

## 单演滤波与局部量化模式相结合的人脸识别方法

闫海停, 王 玲\*, 李昆明, 刘机福

(湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082)

(\* 通信作者电子邮箱 wl\_hunu@163.com)

**摘 要:**针对传统人脸识别方法提取的特征维数较高和计算量较大的缺点,提出了一种基于单演滤波与局部量化模式(LQP)相结合的人脸特征提取方法。首先,通过对人脸图像进行多尺度的单演滤波获得图像的包括局部幅值、局部方向和局部相位的多模式单演特征;然后,用 LQP 算子对图像中的每个像素点的三种单演特征进行编码,得到每个尺度滤波器下的 LQP 模式图;最后,将这些 LQP 模式图分块、统计每一块的直方图并级联作为人脸识别特征。在 ORL 和 CAS-PEAL 人脸库上对所提算法进行的测试结果表明,该算法能够以较低维数的特征取得较高的识别率,可以有效降低算法的计算复杂度。

**关键词:**人脸识别;单演滤波;局部量化模式; $k$ 均值聚类;码本

**中图分类号:**TP391.41 **文献标志码:**A

## Face recognition based on combination of monogenic filtering and local quantizative pattern

YAN Haiting, WANG Ling\*, LI Kunming, LIU Jifu

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

**Abstract:** Concerning the disadvantages of traditional face recognition methods, such as high dimension of extracted feature, higher computational complexity, a new method of face recognition combining monogenic filtering with Local Quantizative Pattern (LQP) was proposed. Firstly, the multi-modal monogenic features of local amplitude, local orientation and local phase were extracted by a multi-scale monogenic filter; secondly, the LQP operator was used to get LQP feature maps by encoding the three kinds of monogenic features in each pixel; finally, the LQP feature maps were divided into several blocks, from which spatial histograms were extracted and connected as the face feature. ORL and CAS-PEAL face databases were used to test the proposed algorithm and the recognition rates were higher than all the other methods used in the experiments. The results validate that the proposed method has higher recognition accuracy and can reduce the computational complexity significantly.

**Key words:** face recognition; monogenic filter; Local Quantizative Pattern (LQP);  $k$ -means; codebook

### 0 引言

人脸识别由于具有方便、快捷以及信息采集方式友好等优点而成为生物特征识别技术中研究的热点。经过多年发展,该领域的研究人员已经提出了许多有效地人脸识别算法。这些方法大致上可以分为两类:一类是基于局部特征的方法,如尺度不变特征转换(Scale-invariant Feature Transform, SIFT)<sup>[1]</sup>、局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)<sup>[2]</sup>等;另一类是基于全局特征的方法,如主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)<sup>[3]</sup>、线性判别分析法(Linear Discriminant Analysis, LDA)<sup>[4]</sup>等。

二维 Gabor 小波具有优良的空间局部性、空间频率及方向选择性,能够获得鲁棒的人脸特征表示;因而一些基于 Gabor 滤波的人脸识别方法都取得了比较好的识别效果,典型的如文献[5-6]中提出的 LGBP(Local Gabor Binary Pattern)、LGXP(Local Gabor XOR Pattern)等。但是基于 Gabor 的方法往往具有较高的时间和空间复杂度(通常使用 5 种频率 8 种方向的小波核对人脸图像进行卷积),因而在实际应用中往往受到限制。文献[7]于 2001 年首次提出具有旋转

不变性的单演信号(monogenic signal)可以描绘图像的区域特征。文献[8-9]将单演滤波用于人脸识别,均取得了较好的识别效果。同时基于单演滤波的方法比基于 Gabor 滤波的方法能够极大地降低算法的时间复杂度和空间复杂度。但是文献[8]中的编码方式却未能对单演滤波产生的相位信息加以利用,而文献[9]中对多种单演信息分别采样并在得分级别进行融合的方式使算法变得复杂。LBP 算子虽然操作简单但是其有限的采样个数使得难以对单演滤波后产生的多模式信息同时进行采样。文献[10]在 2012 年提出了一种新的局部模式算子——局部量化模式(Local Quantizative Pattern, LQP),它是一种通过查表实现的基于矢量量化的编码模式。LQP 解决了 LBP 采样空间有限且模式种数随着采样点个数增加而呈指数级膨胀的问题,可以在不牺牲计算复杂度的情况下对更大的局部模式进行编码。文献[10-11]中的实验表明,LQP 在纹理分类、目标检测以及人脸识别等方面均表现出了极好的性能。

