

# A Novel Face Recognition Algorithm Based on Robust Local Binary Pattern\*

Leiming Cheng<sup>1</sup>, Surong Qimu<sup>1</sup>, Wei Jin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Beijing Information Science and Technology University, Beijing

<sup>2</sup>Beijing Institute of New Technology Applications, Beijing

Email: 757101221@qq.com

Received: Sep. 26<sup>th</sup>, 2013; revised: Oct. 20<sup>th</sup>, 2013; accepted: Oct. 29<sup>th</sup>, 2013

Copyright © 2013 Leiming Cheng et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**Abstract:** This paper is aimed at solving the problems that LBP feature contains outlier and the dimension of LBP feature is too high, and a fast and effective face recognition algorithm based on Robust Local Binary Pattern is proposed. The main idea of RobustLBP is setting a Robust function on the basis of original LBP. First, it calculates the Mahalanobis distance between the mean vector and every dimension as the argument of Robust function and estimates a set of important information by making Robust function convergence. Then, it obtains a transformation matrix which is used to reject outlier of original feature by using the information. Lastly, it compares the Chi-square distance among the features after reducing dimension in order to complete face recognition. Extensive experiments on FERET, CAS-PEAL-R1 and LFW face databases validate the effectiveness of face recognition.

**Keywords:** Face Recognition; Robust Local Binary Pattern; Robust Function; Mahalanobis Distance

## 基于鲁棒的局部二值模式人脸识别算法\*

程雷鸣<sup>1</sup>, 其木苏荣<sup>1</sup>, 靳薇<sup>2</sup>

<sup>1</sup>北京信息科技大学, 北京

<sup>2</sup>北京市新技术应用研究所, 北京

Email: 757101221@qq.com

收稿日期: 2013年9月26日; 修回日期: 2013年10月20日; 录用日期: 2013年10月29日

**摘要:** 本文针对 LBP 算法特征包含 outlier 和维度过高的问题提出了一种基于鲁棒的局部二值模式(RobustLBP)的快速有效的人脸识别算法。RobustLBP 算法的思想是在 LBP 算法的基础上加上一个 Robust 函数除去 outlier 达到降维的目的。首先通过计算 LBP 特征各个维度和中心元素的马氏距离作为 Robust 函数的输入, 使得 Robust 函数收敛估算出重要信息。然后利用这些信息求出变换矩阵除去原始 LBP 特征的 outlier。最后比对降维后特征间的卡方距离实现人脸识别。在 FERET、CAS-PEAL-R1、LFW 人脸数据库上的实验证明本文提出方法是在人脸识别上具有优越性。

**关键词:** 人脸识别; 鲁棒的局部二值模式; Robust 函数; 马氏距离

### 1. 引言

近年来, 人脸识别技术越来越被人们所关注, 并

\*资助信息: 中科院半导体所开放课题(项目号: IOSKL1012KF13)。

推出了很多的人脸识别系统。人脸识别系统中人脸表征是人脸识别过程的最为重要环节, 它的好坏直接影响到后续识别工作的成败。Ojala<sup>[1]</sup>提出来的 LBP 算法

来表征人脸。LBP 算法同时考虑到了形状和纹理的信息并且可以非常简单的从人脸图像的提取出来<sup>[2]</sup>。

LBP 特征具有无可替代的优势：旋转不变性<sup>[3]</sup>。LBP 特征有 2 个缺点制约着它的使用：1) 在有外界干扰如：光照、遮挡等情况下，LBP 特征也会包含这些干扰的信息。使用包含 outlier 的特征向量表征人脸会使识别率降低。2) LBP 特征的维度过高使得后续的处理工作相当麻烦。

本文提出了一种新颖的基于鲁棒的局部二值模式的人脸识别算法。RobustLBP 算法不仅保留了 LBP 算法的优点而且利用 Robust 函数除去特征中包含的 outlier 使得识别效果好。此外由于除去了 outlier，LBP 特征向量的维度有所降低有利于后续处理。首先利用 outlier 的性质建立 Robust 函数；然后使 Robust 函数收敛去测量各个维度内的 outlier；最后由收敛的 Robust 函数值来建立转换矩阵除去原始 LBP 特征中的 outlier。这样既不会使用 outlier 也不会浪费有用信息使最后的识别精度很高。

## 2. 人脸的 RobustLBP 表征

### 2.1. 人脸的 LBP 表征

LBP 算法是最好的纹理特征描述算法之一，可以对图像中局部邻近区域的纹理信息进行度量和提取。与其他的特征相比 LBP 特征容易从人脸图像中提取而且对于光照和局部变化具有一定鲁棒性，使它能够在人脸表征的任务<sup>[4]</sup>。

