别, 不过这里图象要有两次识别, 第一次先经过检测各个角度人脸的 HMM 模型, 得到了该窗口的角度后, 进行旋正, 然后再用检测正面端正人脸的 HMM 模型进行识别. 由于这一过程中已有了相互验证, 因此假脸相对减少了. 下面给出识别一个子窗口图象的具体算法:

步骤 1 将该图象窗口内灰度重新归一化。

步骤 2 计算其奇异值特征。

步骤 3 分别将该奇异值特征送到各 HMM 模型进行识别, 得到每个模型产生该图象窗口的概率 P_i 。

步骤 4 计算该窗口的旋转角度 θ

$$\theta = \sum P_i \times \theta_i / \sum P_i.$$

其中, θ_i 为与各 HMM 模型对应的旋转角度。

步骤 5 因为奇异值特征对对称的图象具有不变性, 所以可将该窗口分别旋转 $-\theta, \theta, 180 - \theta, 180 + \theta$, 得到 4 个候选图象, 然后用训练图象的平均脸作为模板进行模板匹配, 再取匹配值大者, 作为旋正后的正面端正人脸。

步骤 6 将旋正后的图象窗口内灰度重新归一

化,并计算其奇异值特征向量。

步骤7:用识别正面端正人脸的HMM模型进行识别,判断该窗口内是否含有人脸。这里需要指出的是,为了提高检测速度,可在算法第6步加入灰度规则;为了提高检测的正确率,可在算法第7步后加入验证结构的梯度规则。

3 实验结果

3.1 正面端正人脸检测

通常记HMM模型为 $\lambda=(A, B, \pi)$,这就涉及到一些参数的选取问题,如 N, M, A, B ,以及 π 等等。其中, A, B, π 这3个参数可由训练算法确定,而 N, M 则需要事先选定。本文 M 由动态聚类算法自动确定,1.4节中对训练样本动态聚类后得 $M=61$,但由于本文是基于奇异值特征的人脸检测,且该特

征只是图象的整体特征,并无具体物理意义,因此 N 的选取只能由实验确定。对此,本文做了大量的实验。

为了深入进行人脸识别的研究,创建了一个较大规模的人脸图象库NUST603FDB-I^[2]。NUST603FDB-II主要是面向识别研究的,库中共存储96人,每人约10幅图象,目前总图象数为954。本文取前48人,共477幅图象作为训练样本,每幅图象中的人脸均用手工裁下,并归一化成大小为 24×24 pixel的子图象。为了测试本文算法对较小人脸的检测效果,本文还收集了7张集体照片,均为班级同学毕业时的合影,共有484人,经扫描后,存成43幅图象。

为了确定模型参数,做了一系列的实验。对于不同的 N ,用训练样本先进行训练,然后再对43幅测试样本进行测试,所得到的检测结果如表1。

表1 不同状态数(N)时,本文算法的检测结果

状态数	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
检测到的人脸数	321	323	321	380	412	373	389	397	395	398	380	370	350
检测率(C_0)	66.3	66.7	66.3	78.5	85.1	77.1	80.4	82.0	81.6	82.2	78.5	75.4	72.3
检测到的假脸数	54	63	64	80	97	69	70	78	69	85	63	53	59
人脸可靠度(C_1)	85.6	83.7	83.4	82.8	80.9	84.4	84.7	83.6	85.1	82.4	84.6	83.5	85.6
真正人脸数	275	277	268	314	333	315	329	332	336	328	321	309	300
正确率(C_2)	56.8	55.8	55.4	64.9	68.8	65.1	68.0	68.6	69.4	67.6	66.3	63.8	62.0

从表1可以看出, N 在8~15之间的检测率较高,但如何评价一个人脸检测算法的性能,作者认为,单纯看检测率(或者识别率)是不妥的,因为它所检测到的既有真正的人脸,同时不可避免地还有假脸。为了定量地选择较优的参数,作如下定义:

$$\text{检测率: } C_0 = \frac{\text{检测到的真脸数}}{\text{图象中总的人脸数}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{人脸可靠度: } C_1 = \frac{\text{检测到的真脸}}{\text{检测到的真脸} + \text{检测到的假脸}} \times 100\% \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{正确率: } C_2 &= \frac{\text{检测到的绝对可靠的真脸}}{\text{图象中总的人脸数}} \times 100\% \\ &= C_0 \times C_1 \end{aligned} \quad (3)$$