结合单演滤波速度快等优点以及 LQP 在采样方面的优势,本文提出了将单演滤波与局部量化模式相结合的人脸识别算法——单演局部量化模式(Monogenic LQP, M-LQP)算

收稿日期:2013-03-18;修回日期:2013-04-27。

**作者简介:**闫海停(1988-),男,河南周口人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别;王玲(1962-),女,湖南长沙人,教授,博士,主要研究方向:通信、网络、语音和图像的传输处理;李昆明(1988-),男,广州化州人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理、模式识别;刘机福(1987-),男,湖南新化人,硕士研究生,主要研究方向:嵌入式系统、图像处理。

法。该算法基本思路是通过对图像进行单演滤波来获得图像的三种局部模式图,然后用 LQP 算子在对三种模式图中的局部特征在采样级别上进行融合获取最终 LQP 模式图,最后对 LQP 模式图分块并提取直方图特征并用最近邻分类法进行人脸特征匹配。这种编码方式可以充分利用单演滤波后的三种模式信息,而且在采样级别上对特征进行融合的方式比文献[9]在得分级别上融合的方法可以更有地效降低算法的复杂度。在 ORL 人脸库和 CAS-PEAL 人脸库上的评测结果证明了该算法的有效性。

## 1 单演信号理论

具有旋转不变性的单演信号可以理解为通过 Riesz 变换获得的由局部相位、局部方向和局部相位组成的一个框架。近年来,单演信号分析被广泛应用于纹理分析、图像重建等领域并取得了较好的实用效果。

若定义图像坐标  $z = (x, y)$ , 则二维空间的 Riesz 变换核为:

$$(h_x, h_y) = \left( \frac{x}{2\pi \|z\|^3}, \frac{y}{2\pi \|z\|^3} \right) \quad (1)$$

设输入图像为  $I(z)$ , 则其二维单演信号可以表示为:

$$I_M(z) = (I, I_x, I_y) = (I, h_x * I, h_y * I) \quad (2)$$

$$I = I(z) * F^{-1}(G(\omega)) \quad (3)$$

其中:  $*$  表示卷积运算,  $F$  表示傅里叶变换,  $G(\omega)$  表示频域的 Log-Gabor 滤波器。  $G(\omega)$  的数学表达式如式(4)~(5)所示。

$$G(\omega) = \exp \{ - [\log(\omega/\omega_0)]^2 / 2 [\log(\sigma/\omega_0)]^2 \} \quad (4)$$

$$\omega_0 = (\lambda_{\min} \mu^{S-1})^{-1} \quad (5)$$

其中:  $\omega_0$  为中心频率,  $\sigma$  为带宽比例因子,  $\lambda_{\min}$  为最小波长,  $\mu$  为波长的倍增系数。单演信号的尺度空间则通过尺度变量  $S$  实现, 则原始信号可由单演幅度  $A$ , 单演方向  $T$  和单演相位  $P$  来描述, 其数学表达式分别为:

$$A = \sqrt{I^2 + I_x^2 + I_y^2} \quad (6)$$

$$T = \arctan(I_y/I_x); T \in [0, \pi) \quad (7)$$

$$P = -\text{sign}(I_x) / \left[ \arctan2 \left( \sqrt{I_x^2 + I_y^2} / I \right) \right]; P \in [0, 2\pi) \quad (8)$$

## 2 局部量化模式

局部量化模式(LQP)<sup>[11]3-4</sup>是一种通过查表实现的基于矢量量化的编码方式。与 LBP 算子不同, LQP 需要通过对采样获得的特征向量进行学习来获得一个码本, 然后再通过查表的方式找到特征向量在码本所对应的码字(模式), 从而生成最终的 LQP 模式图。与 LBP 算子相比, LQP 可以对图像中的像素点进行更大规模的采样和更多级别的量化。为了降低计算复杂度, 本文 LQP 算子量化级别均采用二级量化。局部量化模式算法过程如图1所示, 其中特征码即为特征向量的十进制表示, 码字即为最终的 LQP 模式编码。

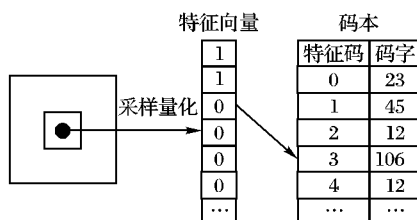


图1 LQP 算法过程

获取 LQP 模式图的一般步骤为:

