基于遗传算法重采样的人脸样本扩张*

陈 杰[1+], 陈熙霖[1,2], 高 文[1,2]

[1](哈尔滨工业大学 计算机学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

[2](中国科学院 计算技术研究所 ICT-ISVISION 面像识别联合实验室,北京 100080)

Face Samples Expanding Based on the GA Re-Sampling

CHEN Jie[1+], CHEN Xi-Lin[1,2], GAO Wen[1,2]

[1](School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

[2](ICT-ISVISION Joint R&D Laboratory for Face Recognition, Institute of Computing Technology, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-58858300, Fax: +86-10-58858301, E-mail: chenjie@jdl.ac.cn, http://www.jdl.ac.cn

Received 2004-04-29; Accepted 2004-12-08

Chen J, Chen XL, Gao W. Face samples expanding based on the GA re-sampling. *Journal of Software*, 2005,16(11):1894−1901. DOI: 10.1360/jos161894

Abstract: Data collection for both training and testing a classifier is a tedious but essential step towards face detection and recognition. All of the statistical methods suffer from this problem. In this paper, a genetic algorithm (GA) based method to swell face database through re-sampling from existing faces is presented. The basic idea is that a face is composed of a limited components set, and the GA can simulate the procedure of heredity. This simulation can also cover the variations of faces in different lighting conditions, poses, accessories, and quality conditions. To verify the generalization capability of the proposed method, the expanded database is used to train an AdaBoost-based face detector and test it on the MIT+CMU frontal face test set. The experimental results show that the data collection can be speeded up efficiently by the proposed methods.

Key words: face detection; genetic algorithm; SnoW (sparse network of winnow); AdaBoost

摘 要: 无论是对人脸检测还是人脸识别来说,训练或测试一个分类器都要进行数据的收集,目前所有基于统计学习的方法都存在这个问题.提出了一种针对已有的人脸样本通过采用遗传算法进行重采样来扩张样本的算法.其基本思想是,基于人脸样本由有限的部件构成,而且遗传算法可以用于模拟自然界中的遗传过程.这种模拟可以涵盖人脸的一些变化,比如不同的光照、姿态、饰物、图片质量等.为了证明该算法所生成样本的推广能力,将这些生成的样本用于训练一个基于 AdaBoost 的人脸检测器,并且将它在 MIT+CMU 的正面人脸测试库上进行了测试.实验结

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60332010 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant Nos.2001AA114190, 2002AA118010, 2003AA142140 (国家高技术研究发展计划(863)); the "100 Talents Program" of the Chinese Academy of Sciences under Grant No.20056106 (中国科学院"百人计划"); the Stake of the ISVISION Technologies Co., Ltd. of China under Grant No.20009040 (银晨智能识别科技有限公司资助)

作者简介: **陈杰**,男,湖北潜江人,博士生,主要研究领域为人脸检测,数字水印,模式识别与图像理解,神经网络;**陈熙霖**,男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为多模式人机接口,图像处理,模式识别,计算机视觉,数字电视技术;**高文**,男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为人工智能,多媒体技术模式识别,计算机视觉,视音频编码.

果表明,通过这种方法来收集数据可以有效地提高数据收集的速度和效率.

关键词: 人脸检测;遗传算法;SnoW (sparse network of winnow);AdaBoost
中图法分类号: TP391 **文献标识码**: A

在过去的 10 多年中,由于人脸检测在机器视觉中的应用前景广阔,学者们已对其进行了广泛的研究.人脸检测是指给定一幅图像,判定其中是否存在人脸,如果有人脸,则返回其坐标和大小[1].基于启发式模型的方法,如 Miao 等人基于“重心”模板的人脸检测算法[2].在人脸检测研究领域,基于统计模型学习的方法比较受研究者们的重视[3].Sung 和 Poggio 等人提出了一种基于“高斯簇”对人脸和非人脸的分布进行建模的算法[4].Rowley 等人提出了一种基于神经元网络的人脸检测系统[5].Schneiderman 和 Kanade 提出了一种基于后验概率函数估计的人脸检测器[6].Yang 等人提出了一种基于稀疏神经元网络(sparse network of winnow,简称 SNoW)的学习体系结构[7].Liu 提出了一种基于 Bayes 判别特征的方法[8].Viola 提出了一个基于 Boosting 的快速人脸检测系统[9].此后,一些学者对基于 Boosting 的算法提出了改进[10,11].针对人脸检测受不同环境照明的影响,Chen 等人提出了一种在彩色空间进行辐射校正的方法[12].

