基于旋转不变局部相位量化特征的 人脸确认算法研究^{*}

高志升,袁红照,杨 军 (四川大学 图形图像研究所,成都 610064)

摘 要:针对非受控环境下人脸图像的采集易受光照、姿态、表情、遮挡的影响且成像质量低等为人脸确认带来 很大困难这一问题,提出了采用旋转不变局部相位量化(RILPQ)特征算子结合学习度量距离的方法进行人脸确 认。首先利用 RILPQ 特征算子对待确认的两幅图像分别提取 RILPQ 编码图像;然后分块获得空间区域 RILPQ 直方图序列并进行 PCA 降维,并将降维后的 RILPQ 直方图序列作为人脸图像的特征描述子,计算两幅人脸图像 描述特征的统计 Fisher 加权距离;最后采用 SVM 进行人脸确认。在 LFW 人脸库上的实验表明该方法在同类算 法中具有最好的性能。

关键词: 人脸确认; RILPQ; 主成分分析; 统计 Fisher 加权距离; 支持向量机 中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2012)01-0352-03 doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.01.097

Search of face verification algorithm based on RILPQ descriptor

GAO Zhi-sheng, YUAN Hong-zhao, YANG Jun

(Institute of Graph & Image, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

Abstract: The problem that face image captured from uncontrolled environment is seriously affected by illumination, pose, expression, occlusion etc. and has low image quality has brought about much difficulty in face verification. To solve this problem, this paper proposed a novel method for face verification which combining rotation invariant local phase quantization (RILPQ) with learning metric distance. First, extracted the RILPQ code map from two given face images respectively by using RILPQ descriptor. Then, divided the code map into $N \times N$ regions, after concatenating all RILPQ histograms from every region and PCA dimension reduction, and represented each given face image by the compact RILPQ feature. Next, obtained similarity between the two face images by using statistical Fisher weight distance. And finally, adopted SVM for face verification. Experiments on LFW database show that the method achieves best performance among all the same kind of methods. **Key words:** face verification; RILPQ; PCA(principal component analysis); statistical Fisher weighted distance; SVM(support rector machine)

0 引言

人脸确认是在一对人脸图像上的一个二值化问题,即针对 给定的两个人脸图像计算其相似度,然后符号化,如果结果为 1,表示两幅图像来自同一个人;结果为0则表示两幅图像来自 于不同的人。人脸确认技术在监控布控、门禁、考勤、电脑开机 及身份认证等方面得到了越来越广泛的应用。与其他身份确 认技术相比,人脸确认技术具有使用方便、数据容易获取、不易 仿冒等特点受到了广泛而深入的研究^[1-4]。人脸确认主要包 括人脸特征描述和特征匹配两个阶段,对于人脸特征描述主要 有全局特征和局部特征描述方法。局部特征相对于全局特征 对旋转、平移、光照和方向具有不变性等特点,因此具有较高的 稳定性和识别率,是近年来用于人脸确认的主流方法。

LBP(local binary patterns)由 Ojala 等人^[5,6]提出,是一种有效的纹理描述算子。LBP 算子对图像 f_e 每个像素的 8 邻域采样,每个采样点 f_ρ 与圆心点 f_e 的灰度梯度表示为一个向量。对这个向量每个分量二值化后得到一个 8 位二进制数,转换为 10 进制,即 LBP 值是 0~255 之间的一个整数。LBP 用于人脸

确认与识别的主要步骤:首先将人脸图像划分为多个不相交的 小区域,然后连接每个区域的 LBP 直方图序列作为人脸图像 的特征描述^[3,7,8]。

SIFT(scale invariant feature transform)^[9]是由 Lowe 提出的 一种提取局部特征点的算法。SIFT 特征对图像的旋转、尺度 缩放、亮度变化等保持不变性,对视角变化、放射变换、噪声也 具有一定的稳定性。因此,其成为当前最重要的一种特征点描 述子,广泛应用于图像配准、目标识别等领域。SIFT 用于人脸 确认需要首先准确定位人脸特征点^[10]。

