

文章编号: 1001-9081(2009)10-2710-03

基于主动形状模型的人脸脸型自动分类算法

杜立强, 贾 鹏, 周宗潭, 胡德文

(国防科学技术大学 机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

(duliqiang983@gmail.com)

摘 要: 研究表明人脸脸型可以分为圆脸、椭圆脸、方脸、三角脸等。基于主动形状模型(ASM)提出了一种自动人脸脸型分类方法。首先利用各种脸形的样本进行训练以建立脸型形状模型库, 然后运用 ASM 算法对测试样本自动定位正面人脸形状, 比较其与各个脸型形状模型的距离, 最后应用最近邻方法实现脸型的自动分类。仿真实验表明, 该方法优于利用人脸轮廓曲率或下颌曲率的方法, 能够充分挖掘人脸形状信息, 分类结果稳定准确, 可以有效提高大库人脸识别的速度和准确率。

关键词: 主动形状模型; 人脸识别; 脸型分类; 脸型模型; 最近邻方法

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Human face shape classification method based on active shape model

DU Li-qiang JIA Peng ZHOU Zong-tan HU De-wen

(College of Mechanic Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha Hunan 410073, China)

Abstract To improve the recognition rate and speed on huge face database, automatic face shape classification has attracted more and more attention. Human face shape can be classified into several categories: round face, elliptic face, square face, triangle face, etc. This paper proposed a novel method to classify human face shape automatically based on Active Shape Model (ASM). First, face images of different shapes were trained by ASM to generate different shape models. Then ASM was used to detect the face shape of the test sample, and compared the distance with each face shape model. Finally, nearest neighbor algorithm was employed to accomplish classification. Experimental results show that the proposed method outperforms the methods based on curvature feature of face contour or feature of chin contour. The method can detect full face shape information, and improve the recognition rate and speed on huge face database.

Key words: Active Shape Model (ASM); face recognition; face shape classification; face shape model; nearest neighbor algorithm

0 引言

自动人脸识别是生物特征识别最活跃的研究方向之一。近年来, 自动人脸识别技术发展迅速, 逐渐成熟, 取得了广泛的运用。目前人脸库较小的识别系统, 识别率和识别速度都有较大的提高, 但是海量人脸数据库上的识别率和识别速度的矛盾逐渐引起关注。对海量数据设计分层结构, 有利于折中识别率和识别速度两个指标, 获得更好的效果。主要的分层方法有两种: 一种是在大库中进行快速的粗匹配, 找到匹配度较高的相似库; 然后在相对较小的相似库中用精细匹配的方法进行识别。第二种方法是对人脸进行分类, 将大型人脸库划分为若干小库, 然后在小库中进行人脸的匹配与识别。

现有关于人脸分类的研究有利用人脸轮廓线的曲率特征。例如, 文献[1]作者提出根据人脸轮廓线曲率特征进行分类及识别, 根据轮廓线曲率之间的互相关函数定义相似性, 将人脸分为圆脸、椭圆脸、方脸、三角形及其他脸型五类。由于曲率几何特征明显, 具有位移和旋转不变性, 可以获得良好的分类效果。但是由于只用了轮廓的曲率特征, 丢失了很多的有用信息, 分类效果不够可靠。

另外, 也有利用五官的特征进行人脸分类。例如, 利用下颌的形状对人脸进行分类^[2]。根据先验知识将人脸分为圆

脸、尖脸和方脸, 建立下颌形状模板: 尖下巴、圆下巴和平下巴。对事先得到的下颌轮廓上的点进行模板匹配, 根据匹配的结果进行轮廓线分类。这种方法基于先验分布和局部判别, 对得到的可能的轮廓点, 先滤波去除伪下颌点, 再进行模板匹配, 分类效果良好, 而且比较可靠。这种方法也是用二次曲线对下颌轮廓线进行拟合, 利用了下颌轮廓线的曲率信息, 因此也存在丢失很多有用信息的问题, 而且所分类别较少, 不利于对大型人脸库分类。圆脸实际上也可以拥有较尖的下巴, 因此分类的效果常常不符合人的直观理解。