1) 对训练集中图片的每一个像素点按照某种采样方式进行采样量化, 获得表征该像素点局部特征的一个  $n$  位二值向量(特征向量)。

2) 对于训练集中所有图像像素点的特征向量构成的集合  $T$ , 根据特征向量之间欧氏距离的大小, 利用  $K$ -均值聚类<sup>[12]</sup>的方法获得  $L$  个聚类中心, 即得到码本

$$C = \{c_0, c_1, \dots, c_{L-1}\}$$

其中:  $c_i (i = 0, 1, \dots, L-1)$  表示第  $i$  个类中所有元素(特征码)的集合,  $i$  即为这个类所对应的码字(模式编码),  $L$  即为码本长度。

3) 对于原图像中每个像素点的特征向量, 通过查表的方式找到其所属的类  $c_i$ , 则这个类对应的码字  $i$  即为该像素点的 LQP 模式码。

## 3 本文算法(M-LQP)

在本文算法中, 首先对一幅人脸图片进行尺度为  $S$  的单演滤波, 本文算法中固定采用 3 种尺度的单演滤波, 即  $S = 1, 2, 3$ 。则每个尺度下会产生三种模式图, 即局部幅度图  $A_S$ 、局部方向图  $T_S$  和局部相位图  $P_S$ 。首先对其中一种尺度滤波器下产生的 3 幅单演特征图进行采样。对于单演幅度图  $A_S$ , 与文献[8]中对幅度图的采样方式相似, 先对幅度图进行半径为  $R$  的环形 8 点 Uniform LBP<sup>[13]</sup> 采样, 采样后的模式图中每个像素点的值均处于  $0 \sim 58$ , 则每个像素点都可以用一个 6 位二值向量来表示, 称之为幅度局部模式向量, 这个向量就代表了该点在模式图内的局部纹理信息。同时, 图像中同一点在不同尺度滤波器下有着不同的幅度响应, 它们间的大小序关系构成的模式是对图像上微结构的一种刻画, 也可以用于人脸识别<sup>[14]</sup>。对这个大小序关系按照式(9)进行编码:

$$V_{ALRP_S}(z_c) = [V_{ALRP_S}^1, V_{ALRP_S}^2]_{\text{binary}} \quad (9)$$

其中:

$$V_{ALRP_S}^i = t(A_{S_i}(z_c) - A_S(z_c)); S_i \neq S$$

$V_{ALRP_S}(z_c)$  表示像素点  $z_c$  处的幅度局部响应向量。  $t$  为量化算子, 定义为:

$$t(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ 1, & x > 0 \end{cases} \quad (10)$$

这样每一个像素点的单演幅值又可以获得一个表征局部响应变化的一个 2 位的幅度局部响应向量。将其与之前获得的 6 位幅度局部模式向量串联, 那么对于滤波后的  $S$  尺度下的幅度图中的每一个点就获得了一个 8 位的二值向量:

$$V_{AS}(z_c) = [V_{ALBP_S}(z_c), V_{ALRP_S}(z_c)]_{\text{binary}} \quad (11)$$

其中:  $V_{ALBP_S}(z_c)$  表示  $z_c$  处的幅度局部模式向量。

在本文算法中, 对局部方向和局部相位的编码方式完全相同, 因而仅以局部相位编码为例说明本文的编码方法。与局部幅度不同, 局部相位信息对位置变化比较敏感, 在图像上相邻两个像素点的像素值即便相差很小, 其相位也会产生较大的偏差, 从而导致直接利用相位特征匹配人脸时会产生较大的误差。因而对于局部相位, 本文采用以下的编码方式:

首先将局部相位扩展至  $[0, 360)$ , 然后对相位角进行量化处理, 在本文算法中, 固定将相位量化为 4 个区间, 则其量化方式如式(12)所示。

$$q(\phi) = i; \frac{360 \times i}{4} \leq \phi < \frac{360 \times (i+1)}{4}; i = 0, 1, 2, 3 \quad (12)$$