HOG(histograms of oriented gradients)是由 Dalal 等人^[11]提 出的一种图像描述算子,其主要思想是利用小块上的梯度方向 直方图来描述图像。HOG 特征对局部区域较小的平移和旋转 运动具有一定的不变性。研究表明 HOG 是一种非常好的人体 特征描述算子,广泛应用于人体检测中,同时 HOG 也可以用于 人脸识别等领域^[4,12]。

本文采用旋转不变的局部相位量化(RILPQ)^[13] 描述算子 抽取人脸特征。由于采用 RILPQ 抽取的人脸图像特征向量维 数高,不利于快速匹配分类和存储,因此本文对 RILPQ 特征向

收稿日期: 2011-05-09; 修回日期: 2011-06-15 基金项目: 国家"863"计划资助项目(2006 AA12 A104) 作者简介:高志升(1977-),男,四川达州人,副教授,博士研究生,主要研究方向为图像处理、计算机视觉(xihua_gzs@ sina. com. cn). 量采用 PCA 降维处理,然后将降维后的特征向量用于人脸确 认。本文首先对两幅图像的特征向量进行归一化后,求其统计 Fisher 加权距离,最后将结果输入 SVM 完成人脸确认,SVM 输 出为1表示两幅图像来自同一对象,否则为两张不同人脸的图 像。算法流程如图1所示。



1 RILPQ 特征提取算法

旋转不变的局部相位量化特征是由 Ojansivu 于 2008 年提出的一种纹理描述算子。RILPQ 特征具有旋转和模糊不变性。

1.1 模糊不变 LPQ 特征

在文献[14]中详细介绍了 LPQ 特征的相关框架。LPQ 特征具有模糊不变性,是一个处理空间模糊图像纹理的特征描述 算子。图像的空间模糊可以表示为源图像的强度和一个点扩 散函数的卷积。它们的傅里叶变换可以表示为一个乘积:

$$G(u) = F(u) \bullet H(u) \tag{1}$$

其中:G(u)、F(u)和H(u)分别表示模糊图像、源图像和点扩 散函数的离散傅里叶变换,u是二维的坐标向量 $[u,v]^{T}$ 。根据 傅里叶变换的性质,它们的相位关系可以表示为 $\angle G = \angle F + \angle H$ 。当点扩散函数H(u)是中心对称的时候,H总是实数,也 就是说 $\angle H$ 只有 0 和 π 两种取值。当 $H(u) \ge 0$ 时 $\angle H = 0$,反 之 $\angle H = \pi$ 。规则的点扩散函数H的形状近似一个高斯函数或 一个辛克函数,这保证了至少在低频上 $H(u) \ge 0$, $\angle G = \angle F$, 这使得相位特征具有一定的模糊不变性。

LPQ 特征计算图 f(x)上的每一个像素点 $x = [x_1, x_2]^T$ 的 邻域 N_x 的相位。局部光谱 F(u, x)使用离散的短时傅里叶变 换(STFT)计算得到,定义为

$$F(u,x) = \sum f(y) w_r(y-x) e^{-j2uT_y}$$
(2)

其中:u 表示频率,w, 是一个定义邻域 N_x 的窗口函数,大小为 $N_R \times N_R$ 。LPQ 分别在四个频率上 $u_1 = [a, 0]^T$, $u_2 = [0, a]^T$, $u_3 = [a, a]^T$, $u_4 = [a, -a]^T$ 计算傅里叶系数,其中a 是一个足够 小的使 $H(u_i) \ge 0$ 的数。这样每一个像素点可以表示为一个 向量。

$$F(x) = \left[\operatorname{Re} \left\{ F(u_1, x) \right\}, \operatorname{Im} \left\{ F(u_1, x) \right\}, \cdots, \right]$$

$$\operatorname{Re} \left\{ F(u_4, x) \right\}, \operatorname{Im} \left\{ F(u_4, x) \right\} \right]$$
(3)

通过一个简单的分级量化方法进行量化:

$$= \begin{bmatrix} 1 & \text{if } f_j \ge 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{bmatrix}$$
(4)

