

基于 Adaboost 的开集人脸识别算法

刘丹, 戴景文

(上海交通大学自动化系 200240)

摘要: 本文提出了一种能够解决人脸识别开集问题的新方案, 在识别已知身份集内的正人脸样本的同时拒绝不在已知身份集内的负人脸样本, 满足开集识别的要求。通过对样本做几何变换, 可以显著减小正负样本相似度之间的重叠区域, 扩大正负样本集间距离。在此基础上, 改进一般基于 Adaboost 的闭集人脸识别方法。为了提高识别速度, 我们使用了两层识别结构和样本变换预处理策略。FERET 人脸库上的测试结果表明该方法在开集人脸识别中的有效性。

关键词: 人脸识别; 开集; Adaboost; 几何变换; 两层分类结构

中图分类号: TP 391 **文献标识码:** A **文章编号:** (待定)

Open Set Face Recognition Based on Adaboost

Liu Dan, Dai Jingwen

(Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, 200240)

Abstract: In this paper, a new method is proposed, which can address the problem of open-set face recognition. The new method can recognize positive face samples which are on the gallery list and reject negative face samples which are not on the gallery list. With geometric transform, the overlap between the similarity distribution of positive and negative samples is decreased obviously and the distance between sets of positive and negative samples is enlarged. By means of this method, the general close-set face recognition method based on Adaboost is improved. In order to speed up the recognition process, a two-stage recognition structure and samples pre-transformed strategy are used. Experimental results on FERET have impressively indicated the effectiveness of the proposed method to tackle the open-set face recognition problem.

Key words: face recognition; open set; adaboost; geometric transform; two-stage recognition structure

1 引言

人脸识别的开集问题, 文^[1]称之为 Watch List, 指待测人脸样本只有一部分在已知身份集内, 另一部分是已知身份集外的未知身份。此时人脸识别系统首先要判断待测样本是否是集内人; 如果是, 再判定是谁, 如图 1 所示。开集问题的研究对于人脸识别系统的广泛应用具有非常重要的意义, 因为开集下的人脸识别排除了闭集识别对“待测样本一定是已知身份”的假设, 能够有效区分未知和已知身份, 因而更加符合识别系统在实际应用时的真实情况。

开集识别比闭集识别有着更为严格的性能评价指标。对于闭集识别, 文^[1]给出的性能评价办法是比较 rank-n 正确识别率 (即识别出的前 n 个最可能身份中包含正确身份的概率, Rank-n Correct Recognition Rate, CRR)。而开集识别的评测指标前后有两种。文^[1]在错误接受率(False Accept Rate, FAR)相等的情况下, 比较 rank-n 正确识别率; 文^[2]用 ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲线图给出了在不同阈值下 rank-n 正确识别率和错误接受率的值, 以表示开集下的识别性能。一般来说, 后一种评测方法更为合理, 因为显示了阈值选取对于

