

一种基于可变长起主导作用特征(VLDF)的人脸识别算法

刘 军,景晓军,孙松林,谭有恒

(北京邮电大学信息与通信工程学院,北京 100876)

摘 要: 为了从 Gabor 滤波后的图像中提取简单有效、区分力强的人脸特征,提出了一种基于可变长起主导作用特征(VLDF)的人脸识别算法.即首先人脸图像与不同尺度、不同方向的 Gabor 滤波器进行卷积运算,然后利用局部二元模式(LBP)算子提取滤波输出的纹理特征,并根据纹理特征的统计分布规律,采用数量可变的起主导作用的纹理模式作为人脸的 VLDF 特征.最后构造了 VLDF 人脸特征之间距离的计算方法.该算法具有较小的特征向量维数和高的 rank-1 识别率.在 FERET 人脸数据库上的仿真结果验证了算法的高效性.

关键词: 人脸识别; Gabor 滤波器; 局部二元模式(LBP)算子; 可变长起主导作用特征(VLDF); VLDF 距离

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2015)03-0544-06

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

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.03.020

A Variable Length Dominant Feature (VLDF) Based Algorithm for Face Recognition

LIU Jun, JING Xiao-jun, SUN Song-lin, TAN You-heng

(School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: To extract compact and distinctive information from images filtered by Gabor kernels, we propose a variable length dominant feature (VLDF) based algorithm for face recognition. Specifically, the face image is first convolved with Gabor filters of different scales and different orientations, and then the texture information is extracted from the Gabor responses using local binary pattern(LBP). Based on the statistical characteristics of the pattern distribution, the variable length dominant feature (VLDF) is derived. Finally, the distance between two VLDFs is constructed. VLDF has a lower feature vector dimensionality and a higher rank-1 recognition rate. The experiments on FERET database verify the high efficiency of the proposed algorithm.

Key words: face recognition; Gabor filter; local binary pattern (LBP); variable length dominant feature (VLDF); VLDF distance

1 引言

近二十年来,随着计算机软件和硬件技术的发展,人脸识别已成为计算机视觉、神经科学和心理学等学科的研究热点并已在安防、高级感知接口、虚拟现实、图像检索以及信息安全等方面得到了广泛的应用.然而由于人脸图像易受诸如光照、人物表情、姿势、年龄等变化的影响,人脸识别技术依然面临着巨大的挑战^[1~3].

人脸识别的过程可分为特征提取和分类器构造两个步骤.提取高效的、区分力强的特征对于人脸识别算法性能的提高具有至关重要的作用.由于 Gabor 特征对

哺乳动物视觉皮层简单细胞的感知野(receptive field)分布进行了建模,因而被非常成功的应用于人脸表示.文献[3]提出了一种基于 Gabor 小波与 Memetic 算法的人脸识别方法 MA-Gabor.它使用一组特定的 Gabor 小波滤波器对人脸图像重要区域进行针对性的特征提取运算,可在较短处理时间内获得更具区分能力的识别数据.文献[4]提出了融合 Gabor 特征的幅度信息和相位信息的算法.该算法产生人脸图像的增强 Gabor 幅度矢量和增强 Gabor 相位一致矢量.在分类器构造阶段,根据两个矢量的重要性,用一个 $[0,1]$ 之间的系数控制其权值,达到最佳的分类效果.

Gabor 算子捕捉图像粗的结构特征,而局部二元模式(LBP^[5])捕捉图像细的纹理特征,由于二者之间的这种互补性,很多算法中将二者进行融合,并取得了较高的性能^[6~8].文献[7]结合 Gabor 特征的幅度部分和 LBP 对人脸图像进行建模.该算法首先利用 LBP 算子从 Gabor 特征的幅度信息中提取局部 Gabor 二元模式(LGBP)图,然后将 LGBP 图分割成若干个互不重叠的矩形区域,分别求出各矩形区域中表示不同模式分布的直方图,将这些直方图连接起来构成了增强的直方图序列(LGBPHS)来作为人脸特征的代表.文献[7]利用 Gabor 滤波输出的幅度信息进行人脸识别,而文献[8]采用两位二进制数字对 Gabor 滤波输出的每个像素的相位信息进行编码,构建了全局 Gabor 相位模式(GGPP)和局部 Gabor 相位模式(LGPP)并用 GGPP 和 LGPP 的直方图(HGPP)来作为人脸特征的代表.这些算法都采用了 5 种尺度、8 种方向的共 40 个 Gabor 滤波器和局部二元模式算子.然而 Gabor 滤波器产生了相当于原图像 40 倍的数据量,用这些数据表示人脸特征需要较大的存储器开销,因而不适合运行在对功耗和体积要求较高的嵌入式智能设备上.