其中:f_i表示 F(x)的第j个分量。量化后,F(x)变为一个8位 二进制数的向量,对每一个分量赋予权系数2ⁱ,通过下式计算 出该点对应的 LPQ 值,它是一个0~255 之间的整数:

$$f_{\rm LPQ}(x) = \sum_{i=0}^{\prime} q_j 2^j$$
(5)

1.2 旋转不变 RLPQ 特征

为了进一步提高 LPQ 的性能, Ojansivu 等人在文献[13]提出了具有旋转不变性的 LPQ 算子(RILPQ)。RILPQ 首先对图

像的每一个像素点计算典型方向,然后将每个局部邻域旋转到 典型方向计算 LPQ 特征。这使得 RILPQ 具有旋转不变性。

 R_{θ} 表示 θ 角对应的二维旋转矩阵。令 $f(x') = f(R_{\theta}^{-1}x)$ 表示旋转 θ 角度后的图像。根据傅里叶的性质,f(x)'的傅里叶变换可以由f(x)的傅里叶变换通过 R_{θ} 旋转得到,即 $F(u') = F(R_{\theta}^{-1}u)$ 。同样的原理应用于像素点的邻域 N_x ,则它们的坐标位置变换到 $x' = R_{\theta}x$ 。RILPQ利用这一性质,在频率为 $v_i = r[\cos(\varphi_i)\sin(\varphi_i)]^{T}$,半径为r的圆上根据式(2)计算傅里叶系数,其中 $\varphi_i = 2\pi i/M$ 表示对应的角度。同时式(2)中的窗口函数采用如下定义的高斯圆代替。

$$w_{G}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^{2}} \exp(\frac{-x^{\mathrm{T}}x}{2\sigma^{2}})$$
(6)

变换处理后得到的结果为向量 $V(x) = [F(v_0, x), \dots, F(v_{M-1}, x)],$ 对于旋转变换 R_0 ,其坐标变换到 x',同时对应一个 θ 角的环形位移。为了保持模糊不变性, RILPQ 仅仅使用 V(x)虚部的符号量化计算典型方向,即 C(x) = sgn(Im(V(x)))。于是典型方向可以通过量化系数的一个复数矩得到:

$$b(x) = \sum_{i=0}^{M-1} c_i e^{j\varphi_i}$$
(7)

其中:c_i 是向量 C(x)的第 i 个分量。这样图像中每一个像素 点的典型方向定义为

$$\xi(x) = \angle b(x) = a \, \tan\left(\frac{\operatorname{Im}(b(x))}{\operatorname{Re}(b(x))}\right) \tag{8}$$

对于旋转图像 f'的邻域 N_x 的典型方向为 $\xi(x') \approx \xi(R_0^{-1}x) + 0$,其中 $\xi(y) \ge f + N_y$ 的典型方向。接下来采用与 LPQ 类似的方法提取 RILPQ 二进制描述子,只是计算前将每一个 局部邻域旋转到典型方向,这可以通过下边定义的方向短时傅 里叶变换得到。

$$F_{\xi}(u,x) = \sum_{x} f(y) w_R(R_{\xi(x)}^{-1}(y-x)) e^{-j2\pi u^T R_{\xi(x)}^{-1}y}$$
(9)

同理旋转 θ 的图像f'变为

$$F_{\xi}(u,x)' = \sum_{y} f(y)' w_{R}(R_{\xi(x)'}^{-1}(y-x)) e^{-j2\pi u^{T}R_{\xi(x)'}^{-1}y} = \sum_{t} f(t) w_{R}(R_{\xi(R_{\theta}^{-1}x)}^{-1}(t-R_{\theta}^{-1}x) e^{-j2\pi u^{T}R_{\xi(R_{\theta}^{-1}x)}^{-1}t} = F_{\xi}(u,R_{\theta}^{-1}x)$$
(10)

通过式(10)可以看到,图像f的旋转仅仅重新定位了系数 $F_{\xi}(u,x)$,这不会影响后续处理中直方图的构造,所以结合 LPQ 的特征,RILPQ 同时具有模糊和旋转不变性。