该算法首先比较图像中每个像素( $g_c$ )与其局部邻域点在灰度值( $g_i$ )的大小，按照(1)式得到一个二进制数；

$$s(g_c - g_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } g_c > g_i \\ 0 & \text{if } g_c < g_i \end{cases} \quad (1)$$

然后按照(2)式对二进制数进行编码形成局部二值模式；

$$f_i = \sum_{i=0}^7 s(g_c - g_i) 2^i \quad (2)$$

最后按照(3)式统计多区域直方图作为图像的特征描述。

$$H_{i,j} = \sum_{x,y} I\{f_i(x,y) = i\} I\{(x,y) \in j\} \quad (3)$$

$$i = 0, 1, 2 \dots n-1, j = 0, 1, 2 \dots m-1$$

其中  $I\{A\} = \begin{cases} 1 & \text{if } A \text{ is true} \\ 0 & \text{if } A \text{ is false} \end{cases}$ ， $n$  是用 LBP 算子表征图像时产生的 bin 的数目， $m$  是图像划分的子区域数目<sup>[5]</sup>。

### 2.2. 人脸的 RobustLBP 表征

幅图像的 LBP 特征向量长度是，Nbin 是 LBP 特征的 bin 数， $m$  是图像划分区域数。LBP 特征的维数太高不但大大增加了计算的复杂度而且包含 outlier 导致整个人脸识别算法的速度和准确率无法满足要求。

RobustLBP 算法旨在找出一个转换矩阵  $B$  使训练集的 LBP 特征矩阵在  $B$  上的投影是不包含 outlier 的。由 outlier 的性质可以知道 outlier 到矩阵  $D$  的 mean vector 的距离会比其他维度要大。因为 outlier 存在直接计算 mean vector 得到的结果是不准确的，所以不能把 mean vector 当作已知量而是把它当成一个待估计的量来处理，在使 Robust 函数收敛把正确的 mean vector 估计出来之后利用函数收敛得到的信息求转换矩阵  $B$ 。算法流程图如图 1 所示。

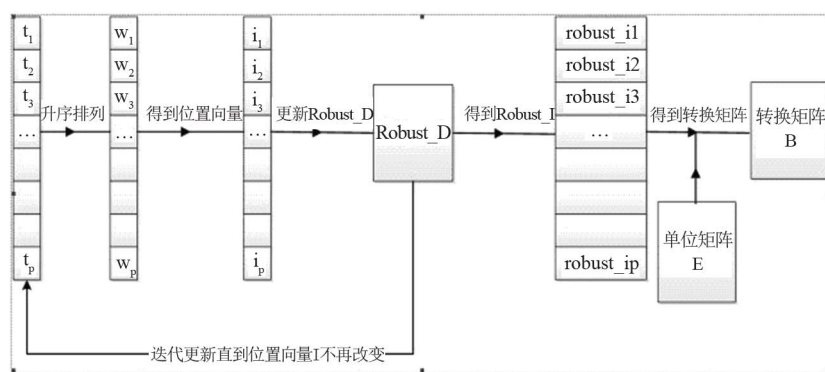


Figure 1. Algorithm flow chart  
图 1. 算法流程图

本文是使用马氏距离来表示每个维度的样本  $d_i$  到正确的 mean vector 的距离(这里的  $d_i$  是行向量):

$$t_i = (d_i - robust_{mean}) * (cov(robust_D))^{-1} * (d_i - robust_{mean})^T$$

$$i = 1, 2, 3 \dots, p$$

其中:  $robust_{mean}$  是  $robust_D$  的均值,  $robust_D$  是  $D$  除去 outlier 的部分。  $t_i$  是距离向量  $T$  的元素。

本文使用的 Robust 函数  $I = sort(T)$  定义如下:

1) 对距离向量  $T$  增序排列, 得到新的向量  $W = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3 \dots \omega_p\}$ 。

2)  $W$  中的元素  $\omega_1, \omega_2, \omega_3 \dots \omega_p$  在距离向量  $T$  中的位置组成位置向量  $I = \{i_1, i_2, i_3 \dots i_p\}$ 。

3) 选取一个合适值  $h$  ( $h$  的选取和 outlier 有关), 利用位置向量  $I$  的前  $h$  个值来更新  $robust_D$  的值:  $robust_D(j) = D(I(j)), j = 1, 2, 3 \dots h$ 。

