

8-14-2020

Embedded Face Recognition Combined Mutual Information with Log-Gabor Feature

Jihua Ye

College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Qingping Lan

College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Changhong Liu

College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Shimin Wang

College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Embedded Face Recognition Combined Mutual Information with Log-Gabor Feature

Abstract

Abstract: Log-Gabor functions have extended tails at the high frequency end, can effectively improve the shortcoming of ordinary Gabor functions which would over-represent the low frequency components and under-represent the high frequency components, and Log-Gabor filter has no DC components, the bandwidth is not limited, so Log-Gabor filter is more suitable than Gabor filter to extract the face feature. After extracting features of a face image by a Log-Gabor filter bank which is composition of four scales and six orientations, the amount of data is 24 times of the original, but the embedded equipment resources are limited, it is difficult to deal with so many data. *An embedded face recognition approach combined mutual information with Log-Gabor feature was proposed. A bank of Log-Gabor filters was applied on face images to extract features, mutual information was adopted to calculation weights, then the weights were used to fusion the Log-Gabor features.* Two Dimensional PCA (2DPCA) was used to reduce dimensions. The nearest neighbor classifier was employed for classification. The experimental results show that the method can effectively reduce the recognition time in the case of keeping the recognition rate.

Keywords

face recognition, Log-Gabor feature fusion, embedded, mutual information, 2DPCA

Recommended Citation

Ye Jihua, Lan Qingping, Liu Changhong, Wang Shimin. Embedded Face Recognition Combined Mutual Information with Log-Gabor Feature[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(9): 2214-2219.

结合互信息量和 Log-Gabor 特征的嵌入式人脸识别

叶继华, 兰清平, 刘长红, 王仕民

(江西师范大学计算机信息工程学院, 江西 南昌 330022)

摘要: Log-Gabor 函数在高频端有个延长的尾巴, 能有效改善普通 Gabor 函数低频表示不足而高频过度表示的缺点, 且 Log-Gabor 滤波器无直流分量, 带宽不受限制, 比 Gabor 滤波器更适于提取人脸特征。一幅人脸图像经 4 个尺度 6 个方向的 Log-Gabor 滤波器组成的滤波器组特征提取之后, 数据量是原来的 24 倍, 而嵌入式设备资源有限, 难以处理如此多的数据。提出了结合互信息量和 Log-Gabor 特征的嵌入式人脸识别方法。该方法使用 Log-Gabor 滤波器组对人脸图像进行特征提取, 利用互信息量计算权值, 然后用权值将 Log-Gabor 特征进行融合, 并使用 2DPCA 进一步降维, 最后运用最近邻分类器进行识别。实验结果表明, 该方法能够在保持识别率的情况下, 有效缩短识别时间。

关键词: 人脸识别; Log-Gabor 特征融合; 嵌入式; 互信息量; 2DPCA

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 09-2214-06

Embedded Face Recognition Combined Mutual Information with Log-Gabor Feature

Ye Jihua, Lan Qingping, Liu Changhong, Wang Shimin

(College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China)

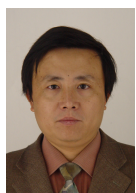
Abstract: Log-Gabor functions have extended tails at the high frequency end, can effectively improve the shortcoming of ordinary Gabor functions which would over-represent the low frequency components and under-represent the high frequency components, and Log-Gabor filter has no DC components, the bandwidth is not limited, so Log-Gabor filter is more suitable than Gabor filter to extract the face feature. After extracting features of a face image by a Log-Gabor filter bank which is composition of four scales and six orientations, the amount of data is 24 times of the original, but the embedded equipment resources are limited, it is difficult to deal with so many data. An embedded face recognition approach combined mutual information with Log-Gabor feature was proposed. A bank of Log-Gabor filters was applied on face images to extract features, mutual information was adopted to calculation weights, then the weights were used to fusion the Log-Gabor features. Two Dimensional PCA (2DPCA) was used to reduce dimensions. The nearest neighbor classifier was employed for classification. The experimental results show that the method can effectively reduce the recognition time in the case of keeping the recognition rate.

