

# 主方向旋转 LBP 特征的平面旋转人脸检测

李 根, 李文辉

(吉林大学计算机科学与技术学院, 吉林长春 130022)

**摘 要:** 提出了主方向旋转 LBP 特征, 对图像中的平面旋转人脸特征进行描述. 以任意邻域 LBP 特征为基础, 加入旋转角度偏移值构成旋转 LBP 特征, 通过 Adaboost 算法训练出旋转人脸分类器, 应用旋转人脸分类器检测图像中可能包含旋转人脸的区域, 并对结果进行验证. 为了提高扶正精度, 在旋转 LBP 特征的基础上加入主方向值, 并提出旋转 LBP 特征的主方向计算方法, 有效的提高了扶正精度. 经实验证明, 新方法能够以较快速度检测所有角度的平面旋转人脸, 正确检测率为 94%, 角度误差在 6 度以下. 满足平面旋转人脸检测系统对全部角度检测、高检测率、低扶正误差的要求.

**关键词:** 计算机应用; LBP; Adaboost; 人脸检测; 人脸扶正

**中图分类号:** TP391.41      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2015)01-0198-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.01.031

## Face Detection Under Rotation in Image Plane Using Principal Direction Rotation LBP

LI Gen, LI Wen-hui

(Department of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun, Jilin 130022, China)

**Abstract:** The FDR-LBP (Principal Direction Rotation Local Binary Pattern) features are presented to describe rotation face in image plane. We add rotation offset value for forming rotation LBP features based on arbitrary neighborhood LBP feature and then train a rotation face classifier by Adaboost algorithm. We use the classifier to detect the region of rotation face and then verify the result. A new principal direction algorithm is presented for calculating the angle of face rotation, with the angle to normalize the rotation face. The experiment results indicate that the new method can detect faces under all degree rotation in image plane with high speed, the detection rate is 94% and the normalization difference is below 6 degree. It can satisfy face detection system requirements of all degree rotation detection, with high detection rate and low normalization difference.

**Key words:** computer application; LBP; Adaboost; face detection; face normalization

## 1 引言

人脸识别系统在实际应用中, 由于图像采集设备位置的原因以及被检测者有意或无意不配合都会造成采集到的人脸图像不理想, 其中一个典型就是平面旋转人脸检测问题.

Li Stan Z<sup>[1]</sup>扩展了 Haar 特征来实现平面旋转人脸检测. Jones<sup>[2]</sup>等人提出了基于多角度级联分类器的方法. 由于 Haar 特征本身不具有旋转不变性, 引入较多方向特征时, 无论是训练时间还是检测时间都是难以接受的.

吴墩华<sup>[3]</sup>等人通过提取五官特征确定五官位置, 判断五官分布完成旋转人脸检测. 孙圣鹏<sup>[4]</sup>等人通过分割

图像, 针对每个区域用自旋图描述来进行角度校正. 这些方法应用了局部纹理特征的分布关系, 对局部特征定位的准确性要求较高.

采用具有旋转不变性的特征是解决平面旋转人脸检测的一个重要方法. 基于 SIFT 特征<sup>[5,6]</sup>的方法虽然可以有效地完成旋转人脸检测, 但该特征容易受光照影响造成检测不稳定. LBP<sup>[7~9]</sup>特征具有旋转不变性和灰度不变性等特点, 具有较强的纹理描述能力.

本文以 LBP 特征为基础, 提出一种新的主方向旋转 LBP 特征 (FDR-LBP: Principal Direction Rotation LBP), 利用旋转不变性, 对平面旋转人脸进行分类和检测, 计算特征的主方向得到平面旋转人脸的精确旋转角度, 完成平面旋转人脸的检测与扶正.

## 2 主方向旋转 LBP 特征

### 2.1 LBP 特征的旋转不变性

LBP 特征是由 Ojala<sup>[7]</sup>等人提出的,是将中心像素的灰度值设为阈值,利用其邻域内的各像素点的灰度值与阈值作比较所得到的二进制码来表述局部纹理特. Maenpaa<sup>[10]</sup>等人将邻域扩展到任意邻域,并对 LBP 值进行移位,选取最小的值作为特征,这样使 LBP 具有旋转不变性.

以平面旋转人脸图像的整体纹理特征来看,旋转人脸的中心点是基本不变的,其特征分块区域由中心向四周放射分布呈扇形,面部特征在不同角度的人脸图像中心具有一定的连续性和旋转不变性,如图 1.