4) 利用新的  $robust_D$  更新  $robust_{mean}$ , 再次计算距离向量  $T$ , 迭代重复计算直到位置向量  $I$  收敛。

通过数次迭代, 可以计算出一些重要的信息:

1) 矩阵  $D$  的 robust mean, 即最后一次迭代的  $robust_{mean}$ 。

2) 矩阵  $D$  除去 outlier 后的矩阵  $robust_D$ 。

3) 矩阵  $D$  中 outlier 位置的位置向量  $robust_I$ , 即最后一次迭代的  $I$ 。这个值是用来求取转换矩阵  $B$  的。转换矩阵  $B$  是一个  $p * h$  的矩阵, 求取的步骤如下:

a) 将  $B$  设置为一个零矩阵  $O$  同时设置一个大小为  $h * h$  的单位矩阵  $E$ ;

b)  $robust_I$  的第  $j$  个元素为

$$robust_{i_j} (j = 1, 2, 3 \dots h);$$

c) 将  $B$  的第  $robust_{i_j}$  行替换为  $E$  的第  $j$  行

转换矩阵  $B$  旨在保留  $D$  中有效地信息同时除去 outlier, 可以验证  $robust_D = B^T * D$ 。测试图像的 LBP 特征  $S$  经过  $B$  降维后得到  $robust_S = B^T * S$ 。

### 3. 实验结果及分析

本文所有实验选取的图片均来自了 CAS-PEAL-R1 人脸公开库, FERET 人脸公开库和 LFW 人脸公开库。所有图片使用 opencv 自带的 ASM 人脸检测检测切割, 大小归一化为 160\*160, 每幅图像都包含人脸。实验环境: 1) 台式电脑: Intel(R) Core(TM)2 Quad

CPU Q8200z 处理器, 主频 2.33 GHz, 4 G 内存; 2) 操作系统: 32 位 windows 7 操作系统; 3) 实验平台: matlab2010a。

### 3.1. 在 CAS-PEAL-R1 人脸库上的实验

CAS-PEAL-R1 人脸库是一个大规模的中国人连数据库, 包含了姿态、表情、遮挡和光照的变化。本实验是按照标准实验测试进行的: gallery 集合包含 1040 个人的 1040 幅图像。Probe 集合包含了 2243 张遮挡图像和 2285 张光照图像。图 2 是 CAS-PEAL-R1 人脸库的样例, 表 1 是 RobustLBP 方法在 CAS-PEAL-R1 人脸库上实验结果。

光照测试集合上的实验表明 RobustLBP 算法的准确率仅仅低于 HGPP 方法。这是因为在光照影响下使用 Gabor 方法表征人脸具有很高的鲁棒性。在遮挡测试集合上的实验表明 RobustLBP 算法的性能是最好的。光照和遮挡产生的 outliers 被 RobustLBP 算法移除了使得 RobustLBP 方法在人脸表征上优于其他方法。

### 3.2. FERET 人脸库上的实验

FERET 人脸库是世界上最大的公开人脸之一, 其



Figure 2. Face examples from CAS-PEAL-R1 database  
图 2. CAS-PEAL-R1 人脸库的样例

Table 1. Recognition rates of RobustLBP method with state-of-the-art methods on CAS-PEAL-R1 database

表 1. RobustLBP 方法在 CAS-PEAL-R1 人脸库上实验结果

method	lighting	accessory
LBP	53%	84%
LGBP <sup>[6]</sup>	51%	87%
DLBP <sup>[7]</sup>	41%	92%
DT-LBP <sup>[8]</sup>	41%	92%
LVP <sup>[9]</sup>	33%	86%
HGPP <sup>[10]</sup>	62.9%	92.5%
LLGP <sup>[11]</sup>	55%	92%
RobustLBP	62%	93.7%

中包含了各种变化。本次试验的 gallery 集合包含了 1000 个人的 1000 张人脸图像, 4 组 Probe 集合分别是 fb, fc, dup1 和 dup2 集合。图 3 是 FERET 人脸库的样例图片, 表 2 是 RobustLBP 方法在 FERET 人脸库上实验结果。

从实验结果可以看出, 与其他方法相比较 RobustLBP 方法的准确率是最高的。验证了同其他的方法相比, RobustLBP 方法在保留有效的人脸信息方面的优势。