Keywords: face recognition; Log-Gabor feature fusion; embedded; mutual information; 2DPCA

引言

在提取局部频率信息方面, Gabor 滤波器具有

良好的特性, 同时, Gabor 函数能够取得空域和频域联合测不准原理下界的唯一函数, Gabor 滤波器已被运用于人脸识别^[1-2]、表情识别^[3]、虹膜识别^[4]等方面。然而 Gabor 滤波器由于存在直流分量, Gabor 滤波器的最大带宽被限制在一倍频, 并且对具有最好空间定位的尽可能宽的谱信息这个目标而言, Gabor 函数不是最优的。作为 Gabor 的改进,



收稿日期: 2016-05-22 修回日期: 2016-07-11;
基金项目: 国家自然科学基金(61462042), 江西省教育厅科研项目(GJJ13229);
作者简介: 叶继华(1966-), 男, 江西上饶, 教授, 研究方向为物联网技术、图像处理; 兰清平(1989-), 男, 江西宜春, 硕士, 研究方向为嵌入式系统。

<http://www.china-simulation.com>

• 2214 •

Log-Gabor 函数可用来构建任意带宽的滤波器。通常使用 4 个不同尺度、6 个不同方向的滤波器组成的滤波器组对人脸图像进行特征提取, 人脸图像的数据量本来就很大, 经过滤波器组进行特征提取之后, 数据量变得更大了, 而嵌入式设备资源有限, 因此必须减少数据量。本文提出一种 Log-Gabor 特征融合算法, 该算法能够有效的减少数据量, 缩短人脸识别的时间。

1 Log-Gabor 滤波器

1.1 一维 Log-Gabor 滤波器

根据 Log-Gabor 函数提出者 Field^[5]的研究成果, 在对数频率尺度上, 采用以高斯函数为传递函数的滤波器能够对图像进行更有效的编码。Log-Gabor 函数的传递函数在线性频率尺度上的形状如图 1 所示, 在对数频率尺度上的形状如图 2 所示。Log-Gabor 在人脸识别^[6]、虹膜识别^[7-8]等方面都有运用。在线性频率尺度下, Log-Gabor 函数的传递函数具有如下形式:

$$G(w) = \exp\left(\frac{-(\log(w/w_0))^2}{2(\log(k/w_0))^2}\right) \quad (1)$$

式(1)中, w_0 表示滤波器的中心频率, 对于不同的 w_0 , k 有不同的取值, 使得 k/w_0 的值固定, 以保证滤波器的形状不变, 当 k/w_0 取值为 0.74, 滤波器的带宽差不多是 1 倍频; k/w_0 取值为 0.55 时, 滤波器带宽差不多是 2 倍频; k/w_0 取值为 0.41 时, 滤波器带宽差不多是 3 倍频。