2 学习度量距离算法

首先通过 RILPQ 计算出待验证的两幅人脸图像的 RILPQ 编码图,然后将 RILPQ 分成 7 × 7 的块分别统计 RILPQ 直方 图,连接 49 块的 RILPQ 直方图为一个直方图序列作为整个人 脸的描述特征。然后使用下述的学习度量算法计算两幅图像 的距离。

2.1 PCA 降维

RILPQ 直方图序列的缺点是特征分布稀疏、维数太高,这 一方面影响识别性能,另一方面不利于特征的保存且匹配分类 的计算开销大。假定每块 RILPQ 特征向量的长度是 256,则 49 块区域构成的 RILPQ 直方图序列的长度就是 12 544,对其进 行 PCA 降维的方法是:首先随机选取一部分人脸图像组成训 练集,通过 PCA 变换得到 PCA 坐标系 *B*,则 PCA 降维后的特 征表示为 SRILPQ = RILPQ^T•*B*。实验发现训练集的选取对最

后的确认精度影响不大。本文中降维后的特征向量长度为 494. 仅为原来长度的 3. 9%。

2.2 统计 Fisher 判别距离

对降维后的特征,本文采用统计 Fisher 距离计算两幅人脸 图像特征的距离。公式为

$$\sum_{i} \begin{bmatrix} f_i \times (L2 - \operatorname{norm}(h_1 / s_i)) - \\ L2 - \operatorname{norm}(h_2 / s_i))^2 \end{bmatrix}$$
(11)

其中: $h_i(i=1,2;i=1,...,M)$ 表示第*i*幅人脸图像的特征向量 的第*i*个分量:M表示特征向量的长度:S_i表示第*i*个特征分 量的方差,表示为

$$S_{i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} (h_{j} - \bar{h})^{2}$$
$$\bar{h} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} h_{i}$$
(12)

L2-norm(c)是标准化函数,定义为

с

$$= \frac{c}{\sqrt{\parallel c \parallel_2^2 + \varepsilon^2}} \tag{13}$$

其中: ε 是极小的数。 f_i 表示第 i 个特征向量的 Fisher 判别加 权系数,定义为

$$f = \frac{(m_I - m_0)^2}{S_I^2 + S_0^2} \tag{14}$$

其中: m_l 表示类内均值: m_o 表示类间均值: S_l^2 表示类内方差: S_0^2 表示类间方差。

实验与分析 3

为了验证算法的性能,本文在 labeled faces in the wild (LFW)^[15]库上进行了人脸确认测试实验。LFW 数据集包括 13 233 幅标记了人身份的人脸图像。总共有 5 749 个不同的 人出现在这些图像中。其中1680个人有两个或多个图像。 这些图像是2002—2003年的Yahoo!新闻中图像检测得到的, 它们在姿态、表情、光照等方面上具有很大的差异,如图2所 示。在 LFW 中提供了三个版本的测试库,即 original、funneled 和 aligned。其中, funneled 采用人脸特征点算法获得两眼位 置,然后按照双眼对齐,aligned 则采用性能更好的商业软件进 行对齐。本文采用 aligned 作为人脸确认测试库。



图2 LFW库中人脸图像示例

数据集被划分为完全独立的10个部分(文件夹),可以用 于交叉验证实验,每部分包含 527~609 个不同的人以及1 016~ 1783个人脸。每一个部分在所有可能的配对中,提供一个300 同一人和300个不同人的人脸图像对,如图2中(b)(c)所示。 仅仅使用这些人脸图像对用于训练被指定为 restricted 模式。 在这样的情况下,配对图像中人的身份标示信息不能被使用。 Unrestricted 模式是指在训练时可以应用数据中的所有信息,包 括图像中人的身份信息。这允许直接使用标签,或者在每个部 分中明白地产生一个更大数量的人脸图像对(例如每个部分成 千上万个配对)。每一个轮次,一个部分中严格设定的600个人 脸对用于评估测量,另外9个部分用于分类学习和训练。在本 文中严格采用 unrestricted 模式进行实验。