在应用嵌入式系统进行人脸识别的智能应用中,算法的小的存储器消耗和低的计算复杂度对系统的运行非常重要.为了提取简单有效的人脸特征,本文提出了一种基于可变量起主导作用特征(VLDF)的人脸识别算法.该算法利用 C-LBP^[5](圆形局部二元模式算子)提取人脸图像的纹理信息,根据纹理信息的分布规律,采用数量可变的起主导作用的纹理模式作为人脸特征,并构建了不同人脸特征之间距离的计算方法.

2 Gabor 滤波器和 C-LBP 算子

Gabor 滤波器,又被称为 Gabor 核、Gabor 小波.在空间域上,Gabor 滤波器被定义成不同方向和频率的复平面波对高斯滤波器的调制^[4].从频域上看,Gabor 滤波器是一组二维的“带通滤波器”,具有明显的尺度和方向的选择性.它能够对原图像的不同复频率特征进行选择,实现将原图像分解成为多个各自具有不同频谱特征子图像.

LBP 最初用在描述图像纹理特征上,它利用一个 8 位二进制数字对图像中的像素点与其周围 8 个邻近像素点灰度值的大小关系进行编码.LBP 模式集共有 $2^8 = 256$ 种模式.LBP 特征对图像亮度的单调变化具有很强的鲁棒性.

Uniform LBP^[5](均匀局部二元模式)为 LBP 模式集的子集,是指二进制编码中至多包含两个 0~1 之间跳变的 LBP 模式所构成的集合,Uniform LBP 共有 58 种模式.C-LBP 为圆形局部二元模式,它选择均匀分布在以

像素为中心的圆周上的若干采样点作为该像素的近邻像素,通常用 (P, R) 表示.其中 P 表示采样点的数量, R 表示采样点所位于的圆形的半径.本文采用 $(8, 1)$ 采样方式的 C-LBP.

本文中,包含 8 个方向和 5 个尺度共 40 个 Gabor 滤波器的滤波器组对人脸图像进行滤波,得到 40 个滤波响应输出图像.然后运用 C-LBP 算子从每个输出图像的幅度部分中提取纹理信息,得到包含 40 个 Gabor LBP 图像的图像组.图 1 显示了一个包含 5 行 8 列共 40 个 Gabor LBP 人脸图像的图像组.5 行图像从上到下,尺度依次增大;8 列图像,从左到右方向依次为 $0^\circ, 22.5^\circ, 45^\circ, 67.5^\circ, 90^\circ, 112.5^\circ, 135^\circ, 157.5^\circ$

3 VLDF 特征及 VLDF 特征之间的距离

Gabor LBP 图像首先被分割成若干个互不重叠的矩形区域,然后在各个区域上提取表征各模式分布的直方图.VLDF 特征就是在直方图的基础上得到的.在描述 VLDF 之前,需先介绍一下图像分割及直方图的提取.

3.1 Gabor LBP 图像分割与直方图

为了利用 Gabor LBP 图像上不同位置的信息,需要在图像上不同的位置分别产生直方图.为此需要将人脸图像分割成 $n \times n$ 个相互不重叠的矩形区域. n 的大小应在算法的复杂度和性能之间做出取舍. n 太大时计算复杂度太高,太小时所提取的特征不能充分反映人脸图像上的位置信息.同时注意到较大尺度的 Gabor 滤波器输出的图像在空间位置上的变化较慢,而较小尺度的 Gabor 滤波器输出的图像在空间位置上的变化较快,因此数值 n 对前者应小于后者.通过实验数据的对比,我们将 5 个尺度的 40 幅 Gabor LBP 图像中,较小两个尺度的 16 幅图像(对应图 1 中的第 1、2 行)分割成 4×4 个矩形区域,中间两个尺度的 16 幅图像(图 1 中的第 3、4 行)分割成 2×2 个区域,最大一个尺度的 8 幅图像(图 1 中的第 5 行)不分割.这样,每个人脸图像被分解成了 $N = (4 \times 4) \times 16 + (2 \times 2) \times 16 + 8 = 328$ 个区域.