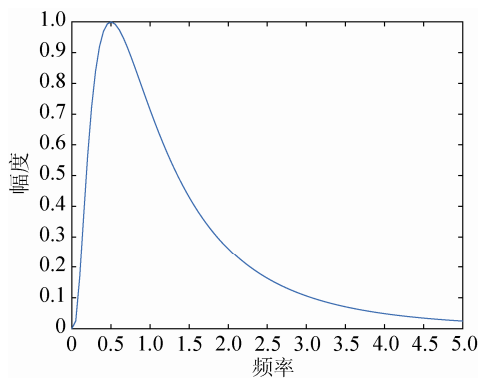


图 1 线性频率尺度上 Log-Gabor 的传递函数的形状

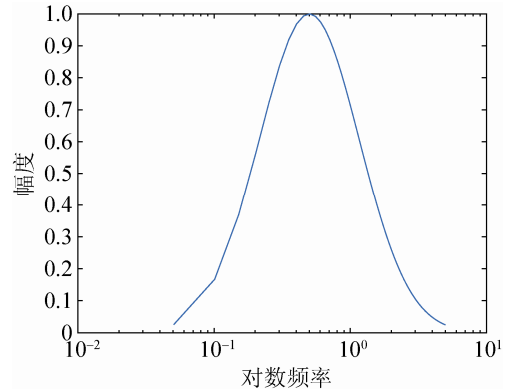


图 2 对数频率尺度上 Log-Gabor 的传递函数的形状

Log-Gabor 作为 Gabor 的另一种表述形式, 具备 Gabor 滤波器优点的同时, 具有更好的特性: (1) 由 Log-Gabor 函数的定义可知, Log-Gabor 函数没有直流分量, 所以图像处理受亮度条件的影响较小; (2) 普通 Gabor 函数存在低频过度表示, 而高频表示不足的缺点, 而 Log-Gabor 函数在高频端有个延长的尾巴, 可以有效的改善这个缺点。

1.2 二维 Log-Gabor 滤波器

二维 Log-Gabor 滤波器的传递函数可表示为:

$$G(f, \theta) = G(f)G(\theta) \quad (2)$$

$$\text{其中 } G(f) = \exp\left(-\frac{(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma_r/f_0))^2}\right),$$

$$G(\theta) = \exp\left(-\frac{(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2}\right).$$

式(2)中, $G(f)$ 称为径向分量, $G(\theta)$ 称为角度分量, f_0 为中心频率, σ_r 用于确定径向带宽: $B_f = 2(2/\log 2)^{1/2} |\log(\sigma_r/f_0)|$, θ_0 为滤波器方向, σ_θ 用于确定方向带宽: $B_\theta = 2\sigma_\theta(2\log 2)^{1/2}$ 。

将人脸图片和 Log-Gabor 滤波器进行卷积可以得到人脸图片的 Log-Gabor 特征。如果 $I(x, y)$ 表示人脸图片的灰度值, 那么 $I(x, y)$ 和 Log-Gabor 滤波器的卷积可以定义为: $EO_{s,\theta}(x, y) = I(x, y) * G_{s,\theta}$, 上式中 $G_{s,\theta}$ 表示尺度为 s , 方向为 θ 的 Log-Gabor 滤波器, “*” 表示卷积运算, $EO_{s,\theta}(x, y)$ 为对应的滤波结果。通常情况下, 选取 4 个不同尺度(即 $s=1,2,3,4$)、6 个不同方向($\theta=1,2,3,4,5,6$)的滤波器构成滤波器组对图像进行特征提取。

2 基于互信息的多尺度 Log-Gabor 特征加权融合

一幅人脸图像经过 4 个尺度 6 个方向的 Log-Gabor 变换后, 生成 24 幅 Log-Gabor 特征响应图, 考虑到嵌入式设备资源有限以及每幅 Log-Gabor 特征响应图在人脸识别中重要度不一样, 使用加权融合的方法对 24 幅 Log-Gabor 特征响应图进行融合。

加权融合方法中, 关键问题是如何计算权值。互信息量是一种信息度量, 可以度量两个对象之间的相关性, 每幅 Log-Gabor 特征响应图中都含有原始人脸图像相关的特征信息, 包含的相关特征信息越多, 在人脸识别过程中起的作用越大, 因此可以考虑通过计算互信息获得权值。

2.1 互信息量理论

假设两个随机变量 X, Y 的概率密度函数分别为 $p(x), p(y)$, 它们的联合概率密度为 $p(x, y)$, 那么 X 和 Y 的互信息可以表示为:

$$I(X:Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)}$$

根据熵的定义, X 和 Y 的熵分别为 $H(x), H(y)$, 则

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log p(x)$$

$$H(Y) = - \sum_{y \in Y} p(y) \log p(y)$$

X 和 Y 的联合熵 $H(X, Y)$ 为:

$$H(X, Y) = - \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} P(x, y) \log p(x, y)$$