### 3.3. LFW 人脸库上的实验

LFW 人脸库包含 5749 个人的 13,233 张图像, 包含了姿态, 光照, 表情的变化。在本次试验中使用的是 LFW-a 中图像。图 4 是 LFW 人脸库的样例图片, 表 3 是 RobustLBP 方法在 LFW 人脸库上实验结果。



Figure 3. Face examples from FERET database  
图 3. FERET 人脸库的样例图片



Figure 4. Face examples from LFW database  
图 4. LFW 人脸库的样例图片

Table 2. Recognition rates of RobustLBP method with state-of-the-art methods on FERET database  
表 2. RobustLBP 方法在 FERET 人脸库上实验结果

method	fb	fc	Dup I	Dup II
LBP <sup>[12]</sup>	97%	79%	66%	64%
LGBP <sup>[6]</sup>	98%	97%	74%	71%
DLBP <sup>[7]</sup>	99%	99%	86%	85%
DT-LBP <sup>[8]</sup>	99%	100%	84%	80%
LVP <sup>[9]</sup>	97%	70%	66%	50%
HGPP <sup>[10]</sup>	62.9%	92.5%	79.5%	77.8%
LLGP <sup>[11]</sup>	99%	99%	80%	78%
RobustLBP	99.6%	99%	88%	88%

Table 3. Recognition rates of RobustLBP method with state-of-the-art methods on LFW database  
表 3. RobustLBP 方法在 LFW 人脸库上实验结果

method	Accuracy
LBP	69%
Gabor	68%
SIFT	64%
RobustLBP	81%

综合在 CAS-PEAL-R1 人脸公开库, FERET 人脸公开库和 LFW 人脸公开库上的实验结果来看 RobustLBP 方法的性能是最好的和最稳定的。

### 4. 总结

本文提出的基于鲁棒的局部二值模式的人脸识别算法不但保留 LBP 特征的旋转不变性和鲁棒性高的优点而且还考虑到了 LBP 特征里包含 outlier, 利用 Robust 函数除去了 outlier 从而更加准确利用了 LBP 特征包含的有效信息。实验证明了和其他的最新的算法比较 RobustLBP 算法脱颖而出。

### 参考文献 (References)

- [1] Ojala, T., Pietikäinen, M. and Harwood, D. (1994) Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions. *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition (ICPR 1994)*, 1, pp. 582-585.
- [2] Lei, Z., Pietikäinen, M. and Li, S.Z. (2013) Learning discriminant face descriptor. *TPAMI*, p. 112.
- [3] Cao, Z., Yin, Q., Tang, X. and Sun, J. (2010) Face recognition with learning-based descriptor. *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco, 13-18 June 2010, pp. 2707-2714.
- [4] Lei, Z., Yi, D. and Li, S.Z. (2012) Discriminant image filter learning for face recognition with local binary pattern like representation. *2012 IEEE Conference on Biometrics Compendium, Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Providence, 16-21 June 2012, pp. 2512-2517.
- [5] Pietikäinen, M., Hadid, A., Zhao, G. and Ahonen, T. (2011) *Computer vision using local binary patterns*. Springer, New York.
- [6] Zhang, W., Shan, S., Gao, W. and Zhang, H. (2005) Local gabor binary pattern histogram sequence (lgbphs): A novel non-statistical model for facerepresentation and recognition. *10th IEEE International Conference on Computer Vision*, 1, pp. 786-791.
- [7] Maturana, D., Mery, D. and Soto, A. (2011) Learning discriminative local binary patterns for face recognition. *2011 IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops*, Santa Barbara, 21-25 March 2011, pp. 470-475.
- [8] Maturana, D., Mery, D. and Soto, A. (2010) Face recognition with decisiontree-based local binary patterns," *Computer Vision ACCV*, 6495, pp. 618-629.
- [9] Meng, X., Shan, S., Chen, X. and Gao, W. (2006) Local visual

- primitives (lvp) for face modelling and recognition. *18th International Conference on Pattern Recognition*, **2**, pp. 536-539.
- [10] Zhang, B., Shan, S., Chen, X. and Gao, W. (2007) Histogram of gaborphase patterns (hgpp): A novel object representation approach for facerecognition. *IEEE T-IP*, **16**, pp. 57-68.
- [11] Xie, S., Shan, S., Chen, X., Meng, X. and Gao, W. (2009) Learned local gaborpatterns for face representation and recognition. *Signal Processing*, **89**, pp. 2333-2344.
- [12] Ahonen, T., Hadid, A. and Pietikainen, M. (2006) Face description with localbinary patterns: Application to face recognition. *IEEE T-PAMI*, **28**, pp. 2037-2041.