其中:  $\phi$  表示相位角,  $q$  表示量化算子。

每一点的局部相位经过量化处理后均处于区间 $[0, 3]$ 内,可以表示为一个2位的二值向量,称之为相位局部量化向量。对于单演相位图,同样考虑同一像素点的相位在不同尺度滤波器下的响应变化,因而对于尺度 $S$ 下的相位响应,将其与另外两种尺度下的响应进行异或(XOR)<sup>[15]</sup>处理,则得到表征相位响应变化的一个二值向量,称之为相位局部响应向量,具体编码方式如(13)所示:

$$\mathbf{V}_{PLRP_S}(z_c) = [\mathbf{V}_{PLRP_S}^1, \mathbf{V}_{PLRP_S}^2]_{\text{binary}} \quad (13)$$

其中:

$$\mathbf{V}_{PLRP_S}^i = \mathbf{P}_S(z_c) \oplus \mathbf{P}_{S_i}(z_c); S \neq S_i$$

$\mathbf{V}_{PLRP_S}$ 表示相位局部响应向量,  $\oplus$ 表示异或算子,  $\mathbf{P}_S(z_c)$ 表示像素点 $z_c$ 在尺度 $S$ 下的相位角量化后的值。

然后将 $\mathbf{V}_{PLRP_S}$ 与之前获得的相位局部量化向量串联,最终得到了一个4位的二值向量来表征该点的单演相位特征,如式(14)所示:

$$\mathbf{V}_{PS}(z_c) = [\mathbf{V}_{PQS}(z_c), \mathbf{V}_{PLRP_S}(z_c)]_{\text{binary}} \quad (14)$$

其中 $\mathbf{V}_{PQS}$ 表示像素点 $z_c$ 处的相位局部量化向量。

对于局部方向,本文采用与局部相位完全相同的采样编码方式,则由可以得到一个4位的二值向量 $\mathbf{V}_{TS}$ 。将对幅度采样获得的8位二值向量、对方向角采样获得的4位二值向量和对相位采样获得4位二值向量进行串联,最终获得了像素点 $z_c$ 在尺度 $S$ 下融合了三种单演局部特征的一个16位的向量:

$$\mathbf{V}_{ATP_S}(z_c) = [\mathbf{V}_{AS}(z_c), \mathbf{V}_{TS}(z_c), \mathbf{V}_{PS}(z_c)]_{\text{binary}} \quad (15)$$

该向量组合了图像的像素点在平面内的三种局部模式信息以及同一像素点在不同尺度滤波器下的响应信息,因而具有更强的表示能力。

对于每个尺度下的滤波器产生的模式图,按照上述方式采样、编码。然后按照第2章中LQP的方法生成每种尺度下的LQP模式图。最后对生成的3种尺度下的LQP模式图进行分块、提取每一块的直方图特征并串联后用近邻分类器进行人脸匹配。

综上,本文算法步骤为:

- 1) 对人脸图像进行3种尺度的单信号滤波。
- 2) 对每种尺度下的3幅模式图按前文所述方式进行采样,对采样获得的特征向量按照第2章中LQP算法步骤进行编码。生成每种尺度下的LQP模式图。
- 3) 对一幅图像的3种尺度下的LQP模式图分别分块、提取直方图特征并将直方图特征串联作为最终的人脸特征。
- 4) 用最近邻分类器对获得的人脸特征进行匹配识别。

## 4 实验结果及分析

本实验使用Matlab7.0编程实现,使用中国科学院CAS-PEAL人脸库和ORL人脸库作为实验数据。

CAS-PEAL人脸图像数据库中包含了1040名中国人共99450幅头肩部图像。所有图像在专门的采集环境中采集,涵盖了姿态、表情、饰物、背景和光照5种主要变化条件。本文实验主要在表情和饰物以及背景3个子库上进行,由于库中原图像较大,实验中将所有图片均以其眼部为中心裁剪为 $100 \times 100$ 像素。

ORL人脸库由40个人组成,每个人有10幅图片,共400幅图像,图像分辨率为 $112 \times 92$ ,灰度级为256,图片包含姿态、表情、光照和面部装饰物的变化。为了评价本文算法的有效性,同时选取LBP、LGBP、LGXP以及MBP作为对比算法,并比较其识别率。其中,对CAS-PEAL库进行实验时,M-LQP

算法中的码表在库中提供的训练集中学习获得;对ORL库实验时,注册集同时用作训练集。

本文首先探讨不同的码本长度对识别率的影响。实验以ORL人脸库为实验对象,对库中的每个人选取前3张图片作为注册集,剩余的图片作为测试集。在分块方式为 $4 \times 3$ (12块)的情况下测试码本长度分别为50,100,150,200,250时的识别率。其中单演滤波器的参数设置为: $\lambda_{\min} = 4$ ,  $\mu = 2$ ,  $\sigma/\omega_0 = 0.65$ 且其余实验中单演滤波器均采用与此相同的参数设置。本文所有实验均用直方图来衡量不同人脸的相似度,最后用最近邻分类器进行人脸匹配。