对基于统计模型的人脸检测系统来说,训练或测试一个分类器都要进行数据的收集,目前所有基于统计学习的算法都存在这个问题.相关的文献可见 Lu 和 Jain 已发表的文章[13],但他们只是简单地对已有的样本进行重采样.关于如何进一步利用收集到的样本,相关的研究还很少.

基于上述考虑,Chen 等人在文献[14]中提出采用遗传算法来进行样本扩张的算法,取得了较好的效果.本文在此基础上作了进一步的讨论.本文第 1 节阐述如何用遗传算法来进行样本扩张.第 2 节描述该算法的实验结果.第 3 节给出结论.

1 采用遗传算法进行样本重采样

系统的流程图如图 1 所示,先将收集到的人脸样本大致对齐,经过预处理后划分为 3 个子集:训练集、校验集和测试集,其中训练集又作为遗传算法(genetic algorithm,简称 GA)的初始种群.所有的中间解都用初始种群和非人脸样本训练得到的分类器 SNoW 进行评价,适应度高的中间解将会保留下来,而适应度低的将会被抛弃.所有保留的解和初始种群构成了下一代的种群,得到的新种群用于重新训练分类器 SNoW,新训练得到的分类器将用于评价下一次的中间解.如果满足迭代的终止条件,遗传算法的迭代过程将被终止.最后得到的种群即为最终解.

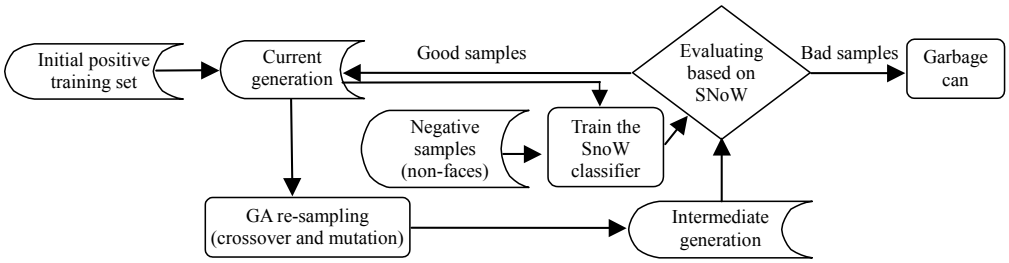


Fig.1 The flow chart of the proposed method

图 1 算法流程图

1.1 遗传算法

遗传算法首先由 Holland 于 20 世纪 70 年代提出来[15],是模拟生物的遗传和长期进化过程发展起来的一种搜索和优化算法.该算法先创建初始种群,并用一串二进制数对每个个体进行编码,然后开始进化.那些相对于目标来说更好的解会获得更多的机会进行繁殖.个体相互之间进行交叉,同时部分个体会进行变异.遗传操作如图 2 所示.该操作可以非常有效地在庞大的状态空间中随机采样.

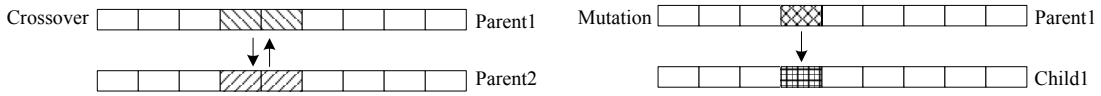


Fig.2 The schema of crossover and mutation

图 2 交叉与变异示意图

遗传算法的主要步骤有:

(1) 样本的编码.如文献[7]所述,将样本归一化到长(h)和宽(w)均为 20 大小的图像,并对它们进行直方图均衡化.若坐标为 (x,y) 的像素点的灰度值为 $I(x,y)$ $(0\le I(x,y)<256)$,它在编码中的值为 $l(i)=l(y\times w+x)=256(y\times w+x)+I(x,y)$.若某个个体的一个基因用 (l_i) $(0\le i<400)$ 表示,则该个体的编码字符串为 $(l_1)(l_2)(l_3)...(l_i)...(l_{400})(w_j)$,其中 w_j 为该个体的适应度.