图像分割之后,对每个区域求取各模式的分布直方图.直方图的计算按式(1)和式(2)进行:

$$H(l) = \sum_{x,y} s(I(x, y) = l), l = 1, 2, \dots, L \quad (1)$$

$$s(\alpha) = \begin{cases} 0, & \text{if } \alpha \text{ is false} \\ 1, & \text{if } \alpha \text{ is true} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $s \in \{0, 1\}$ 是布尔状态的指示函数. $I(x, y)$ 是区域内坐标为 (x, y) 的像素的模式. l 为模式标号, L 为模式数量,同时也是直方图中的 bin(竖条)的数目,对于我们所应用 $(8, 1)$ 方式的 C-LBP 来说, $L = 2^8 = 256$.

3.2 VLDF 特征

由于 Gabor 滤波器组中的每一个滤波器只选择人

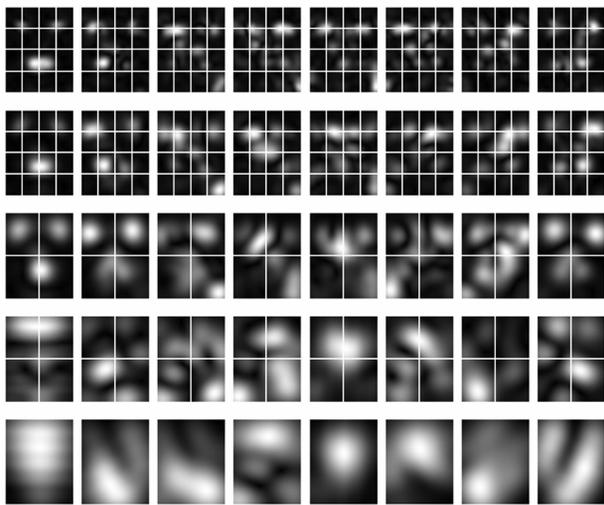


图1 5个尺度8个方向的Gabor LBP图像组及其分割

人脸图像上的某一方向和尺度的特征输出,因此滤波后的图像经 C-LBP 算子运算后输出的 Gabor LBP 图像所包含的模式类型很少,即:其直方图中大多数 bin 的频数为 0.图 2(a)展示了人脸图像的 Gabor LBP 图像及其中某一区域的图像;图 2(b)为图 2(a)所示区域的像素值(模式)直方图.由图 2 可见,无论是 Gabor LBP 图像还是其某一区域,其像素值的大小随位置的变化都较慢,直方图中各 bin 的分布非常集中,只有少数 bin 的频数较高,大部分 bin 的频数都很低或为 0.若采用 Uniform LBP 来作为人脸图像的表达,那么这种表示中仍然含有大量的对人脸特征无贡献或贡献很小的低频数的模式.

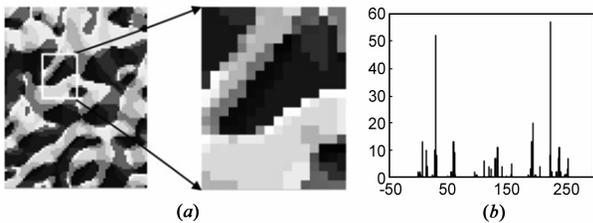


图2 Gabor LBP 图像及其模式直方图

对于这种情况,相比 LBP 或 Uniform LBP,运用统计分析的方法选取占主导作用的模式来表示人脸特征会更有效的节省数据量.因此我们提出了一种可变长的起主导作用的特征-VLDF 来表示人脸图像.

定义 1 Gabor LBP 图像的区域 i 的可变长起主导作用特征 VLDF 为一集合 R_i ,集合中的元素是区域中出现频数较多的 LBP 模式类型 t_i 及其在该区域中出现的百分比 $p(t_i)$ 所构成的结构体:

$R_i = \{(t_{i1}, p(t_{i1})), (t_{i2}, p(t_{i2})), \dots, (t_{in_i}, p(t_{in_i}))\}$; 其中 n_i 为 VLDF 模式的数量. $(t_i, p(t_i))$ 为属于模式 t_i 的结构体. $\sum_{j=1}^{n_i} p(t_{ij}) = K$, K 为起主导作用的模式类型

$t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{in_i}$ 在区域 i 的所有模式中所占的比例,称为主导比率, $K \in [0, 1]$.