由 $I(X:Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y)$, 可得:

$$I(X:Y) = - \sum_{x \in X} p(x) \log p(x) - \sum_{y \in Y} p(y) \log p(y) + \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} P(x, y) \log p(x, y)$$

2.2 基于互信息量的 Log-Gabor 特征加权融合

人脸图像矩阵经过 4 个尺度 6 个方向的 Log-Gabor 变换后, 得到 24 个 Log-Gabor 特征矩阵, 由于人脸图像中含有很多冗余信息, 如果直接

计算人脸图像矩阵与每个 Log-Gabor 特征矩阵之间的互信息会使得权值不准确, 可以考虑通过计算人脸图像矩阵的主要特征与每个 Log-Gabor 特征矩阵的主要特征之间的互信息来获得权值。针对嵌入式设备的特点, 为了减少计算量, 同时较为准确的计算权值, 本文使用如下方法计算权值, 具体步骤如算法 1 所示。

算法 1: 基于互信息量的 Log-Gabor 特征的权值计算算法

输入: 人脸样本集 S

Step 1: 使用 4 个尺度 6 个方向的 Log-Gabor 滤波器组成的滤波器组对 S 中的样本进行特征提取, 得到训练样本集的 Log-Gabor 特征矩阵 Log-Gabor $j(j=1, 2, \dots, 24)$;

Step 2: 使用 2DPCA 算法分别求得 S 的投影矩阵 W_0 , 使用 2DPCA 算法求得 Log-Gabor $j(j=1, 2, \dots, 24)$ 的投影矩阵 $W_j(j=1, 2, \dots, 24)$;

Step 3: 使用直方图法分别计算 W_0 与 $W_j(j=1, 2, \dots, 24)$ 之间的互信息 $MI_k(k=1, 2, \dots, 24)$;

Step 4: 将 $MI_k(k=1, 2, \dots, 24)$ 进行归一化, 得到 Log-Gabor $j(j=1, 2, \dots, 24)$ 对应的权值 $A_i(i=1, 2, \dots, 24)$;

输出: Log-Gabor $j(j=1, 2, \dots, 24)$ 对应的权值 $A_i(i=1, 2, \dots, 24)$

通过上述算法得到 Log-Gabor 特征矩阵的权值, 然后利用权值对样本的 Log-Gabor 特征矩阵进行融合, 该方法能够充分体现各 Log-Gabor 特征的重要程度, 有效的减少计算量。融合的具体步骤如算法 2 所示:

算法 2: Log-Gabor 特征的融合过程

输入: 人脸图像样本 FaceImg

Step 1: 使用 4 个尺度 6 个方向的 Log-Gabor 滤波器组成的滤波器组对 FaceImg 进行特征提取, 得到 FaceImg 的 Log-Gabor 特征矩阵 Log-Gabor $j(j=1, 2, \dots, 24)$;

Step 2: 对各个 Log-Gabor 特征矩阵 Log-Gabor $j(j=1, 2, \dots, 24)$ 进行加权处理, 得到加

权的 Log-Gabor 特征矩阵 $\text{Log-Gabor } i (i=1,2,\dots,24)$, 即 $\text{Log-Gabor } i = A_k \times \text{Log-Gabor } j (i=k=j=1,2,\dots,24)$;

Step 3: 对加权后的 Log-Gabor 特征矩阵 $\text{Log-Gabor } i (i=1,2,\dots,24)$ 进行加法运算, 得到融合的特征矩阵, 即 $\text{Log-Gabor} = \sum_{i=1}^{24} \text{Log-Gabor } i$

输出: FaceImg 的融合特征矩阵 Log-Gabor

2.3 结合互信息量和 Log-Gabor 特征融合的嵌入式人脸识别过程

为了解决嵌入式设备资源有限的问题, 训练阶段在 PC 机上完成, 训练阶段需要计算各 Log-Gabor 特征对应的权值并提取训练图像集的特征子空间, 然后通过网络将特征子空间传送到嵌入式设备上; 测试阶段在嵌入式设备(本文使用 EduKit-IV)上进行, 首先对待识别的人脸图像进行多尺度的 Log-Gabor 特征提取, 然后进行 Log-Gabor 特征融合, 再将融合的特征进行 2DPCA 投影, 最后利用最近邻方法进行特征匹配, 得到分类结果。实际运用的过程中, 还需通过摄像头进行图像的采集, 并进行人脸检测。整个人脸识别系统框图如图 3 所示。