(2) 初始种群和其他各代中父代个体的选择.可以将搜集到的人脸样本作为初始种群,其适应度值可以直接设为 w_j =1.对于其他各代,采用评价函数进行评价,求得它们的适应度.个体的选择采用“轮盘赌法”,即适应度大的样本具有更多被选中的机会,再对选中的样本进行交叉和变异[15].

(3) 交叉与变异.在本算法中,交叉算子采用的是“单点交叉”,即每两个父代个体只在一个点进行交叉,得到后代,如图 2 所示.在交叉前,先将样本划分为不相重叠的一些区域,这些区域包括:额头、眼睛、鼻子、嘴等,如图 3(a)所示,并找到这些区域在编码中对应的基因座.在交叉时,调换对应区域的基因编码,得到后代,如图 3(b)所示.对得到的样本进行直方图均衡化,以提高其适应能力.

(a) Each parent is converted into a sequence of observation vectors for crossover (b) Crossover (c) Mutation

(a) 每个父亲划分为一系列不重叠的子带 (b) 交叉 (c) 变异

Fig.3 The illustration of crossover and mutation

图 3 交叉与变异示意图

变异算子的操作是先随机地从样本中划分出一个连通的区域,其大小为样本的 1/4~1/2 不等,作为变异的子串.对该子串进行锐化、模糊或者施加光照变化等.合并变化后的区域和未进行变化的区域,同时对得到的子代进行平滑和直方图均衡化,如图 3(c)所示.对于如何进行加光处理,可参见文献[16].

(4) 评价函数.算法中采用的适应度函数是 SNoW 分类器[7].为了训练该分类器,采用的特征表述方式见文献[17],如图 4 所示.其中(x,y)是一个 2×2 大小的块的坐标,I_j (j=1,2,3,4)是该块中的 4 个像素的灰度值,$[x]_3$,$[y]_3$ 和 $[I_j]_3$ 中的下标“3”表示每个单元用 3 位二进制数来进行编码.它在空域内对每个归一化到 20×20 大小的样本进行编码,即对任意一个样本中每个 2×2 大小子块内的每个像素和该子块的坐标进行编码.每个像素和坐标都采用 3 位的二进制数来表示,这样可以得到一个 18 位的二进制串,即共有 2^{18}=262144 种编码方式.它对可能的特征空间进行了进一步的扩张,使得在这个空间内,人脸样本和非人脸样本的线性可分性更好(在文献[7]中,可能的编码方式总共有 102 400 种).每个样本可以得到一个维数为 19×19=361 维的特征,每一维对应于分类器中的一个权值,由它们所对应的权值之和计算出一个归一化的数.这个归一化之后的数即为该样本的适应度.该分类器共有 262 144 个权值,它采用 SNoW 的训练过程进行训练.关于 SNoW 分类器的具体描述参见文献[7].

在训练每代的评价函数 SNoW 时,正样本采用初始种群和最近一代得到的解作为训练集,如图 1 所示.对于负样本,每次训练都从 6 107 幅不含有人脸的图像中提取出 15 394 个子窗口.这些负样本包括各种风景、树木、建筑等.为了解决负样本的选择问题,算法中采用 Bootstrap 的思想[4],在训练的过程中不断引入新的样本.对每次训练得到的分类器,都在校验集上进行测试并用于评价下一代中产生的候选样本(中间解).每个候选样本经过新训练得到的分类器 SnoW 后,可以得到一个归一化的适应度.注意,对于第 2 代而言,采用的是用初始种群和相应的负样本作为训练集得到的分类器来对中间解进行评价.

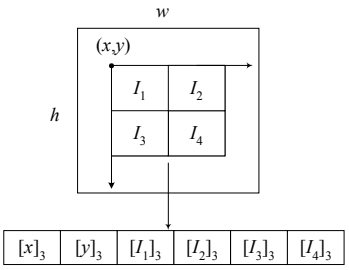


Fig.4 Quantization method of grey features

图 4 灰度特征的量化方法

1.2 样本的重采样过程

首先,大致对齐收集到的人脸样本;在进行遗传算子的操作之前,再进行随机的仿射变换:将样本在[−15°,+15°]之间随机旋转,平移半个像素和在[−10%,+10%]之间随机缩放;然后再对这些得到的样本进行直方图均衡化.对遗传算法中得到的解,也同样进行直方图均衡化.本实验从网络上共搜集到 6 000 个人脸样本,它们包括姿态、面部表情和光照的变化.经过预处理,可以得到 30 000 个样本,接着将这些样本划分为 3 个集合:训练集(包括 15 000 个样本)、校验集(5 000 个样本)和测试集(10 000 个样本).