定义 2 人脸图像 I 的 VLDF 特征 V 为 I 的 Gabor LBP 图像组的 N 个区域的 VLDF 特征的集合: $V = \{R_1, R_2, R_3, \dots, R_N\}$.

VLDF 特征仅包含 Gabor LBP 图像直方图中频数取值较大的 bins 而忽略频数取值较小的 bins.因为在 Gabor LBP 图像的直方图中各 bins 的频数分布比较集中,因此用这种起主导作用的模式来表示人脸图像能够有效地降低特征表示的数据量.而我们的仿真结果也证明,这种表示方法同样具有较高的识别性能.

从区域 i 中求 VLDF 特征的过程如算法 1 所示:

算法 1 VLDF 特征的求取

输入:区域 i 的直方图 $H_i(l)$, $l=1, 2, \dots, L$, 主导比率 K

输出:区域 i 的起主导作用的模式种类的数量 n 及 VLDF 特征: R_i

算法过程:

1. 将 $H_i(l)$ 归一化 $H'_i(l) = H_i(l) / \sum_{l=1}^L H_i(l)$
2. 按频数非递增的顺序对归一化后的直方图的各个 bin 进行排序,得到 $H'_i(t_1) \geq H'_i(t_2) \geq H'_i(t_3) \geq \dots \geq H'_i(t_n)$.
3. 初始化和变量 $S = 0$;
4. For $j = 1$ to L ;
5. $S = S + H'_i(t_j)$;
6. If $S \geq K$, $n = j$, break;
7. End for j ;
8. 返回起主导作用的模式种类的数量 n 及区域 i 的 VLDF 特征:

$$R_i = \{(t_1, H'_i(t_1)), (t_2, H'_i(t_2)), \dots, (t_n, H'_i(t_n))\}.$$

在求出人脸图像各个区域的 VLDF 特征 R_i 之后,人脸图像的 VLDF 特征按照定义 2 可表示为: $V = \{R_1, R_2, R_3, \dots, R_N\}$, 其中 N 表示人脸图像的 Gabor LBP 图像组所分割的区域的数目.

图 3 显示了 FERET 图像数据库中人脸图像的各区域中起主导作用的模式种类数量的平均值与主导比率 K 之间的关系.从图中可以看出,虽然理论上各区域共有 256 种模式类型,但有 80% 的像素点的模式集中在平均约 9 种起主导作用的模式类型上.这一结果也说明了本节开始部分所提到的 Gabor LBP 图像中各个模式类型的分布是非常集中的特点.

若采用 Uniform LBP 作为 Gabor LBP 图像的特征表示,需要 59 种模式类型.因此,相比 Uniform LBP,80% 主导比率的 VLDF 特征的数据量还不到其 1/6.后面的实验结果证明 VLDF 的数据量虽然小,但依然能够在人脸识别中有效地捕获人脸的纹理特征信息.

3.3 VLDF 特征之间距离的定义

已知两幅人脸图像 I^1 和 I^2 的 VLDF 特征 $V^1 = \{R_1^1$,

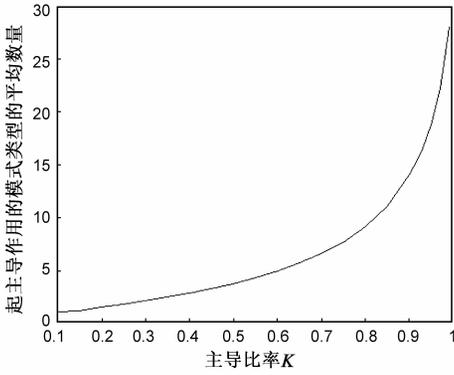


图3 FERET¹²图像数据库中人脸图像的各区域中起主导作用的模式种类数量的平均值与主导比率 K 之间的关系图

R_1^1, \dots, R_N^1 , $V^2 = \{R_1^2, R_2^2, \dots, R_N^2\}$, R_i^1 和 R_i^2 分别为两幅图像在区域 i 的 VLDF 特征:

$$R_i^1 = \{(s_{i1}, p^1(s_{i1})), (s_{i2}, p^1(s_{i2})), \dots, (s_{in_i}, p^1(s_{in_i}))\} \quad (3)$$

$$R_i^2 = \{(t_{i1}, p^2(t_{i1})), (t_{i2}, p^2(t_{i2})), \dots, (t_{im_i}, p^2(t_{im_i}))\} \quad (4)$$