正确识别和错误接受的影响。通过比较评价指标可发现，闭集人脸识别只要求正确识别率这一项指标；而开集识别在高正确识别率的基础上，还要求低错误接受率。

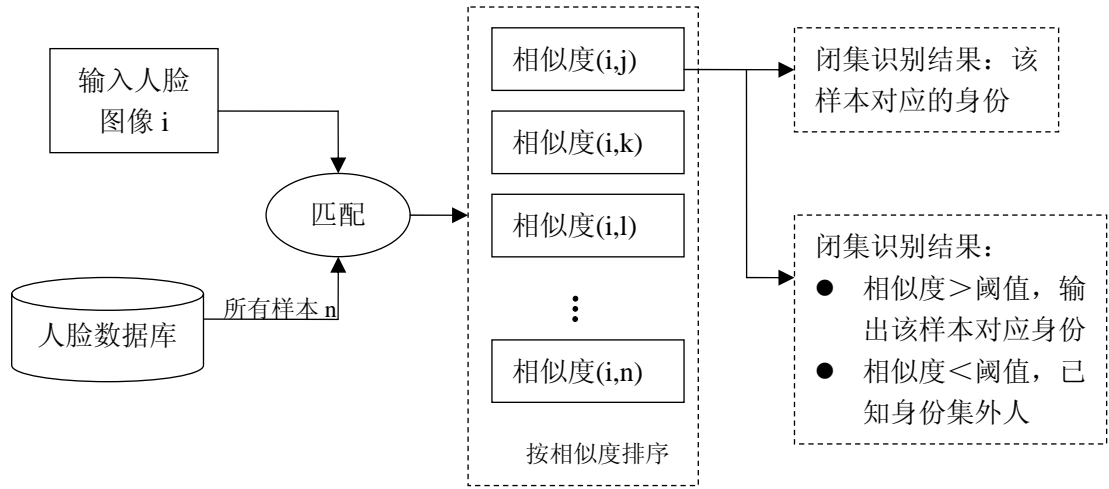


图1 人脸识别问题的一般解决方法

但是目前的研究多集中在闭集识别问题上，开集识别问题关注较少。虽然开集识别比闭集识别在识别过程只多了阈值比较这一步，但问题的难度增加很多。当正负样本最高相似度之间的重叠区域很大时，无论怎样取阈值，正确识别率和错误接受率都不可能同时达到很高。正确识别率和错误接受率是一对矛盾，解决这对矛盾最本质的做法是尽量分开正负样本最高相似度的分布，减小两集合的重叠区域，以便在提高正确识别率的同时，也降低错误接受率。见图6（a）（b）。

目前在人脸识别领域表现很好的算法，如 FLD(Fisher 线性判决)，GFC 等，能达到的最高正确识别率大于 95%^[3]，但都是在闭集上测试的结果，只能说明这些算法单考虑正确识别率时的性能。事实上，它们在开集上的表现却不尽如人意。文^[4]对 Fisherface+Cosine 距离的识别方法在开集下做了测试：正确识别率只有 79.3%，正确拒绝率为 92.66%。可见，如果不能对样本最高相似度分布做出改进，而把闭集下的识别方法加上阈值比较直接应用在开集识别问题上，是不能得到满意的开集识别性能。同样，基于 Gabor 特征的 Adaboost 识别算法在闭集人脸识别问题上也取得很好的效果，rank-1 正确识别率达到 94%以上^[5]。但是对于开集问题，该方法同样不能只加上阈值比较就可以胜任。

基于 Adaboost 的人脸识别方法在闭集识别中得到广泛应用^[5~7]。Gabor 特征^[8]是使用较多的一种特征表示,相比于原灰度人脸图像，经 Gabor 变换输出的幅值对表情、光照等干扰更不敏感。文^[3]给出了一般的基于 Gabor 特征的 Adaboost 人脸识别方法。

但是 Adaboost 分类器在快速而高效地分类的同时，会产生较多误识。实际使用中表现为：大量的正样本连同少量的负样本都可以通过分类器。针对这一问题，文献中一般再使用某种分类策略对通过分类器的结果进行筛选，如 OpneCV^[9]的人脸检测中使用的近邻分类，人脸识别中使用的相似度排序^[10]。

观察通过分类器的正负样本，发现虽然同属可通过的样本，但分类器对正样本更具倾向性。通过分类器的正样本，即人脸位置，其周围区域会被密集地检测到，例如，样本周围平移几个像素的区域、有小角度旋转的人脸区域或者人脸周围一定比例缩放的区域。我们称之为近似人脸区域。而同样通过分类器的负样本，即一些不含人脸的位置，他们周围的区域却不会出现样本密集通过的情况。

本文提出了一种结合几何变换的 Adaboost 人脸识别方法。利用分类器对正样本的倾向性，对人脸识别中的样本做几何变换。加入几何变换的新样本作为原样本的近似样本，检验近似样本能否密集通过分类器，从而进一步区分原样本中的正负样本。该方法将原来局限于闭集识别的方法，推广到能够解决开集识别问题，同时满足高正确识别率和低错误接受率的要求。为减少识别时间上的开销，本文还讨论了两种加速策略。

2 结合几何变换的 Adaboost 人脸识别方法

定义待测样本集的总样本数为 N ，其中正样本数（在已知身份集内的样本数）为 N_p ，负样本数（不在已知身份集内的样本数）为 N_n ，则有 $N = N_n + N_p$ 。识别后， N_p 中被正确识别的样本数为 N_{pt} ，错误识别（包括识别错身份和当成集外人拒绝）的样本数为 N_{pf} ； N_n 中被正确拒绝的样本数为 N_{nt} ，被当成已知身份集内人没有被拒绝的样本数为 N_{nf} 。则对于闭集人脸识别，

$$N_n = N_{nt} = N_{nf} = 0, \quad CRR = \frac{N_{pt}}{N_p} \quad (1)$$

对于开集人脸识别，正确识别率、错误接受率和等错误率（Equal Error Rate, EER）等于

$$CRR = \frac{N_{pt}}{N_p} \quad (2)$$

$$FAR = \frac{N_{nf}}{N_n} \quad (3)$$

$$EER = (1 - \frac{N_{pt}}{N_p}) = \frac{N_{nf}}{N_n} \quad (4)$$

本文提到 CRR 都指 rank-n 的 n 等于 1 时的正确识别率，即每次识别只给出 1 个最可能的结果，并与真实身份比较后得到的正确率。这更符合识别系统在实际应用中的情况。