LFW 是一个研究非受控环境下采集的人脸图像识别的人 脸库,近两年来在该库上作了大量的研究,取得了很多成果,详 细信息参见文献[16]。由于不同文献采用的方案都有较大差 异,本文实验主要分析对比了几种局部特征描述算子及本文算 法的性能,如表1和图3所示。可以看出,除去HOG局部特征 描述算子性能较差外,另外的 LBP、LPO 和 RILPO 局部特征描 述算子都获得了相近的确认率,本文改进的方法比最好的局部 特征描述算子 RILPQ 要高 5% 左右。与文献 [16] 中提供的结 果中严格遵循 restricted 模式和按照数据库提供人脸两点坐标 对齐的算法相比,本文算法达到了同类算法的最好水平。

表1 不同算法人脸确认性能对比

表 1 个问昇	去人脸痈认性能对比	1
方法	正确率/%	0.9
LBP	71.33 ±1.25	20.7 → LBP
HOG	67.57 ±1.12	HOG
LPQ	72.75 ± 1.23	0. 40 0. 3
RILPQ	73.35 ± 1.75	$\begin{array}{c c} 0.2^{\dagger} \\ 0.1 \\ \hline \end{array}$
本文方法	78.07 ± 1.51	FPR 0.2 0.4 0.6 0.8 1
		图3 不同算法的ROC图

结束语 4

本文应用旋转模糊不变的局部纹理描述算子提取人脸特 征,然后应用本文提出的度量学习方法计算两幅人脸图像的距 离。该方法可以在一定程度上克服人脸图像姿态、光照、表情 和图像成像质量差的问题。在非可控环境下采集的人脸图像 库 LFW 上,实验证明了本文方法的有效性。进一步研究主要 集中在寻找更好的人脸特征描述手段和学习方法以克服大角 度姿态变化和部分遮挡的问题。

参考文献:

- [1] CHOPRA S, HADSELL R, LECUN Y. Learning a similarity metric discriminatively with application to face verification [C]//Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005: 539-546.
- [2] HOLUB A, MOREELS P, PERONA P. Unsupervised clustering for Google searches of celebrity images [C]//Proc of IEEE Conference on Face and Gesture Recognition. [S. l.]: IEEE, 2008:1-8.
- [3] WOLF L, HASSNER T, TAIGMAN Y. Descriptor based methods in the wild C // Proc of Workshop on Faces Real Life Images at ECCV. [S. l.]: Citeseer, 2008:1-14.
- [4] CAO Zhi-min, YIN Qi, TANG Xiao-cu, et al. Face recognition with learning-based descriptor [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE,2010:2707-2714.
- [5] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD A. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [6] OJALA T, PIETIKAINEN M, MÄENPÄÄ T. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(7):971-986.
- [7] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face recognition with local binary patterns [C]//Proc of European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 469-481. (下转第 362 页)



一维 Otsu 算法(布基)	119		2.1	
二维 Otsu 算法(布基)	128	130.3	157.23	
基于 PSO 的二维 Otsu 算法(布基)	124	124.2	7.22	
一维 Otsu 算法(气泡)	50		1.7	
二维 Otsu 算法(气泡)	54	56.2	149.27	
基于 PSO 的二维 Otsu 算法(气泡)	57	57.3	7.03	
一维 Otsu 算法(搅拌)	36		1.9	
二维 Otsu 算法(搅拌)	34	34.3	152.34	
基于 PSO 的二维 Otsu 算法(搅拌)	32	32.2	7.07	

表2结果表明在各种因素下,一维Otsu算法在速度上都 拥有绝对优势,但其不能满足分割精度的要求,而二维Otsu算 法的速度太慢,都在100 s以上,不能满足实时性的要求。通 过粒子群寻优使二维Otsu算法运算速度有了显著的提高,只 有传统方法的百分之五左右,速度提高了将近23倍。下面分 析速度提高的原因:首先,对于传统的二维Otsu算法,使用穷 尽法进行最优阈值的搜索,假如图像大小是256×256,每一次 运算所需要的计算时间为 t,那么要对最大类间方差进行 65 536(256×256)次计算,需要 65 536t才能得到最佳阈值。然 而,采用粒子群算法后,假设初始粒子群规模是 20,最大迭代 次数为150,则计算最优阈值的时间为 3 000(20×150)t,两者 的比例关系大约是 4.6%,与计算的结果误差很小,理论和实 验数据基本上相一致。