其中, $s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{in_i}$ 为 R_i^1 的起主导作用的模式类型, $t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im_i}$ 为 R_i^2 的起主导作用的模式类型. $p^1(s_{i\cdot})$ 为模式类型 $s_{i\cdot}$ 在图像 I^1 的区域 i 中出现的百分比. $p^2(t_{i\cdot})$ 为模式类型 $t_{i\cdot}$ 在图像 I^2 的区域 i 中出现的百分比. 根据定义 1, 有

$\sum_{r=1}^{n_i} p^1(s_{ir}) = \sum_{r=1}^{m_i} p^2(t_{ir}) = K$. 其中 K 为主导比率.

为了实现人脸识别, 需要定义 V^1 与 V^2 之间的距离.

我们首先定义 R_i^1 与 R_i^2 之间的距离 $d(R_i^1, R_i^2)$. 记 R_i^1 与 R_i^2 模式类型的集合分别为 S_i^1 与 S_i^2 . $S_i^1 = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{in_i}\}$, 元素数量 n_i ; $S_i^2 = \{t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im_i}\}$, 元素数量 m_i .

首先求出两个集合 S_i^1 与 S_i^2 的并集 $S_i = S_i^1 \cup S_i^2$, 并将 R_i^1 与 R_i^2 的模式类型在并集 S_i 上进行扩展. 记 $(R_i^1)'$ 与 $(R_i^2)'$ 分别为 R_i^1 与 R_i^2 扩展后的 VLDF 特征.

$$(R_i^1)' = R_i^1 \cup \{(t, 0) \mid t \notin S_i^1, t \in S_i^2\} \quad (5)$$

$$(R_i^2)' = R_i^2 \cup \{(t, 0) \mid t \notin S_i^2, t \in S_i^1\} \quad (6)$$

VLDF 特征的扩展实际上是保持已有的模式类型及其百分比不变, 增加自己没有而对方有的模式类型, 同时将这些模式类型的百分比设置为 0.

例 1 设 $R_i^1 = \{(2, 0.3), (5, 0.2), (9, 0.3)\}$, $R_i^2 = \{(2, 0.35), (5, 0.25), (19, 0.15), (21, 0.05)\}$, 则扩展后的 VLDF 特征分别为: $(R_i^1)' = \{(2, 0.3), (5, 0.2), (9, 0.3), (19, 0), (21, 0)\}$ 和 $(R_i^2)' = \{(2, 0.35), (5, 0.25), (19, 0.15), (21, 0.05), (9, 0)\}$.

通过扩展, $(R_i^1)'$ 与 $(R_i^2)'$ 具有相同种类和数量的模

式. 我们将 R_i^1 与 R_i^2 之间的距离 $d(R_i^1, R_i^2)$ 定义为扩展后的 VLDF 特征 $(R_i^1)'$ 与 $(R_i^2)'$ 的所有相同模式类型百分比的差的绝对值之和:

$$\begin{aligned} d(R_i^1, R_i^2) &\triangleq d((R_i^1)', (R_i^2)') \\ &= \sum_{t \in (S_i^1 \cup S_i^2)} |p^1(t) - p^2(t)| \\ &= \sum_{t \in S_i^1} |p^1(t) - p^2(t)| + \sum_{t \in S_i^1} |p^1(t) - 0| \\ &\quad + \sum_{t \notin S_i^1} |0 - p^2(t)| \\ &= \sum_{t \in S_i^1} |p^1(t) - p^2(t)| + \sum_{t \in S_i^1} p^1(t) + \sum_{t \notin S_i^1} p^2(t) \quad (7) \end{aligned}$$

其中, $p^1(t)$ 与 $p^2(t)$ 分别为模式类型 t 在 R_i^1 与 R_i^2 中出现的百分比.