根据初始种群在预处理时不同的旋转角度将其划分为一些更小的子集.这里,将所有的样本均匀地划分为 6 个子集:第 1 个子集是指所有旋转角度在[−15°,−10°]区间内的样本,用符号 ω_1 表示,如图 5 所示;第 2 个子集是指所有旋转角度在[−10°,−5°]区间内的样本,用符号 ω_2 表示;…;第 6 个子集是指所有旋转角度在[10°,15°]区间内的样本,用符号 ω_6 表示.然后,将这些子集当作初始种群用于遗传操作.每代用于交叉和变异的父代通过“轮盘赌法”进行选择.然后,将选择得到的样本放入相应的交配池,以一定的概率 P_c 进行交叉.例如,如图 5 所示,来自于 ω_6 的两个个体 x_i 和 x_j 放入 Pool6,它们以一定的概率 P_c 进行交叉后,得到的后代仍然放入 ω_6 集合内.同样,来自 ω_5 的样本在进行交叉后,得到的后代放入 ω_5 集合内.来自 ω_1 的样本 x_k 以一定的概率 P_m 在进行变异后,得到的后代放入 ω_1 集合内.

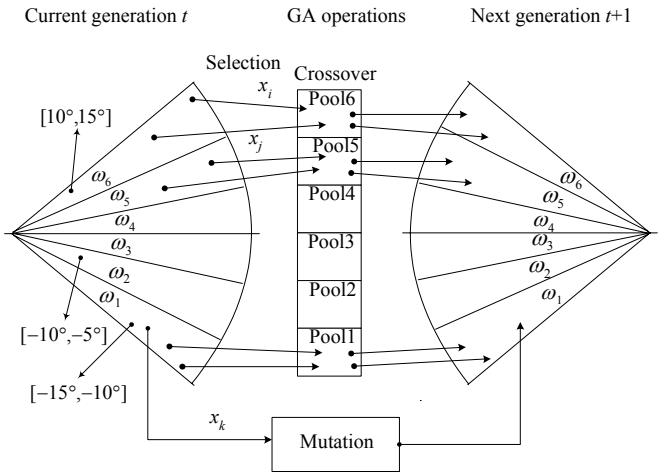


Fig.5 The process of GA operations

图 5 遗传算法的操作过程

经过每一代繁殖后,只保留适应度较高的后代中的 10%,抛弃其他后代.每经过 20 代的繁殖,总共可以得到 $15000\times(1+0.1)^{20}=100912$ 个后代.由于其规模已极大地超过了初始种群,为了防止其规模过度膨胀,还需要再对种群的数量进行修剪,只保留初始样本数量的 3 倍,即为 45 000 个样本,其中包括初始种群的 15 000 个样本和

30 000 个解.然后,对剩下的这些样本进行手工挑选,以防止分类器将那些看起来不太像人脸的样本赋予较高的权值.

经过每一代的繁殖,都用初始种群、相应各代的解和负样本来训练分类器.注意,新训练得到的分类器将用于评价其紧接着的下一代的中间解,同时还在校验集上进行测试.再将所有这些基于不同训练集的分类器在校验集上进行测试,并对结果进行比较,若相连几代结果的变化小于预先设定的某个阈值,遗传操作的迭代过程将终止.得到的一些新的样本如图 6 所示.

Fig.6 Some face samples generated by the GA re-sampling

图 6 通过遗传算法重采样产生的一些人脸样本

2 实验结果

2.1 不同代解的性能比较

不同代的样本训练分类器后在校验集上得到的测试结果如图 7 所示.其中 NoGA 表示只用初始种群进行训练得到的分类器,GA20 表示采用初始种群加上第 20 代的解集构成的样本对分类器进行训练.同样,GA40,GA60,GA80 分别表示采用初始种群加上相应代的解集构成的样本集来对分类器进行训练.也就是说,NoGA 的正样本集只有 15 000 个人脸样本,而 GA20,GA40,GA60 和 GA80 的正样本集有 45 000 个人脸样本.对于这 5 种情况,训练得到的分类器都在校验集上进行了测试.