主动形状模型(Active Shape Model, ASM)^[3]是目前较为主流的人脸特征点定位算法, 对于正面人脸的定位速度快, 精度高。同时, 大量涌现了一些改进算法, 逐步克服了光线、表情等对定位的影响, 算法的鲁棒性、精确性都有所提高。正面人脸的精确定位为脸型分类提供了基础。本文提出的方法完全基于 ASM 的框架。由先验知识, 将作为训练样本的人脸分为椭圆脸、圆脸、方脸、三角形脸, 根据各个不同脸型人脸的训练样本, 获得各个脸型的形状模型。算法可以分为两个阶段: 一是定位阶段, 利用经典的 ASM 定位算法对人脸进行精确的定位; 二是分类阶段, 比较定位的人脸形状和各个脸型形状模型, 确定该脸型形状。

与基于人脸轮廓曲率的方法比较, 该算法充分利用了人

收稿日期: 2009-04-28 修回日期: 2009-06-16 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60675005, 60736018)

作者简介: 杜立强(1983-), 男, 湖北宜城人, 硕士研究生, 主要研究方向: 生物特征识别; 贾鹏(1981-), 女, 河北石家庄人, 博士研究生, 主要研究方向: 模式识别、图像处理; 周宗潭(1969-), 男, 河南洛阳人, 教授, 博士, 主要研究方向: 模式识别、自动控制、脑机接口; 胡德文(1963-), 男, 湖南岳阳人, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向: 图像处理、模式识别、自动控制、认知科学。

脸的形状信息, 减少了有用信息的丢失, 可以得到更好的脸型分类效果, 提高可靠性和稳定性, 脸型分类的结果和人的直观判断比较接近。同时人脸特征点的精确定位, 也为人脸识别提供了基础, 有利于提高人脸识别率。

1 ASM模型

ASM方法最早由 T F Cootes等人在 1994年提出, 到目前为止已有很多改进或者扩展的 ASM算法, 如 ELBP-ASM^[4]、G-ASM^[5]等。ASM及其改进算法, 在定位的速度、准确度、可靠性方面都取得了进步, 尤其对于正面、无遮挡、表情温和、光线较为均匀的人脸图像, 定位的效果很好。经典的ASM算法的核心主要包括三个部分: 全局形状模型、局部纹理模型和搜索算法。

1.1 全局形状模型

全局形状模型, 也称为分布模型 (Point Distribution Model PDM)^[3], 是基于训练样本统计特性的形状模型。将人脸面部特征点的坐标串联起来, 构成形状向量。对于一定数量的人脸图像, 事先手工标定人脸特征点位置, 得到一组形状向量集。形状向量集中各向量通过仿射变换, 广义对齐到同一坐标轴后, 得到训练样本:

$$L = \{ s_i | i = 1 \dots, n; s = (x_1 \dots, x_k \ y_1 \dots, y_k)^T \}$$
 (1)

对训练样本做主成分分析, 得到统计形状模型:

$$s \approx \bar{s} + \Phi b$$
 (2)

其中: \bar{s} 是平均形状, $b = [b_1 \dots, b_L]$ 是形状参数, $\Phi = [\varphi_1 \dots, \varphi_L]$ 是主成分特征向量 $\{\varphi_i, i = 1 \dots, L\}$ 构成的变换矩阵, 特征向量的排列顺序按照其对应特征值 $\{\lambda_i, i = 1 \dots, L\}$ 的大小顺序排列。L的取值由主成分的截断系数决定。

主成分特征向量反映了训练样本中形状变化的主要模式。统计形状模型的含义是, 通过控制相对低维的形状参数, 可以在平均形状的基础上叠加主成分特征向量方向上的形变, 获得新的形状向量。控制形状参数的范围, 可以保证新形状向量描述的形状与训练样本形状相类似。

全局形状模型的作用, 主要是在搜索更新的过程中将形状的变化约束在模型的允许范围内。

1.2 局部纹理模型

每一个面部特征点都建立相应的局部纹理模型。这里的局部纹理定义在形状轮廓特征点处法线方向上一定长度范围 (也称 Profile邻域) 内取得像素亮度, 对这些像素亮度的一阶导数进行采样并归一化后得到的向量 g 。假设局部纹理分布符合高斯分布, 从训练样本中统计出各个面部特征点的局部纹理均值 \bar{g} 和协方差矩阵 C_g , 得到局部纹理模型。