例 2 R_i^1 与 R_i^2 如例 1, 则距离 $d(R_i^1, R_i^2)$ 为:

$$\begin{aligned} d(R_i^1, R_i^2) &= d((R_i^1)', (R_i^2)') \\ &= |10.3 - 0.35| + |10.2 - 0.25| + |10.3 - 0| + |10 - 0.15| \\ &\quad + |10 - 0.05| \\ &= 0.05 + 0.05 + 0.3 + 0.15 + 0.05 \\ &= 0.6 \end{aligned}$$

对 $d(R_i^1, R_i^2)$ 的直观理解是, 如果 S_i^1 与 S_i^2 的交集的模式类型越多, 并且这些模式的分布越相似, 那么 R_i^1 与 R_i^2 之间的距离 $d(R_i^1, R_i^2)$ 就越小. 由于

$$\sum_{t \in S_i^1} p^1(t) = \sum_{t \in S_i^2} p^2(t) = K, \text{ 因此, } d(R_i^1, R_i^2) \in [0, 2K].$$

当 R_i^1 与 R_i^2 的所有模式类型都不相同, 它们之间的距离最大, 为 $2K$. 当 R_i^1 与 R_i^2 的所有模式类型相同, 并且各模式类型所占的百分比也相同, 即 $R_i^1 = R_i^2$, 则他们之间的距离为 0.

由于人脸图像被分解成为 N 个区域, 因此图像之间的距离 $D(V^1, V^2)$ 定义为各个对应区域之间距离 $d(R_i^1, R_i^2)$ 的加权和:

$$D(V^1, V^2) = \sum_{i=1}^N w_i d(R_i^1, R_i^2) \quad (8)$$

式中 w_i 为各区域的权值. 考虑到在分割图像时, 不同尺度的 Gabor LBP 图像所分割的区域数量不同, 实验中将较小的两个尺度的 16 幅 Gabor LBP 图像所分割的 256 个区域的权值设置为 1, 中间的两个尺度的 16 幅 Gabor LBP 图像所分割的 64 个区域的权值设置为 4, 最大的一个尺度的 8 幅图像的 8 个区域的权值设置为 16.

3.4 算法的实现

本文所提出的基于 VLDF 特征的人脸识别算法, 具体来讲分以下几个步骤:

步骤 1 对人脸图像进行预处理. 预处理过程采用文献[6]所提出的方法, 包括 γ 矫正、差分高斯滤波、方差均衡等步骤, 主要目的是减少亮度变化、阴影及高亮部分对图像的影响, 同时保留人脸面貌的重要成分.

步骤 2 通过 Gabor 滤波, 将预处理后的人脸图像分解成 5 个尺度、8 个方向的 40 个 Gabor 图像.

步骤 3 通过 C-LBP 算子提取 40 个 Gabor 图像的幅度部分的 LBP 模式, 得到 40 个 Gabor LBP 图像.

步骤 4 每一 Gabor LBP 图像被分割成互不重叠的多个矩形区域, 如 3.1 节所示, 将图像分割成 328 个区域, 在每一区域中求取直方图.

步骤 5 从直方图中提取数量可变的起主导作用的模式类型作为人脸特征.

步骤 6 计算不同人脸 VLDF 特征之间的距离, 将最小距离的两幅图像作为最佳匹配.

4 实验结果

为了验证基于 VLDF 特征的人脸识别算法的高效性, 我们在开放的大型人脸数据库 FERET 上进行了测试实验. 为了与其它已发表的测试结果进行比较, 我们的实验采用 FERET 所定义的标准测试协议. 测试协议规定了一个原型图像数据集 (gallery) 和四个测试图像数据集 (probe set). 原型图像数据集由 1196 个人员的 1196 幅正面人脸图像组成. 四个测试图像数据集为: FB 包含 1195 幅不同表情的人脸图像; fc 包含 194 幅在与原型图像不同光照条件下所拍摄的人脸图像; duplicate I 包含 722 幅在拍摄原型图像一段时间之后拍摄的人脸图像; duplicate II 为 duplicate I 的子集, 包含 234 幅拍摄时间与原型图像的拍摄时间相隔至少一年以上的人脸图像. FERET 的部分人脸图像如图 4 所示, 在图中从左到右图像分别来自 gallery、FB、fc、Duplicate I 和 Duplicate II 子集.