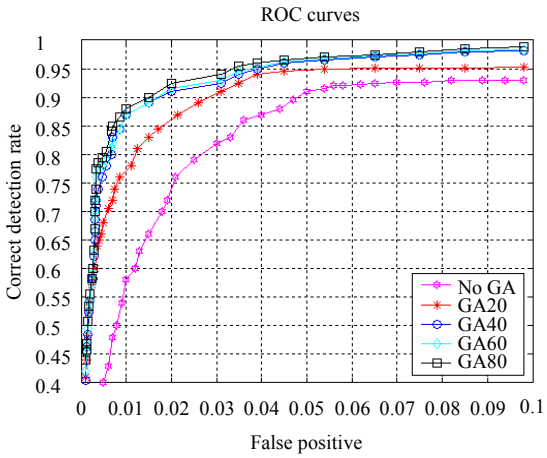


Fig.7 The ROC curves on the validation set using different generations of GA as training set for a fixed classifier

图 7 遗传操作后不同代的解训练一个固定的分类器,并将其在校验集上进行测试所得到的 ROC 曲线

从图 7 中的 ROC(receiver operating characteristic)曲线可以看出,当遗传操作进行到第 20 代时,样本的性能比初始种群有了明显的提高;当到达第 40 代时,样本的性能又有了进一步的提高;而在第 40 代以后,样本的整体性能变化不再明显.此外,这 5 个基于不同的训练集训练得到的分类器还在测试集上进行了测试,以验证这些分类器的推广性.实验表明,这 5 个分类器在测试集上得到的结果和在校验集上得到的结果极为相似.因此,在遗传操作迭代的过程中,可以将迭代的次数设置为一个比 40 略大的数.

遗传算法进行样本扩张取得成功的可能原因在于:(1) 样本选择方式保证了具有代表性的样本可以有更多的机会参与运算;(2) 通过交叉,可以获得关于一个样本的更多的变化.比如,可以通过交叉来使一个人戴上眼镜、长出胡子等,用于模拟日常生活中人脸常出现的一些变化;(3) 通过变异,可以用于模拟图像中光照、图像质

量的变化、人脸的老化、面部化妆所带来的变化等.因此可以获得更丰富的样本.

2.2 生成样本的评价

2.2.1 分类器的训练

考虑到在样本扩张的过程中采用的分类器是 SNoW,因此得到的样本可能会偏好于该分类器.为了证明这些得到的样本独立于任何特定的分类器,在此采用另一种分类器 AdaBoost 来进行测试.

为了比较不同训练集的性能,这里共用了 3 组数据,第 1 组是指初始种群(NoGA),共包括 15 000 个人脸样本;第 2 组采用自动的遗传操作方式(GA40 automatically)得到的第 40 代种群,它包括初始种群的 15 000 个人脸样本和该代得到的 30 000 个解;第 3 组采用手动的遗传操作方式(GA40 manually)得到的第 40 代种群,它包括初始种群的 15 000 个人脸样本和该代得到的 30 000 个解."自动的遗传操作方式"是指每一代的解都通过分类器 SNoW 来进行评价;而每隔 20 代得到的所有样本再用手工的方式剔除不好的样本."手动的遗传操作方式"是指每一代的解和每隔 20 代得到的所有解都用手工的方式剔除不满足要求的样本.

非人脸样本集最初包含 15 000 个样本,在每一级的训练过程中,采用 Bootstrap 方式来添加新的样本[4].这 15 000 非人脸样本的提取来自 12 736 幅不包含人脸的图像库.需要注意的是,在这里用于训练基于 AdaBoost 的分类器所使用的负样本和训练 SNoW 时的负样本图像是不同的.

2.2.2 测试结果

所得到的 3 个基于不同训练集的检测器在 MIT+CMU 的正面人脸库中进行检测,该图像库共包括 130 幅图像,507 张人脸[5].检测的结果如图 8 所示.从图中可以看到,采用"自动的遗传操作方式"得到的样本训练的检测器的检测结果为:正确率为 90.48%,错误检测到的非人脸个数为 12.