2.1 几何变换

仿照人脸检测中人脸位置与其周围密集通过分类器的图像区域的关系,如图2,本文定义的几何变换为如下几种形式:

- 1) 垂直和水平方向的平移;
- 2) 平面内旋转;
- 3) 比例缩放。

设原样本为 s , 经过参数为 k 的几何变换产生 8 个新样本: $s_j, j=1, \dots, 8$:

$$T(s, k) = \{s_j \mid j=1, \dots, 8\} \quad (5)$$

其中 s_1 — s_4 :垂直和水平方向各平移 k 个像素; s_5 — s_6 :平面内顺时针和逆时针各旋转 k 度; s_7 — s_8 :按 $(1 \pm k/10)$ 比例缩放原图。

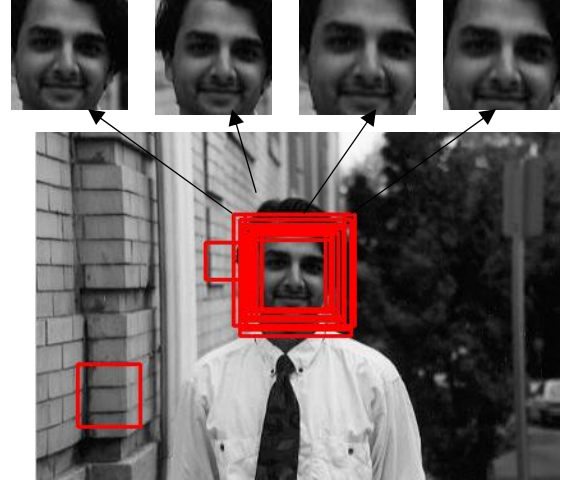


图2 人脸检测中密集通过的正样本和零散通过的负样本

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T h_t(x) > b \\ 0 & \sum_{t=1}^T h_t(x) \leq b \end{cases} \quad (6)$$

$$H_Conf(x) = \sum_{t=1}^T h_t(x) \quad (7)$$

式(6)为 Adaboost 强分类器, 式(7)为强分类器输出的致信度。结合原样本及其变换样本通过分类器时的表现, 定义新方法下的样本致信度为:

$$F_Conf(|s - g_i|) = H(|s - g_i|) \times \frac{\sum_{j=1}^8 H_Conf(|s_j - g_i|)}{8} \quad (8)$$

其中 g_i 是已知身份集内的参考样本。

$$F(|s - g_i|) = \begin{cases} 1 & F_Conf(|s - g_i|) > \varepsilon \\ 0 & F_Conf(|s - g_i|) \leq \varepsilon \end{cases} \quad (9)$$

式(9)给出正负样本的判定条件, 其中 ε 为手动设定的阈值。只有当 $F=1$ 时, s 是身份为 g_i 的正样本。

2.2 算法流程

结合了几何变换的 Adaboost 识别方法, 因为利用了分类器对正样本的倾向性, 使得原正样本变换产生的新样本仍可以通过分类器, 这将对系统的正确识别率产生大影响。而

比较各原样本的 8 个新样本能否密集通过分类器，可以进一步区分通过分类器的正负样本。这使得在不用重新训练新分类器的情况下，可以极大减少 N_{nf} ，降低错误接受率。事实上，几何变换是一种能有效区分重叠区域的正负样本的办法，加入几何变换的新算法拉开了正负样本的相似度分布的间距，使得正确识别率不变的情况下，错误接受率可以大幅降低。算法的具体步骤如下：

结合几何变换的 Adaboost 开集人脸识别算法：

设待测样本为 s ，已知身份集 $G=\{g_i\}$ ， $i=1,\dots,n$ ， n 为已知身份集内样本数。几何变换参数 k 和阈值 ε 根据实际系统手工设定。

1. 对 s 和 g_i 几何变换，得到 s_j 、 g_{ij} ， $j=1, \dots, 8$ 。组成原样本对 $\{(s, g_i), \dots, (s, g_8)\}$ ，新样本对 $\{(s_1, g_{11}), \dots, (s_8, g_{18}), (s_1, g_{21}), \dots, (s_8, g_{28}), \dots\}$ ，总共 $9*n$ 对。
2. 对样本做 Gabor 变换，并依次通过分类器。计算公式 (8)，得到 (s, g_i) 样本对的相似度， $i=1, \dots, n$ 。
3. 对 n 个 (s, g_i) 样本对的相似度排序，若最高相似度 $F(s, g_x) > \varepsilon$ ， s 的身份是 g_i ；反之 s 是已知身份集外人。