局部纹理模型的主要作用, 是在搜索更新的过程中, 确定各个特征点的最佳候选定位点。对特征点的 Profile邻域内每一个候选点, 都计算其局部纹理与训练样本局部纹理之间的马氏距离。马氏距离最小的候选点, 就是该特征点的最佳候选点。马氏距离定义为:

$$f_{\text{Match}}(g) = (g - \bar{g})^T C_g^{-1} (g - \bar{g})$$
 (3)

1.3 搜索算法

搜索算法, 是利用全局形状模型和局部纹理模型, 在一张新的人脸图像中定位预定义的特征点算法。搜索算法的一般描述为。

- 1)取平均形状为初始化形状。
- 2)对每一个特征点, 在其当前位置的 Profile邻域内, 计算候选点马氏距离, 选择最小距离作为特征点新位置, 从而得

- 到新形状 s' 。
- 3)通过放射变换, 调整参数, 使新形状 s' 与全局形状模型最佳匹配。实际含义是用全局形状模型约束新形状形变, 使得形变控制在形状模型允许的范围内, 得到约束后的新形状。
- 4)如果约束后的新形状与原形状变化足够小, 则宣布收敛, 否则转 2)。

ASM算法能够比较精确地定位人脸的关键特征点, 从而方便地提取人脸的形状信息, 为正面人脸地自动分类提供了基础。

2 脸型形状模型

人脸脸型的分类主要基于观察法, 一般将正面人脸的外轮廓作为分类的依据。如古代画论中的“相之大概, 不外八格”, 其中的“八格”为“甲、由、申、田、目、国、用、风”。根据目前公安部试行标准, 将人脸正面观人脸分为椭圆脸、圆脸、长方脸、方脸、倒大脸、狭长脸、菱形脸和畸形脸, 共九种。上面的分类方法, 按照几何形状对我国现代人面部外形提出分类标准。这种观察分类的方法给出这样的事实: 不同人脸的形状不相同, 同一个人脸的形状在一定时期内保持稳定, 同一类脸型的人脸其形状具有一定的相似性。抽取同一类人脸形状的相似特征, 比较一个新的人脸形状与这种相似特征的相似程度, 就可以确定该人脸是否具有这一脸型。

ASM算法中的全局形状模型, 在平均形状的基础上叠加主成分特征向量方向上的形变, 获得新的形状向量。文献 [3] 作者认为, 在主成分特征向量方向上的形变在这个方向上符合高斯分布。如果满足式 (4) 要求:

$$\{b_i | b_i \in (-3 \sqrt{\lambda_i}, 3 \sqrt{\lambda_i})\}$$
 (4)

那么, 任意由 $s = \bar{s} + \Phi b$ 得到的形状向量都是具有与训练样本一样特征的模式。这样如果训练样本足够多, 样本覆盖了大部分模式, 由训练样本统计出的形状模型, 就可以代表一种模式。因此, 可以认为将特定脸型的人脸形状作为训练样本得到的形状模型, 可以代表这一类脸型的所有脸, 换言之, 一类脸型的形状模型可以代表这一类脸型的相似特征, 不仅如此, 这种相似特征也是该类脸型人脸的独有特征。

将式 (2) 的不等号换为等号, 需要在等式右边增加余量, 表示主成分截断后, 次要成分对形状向量的贡献。

$$s_0 = \bar{s}_{\text{type}} + \Phi_{\text{type}} b + \Delta$$
 (5)

由于一类脸型的形状模型 $\{\bar{s}_{\text{type}}, \Phi_{\text{type}}\}$ 是从该类样本统计出来的, 因此不能很好地描述其他类型的人脸形状。具体说来, 当 s_0 具有 $\{\bar{s}_{\text{type}}, \Phi_{\text{type}}\}$ 代表的脸型时, s_0 和 $\{\bar{s}_{\text{type}}, \Phi_{\text{type}}\}$ 最佳匹配时, 式 (4) 中的 Δ 非常小, 趋近于零向量; 否则 Δ 很大, 远离零向量。