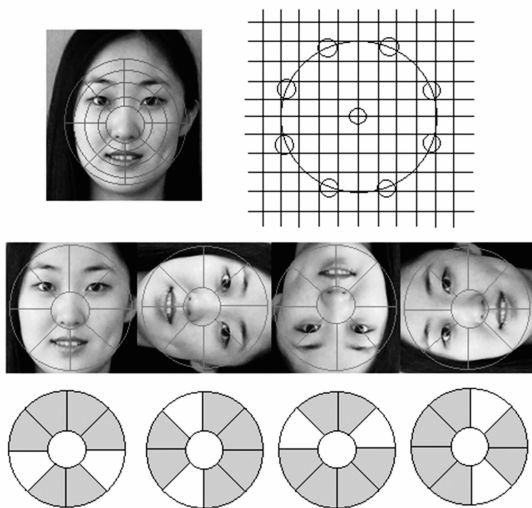


图1 面部LBP特征

整体纹理特征虽然可以表示一定的方向信息,但却无法详细描述人脸特征,造成大量的误识别现象. 提高 LBP 特征的方向信息的精度是平面旋转人脸检测的重要步骤.

### 2.2 旋转 LBP 特征的平面旋转人脸检测

在图像的局部纹理中,以某一区域为中心  $I_c$ ,以一定半径  $R$  选取一定宽度的圆环,  $I_{outer}$  为外半径内区域像素灰度值的总合,  $I_{inner}$  为内半径内区域像素灰度值的总合,将环状区域以 45 度分为 8 份,  $I_i$  即为第  $i$  份内环半径和外环半径之间环形区域像素灰度值的总和. 用  $I_i$  范围内的像素平均值与中心部分  $I_c$  的像素平均值进行对比,构成 LBP 特表达式为式(1):

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

$$LBP(x_c) = \sum_{i=1}^p s(I_i - I_c) \times 2^i \quad (1)$$

$$I_i = I_{outer}(i) - I_{inner}(i)$$

$$I_i \in [i \times 45^\circ, (i+1) \times 45^\circ)$$

为了保持 LBP 快速计算的特点和提高方向精度,本文在任意邻域 LBP 的基础上加入了角度旋转偏移. 角度旋转偏移是指以图像的正上方为基准,选取 LBP 任意邻域范围时所偏移的角度. LBP 本身具有 8 个值,特征的角度偏移的最大值为  $360/8 = 45$  度. 如图 2 所示.

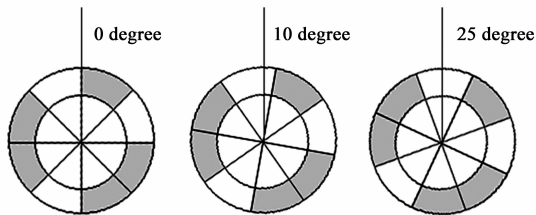


图2 旋转LBP特征

角度旋转 LBP 的特征的部分公式改进为式(2):

$$I_i \in [i \times 45^\circ + n, (i+1) \times 45^\circ + n) \quad (2)$$

其中  $n$  为引入的角度偏移,特征提取后,对特征值进行旋转不变性处理,即通过位移使其值最小,构成旋转 LBP 特征(Rotation LBP),其具有 5 个参数需要确定:特征中心坐标  $X_c, Y_c$ , 特征值,内环半径  $R_{inner}$ , 外环半径  $R_{outer}$ , 角度旋转偏移  $n$ . 这 5 个参数的取值范围的精确程度对平面旋转人脸检测的精确度影响很大,因此本文通过 Adaboost<sup>[11]</sup>算法对旋转 LBP 特征进行分类训练.

以不同平面旋转角度的人脸图像作为样本,对其进行分类. 通过迭代,以特征值为分类器样式,调整特征中心位置,内环半径,外环半径以及角度旋转值,构成满足多角度人脸样本的弱分类器. 将多个满足不同旋转角度的人脸样本的弱分类器集合起来,得到一个基于旋转 LBP 特征的强分类器. 之后通过正向人脸图像与已获得的分类器进行比较,得到每个分类器自身与正向人脸特征的角度差  $N$ .