需要指出，本文使用几何变换的出发点和使用方式与其它文献中提到的很不相同。本文首次引入 Adaboost 分类器对正样本的倾向性，由此发现同样可以通过分类器的正负样本，做几何变换后却具有不同的特性，并将该变换用于解决开集识别问题。文^[11,12]也用到几何变换，但这些工作都是引入几何变换作为扰动，以增加训练出来的分类器的鲁棒性，与本文提出的方法很不相同。

3 在线识别的加速策略

在理想情况下，在线识别过程需要训练好的人脸识别分类器来检测所有的 $9*n$ 个样本对。但是，这样做在识别时间上的开销成 8 倍增加。为此，我们采用了两种加速策略：两层识别结构和样本变换预处理。

3.1 两层识别结构

类似于在图像处理中常运用的多分辨率搜索^[13,14]，两层识别结构也是通过分层识别来加快速度。第一层初步识别，直接使用原样本，大量排除不可能的身份 g_x^- ，留下可能身份 g_x 做为初步识别的结果。第二层精细识别，对上层留下的样本做几何变换，进一步确认正负样本，最终给出识别结果。第二层的分类器仍是第一层中使用的分类器，不必重新训练。

这样做的好处是，那些很容易就被分类器拒绝的负样本就不需要再做几何变换进一步确认，极大减少了样本对数，节省了很多识别时间。如图 3 所示，最后经过分类器检验的样本对数为 $(n+8*m)$ ，且一般情况下 m 远小于 n 。

3.2 样本变换预处理

在需要变换的样本中，除了待测样本 s 是不可预知的，其余已知身份集 $\{g_i\}$ 中的样本都是已知的。因此可以将时间开销比较大的样本变换部分预先处理，采用空间换时间的办法，把 g_i 的几何变换及其对应的 Gabor 变换先做好放在存储空间内，使用时直接调用即可。