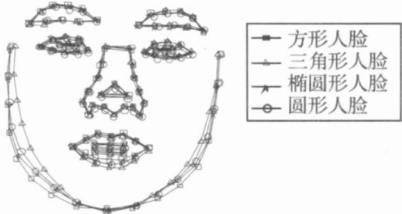


图 1 平均脸型形状模型

将由具有同一脸型的人脸样本抽取的形状模型, 称之为该类脸型的脸型形状模型。建立了四种脸型形状模型, 分别为方形脸形状模型、三角脸形状模型、椭圆脸形状模型和圆脸

形状模型。图 2 中, 同一形状向量向不同脸型模型最佳匹配, 显然与三角形人脸模型匹配最好, 因此具有三角形脸型, 也与实际相符。

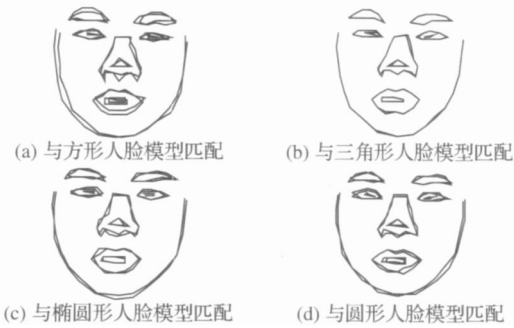


图 2 同一形状向量与不同脸型模型匹配

表 1 形状向量和脸型模型匹配余量 $\|\Delta\|$

形状模型	s_1	s_2	s_3	s_4
方形	102 9364	417 5551	378 1953	362 5846
三角形	471 3963	153 4875	320 8019	309 2869
椭圆形	299 6072	362 8414	148 6867	260 9142
圆形	357 6136	422 7478	295 5415	144 4070

为使各脸型形状模型具有可比性, 在建立脸型模型时, 各个脸型训练样本同时向一个标准脸型广义对齐, 对齐之后再分别建立各自的脸型模型。将未知的四个人脸形状向量分别和四个脸型形状模型最佳匹配, 得到 $\|\Delta\|$ (注意表 1 中的值为各分量绝对值的累加和)。

因此, 脸型的形状模型可以用作分类特征, 判别人脸是否具有该脸型。

3 脸型分类

分类方法是: 1)从训练样本中, 建立每一类人脸的形状模型, 即脸型形状模型; 2)根据 ASM 算法或者各种改进的版本, 确定正面人脸的形状, 图 3 是部分定位效果图, 人脸库来源见文献[6]; 3)将 2)得到的正面人脸形状与每一类脸型的形状模型比较, 判定该人脸是哪一类人脸。如果需要可以增加一个在线更新的操作: 将刚分类的人脸形状, 增加到该类人脸训练样本中, 重建该类的形状模型。



图 3 部分分类结果

最佳匹配人脸形状向量和脸型形状模型, 是寻找最佳 b 值和仿射变换, 最小化两者的距离。

$$\text{distance}(s_0 = (s_0 - s_{\text{type}} + \Phi_{\text{type}} b)) \quad (6)$$

通过简单的迭代算法, 可以快速地找到仿射变换和相应的 b 值, 这样可以用式 (4)描述人脸形状向量和脸型模型的关系。

$$\|\Delta'\| = \|(s_0 - (s_{\text{type}} + \Phi_{\text{type}} b)) \cdot W\| \quad (7)$$

$$\delta = \|\Phi_{\text{type}} b \cdot W\| \cdot \|\Delta'\| \quad (8)$$

$\|\Delta\|$ 和 δ 都可以作为分类人脸形状向量与脸型形状模型标准, 式中 W 是系数向量, 主要调整各个特征点对人脸脸型分类的贡献, 典型的值是使人脸轮廓线上的点的系数为 1 其余为 0.01。人脸形状向量具有使 $\|\Delta\|$ 和 δ 值最小的脸型形状模型代表的脸型。

作为判别的标准式 (8)更为优秀, $\|\Phi_{\text{type}} b\|$ 表示人脸形状向量和一类脸的平均形状的距离, $\|\Delta'\|$ 表示人脸形状向量与该类脸的形状模型的距离。表 2 和 3 分别是 $\|\Delta'\|$ 和 δ 作为分类标准的部分实验结果 (其中的 a, b, c, d 分别表示从图 3 中四个人脸提取的人脸形状向量)。直观的理解和实验数据都表明, 与脸型形状模型越匹配, 与该脸型的平均形状越接近的脸, 更可能具有脸型形状模型代表的脸型。