特征值具有 8 位共 255 种样式,在经过旋转不变性转化之后,出现大量等值,如  $\{00000001, 00000010, \dots, 10000000\}$ , 这 8 个值旋转不变处理后均相等,所以得到分类器种类并不多. 根据训练得到的数据,分类器种类数量在 15 ~ 30 种之间,为了提高训练与检测速度,只选取 8 个出现频率较高的分类器,如图 3 所示.

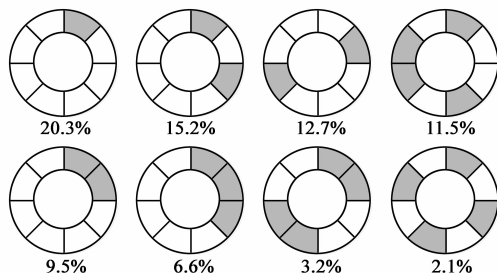


图3 角度旋转LBP特征分类器

由于 Haar 特征也包含 5 个训练参数, 矩形坐标  $X_{\text{left}}, Y_{\text{top}}, X_{\text{right}}, Y_{\text{bottom}}$ , 分割比率 Rate, 扩展 Haar 特征还包含三元分类器, 具有 6 个参数, 所以本文算法在计算效率上与正向人脸分类器 Haar + Adaboost 检测方法相当, 但可以对任意角度的平面旋转人脸图像进行检测。

通过未进行旋转不变性处理的 LBP 值与分类器中已进行旋转不变性处理的 LBP 值进行比较, 结合正向旋转角度  $N$  可以得到每个 LBP 特征的旋转角度。

旋转角度并不规律, 在某一角度区间内包含大量的特征, 而在其它角度区间内上也分布着一些特征。造成这种问题的原因是某些特征具有  $N$  次位移后值相同的特点, 即这些特征具有对称性。另外, 分类器最终确定的是一个角度范围, 属于这个范围的特征都将被认定为人脸特征。这些都对特征总体角度的判定带来一定的影响, 从而影响扶正精度。

### 2.3 主方向旋转 LBP 特征的旋转人脸扶正

为了解决旋转 LBP 特征的角度误差, 在角度旋转 LBP 特征的基础上加入了 LBP 特征主方向的概念。对未进行旋转不变位移的 LBP 特征进行主方向计算, 保留其方向值  $D_{\text{normal}}$ , 对分类后的旋转人脸 LBP 特征计算其主方向  $D_{\text{rotated}}$ 。旋转角度  $D_{\text{diff}}$  即为主方向和偏移角度的最小差绝对值, 旋转角度偏移  $n$  和正向角度差  $N$  之和。如式(3):

$$D_{\text{diff}} = |D_{\text{normal}} - D_{\text{rotated}}| + n + N \quad (3)$$

主方向的计算采用计算 LBP 梯度的方法, 即 LBP 特征最密集的方向定为 LBP 的主方向, 通过 Sobel 算子进行梯度计算。旋转算子得到 8 个方向的模板,  $G_i$  为第  $i$  个方向的模板, 由于 LBP 邻域的特征值只能是 0 或 1, 为了防止算子中的负值错误的放大主方向的反方向的 1, 首先通过矩阵相加去掉算子中的负值, 生成加权模板  $M_i$ , 如式(4):

$$\begin{aligned} G_0 &= \{1, 2, 1, 0, 0, 0, -1, -2, -1\} \\ G_1 &= \{2, 1, 0, 1, 0, -1, 0, -1, 2\} \\ &\dots \\ G_7 &= \{0, 1, 2, -1, 0, 1, -2, -1, 0\} \end{aligned} \quad (4)$$

$$M_i = G_i + \begin{Bmatrix} 2 & 2 & 2 \\ 2 & 0 & 2 \\ 2 & 2 & 2 \end{Bmatrix}$$

应用 8 个模板对 LBP 值进行计算, 取值最大的模版的方向为该 LBP 特征的主方向。即式(5)

$$D(x_c) = \max(LBP(x_c) \times \frac{1}{M_i}) \quad (5)$$

由于 LBP 旋转不变性的特点, 旋转后的主方向取值仍然稳定, 主方向的旋转角度即是 LBP 特征的旋转角度。对于对称特征, 因为具有多个主方向, 其主方向

角度不稳定也不可信, 可以在判断主方向的时候将其剔除, 减少其对最终主方向判定的影响。

最终主方向的判定为对全部有效主方向取均值, 如式(6):

$$D_{\text{Final}} = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} D_{\text{diff}}(i)}{\sum_{i=0}^{m-1} i} \quad (6)$$