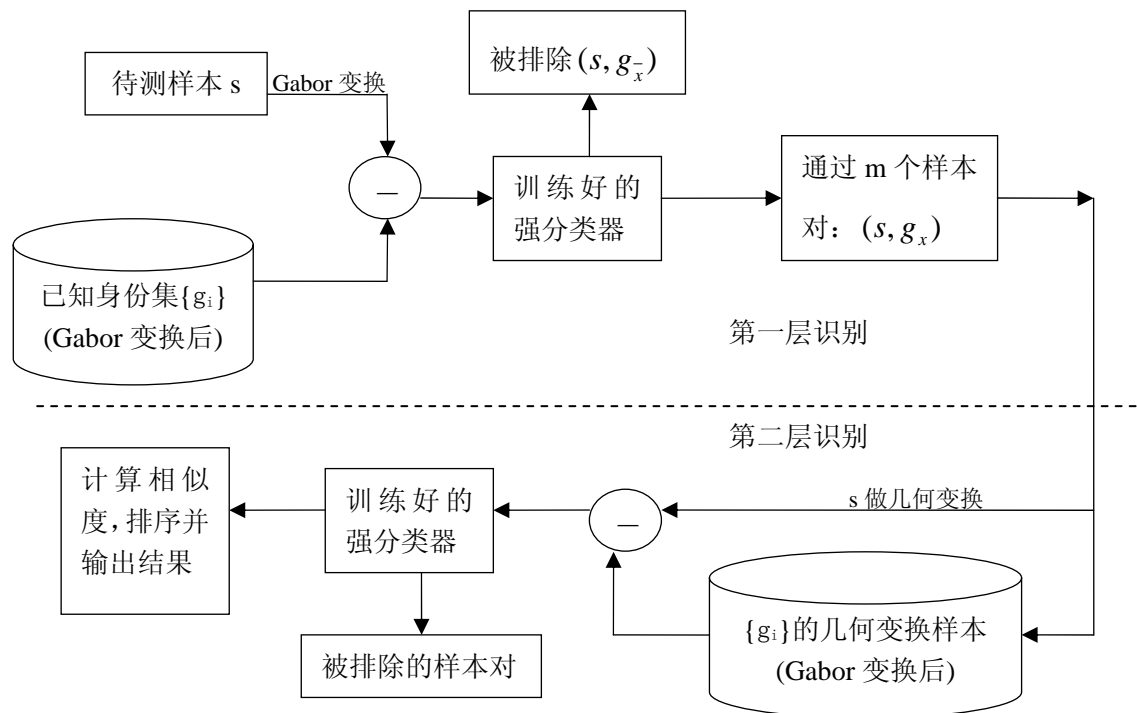


图3 改进的 Adaboost 人脸识别方案

4 实验与分析

我们首先通过实验证明加入几何变换后的正负样本在经过分类器检验时的表现是不同的；其次，在通用人脸库 FERET^[15]上评测新算法的有效性。

4.1 几何变换特性的实验证明

样本使用 FERET 库中提供的 gallery/probe 集合，gallery 集作为已知身份集，probe 集作为待测身份集。probe 集中的 1195 张不同身份的样本与 gallery 集中的 1195 张不同身份样本一一对应（gallery 集共有 1196 张样本，故有一个样本除外）。虽然 gallery/probe 集合是闭集识别常用的一组实验集合，但是仍可以证明几何变换的特性。因为每个待测样本 s 只和 gallery 集中 1 个相同身份组成正样本对，而相对于 gallery 集剩下的 1195 个样本来说， s 和他们组成的是负样本。所以总共可组成的正样本对个数为 1195，负样本对个数为 1195x1195。

使用前，需要对样本进行标准化处理。本文首先对样本图像大小归一化，如图 4 所示，所有处理后的样本大小为 20x20。其次为了在一定程度上消除不同的光照条件的影响，所有图像均进行直方图均衡化。最后，为进一步消除背景、头发等非人脸本质因素对识别性能的影响，对裁减后的样本叠加掩模（Mask）。

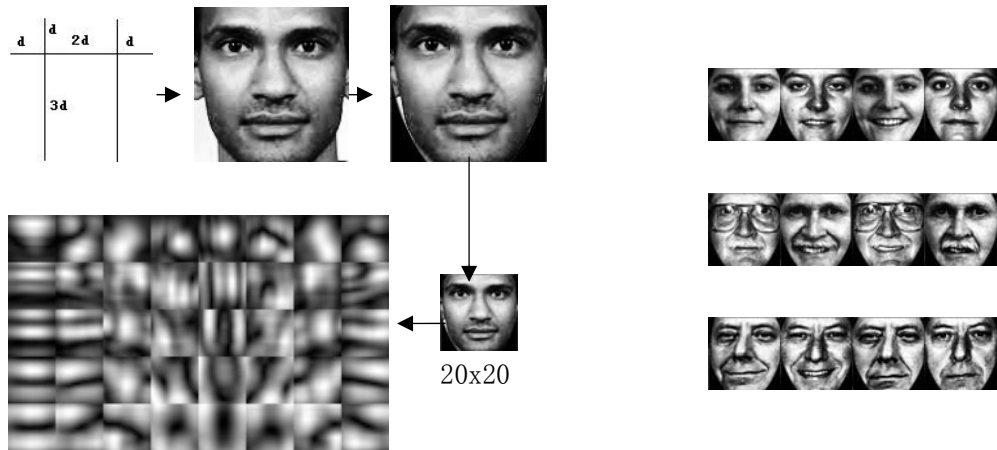


图 4 样本的标准化处理及部分处理后的样本

表 1 几何变换前后样本的对比结果

(a) 变换前所有正负样本对的识别情况

N	N_p		N_n		CRR
	N_{pt}	N_{pf}	N_{nt}	N_{nf}	
1195	1121 (=467+654)	74	1195*1195-1026	1026	93.81%

(b) 变换后新样本的识别情况 (k=2)

	原样本数	新样本数	通过新样本数	通过原样本数	新样本通过率	原样本通过率
	N_s	N_{sj}	N_{sj}'	N_s'	(N_{sj}' / N_{sj})	(N_s' / N_s)
正样本	467	3736	2389	446	64.95%	95.5%
负样本	1026	8208	437	87	5.32%	8.48%

- 对于原样本 s ，只要对应的 s_j 中有一个通过，就认为 s 通过。

(c) 正负样本在不同几何变换下的通过情况 (k=2)

	向上 平移	向下 平移	向左 平移	向右 平移	顺时针 旋转	逆时针 旋转	比例 放大	比例 缩小	总数
负样本 个数	44	60	81	72	80	67	12	21	437
负样本 通过率	4.29%	5.85%	7.89%	7.02%	7.79%	6.53%	1.17%	2.05%	
正样本 个数	281	318	335	310	343	351	225	226	2389
正样本 通过率	60.17%	68.09%	71.73%	66.38%	73.45%	75.16%	48.18%	48.39%	