表 2 $\|\Delta'\|$ 的值与分类结果

形状模型	a	b	c	d
方形	14 6695	20 9998	17 0518	12 2960
三角形	29 1048	13 7627	17 354	19 1219
椭圆	16 3100	19 0100	12 2949	12 9898
圆形	19 8295	16 6418	13 7235	10 5986
分类	方形	三角形	椭圆形	圆形

与基于轮廓线曲率的方法^[1]和基于下颌轮廓线曲率的方法^[2]比较, 该方法具有以下明显优势。

1)分类特征的提取方法先进。采用 ASM 算法, 能够较好地定位正面人脸的关键特征点, 很好地获得人脸的形状信息。文献[1—2] 采用先提取轮廓边缘, 再二次曲线拟合, 提取轮廓线曲率或者下颌轮廓曲率的方法, 对于图像质量要求高, 而且难以克服光照的影响, ASM 算法各种改进版本的出现势必会提高人脸定位的效果。

2)分类方法较为先进合理。该方法充分利用了正面人脸形状信息, 比只利用人脸一般部分形状的曲率信息的方法更全面。直观上理解脸型不仅与脸的轮廓有关, 与五官的相对位置也有一定的联系。

3)分类的结果合乎人的直观理解。虽然实验中只有四个分类, 实际上可以有更多的分类或者相近脸型的亚类, 为大型人脸库分类提供更多选择。

表 3 δ 的值与分类结果

形状模型	a	b	c	d
方形	200 8234	635 0013	234 2741	205 4555
三角形	779 4764	213 9226	267 6715	604 0821
椭圆形	342 0958	428 0555	166 5713	220 4134
圆形	335 0949	436 7805	172 5101	182 9248
分类	方形	三角形	椭圆形	圆形

4 实验结果

用于实验的人脸数据库包含不同个体、温和光照条件下 1200 幅正面人脸, 选取其中具有明显四种脸型的人脸各 200 个用于验证分类算法。实验结果表明该方法能有效地进行人脸特征点定位和脸型分类。

表 4 人脸定位和分类的正确率

操作	实验样本数	正确样本数	正确率/%
定位	1 200	1065	88.75
分类	800	790	98.75

从表 4 可以看出, 总的正确率为 $88.75\% \times 98.75\% = 87.64\%$, 脸型的识别与分类效果比基于下颌轮廓线曲率的方法^[2]略好一点。主要是由于 ASM 定位的定位效果不太满意, 但是随着改进方法的不断出现, 定位效果可以提高; 脸型分类的正确率比基于下颌轮廓线曲率的方法高, 而且分类较多, 显然更有利于大库的分类。

(下转第 2715 页)

JPEG 压缩的品质因子为 60 椒盐噪声强度为 0.05

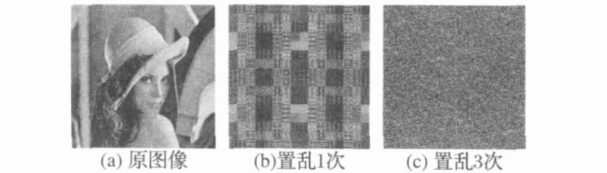


图 2 256 × 256 Lena 图在 T2 变换下的置乱效果



图 3 剪切、JPEG 压缩和添加噪声攻击测试

256 × 256 Lena 置乱图像在受到剪切、JPEG 压缩和添加噪声后恢复的图像仍然可以较清晰地辨认, 这说明该置乱方法具有较强的鲁棒性。关于这两种置乱方法的效果, 我们与 Amold 变换作了比较, 这里仍采用 256 × 256 Lena 图作为实验对象, 采用文献[8] 中介绍的方法计算置乱度, 表 1 列举了前 16 次置乱的置乱度。

表 1 置乱度比较

变换次数	Amold变换	T1	T2
1	0.379 8	0.637 0	0.722 4
2	0.609 4	0.703 1	0.722 1
3	0.719 7	0.728 3	0.767 9
4	0.760 5	0.748 0	0.744 4
5	0.770 0	0.749 2	0.770 7
6	0.774 7	0.754 4	0.763 1
7	0.770 6	0.754 9	0.768 0
8	0.766 0	0.757 4	0.769 3
9	0.771 0	0.753 3	0.769 4
10	0.770 3	0.750 5	0.764 8
11	0.762 5	0.748 3	0.770 3
12	0.761 6	0.722 1	0.765 4
13	0.770 8	0.701 5	0.759 8
14	0.770 5	0.673 4	0.747 9
15	0.755 1	0.488 9	0.769 9
16	0.755 8	0.630 3	0.758 8