得到最终主方向后, 就知道旋转人脸图像的旋转角度, 对图像进行旋转, 得到正向人脸图像。

### 2.4 二层验证分类器

分类器具有很强的中心性, 即大部分弱分类器集中在旋转人脸图像的中心部分。这种情况造成了在待识别图像上分类后, 可以有效分类出旋转过的人脸图像, 但同时也包含了相当部分的非人脸图像, 这是因为五官以面部中心来看, 接近对称分布, 而五官具体的特征又被忽略, 造成了只要有类似于人脸模版的物体就会被误识别的问题。

为了解决这种误识别现象, 通过检测到的图像的旋转角度, 对眼睛、嘴巴等五官进行一次验证。即分类器应分为两层: 旋转检测层和正向验证层。之前训练得到的为旋转检测分类器, 是由不同角度的旋转人脸图像为样本训练而成。正向检验分类器采用正向图像作为训练样本, 得到正向人脸分类器。得到的正向人脸分类器中包含旋转检测分类器, 需要从正向人脸分类器中剔除以提高速度。正向人脸面部同样有许多具有方向的 LBP 特征, 主要集中在眼部和嘴部。验证过程是处于旋转检测层之后, 在旋转检测层分类过程中已经过滤掉了大部分无效窗口, 所以验证层的引入并不会造成过多的计算量。

## 3 实验结果及分析

### 3.1 检测率与扶正率

测试图像采用 CMU 平面旋转测试集(50 张图片 223 张人脸)和自行收集扩展测试集的平面旋转人脸图像(200 张图片 230 张人脸)。

对比算法采用针对平面旋转检测优化过的 Float Boost<sup>[2]</sup>方法、SIFT<sup>[5]</sup>方法以及提高角度精度的 32 位 LBP 特征, 其中 Float Boost 以旋转 15 度为间隔来训练多角度多层分类器, 角度根据多层分类器的平均值确定。

人脸角度正向的标准是以双眼作为水平线, 以鼻梁作为垂直线进行测量。在图像中检测出的旋转人脸数目与人脸总数的比例为检测率, 在不包含人脸的图像区域内检测到人脸为误检, 误检总数与全部人脸的比例为误检率。检测角度与标准正向角度不大于 15 度则认为扶正成功, 扶正率为扶正后的角度误差小于 15 度的人脸图像与人脸总数的比例。

针对 CMU 和扩展测试集的平面旋转人脸检测与扶正的效果图如图 4 所示。

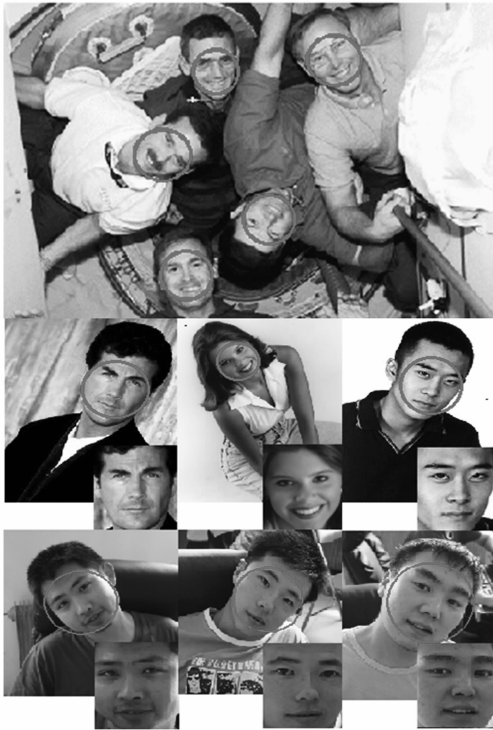


图4 CMU及扩展库下的人脸检测与扶正

对于 CMU 测试集的结果如表 1,对于扩展测试集的结果如表 2.