本文以正确率为衡量算法性能的标准,可以看出, $N=13$ 时的正确率最高,因此选择 $N=13$ 为实验的参数。另外,通过实验还发现,子向量的维数 $k=2, 3, 4$ 时的检测率变化不是很大,所以本文实验中取 $k=2$ 。

确定参数($N=13, M=61$)后,对测试图象集的43幅图象进行了检测实验,共检测到395张人

脸,检测率达81.6%,同时还检测到假脸69个,正确率为69.4%。图6为一幅图象的检测结果,图中白线框表示检测到的人脸所在。

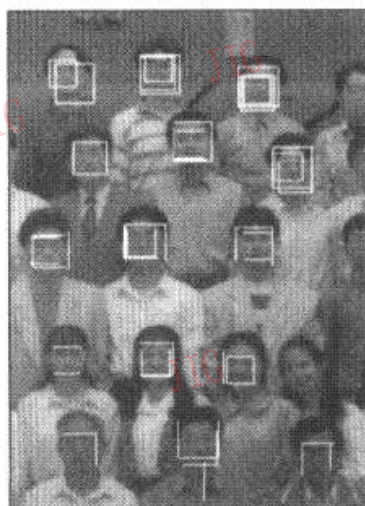


图6 正面端正人脸检测结果

本文的检测正确率最高为 69.4% ($N=13, M=61$), 虽然绝对值不是很大, 但是和其他人脸检测算法相比, 仍具有竞争力。文献[1]中对两个测试图象集进行实验, 得到的检测率分别为 96.3% 和 79.9%, 对应的检测正确率分别为 91.9% 和 76.8%。前者之所以这么高, 是因为检测的大部分图象都是 MUGSHOT 照片; 文献[2]中的检测率随着一个阈值而变化, 其最高正确率只有 6.7%, 此时的检测率为 85.8%; 文献[3]中的检测率为 83%, 正确率为 53.4%。文献[4]检测率最高 92.5%, 正确率为 32.6%。另外, 文献[1],[2],[4]均用了反例(Negative examples), 而本文系统只有人脸正例。总之, 虽然各个研究小组的测试样本集不同, 但本文算法性能和其他人脸检测算法相比, 具有一定的竞争力。

3.2 任意旋转角度人脸检测

为了测试基于多个 HMM 模型的任意旋转角度人脸检测算法, 从扫描的图象中任意选取了 8 个角度的 8 幅图象, 共有 173 个人脸进行了测试。测试时, 共训练了 $0^\circ \sim 50^\circ$ 范围的 6 个 HMM 模型, 分别代表 $0^\circ, 10^\circ, 20^\circ, 30^\circ, 40^\circ, 50^\circ$ 旋转的人脸模型(因为一般情况下, 图象中人脸的倾斜不会超过 45°), 每个模型的参数 N 均为 13, 而各模型的 $M_i, i=0, 1, 2, 3, 4, 5$ 则由动态聚类算法确定(本文中各模型的 M 分别为: 61, 60, 41, 27, 85, 83)。结果共检测到真人脸 125 个, 检测率 72.2%, 假脸 34 个。由于各个模型参数的非最优性, 所以本文的检测结果虽不是很理想, 但经过各个模型的相互验证, 假脸也相对减少了。图 7 为一幅旋转任意角度图象的检测结果。



图 7 任意旋转角度人脸检测结果

4 结束语

本文提出了一种基于奇异值特征和隐马尔可夫模型的人脸检测方法, 该算法包含两部分工作, 首先, 进行基于奇异值特征和隐马尔可夫模型的正面端正人脸检测; 然后, 再将这一方法扩展至任意旋转角度的人脸检测。大量的实验结果表明, 本文的方法是有效可行的, 和同类算法比较, 本文算法的性能也颇具竞争力; 在训练阶段, 本文算法不需要反例(即非人脸图象), 且训练速度也较快, 但仍有如下一些需要改进的地方, 即如何从理论上证明模型参数的选取是最优的, 以及如何实现多个模型的有效组合等。

参考文献

1. Kai-Kei Sung. Learning and example selection for object and pattern detection. Ph.D. thesis, MIT AI Lab, January 1996.
2. Antonio J. Colmenarez, Thomas S Huang. Face detection with information-based maximum discrimination. In: Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997: 782 ~ 787. Puerto Rico.
3. Guangzheng Yang, Thomas S Huang. Human face detection in complex background. Pattern Recognition, 1994, 27(1): 53 ~ 63.
4. Henry A Rowley, Shuneeet Baluja, Takeo Kanade. Neural network-based face detection. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(1): 23 ~ 38.
5. 洪子泉, 杨静宇. 用于图象识别的图象代数特征抽取. 自动化学报, 1985, 18(2): 232 ~ 238.
6. Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2): 257 ~ 286.
7. 蔡元龙. 模式识别. 西安: 西北电讯工程学院出版社, 1986.
8. 金忠. 人脸图象特征抽取与识别研究[博士论文]. 南京: 南京理工大学, 1999.