方法 T1 和 T2 的前 3 次置乱的置乱度都明显优于 Amold 变换的置乱度; 随着置乱次数的增加, T1 的置乱度逊于 Amold 变换, 而 T2 的置乱度则与 Amold 变换相接近。通过计算发现, 方法 T2 对 256 × 256 Lena 灰度图前 100 次置乱的置乱度变化情况比较稳定, 不会发生像 T1 在置乱 15 次的时候置乱度骤跌至 0.4889 的情形。

最后我们来比较一下 Amold 变换和方法 T1、T2 对于不同大小图像的置乱周期, 通过计算得到表 2 的结果。经过不同大小图像的置乱比较, 总体来说, Amold 变换比 T1 和 T2 的置乱周期小。

表 2 置乱周期比较

图像大小	编码长度	置乱周期		
		Amold变换	T1	T2
4 × 4	2	3	2	2
8 × 8	3	6	10	8
16 × 16	4	12	14	42
32 × 32	5	24	84	28
64 × 64	6	48	146	126
128 × 128	7	96	680	60
256 × 256	8	192	30	2 190
512 × 512	9	384	9 362	7 620

3 结语

本文以帐篷映射和帐篷乘积映射为例子, 介绍了一种利用动力系统迭路构造编码的方法, 达到对音频、数字图像置乱的目的。该置乱方法的迭代周期大, 编码方式也具有一定的规律性, 便于计算机编程实现, 而且具有编码选择性强 的优点。可通过对加密信号分段、分块选取各长度的编码, 还可通过构造其他满足分段连续的扩张映射来实现, 这就使得编码的选择有更广阔的余地。采用本文的方法编码, 为了保证编码与十进制自然数之间构成一一映射, 所构造的映射还必须满足由迭路形成的任一有限符号串是容许的, 如可以采用双倍映射、齿状映射等得到不同的迭路进行编码。

参考文献:

[1] 赵红, 温文雅. 数字图像置乱技术综述[J]. 福建电脑, 2007 (12): 10—12.

[2] 胡薇薇, 张元标, 阳汶言. 基于迭代函数系统和编码空间的数字图像置乱方法研究[J]. 数学的实践与认识, 2004 34(3): 91—97.

[3] 丁玮, 闫伟齐, 齐东旭. 基于 Amold 变换的数字图像置乱技术[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2001 13(4): 338—341.

[4] 朱桂斌, 曹长修, 胡中豫, 等. 基于仿射变换的数字图像置乱加密算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003 15(6): 711—715.

[5] 叶瑞松, 廖海泳. 分形码空间在音频置乱中的应用[J]. 汕头大学学报: 自然科学版, 2006 21(1): 39—43.

[6] 赵学峰. 一种新的数字图像置乱方案[J]. 计算机应用研究, 2004 21(6): 112—113.

[7] ROBINSON R C. 动力系统导论[M]. 韩茂安, 邢业朋, 毕平, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2007.

[8] 卢振泰, 黎罗罗. 一种新的衡量图像置乱程度的方法[J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2005 44(6): 126—129.

(上接第 2712 页)

参考文献:

[1] 凌旭峰, 杨杰, 杨勇. 基于轮廓线曲率特征的人脸分类及识别[J]. 红外与激光工程, 1999 28(1): 37—39.

[2] 王俊艳, 苏光大. 基于下颌轮廓线的人脸分类方法[J]. 红外与激光工程, 2004 33(2): 160—163.

[3] COOLES T F, TAYLOR C J, COOPER D H, et al. Active shape models—their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995 61(1): 38—59.

[4] HUANG X, LISZ, WANG Y. Shape localization based on statistical method using extend local binary pattern[C] // International

Conference on Image and Graphics, Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004: 184—187.

[5] JIAO FENG, LI S, SHUM H-Y, et al. Face alignment using statistical models and wavelet feature[C] // Proceedings of IEEE Conference on CVPR, [S. l.]: IEEE, 2003 1: 321—327.

[6] GAO WEN, CAO BQ, SHAN SHIGUANG, et al. The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and baseline evaluation[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics (Part A), 2008 38(1): 149—161.