在粒子群算法寻优过程中,每一组阈值在拥有自己的位置 和速度值的前提下,还能记忆当前最优的阈值,通过 pbest 和 gbest 来记忆,所以在每次计算过程中,并不是盲目地重复计 算,而是通过记录当前最优解来找到下一个最优解,以此来加 快运算速度。

如果迭代次数和粒子规模增加,那么运算时间就会相应延 长。本课题在实验过程中发现,当粒子规模取 20、迭代次数为 150 时效果最好。同时,本文采用 LDW 方法使算法在开始时 搜索较大的区域,较快地定位最优解的大致位置,随着ω逐渐

(上接第354页)

- [8] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28 (12): 2037-2041.
- [10] GUILLAUMIN M, VERBEEK J, SCHMID C. Is that you? Metric learning approaches for face identification [C]//Proc of International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2009:498-505.
- [11] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society,2005: 886-893.
- [12] MONZO D, ALBIOL A, SASTRE J, et al. HOG-EBGM vs. GA-

减小,粒子速度减慢,开始精细到局部搜索来寻求最佳阈值。 所以应用 PSO 算法进行阈值分割时选取惯性权重为 LDW 方 法可以达到最好的实验结果。

4 结束语

本文以检测中药贴剂均匀度为背景,分析采集的在线生产 贴剂的图像特征,以加快处理速度和提高分割精度为目标,针 对实际生产中的特殊要求,提出综合应用一维 Otsu 算法、基于 灰度—梯度二维直方图 Otsu 算法和粒子群算法相结合的方 法。首先应用一维 Otsu 算法来实现速度的要求;然后通过二 维 Otsu 算法来判断影响贴剂均匀度的各个因素;又应用粒子 群算法来提高最大类间方差的寻优能力,并用分离因子确定阈 值分割个数。结果表明该算法能够很好地满足该系统对实时 性、非接触性及分割精度的要求。

参考文献:

- [1] OTSU N A. Threshold selection method from gray-level histogram
 [J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics, 1979, 9

 (1):62-66.
- [2] 刘健庄,栗文青.灰度图像的二维Otsu 自动阈值分割法[J].自动 化学报,1993,19(1):101-105.
- [3] ABUTALEB A S. Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropies [J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1989, 47 (1):22-32.
- [4] SAHOO P K, ARORA G. A thresholding method based on two-dimensional Renyis entropy[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6): 1149-1161.
- [5] 吴一全,张金矿.改进的2维Otsu 法及混沌粒子群递推的阈值分 割[J].中国图象图形学报,2009,14(9):1843-1850.
- [6] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]// Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscata way: IEEE Service Center, 1995:1942-1948.
- [7] SHI Y, EBERHART R. Empirical study of particle swarm optimization [C]//Proc of International Conference on Evolutionary Computation. Washington DC: IEEE, 1999:1945-1950.
- [8] 王磊,段会川. Otsu 方法在多阈值图像分割中的应用[J]. 计算机 工程与技术,2008,29(11):2844-2845.
- [9] 郝颖明,朱枫.2 维 Otsu 自适应阈值的快速算法[J].中国图象图 形学报,2005,10(4):484-488.

BOR-EBGM[C]//Proc of International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE,2008:1636-1639.

- [13] OJANSIVU V, RAHTU E, HEIKKILÄ J. Rotation invariant local phase quantization for blur insensitive texture analysis [C]//Proc of the 19th International Conference on Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE,2008:1-4.
- [14] OJANSIVU V, HEIKKILÄ J. Blur insensitive texture classification using local phase quantization [C]//Proc of International Conference on Image and Signal Processing. Berlin: Springer-Verlag,2008:236-243.
- [15] HUANG G, RAMESH M, BERG T, et al. Labeled faces in the wild: a database for studying face recognition in unconstrained environments, Technical Report 07-49[R]. Amherst: University of Massachusetts, 2007.
- [16] Labeled faces in the wild[EB/OL]. http://vis-www.cs.umass.edu/ lfw/results.html.