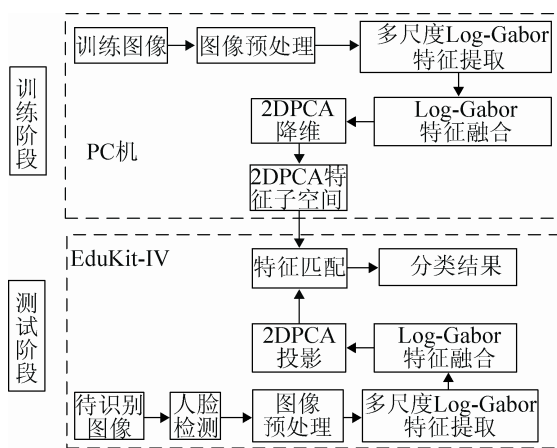


图 3 人脸识别系统框图

3 实验结果与分析

本实验在嵌入式平台 Edukit-IV 上进行, Edukit-IV 有丰富的接口资源, 具备良好的拓展性, 具有较为丰富的存储资源。实验时, 使用

CAS-PEAL-R1^[9] 人脸库中的部分图片对算法进行测试, CAS-PEAL-R1 人脸库由 CAS-PEAL 中的部分图片构成, 其中的人脸图片有姿态(Pose)、表情(Expression)、饰物(Accessories)、光照(Lighting)等变化; 在 Pose 子模式下, 每个对象有 21 张人脸图片, 分为平视、仰视、俯视三类, 每类中又有偏侧角变化, 有两组偏侧角组合: $0^\circ, 22^\circ, 45^\circ, 67^\circ$ 和 $0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ$ 。选择 100 人, 使用他们的 0° 偏侧角的人脸图片(每人 3 张)构建正脸子集, 使用他们的 15° 偏侧角的人脸图片(每人 6 张)构建侧脸子集。图 4 为同一人的 9 张样本图, 图 5 为各样本图相应的多尺度 Log-Gabor 特征加权融合效果图, 根据第 2 章中的基于互信息量的 Log-Gabor 特征加权融合方法可得到各 Log-Gabor 特征对应的权值。



图 4 实验的部分样本

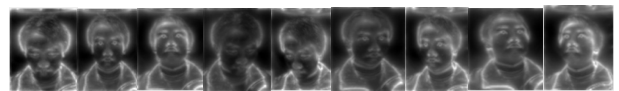


图 5 多尺度 Log-Gabor 特征加权融合结果

3.1 实验过程

在正脸子集上, 前 2 张人脸图片用于训练, 剩余 1 张用于测试; 侧脸子集上, 前 4 张用于训练, 后 2 张用于测试。人脸识别的训练阶段在 PC 机上进行, 测试阶段在嵌入式设备 Edukit-IV 上进行。

使用“Log-Gabor 特征融合+2DPCA”方法进行人脸识别时, 需要进行权值的计算。首先使用 Log-Gabor 滤波器组对训练集样本进行特征提取, 通过使用 2DPCA 算法, 得到训练集的样本的投影矩阵 W_0 以及各尺度各方向的 Log-Gabor 特征的投影矩阵 $W_i (i=1,2,\dots,24)$, 然后计算 W_0 与 $W_i (i=1,2,\dots,24)$ 之间的互信息量, 并将互信息量进行归一化, 得到相应的权值。正脸子集上, 各尺度各方向 Log-Gabor 特征对应的权值如表 1 所示; 侧脸子集上, 各尺度各方向的 Log-Gabor 特征对应的权值如表 2 所示。在表 1 和表 2 中, 行对应尺度,