码本长度变化时M-LQP算法在ORL库上的识别率如表1所示。

表1 不同码本长度下本文算法识别率

码本长度	识别率	码本长度	识别率
50	0.9500	200	0.9714
100	0.9698	250	0.9714
150	0.9705		

由表1可看出:随着码本长度增加,识别率有一定增加,但是当码本长度增加到一定值时,对识别率的影响变得十分微小。而增加码本长度对算法计算量影响很大:码本越长,学习码本所用的时间越长,同时也会导致最终的图像特征长度迅速增长而增加特征匹配时间;所以可以通过选择适当的码本长度来获得较好的识别率和识别速度。考虑到码本长度为100时本文算法已经取得很好的识别率,因而余下实验中M-LQP码本长度均设置为100。

其次,为了测试本文算法对不同变化类型人脸的识别性能,在CAS-PEAL人脸库上表情、背景和饰物三个子集上测试。LGBP和LGXP算法中均采用5种尺度8个方向的滤波器组对人脸图像进行滤波。滤波器参数设置为 $\sigma = 2\pi$ ,  $k_{\max} = \pi/2$ ,图像分为 $5 \times 5$ (25)块。各种方法在CAS-PEAL人脸数据库表情、饰物以及背景3个子集上识别率及相应的特征长度如表2所示。

表2 不同算法在CAS-PEAL人脸库识别率和特征长度

方法	识别率			特征长度
	背景	表情	饰物	
LBP	0.9236	0.6372	0.9231	1475
LGBP	0.9599	0.8726	0.9530	59000
LGXP	0.9503	0.8735	0.9421	16000
MBP	0.9586	0.8668	0.9620	18900
M-LQP	0.9769	0.8855	0.9865	7500

在CAS人脸库上的实验结果显示:本文算法在3个子集上的识别率均高于另外的4种方法,说明了本文算法对各种变化类型的人脸具有一定的鲁棒性;而且与LGBP、LGXP以及MBP相比,本文算法极大地降低了特征向量的长度,这将有利于提高特征匹配的速度。

另外,考虑到M-LQP算法中的码本是通过训练集中的图片学习获得的。为了进一步探索当训练集数据量变化以及在不同的分块模式下本文算法的识别性能,在ORL人脸库上进行实验。对于每个人的10张图片,本文分别取每个人的前 $k$ ( $k=1,2,3$ )张图片作为训练集,其余的 $(10-k)$ 张用来测试。在分块方式为 $3 \times 4$ ,  $4 \times 3$ ,  $4 \times 4$ ,  $4 \times 5$ ,  $5 \times 4$ ,  $5 \times 5$ ,  $5 \times 6$ ,  $6 \times 6$ 的情况下分别测试LBP、LGBP、LGXP、MBP以及本文方法的识别性能,并绘制识别率曲线,实验结果如图2所示。