表 1 CMU 检测率及扶正率

	FDR-LBP	SIFT	Float Boost	32B-LBP
检测率(%)	94.2	92.1	90.2	85.4
误检率(%)	11.9	33.7	31.3	33.2
扶正率(%)	96.3	94.4	87.1	88.7
角度误差(度)	5.2	7.2	13.2	11.4

表 2 扩展测试集检测率及扶正率

	FDR-LBP	SIFT	Float Boost	32B-LBP
检测率(%)	94.6	91.3	91.2	90.3
误检率(%)	11.3	32.1	29.5	32.2
扶正率(%)	96.5	94.8	88.3	90.1
角度误差(度)	5.1	5.6	11.9	10.7

本文提出的 FDR-LBP 在两个图集中均具有较高的检测率和扶正率,由于算法中引入了正向人脸验证过程,使误识率保持在较低水平,而 LBP 主方向算法的引入使角度误差进一步减小,优于仅仅通过加大 LBP 特征邻域数量来获得角度精度的 32 位 LBP 特征方法。

### 3.2 检测及扶正耗时

耗时对比采用多种分辨率的图像。如表 3,本文算

法虽然具有两层分类器进行分类计算,但由于两次分类特征都较少,明显快于多角度分别训练的 Float Boost 算法,而在高分辨率图像中,需要遍历大量窗口,使本文算法在高分辨率图像下具有更大的速度优势。

表 3 检测耗时

	FDR-LBP	SIFT	Float Boost	32B-LBP
320 × 240 (ms)	68.5	72.1	95.3	90.2
640 × 480 (ms)	223.2	263.7	451.7	377.2
800 × 600 (ms)	332.7	432.4	721.4	541.7

## 4 结论

本文针对平面旋转人脸图像检测的问题,提出了主方向旋转 LBP 特征,完成平面旋转人脸的检测与扶正。主方向旋转 LBP 特征具有特征描述简单、分类器数量较少和旋转角度描述精确的特点,能够以较快速度检测所有角度的平面旋转人脸。

对特征分类器训练算法进一步改进,减少额头毛发,胡须以及眼镜等常见遮挡物体对特征分类器的影响是作者下一步研究方向。

### 参考文献

- [1] Li Stan Z, Zhang Zhen-qiu. Floatboost learning and statistical face detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9): 1112 - 1123.
- [2] Jones M, Viola P. Fast multi-view face detection[R]. Technical Report TR2003-96, Mitsubishi Electric Research Laboratories, 2003.
- [3] 吴瞰华,周昌乐. 平面旋转人脸检测与特征定位方法研究[J]. 电子学报, 2007, 35(9): 1714 - 1718.  
WU Tun-hua, ZHOU Chang-le. Study on face detection under rotation in image plane and facial features localization[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(9): 1714 - 1718. (in Chinese)
- [4] 孙圣鹏,宋明黎,卜佳俊,陈纯. 鼻子区域检测与三维人脸姿态自动化校正[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(1): 34 - 41.  
Sun Shengpeng, Song Mingli, Bu Jiajun, Chen Chun. Automatic pose correction for 3D face based on nose detection[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2013, 25(1): 34 - 41. (in Chinese)
- [5] 李根,李文辉. 基于尺度不变特征变换的平面旋转人脸检测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2013, 43(1): 186 - 191.  
LI Gen, LI Wen-hui. Face detection under rotation in image plane based on scale invariant feature transform[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2013, 43(1): 186 - 191. (in Chinese)
- [6] 朱齐丹,李科,蔡成涛,等. 采用改进的尺度不变特征变换

算法计算物体旋转角度[J]. 光学精密工程, 2011, 18(7): 1669 – 1676.

ZHU Qi-dan, LI Ke, Cai Cheng-tao, et al. Calculation of object rotation angle by improved SIFT[J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 18(7): 1669 – 1676. (in Chinese)

- [7] Ojala T, Pietikainen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51 – 59.
- [8] Tan Xiao-yang, Triggs Bill. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [A]. IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures[C]. Heidelberg, Berlin: IEEE, 2007. 168 – 182.
- [9] Tan Xiao-yang, Triggs Bill. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1635 – 1650.
- [10] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa M. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971 – 987.
- [11] 付忠良. 关于 AdaBoost 有效性的分析[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(10): 1747 – 1755.

Fu Zhongliang. Effectiveness analysis of Adaboost[J]. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(10): 1747 – 1755. (in Chinese)

#### 作者简介



李 根 男, 1982 年出生, 吉林省长春人, 吉林大学博士研究生, 研究方向为计算机图像处理、计算机视觉等.

E-mail: genlee@sina.com



李文辉 男, 1961 年出生, 吉林省长春人, 教授、博士生导师, 1994 年于德国 Bremen 大学获得博士学位, 现为吉林大学计算机科学与技术学院副院长, 主要从事计算机图像处理、计算机仿真、虚拟现实等方面研究.

E-mail: liwh@jlu.edu.cn