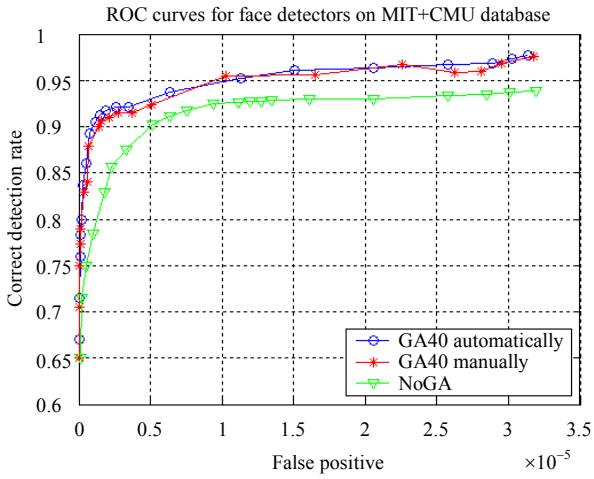


Fig.8 The ROC curves for our detectors on the MIT+CMU frontal face test set

图 8 人脸检测器在 MIT+CMU 的正面人脸检测库上测试所得到的 ROC 曲线

表 1 列出了基于本文提出的算法和其他已发表的一些算法在 MIT+CMU 的正面人脸库中进行检测的结果比较.其中,Xiao[10],Fröba[17]的结果均是从文章中的 ROC 曲线中读取,可能与实际的数据略有不同.在表 1 中,文献[9,10,11,17]均基于 Boosting 算法,文献[5]基于神经元网络,文献[6]基于 Bayes 统计.从表 1 中可见,本文提出的算法在检测率上有较大的改进,而且误检的个数也较少.

Table 1 The detection rates comparison of our system and others

表 1 我们的系统和其他算法的检测率比较

Methods	Detection rate (%)	False alarms
Rowley[5]	86.0	31
Schneiderman[6]	94.4	65
Viola[9]	89.7	31
Xiao[10]	88.2	26
Li[11]	90.2	31
Fröba[17]	89.7	22
Our method	90.48	12

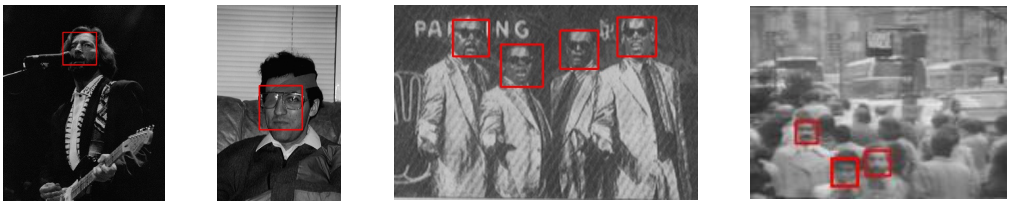
2.2.3 应用测试

对采用“自动的遗传操作方式”得到的样本训练出的检测器,还在一些其他的测试库上进行了测试:主要有 3 个,第 1 个(Set1)是在网页上随机收集的一些包含人脸的数据库;第 2 个(Set2)是从视频中采集得到的一些图片,有的可能含有人脸,有的没有人脸;第 3 个(Set3)是该系统在一些应用环境下使用后,反馈回来的一些图片.其中 Set1 图像库中光照、背景、遮挡等变化丰富,部分图像质量较差;Set2 图像库来自于中央电视台的体育视频,有些截取的图片可能不含人脸,由于视频拍摄的动感效应,图片质量普遍比较模糊;Set3 是在应用场合下反馈回来的图片,由于是在室外使用,因此光照变化非常丰富.该分类器在这些测试库中的实验结果见表 2.这里,正确检测出一个人脸的定义是指能够检测出的人脸矩形应该和手工事先标定好的人脸重合 80%以上.这些测试集中部分图像检测的结果如图 9、图 10 所示.

Table 2 Accuracy on the other three databases

表 2 在其他 3 个数据集上的检测精度

Data set	Images	Faces	False detections	Detection rates (%)
Set1	7 397	10 316	480	92.76
Set2	1 832	304	225	92.43
Set3	1 003	949	288	84.65



(a) (b) (c) (d)

Fig.9 Some detected results on the MIT+CMU frontal face test set

图 9 在 MIT+CMU 的正面人脸测试库上的部分检测结果

(a) (b) (c)

Fig.10 Some detected results on real-application images

图 10 一些实际应用图像的检测结果

3 结 论

本文主要提出了一种新的基于遗传算法扩张样本的算法.它通过交叉和变异来生成一些新的样本.这些新的样本可以涵盖样本的多种可能的变化:日常生活中人脸的变化、图像质量的变化、光照的变化等.通过比较“原始的样本”和“原始的样本加上生成的样本”训练得到的基于 AdaBoost 的分类器性能可以发现,后者训练出的分

类器性能有了较大的提高.