李士进 1973年生, 目前任教于河海大学计算机及信息工程学院, 主要研究方向为模式识别、计算机视觉。



杨静宇 1941年生,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、多传感器信息融合。



陆建峰 1969年生,讲师,主要研究方向为计算机视觉、生物医学工程。

“九五”科技攻关国产地理信息系统应用示范工程

2001年5月28日,科技部高技术发展及产业化司与国家遥感中心在北京召开了“九五”科技攻关国产地理信息系统应用示范工程总结研讨会。高新司、国家遥感中心和有关部门的领导以及应用示范工程承担单位、应用开发单位和国产地理信息系统软件供应单位的代表和专家参加了会议。

“九五”期间,国家第一次将发展具有我国自主知识产权的地理信息系统软件产品列入“重中之重”科技攻关计划,科技部以“引入竞争机制,坚持滚动发展,加强科技攻关,落实产业建设”为指导思想,围绕“抓应用,见效益、促发展”这条主线组织科技攻关工作,取得了明显的效果。

这次会议,正是为了总结“九五”后三年来在地理信息系统示范应用工作方面的经验,研究今后五年发展我国地理信息系统软件产业的方针和策略,探讨如何加快推广应用的途径。在国产地理信息系统软件产业快速发展的压力下,国外软件正改变策略,依仗其雄厚的资本实力,以低价促销、乃至倾销等各种手段来争夺市场,遏制国产软件的发展,我们必须面对新形势,采取新对策,在进一步发展、提高软件产品水平和质量,加强技术服务和技术支持的同时,加大应用推广的力度,并拿起法律武器,建立正常的市场秩序,保证公平竞争,捍卫民族软件产业。

“十五”期间,科技部将进一步加大支持国产地理信息系统软件技术研究和新一代产品开发的力度,继续开展示范应用,促进我国地理信息系统产业的发展。可以预见,在新的五年里,国产地理信息系统软件产品必将有一个质的飞跃,必将在国内市场取得全面的优势地位,必将走向国门、走向世界!

“九五”期间国产地理信息系统示范应用工程一览表:

天津市塘沽区综合管理信息系统

工程承担单位:天津市塘沽区城市建设委员会

天津市塘沽城市建设投资公司

使用国产软件:MapGIS

软件供应单位:武汉中地信息工程有限公司

应用开发单位:广州城市信息研究所有限公司

北京城区配电网地理信息管理系统

工程承担单位:北京市供电公司城区分公司

使用国产软件:GROW

软件供应单位:深圳市雅都图形软件有限公司

应用开发单位:深圳市雅都图形软件有限公司

海口市综合电信业务管理系统

工程承担单位:海南省海口市电信局

使用国产软件:MapGIS

软件供应单位:武汉中地信息工程有限公司

应用开发单位:武汉中地信息工程有限公司

山东省行政区划区域界线信息管理系统

工程承担单位:山东省行政区划区域界线工作领导小组

小组办公室

使用国产软件:MapGIS

软件供应单位:武汉中地信息工程有限公司

应用开发单位:北京长地计算机公司

首都DOM数据加工和空间信息管理系统

工程承担单位:北京市测绘设计研究院

北京市地理信息中心

使用国产软件:GeoStar、GeoWay数据加工套件

软件供应单位:武汉市吉奥信息技术有限公司

北京市吉威

数源软件开发有限公司

应用开发单位:北京市吉威数源软件开发有限公司

北京市顺义区智能化农业生产管理地理信息系统

工程承担单位:北京市农业信息技术研究中心

使用国产软件:MapEngine

软件供应单位:北京市图原空间数据技术有限责任公司

应用开发单位:北京市农业信息技术研究中心

北京市图原空间数据技术有限责任公司

江苏省环境保护信息查询与管理系統

工程承担单位:国家环境保护总局信息中心

使用国产软件:GeoBeans

软件供应单位:北京国迈万维信息技术有限公司

应用开发单位:南京师范大学地理信息科学江苏省重点实验室