强分类器在识别过程之前预先训练好，方法同文^[3,5]。表 1 给出变换前后样本的对比结果。在变换前的所有通过分类器的样本中，相似度重叠区域的正样本有 467 个（非重叠区域

的正样本有 654 个), 负样本有 1026 个。对这些重叠区域的正负样本进行 $k=2$ 的几何变换。虽然每种几何变换后新正样本的通过率只有约 60%, 但对应到原正样本上, 通过率为 95.5%, 因而绝大多数仍能保留下来。相反地, 原负样本只有 8.48% 能通过。可见几何变换像一个滤波器, 能够有效地阻止负样本, 又不影响正样本的通过。

4.2 开集下的算法测试

我们在 FERET 人脸库^[15]上验证该算法在开集识别问题上的表现。样本由两部分组成: 已知身份集和未知身份集。已知身份集由 243 人, 每人 4 张图片组成。未知身份由 209 人, 417 张, 每人 2 张 (只有 1 人除外) 组成。图片来源见表 2。已知身份集被分成 4 部分使用: 随即抽取每人 2 张样本共 486 张, 用作训练分类器的样本。在剩下的样本里每人随即抽取 1 张作为测试时的已知身份样本, 剩余每人 1 张共 243 张作待测样本中的集内身份的样本, 和未知身份样本共同组成待测样本集。

表 2 已知身份集的组成

	DupI/张	Gallery (fa) /张	Probe (fb) /张	身份编号
已知身份集	486	243	243	00002-00907 部分
未知身份集	0	209	208	01001-01209

486 张样本组成的训练集提供了 486 对正样本和 236196 ($=486 \times 486$) 对负样本用于学习。在每层分类器的训练中, 正样本对个数为 486, 负样本对个数为 3000, 每层误警率设 0.5。这样训练了 22 层之后, 所有的正负样本被正确分类, 共训练出 1143 个弱分类器。当可供比对的已知身份样本为 243 张时, 新方法下识别一张 20×20 待测样本的平均时间为 200ms。

表 3 是一般的 Adaboost 人脸识别方法 (Gentle Adaboost Face Recognition, GAFR) 和结合几何变换的 Adaboost 人脸识别方法 (Geometric Transform Adaboost Face Recognition, GTAFR) 在测试集上的识别结果。取 $k=2$, 相似度阈值 $\varepsilon=0$, 所以, 此时得到的错误接受率是最高错误接受率 (Max False Accept Rate, MFAR), 正确识别率是最高正确识别率 (Max Correct Recognition Rate, MCRR)。

表 3 改进前后的 Adaboost 识别方法在识别结果上的对比

	N	N_p	N_n	N_{pt}	N_{pf}	N_{nt}	N_{nf}	MCRR	MFAR
GAFR	660	243	417	229	14	50	367	94.24%	88%
GTAFR	660	243	417	225	18	206	211	92.59%	49.4%

对于 GAFR, 在 $\varepsilon=0$ 时, 测试集中 88% 的负样本可以轻易通过人脸识别分类器造成误识。同样情况下, GTAFR 只有 49.4% 的负样本能通过分类器, 一半以上的负样本被正确拒绝。同时 GTAFR 的 MCRR 为 92.6%, 与 GAFR 的相比降低很少。

上面分析的是 $\varepsilon=0$ 时正确识别率和错误接受率最极端的情况。为了更直观地反映不同

ε 取值下 CRR 与 FAR 的值，并评价本文提出方法的性能，图 5 给出 ROC 曲线图，在相同阈值下，GTAFR 的性能要优于 GAFR。由 ROC 图可计算出 GAFR 的等错误率为 11.50%，GTAFR 的等错误率为 10.07%。性能的提高是因为正负样本相似度分布被更大地区分开来。图 6 (a) 是 GAFR 对正负样本识别后的相似度分布图。正负样本相似度在 30% 附近位置重叠较多，负样本有一部分密集分布在 20%-30% 区域，这些都造成正负样本区分困难。即使在重叠区域选定一个阈值，因为正负样本密集分布在阈值两边，也会带来稳定性问题；图 6 (b) 显示，在 GTAFR 方法下，负样本相似度大幅降低，正负样本相似度的距离被有效地拉开，重叠区域为样本分布较稀疏的区域。这给阈值的选取带来方便，也使得阈值上下的正负样本的区分更稳定。图 6 (c) 更直观地显示了重叠区域的正负样本个数明显减少。