列对应方向,表格中的数据表示相应的尺度和方向上的 Log-Gabor 特征对应的权值。

表 1 正脸子集上,各 Log-Gabor 特征对应的权值因子

0.035 71	0.039 06	0.042 01	0.044 03	0.042 25	0.038 35
0.039 57	0.041 49	0.042 74	0.043 98	0.043 32	0.041 32
0.044 79	0.045 20	0.045 75	0.036 90	0.045 35	0.045 75
0.036 32	0.041 99	0.043 62	0.037 16	0.041 76	0.041 57

表 2 侧脸子集上,各 Log-Gabor 特征对应的权值因子

0.032 25	0.038 53	0.040 58	0.041 25	0.041 33	0.039 28
0.039 75	0.040 31	0.041 95	0.042 71	0.041 72	0.040 66
0.043 68	0.044 62	0.043 85	0.042 63	0.043 25	0.044 30
0.044 74	0.043 99	0.044 20	0.037 63	0.042 85	0.043 94

使用以下方法进行人脸识别:

(1) 2DPCA: 直接使用 2DPCA 进行人脸识别,不进行其它处理,最后使用最近邻分类器进行分类;

(2) Gabor+2DPCA^[10]: 首先使用 Gabor 对人脸图像进行特征提取,然后使用 2DPCA 进一步处理,最后使用最近邻分类器进行分类;

(3) Log-Gabor+2DPCA: 首先使用 Log-Gabor 对人脸图像进行特征提取,然后使用 2DPCA 进一步处理,最后使用最近邻分类器进行分类;

(4) Gabor 融合+2DPCA^[11]: 首先使用多尺度 Gabor 滤波器对人脸图像进行特征提取,然后使用多尺度 Gabor 特征加权融合的方法对 Gabor 特征进行融合,融合完成后,使用 2DPCA 进一步处理,最后使用最近邻分类器进行分类。

(5) Log-Gabor 特征融合+2DPCA: 使用 Log-Gabor 对人脸图像进行特征提取,在正脸子集和侧脸子集上,分别使用表 1 和表 2 中的权值因子对相应的各尺度各方向的 Log-Gabor 特征进行融合,融合完成后,使用 2DPCA 进一步处理,最后使用最近邻分类器进行分类。

使用 2DPCA 处理时,均保留 90% 的能量,记录识别率和识别一张人脸图片的平均时间。在正脸子集和侧脸子集上的识别结果如表 3 所示。

表 3 识别结果

人脸库	识别方法	识别率	识别时间
		/%	/ms
正脸子集	2DPCA	78%	452.9
正脸子集	Gabor+2DPCA	89%	1 736.8
正脸子集	Log-Gabor+2DPCA	95%	1 275.4
正脸子集	Gabor 融合+2DPCA	90%	1 401.3
正脸子集	Log-Gabor 融合+2DPCA	95%	703.8
侧脸子集	2DPCA	77.5%	756.6
侧脸子集	Gabor+2DPCA	88%	3 034.6
侧脸子集	Log-Gabor+2DPCA	94%	2 537.2
侧脸子集	Gabor 融合+2DPCA	88.5%	2 520.8
侧脸子集	Log-Gabor 特征融合+2DPCA	94.5%	1 070.8

3.2 结果分析

由表 1 和表 2 中可以看出,各尺度各方向的 Log-Gabor 特征对应的权值因子各不相同,说明各尺度各方向的 Log-Gabor 特征在人脸识别过程中的重要程度并不一样。