致谢 本文的研究工作得到了国家自然科学基金重点项目“基于生物特征的身份识别研究”(批准号:60332010)和国家 863 计划项目(资助合同号 2001AA114190,2002AA118010,2003AA142140)的资助,同时还得到了中国科学院“百人计划”的资助以及银晨智能识别科技有限公司的大力资助,对此我们表示感谢.此外,中国科学院计算技术研究所 ICT-ISVISION 面像识别联合实验室的山世光、苗军、张洪明、曾炜同志和本文的评审人都对本文提出了一些建设性的建议,我们在此一并表示感谢.

References:

[1] Yang MH, Kriegman D, Ahuja N. Detecting faces in images: A survey. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(1):34−58.

[2] Miao J, Yin BC, Chen XC. 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.

[3] Liang LH, AI HZ, Xu GY, Zhang B. A survey of human face detection. Chinese Journal of Computers, 2002,25(5):449−458 (in Chinese with English abstract).

[4] Sung KK, Poggio T. Example-Based learning for view-based human face detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998,20(1):39−51.

[5] Rowley HA, Baluja S, Kanade T. Neural network-based face detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998,20(1):23−38.

[6] Schneiderman H, Kanade T. A statistical method for 3D object detection applied to faces. In: Kimia B, Amini A, Metaxas D, eds. Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Cambridge: IEEE Computer Society, 2000. 746−751.

[7] Yang MH, Roth D, Ahuja N. A SNoW-based face detector. In: Solla SA, Leen TK, Müller KR, eds. Advances in Neural Information Processing Systems 12. Cambridge: MIT Press, 2000. 855−861.

[8] Liu CJ. A Bayesian discriminating features method for face detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003,25(6):725−740.

[9] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In: Kasturi R, Medioni G, eds. Proc. of the IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. Cambridge: IEEE Computer Society, 2001. 511−518.

[10] Xiao R, Li MJ, Zhang HJ. Robust multipose face detection in images. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2004,14(1):31−41.

[11] Li SZ, Zhu L, Zhang ZQ, Blake A, Zhang HJ, Shum H. Statistical learning of multi-view face detection. In: Heyden A, Sparr G, Nielsen M, Johansen P, eds. Proc. of the 7th European Conf. on Computer Vision. Cambridge: LNCS 2350, Heidelberg: Springer-Verlag, 2002. 67−81.

[12] Chen DS, Liu ZK. A method for automatic detection and correction of highlighted area in color face image. Journal of Software, 2003,14(11):1900−1906 (in Chinese with English abstract). http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1900.htm

[13] Lu X, Jain AK. Resampling for face recognition. In: Kittler J, Nixon MS, eds. Proc. of the 4th Int’l Conf. on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication. LNCS 2688, Heidelberg: Springer-Verlag, 2003. 869−877 (in Chinese).

[14] Chen J, Chen XL, Gao W. Expand training set for face detection by GA re-sampling. In: Williams MR, ed. Proc. of the 6th IEEE Int’l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition. Cambridge: IEEE Computer Society, 2004. 73−79.

[15] Holland JH. Adaptation in Natural and Artificial Systems. 2nd ed, Michigan: University of Michigan Press, 1992.

[16] Krueger V. Gabor wavelet networks for object representation [Ph.D. Thesis]. Kiel: Christian-Albrecht University, 2001.

[17] Fröba B, Ernst A. Fast frontal-view face detection using a multi-path decision tree. In: Kittler J, Nixon MS, eds. Proc. of the 4th Int’l Conf. on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication. LNCS 2688, Heidelberg: Springer-Verlag, 2003. 921−928.

附中文参考文献:

[3] 梁路宏,艾海舟,徐光祐,张钹.人脸检测研究综述.计算机学报,2002,25(5):449−458.

[12] 陈锻生,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. http://www.jos.org.cn/1000-9825/14/1900.htm