5 结论

本文研究加入几何变换的 Adaboost 人脸识别算法，用于解决开集识别问题，弥补了一般的 Adaboost 人脸识别算法的不足，在保证高正确识别率的同时，减少正负样本相似度的重叠区域，有效降低了错误接受率。为减少算法的时间开销，本文使用了两种加速策略：两层识别结构和样本变换预处理。在开集样本测试下，新方法的识别性能明显优于改进前。在由 243 人，每人 1 张图片组成的已知身份库中，识别一幅 20x20 样本的平均速度为 200ms。

本文的研究表明，几何变换是一种简单而有效的样本处理方法。后续的研究将考虑把样本的几何变换与其他识别分类方法相结合。

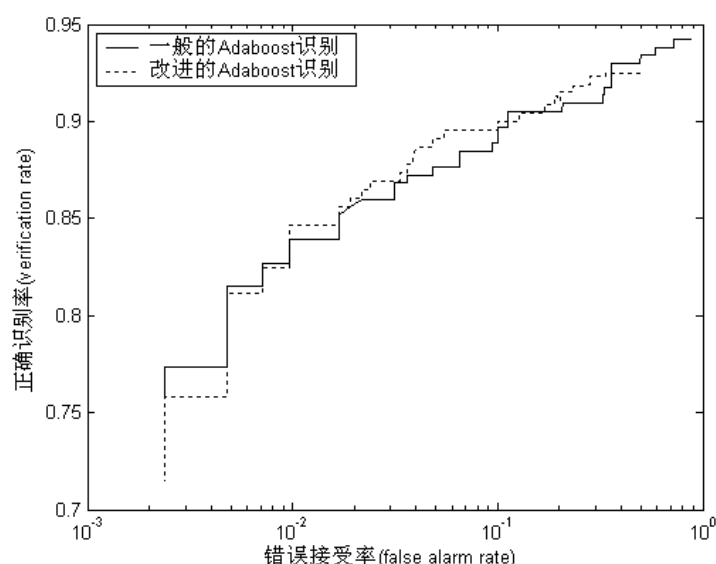
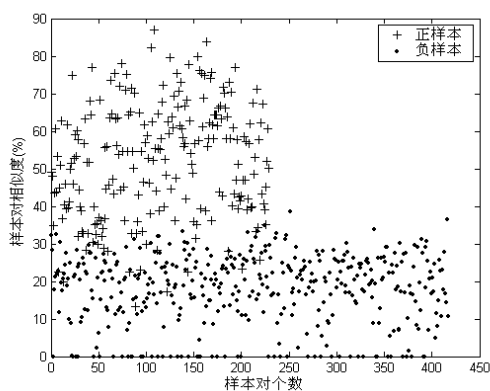
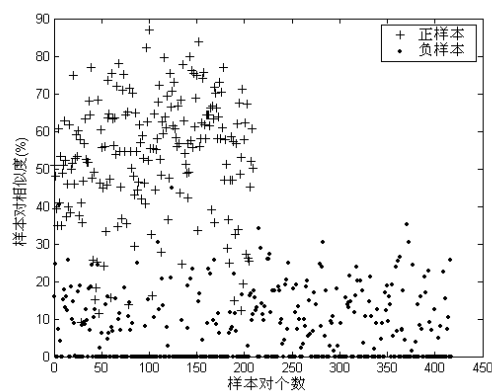


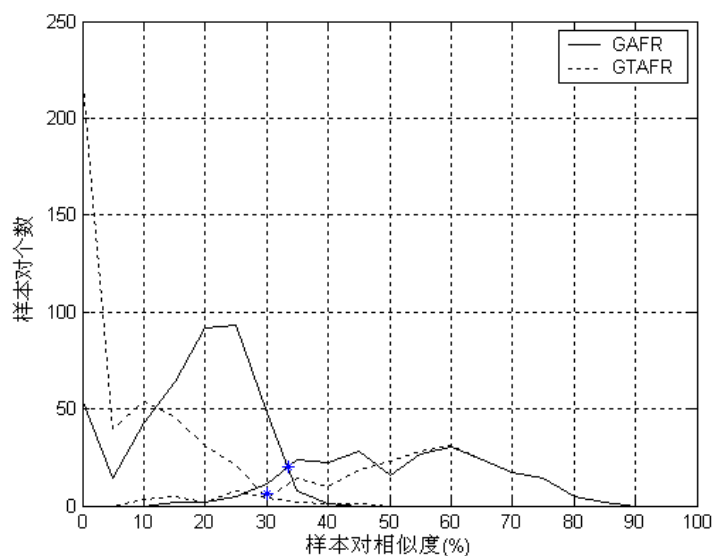
图 5 改进前后识别效果的 ROC 曲线图



(a) GAFR 识别出的正负样本相似度分布



(b) GTAFR 识别出的正负样本相似度分布



(c) 识别结果中相似度重叠区域的对比图

图 6 识别结果中正负样本相似度分布图

参考文献:

- [1] Phillips P J , et al . Face recognition vendor test 2002: evaluation report, technical Report[R] . NISTIR6965, National Institute of Standards and Technology , 2003. <http://www.frvt.org>.
- [2] Stan Z Li ,Rufeng Chu , et al . Illumination invariant face recognition using near-infrared images[J] . IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence (Special issue on Biometrics: Progress and Directions) , 2007 , 29(4): 627-639.
- [3] Shiguang Shan ,Peng Yang , et al . AdaBoost gabor fisher classifier for face recognition[A] . Proc of the IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures[C] . China (Beijing): IEEE , 2005, 278-291.
- [4] Fayin Li ,Harry Wechsler. Open set face recognition using transduction[J] . IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 2005 , 27(11): 1686-1697.
- [5] Peng Yang ,Shiguang Shan , et al . Face recognition using Ada-Boosted gabor features[A]. Proc of the 16th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition[C]. Korea(Seoul) : IEEE , 2004, 356-361.
- [6] Jones M J ,Viola P . Face recognition using boosted local features[A]. Proc of the IEEE International

- Conference on Computer Vision[C]. France : IEEE , 2003.
- [7] Shengcai Liao ,Zhen Lei , et al . Face recognition using ordinal features[A] . Proc of International Conference on Biometric[C] . China (Hong Kong) : 2006, 40-46.
- [8] Lee T S . Image representation using 2D gabor wavelets[J] . IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1996 , 18 (10): 959 – 971.
- [9] Intel Research . Open Source Computer Vision Library[OL]. Intel, 2007.
<http://www.intel.com/research/mrl/research/opencv>
- [10] 山世光. 人脸识别中若干关键问题的研究 [D]. 北京: 中科院计算所, 2004.
Shiguang Shan. Study on some key issues in face recognition[D]. Beijing : Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, 2004.(in Chinese)
- [11] 山世光, 高文, 等. 人脸识别中的“误配准灾难”问题研究[J]. 计算机学报, 2005, 28(5): 782 – 791.
Shiguang Shan, Wen Gao, et al. “Curse of mis-alignment ” problem in face recognition[J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(5): 782 – 791.(in Chinese)
- [12] Martinez A M . Recognizing imprecisely localized, partially occluded and expression variant faces from a single sample per class[J] . IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(6): 748-763.
- [13] Feraud R, Bernier O J, et al . A fast and accurate face detector based on neural networks[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(1): 42-53
- [14] Cootes T F, Taylor C J, Lanitis A. Multi-resolution search with active shape models[A]. Proc of the 12th IEEE International Conference on Pattern Recognition[C]. Israel (Jerusalem): IEEE, 1994, 1, 610 – 612.
- [15] Phillips P J, Moon H, et al. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(10): 1090 – 1104.

附录 1:

本文主要创新点说明:

本文分析并比较了人脸识别开集和闭集问题的评价指标和研究现状,指出了开集问题不同于闭集问题的难点所在。本文发现并通过实验证明,对样本做几何变换可以扩大正负样本集间距离。结合该发现,改进一般的 Adaboost 闭集人脸识别算法,在无需重新训练分类器的情况下,使之适用于开集识别问题。在 FERET 库上验证,等错误率减少 1.5 个百分点。为提高识别速度,还采用了两层识别结构和样本变换预处理的加速策略。在由 243 人,每人 1 张图片组成的已知身份库中,识别一幅 20x20 样本的平均速度为 200ms。

附录 2:

一、本文工作受到教育部新世纪优秀人才支持计划（NCET-06-0398）和国家自然科学基金(No. 60675041)资助。

二、作者简介:

刘 丹 女，1984 年 1 月生于江苏扬州，上海交通大学自动化系硕士研究生，主要研究方向为人脸识别与人机交互。 E-mail: ldan@sjtu.edu.cn

戴景文 男，1983 年 9 月生于江苏徐州，上海交通大学自动化系硕士研究生，主要研究方向为人脸识别与人机交互。 E-mail: daijingwen@sjtu.edu.cn