识别率方面,由表 3 可知,在正脸子集上,使用“Log-Gabor+2DPCA”方法和“Log-Gabor 特征融合+2DPCA”方法时,识别率均为 95%;在侧脸子集上,使用“Log-Gabor+2DPCA”方法时,识别率为 94%,使用“Log-Gabor 特征融合+2DPCA”方法时,识别率为 94.5%;说明在正脸子集和侧脸子集上,使用“Log-Gabor+2DPCA”方法和“Log-Gabor 特征融合+2DPCA”这两种方法进行人脸识别时,识别率相当,并且在正脸子集和侧脸子集上分别使用这两种方法进行人脸识别得到的识别率相近,说明 Log-Gabor 变换对姿态变换具有一定的鲁棒性。无论在正脸子集还是侧脸子集上,使用“Log-Gabor+2DPCA”方法和“Log-Gabor 特征融合+2DPCA”方法进行人脸识别得到的识别率均高于使用“2DPCA”方法以及使用“Gabor+2DPCA”方法得到的识别率,说明 Log-Gabor 变换具有较好的性能,能够较好的提取人脸特征。

识别时间方面,由表 3 可知,无论在正脸子集还是侧脸子集上,使用“Log-Gabor+2DPCA”方法识别一幅人脸图片的平均时间少于使用

“Gabor+2DPCA”方法识别一张人脸图片的平均时间,说明 Log-Gabor 变换的计算量少于 Gabor 小波的计算量;而使用“Log-Gabor 特征融合+2DPCA”方法识别一张人脸图片的平均时间少于使用“Log-Gabor+2DPCA”方法识别一张人脸图片的平均时间,说明 Log-Gabor 特征融合能够有效的减少计算量,缩短识别时间。

从表 3 中可以看出,在识别率方面,无论在正脸子集还是侧脸子集上,本文的“Log-Gabor 特征融合+2DPCA”方法高于文献[11]中的 Gabor 融合+2DPCA;而在识别时间方面,无论在正脸子集还是侧脸子集上,相比文献[11]中的方法而言,使用本文的方法能在一定程度上缩短识别时间。

4 结论

Log-Gabor 滤波器具有良好的性能,能够有效的提取人脸特征。本文提出的方法在保持识别率的情况下,能够减少计算量,有效的缩短识别时间,适用于嵌入式系统。

参考文献:

- [1] 张莹,王耀南. 基于 Gabor 滤波器包络的人脸识别算法 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(12): 2314-2320.
- [2] 孔锐,韩佳轩. 基于 Gabor 滤波器的快速人脸识别算法 [J]. 计算机应用, 2012, 32(4): 1130-1132, 1136.
- [3] 邓洪波,金连文. 一种基于局部 Gabor 滤波器组及 PCA+LDA 的人脸表情识别方法 [J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(2): 322-329.
- [4] 王风华,韩九强. 基于 2D Log-Gabor 滤波器的虹膜识别研究 [J]. 系统仿真学报, 2008, 20(7): 1808-1811.
- [5] Field D. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells [J]. Journal of The Optical Society of America A-optics Image Science and Vision (S1084-7529), 1987, 4(12): 2379-2394.
- [6] Chen X, Jing Z. Infrared Face Recognition Based on Log-Gabor Wavelets [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence (S1793-6381), 2012, 20(3): 351-360.
- [7] Yao P, Li J, Ye X, et al. Iris Recognition Algorithm Using Modified Log-Gabor Filters [J]. International Conference on Pattern Recognition(S1051-4651), 2006, 4: 461-464.
- [8] Kolhe Satish R, R V Patil, P M Patil. The Comparison of Iris Recognition using Principal Component Analysis, Log Gabor and Gabor Wavelets [J]. International Journal of Computer Applications (S0975-8887), 2012, 43(1): 29-33.
- [9] Gao W, Cao B, Shan S. The CAS-PEAL Large-Scale Chinese Face Database and Baseline Evaluations [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (S1083-4427), 2008, 38(1): 149-161.
- [10] 马晓燕,杨国胜,范秋凤,等. 基于 Gabor 小波和二维主元分析的人脸识别 [J]. 计算机工程与应用, 2006, 10: 55-57.
- [11] 叶继华,王仕民,郭帆,等. Gabor 特征融合的嵌入式人脸识别系统的研究 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(11): 148-151, 232.