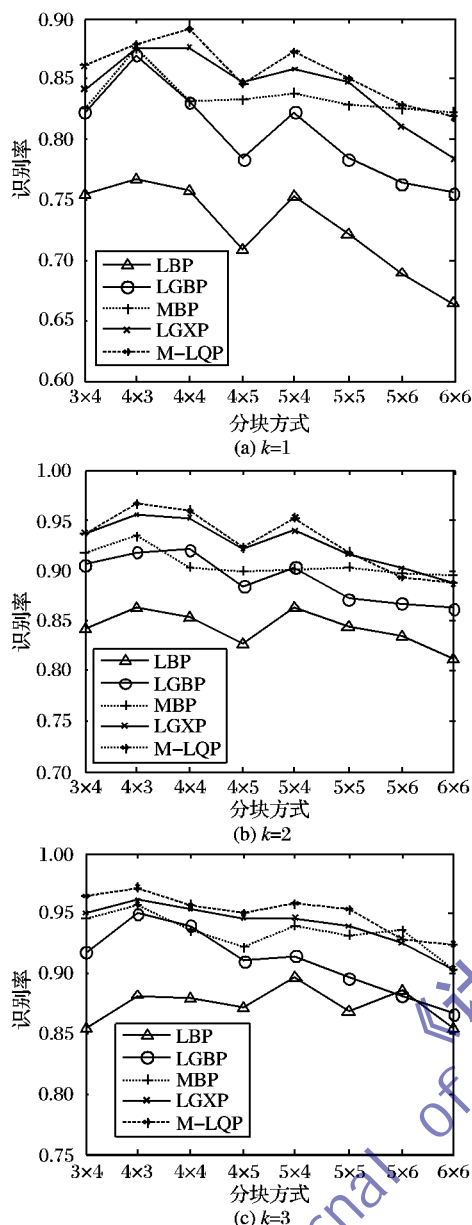


图2 注册图片张数变化时不同的分块模式下各算法的识别率

由图2可以看出,本文方法性能并不受训练集大小的影响,表明本文算法有着较好的泛化能力。同时根据文献[8],在进行单演滤波时,只需要3个Log-Gabor滤波器卷积运算和6次Riesz变换,相对于LGBP和LGXP的40次卷积运算可大大降低算法的时间复杂度。虽然本文算法中需要一个统计学习的过程来获得码本,但是码本的学习是可以在线下进行的,可以将提前学习获得的码本存储在ROM中供人脸识别系统调用,学习码本的过程并不占用系统的识别时间。因而本文算法在具有较好识别率的同时,比基于Gabor滤波的LGBP及LGXP等算法大大降低了算法的时间复杂度及空间复杂度。

## 5 结语

本文提出了一种Monogenic与LQP相结合的人脸特征提取方法,与Gabor小波相比,单演信号分析能够以更快的滤波速度提取图像的局部特征。对图像单演滤波后,采用LQP算子对滤波后产生的各种单演模式图进行特征提取和融合,并通过分块统计直方图的方法获得人脸的识别特征,最后用最近邻分类器实现人脸匹配。在ORL及CAS-PEAL人脸数据

库上的实验结果表明了本文算法的有效性。另外,还可以考虑将本文方法与PCA、LDA等方法相结合,以达到进一步降维和提升识别率的目的,这将是下一步工作的重点。

## 参考文献:

- [1] KRIZAJ J, STRUC V, PAVESIC N. Adaptation of SIFT features for robust face recognition [C]// ICAR 2010: Proceedings of the 7th International Conference on Image Analysis and Recognition. Berlin: Springer-Verlag, 2010: 394-404.
- [2] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [3] 王正群, 邹军, 刘凤. 基于集成主成分分析的人脸识别[J]. 计算机应用, 2008, 28(1): 120-124.
- [4] BELHUMEUR P N, HESPAHNA J P, KRIECMAN D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [5] ZHANG W C, SHAN S G, GAO W, et al. Local Gabor Binary Pattern Histogram Sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition [C]// ICCV 2005: Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005, 2005: 786-791.
- [6] XIE S F, SHAN S G, CHEN X L, et al. Fusing local patterns of Gabor magnitude and phase for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1349-1361.
- [7] FELSBERG M, G. SOMMER. The monogenic signal [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(12): 3136-3144.
- [8] YANG M, ZHANG L, ZHANG L, et al. Monogenic Binary Pattern (MBP): a novel feature extraction and representation model for face recognition [C]// Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 2680-2683.
- [9] YANG M, ZHANG L, ZHANG L, et al. Monogenic binary coding: an efficient local feature extraction approach to face recognition [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(6): 1738-1751.
- [10] ul HUSSAIN S, TRIGGS B. Visual recognition using local quantized patterns [C]// Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2012: 1-15.
- [11] ul HUSSAIN S, NAPOLEON N, JURIE F. Face recognition using local quantized patterns [C]// Proceedings of British Machine Vision Conference. Brish: [s. n.], 2012: 52-61.
- [12] 周娟, 熊忠阳, 张玉芳, 等. 基于最大最小距离法的多中心聚类算法[J]. 计算机应用, 2006, 26(6): 1425-1427.
- [13] TIMO O, PIETIKAINEN M. Multi-resolution 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.
- [14] XIE S F, SHAN S G, CHEN X L, et al. V-LGBP: volume based local Gabor binary patterns for face representation and recognition [C]// Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008: 1-4.
- [15] ZHANG B C, SHAN S G, CHEN X L, et al. Histogram of Gabor Phase Patterns (HGPP): a novel object representation approach for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(1): 57-68.