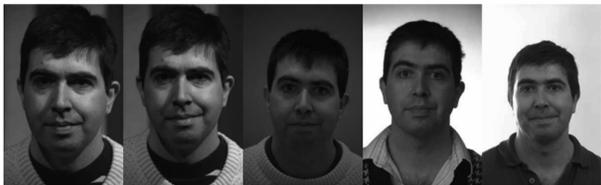


图4 FERET人脸数据库中的部分人脸图像样例

所有的图像根据 FERET 所提供的人眼坐标进行移位、旋转、缩放、剪切步骤形成尺寸为 80×64 的正面人脸图像. 再经过 Gabor 滤波、C-LBP 模式提取, 最终用主导比率为 80% 的 VLDF 特征表示. 计算测试图像集中每一个人脸图像的 VLDF 特征与原型数据集中每一个人脸图像的 VLDF 特征之间的距离, 获得一个距离矩阵. 矩阵的每一行对应测试图像集中的每一人脸图像, 每

一列对应原型数据库中每一人脸图像. 与测试图像最匹配的原型图像就是该测试图像在距离矩阵所对应的行中最小元素所在列对应的原型图像.

在人脸识别技术中, 运行识别算法的机器一般给出 n 个与测试图像最匹配的原型图像供用户选择. 如果这 n 个的原型图像中包含真实值, 就表示 rank- n 识别正确; 否则 rank- n 识别错误. 由此还定义了 rank- n 识别率:

$$\alpha_{\text{rank-}n} = \frac{M_n}{M_t} \quad (9)$$

式中, M_n 为测试图像库中 rank- n 正确识别的图像数量; M_t 为测试图像库中总的图像数量. 显然 rank- n 中的 n 越大, 机器的识别率越高, 但需要人工选择的工作量也随之增大. 当 n 为 1 时, 人脸识别算法给出一个最佳匹配的结果, 这时机器误判的可能性最大, 但不需要人工参与识别.

表 1 示出了 VLDF 算法及其他已发表的人脸识别算法在 FERET 人脸图像库上不同的测试集的 rank-1 识别率. 从表中可以看出, 基于 VLDF 的算法的性能要优于 PCA、Fisherface、LBP 以及 Gabor-M + FLDA. 尤其是在对存在亮度变化的人脸图像的识别性能方面, 其识别率达到了 0.9381, 远远地高于这 4 种算法. 说明了基于 VLDF 特征的人脸识别算法的高效性.

表 1 VLDF 及已发表的一些人脸识别算法在 FERET 上的 rank-1 识别率

测试方法	FB	fc	duplicate. I	duplicate. II
PCA	0.85	0.65	0.44	0.22
Fisherface	0.94	0.73	0.55	0.31
LBP	0.97	0.79	0.66	0.64
Gabor-M + FLDA	0.9615	0.7629	0.5814	0.3419
VLDF	0.9623	0.9381	0.6953	0.6667

5 结束语

经过 Gabor 滤波和 LBP 算子运算后, 所得到的人脸图像纹理的各个模式分布非常集中 (不均匀). 根据这一特点, 本文提出了一种基于可变长度的、仅包含出现频数较大的模式作为人脸图像的特征表示. 相比固定长度的特征表示, 可变长度的特征表示有效地捕获了图像的主要特征, 同时又降低了特征表示的数据量. 实验结果表明该算法具有较高的识别性能和对亮度变化的鲁棒性. 以后我们将在此基础上, 研究提高图像特征对噪声的免疫力的算法, 以进一步提高人脸图像的识别率.

参考文献

[1] 胡正平, 李静. 基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示人脸

- 识别算法[J].电子学报,2013,41(5):987-991.
- HU Zheng-ping, LI Jing. Face recognition of joint sparse representation based on low-rank subspace recovery [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(5): 987-991. (in Chinese)
- [2] P Jonathon Phillips, Hyeonjoon Moon, Syed A Rizvi, Patrick J Rauss. The feret evaluation methodology for face-recognition algorithms [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2000, 22(10): 1090-1104.
- [3] 周家锐, 纪震, 沈琳琳, 等. 基于 Gabor 小波与 Memetic 算法的人脸识别方法[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 643-646. Zhou Jiarui, Ji Zhen, Shen Linlin, et al. Face recognition using gabor wavelets and memetic algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 643-646. (in Chinese)
- [4] Vitomir Štruc, Nikola Pavešić. The complete gabor-fisher classifier for robust face recognition [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 2010(1): 1-26.
- [5] Timo Ojala, Matti Pietikäinen, Topi Maenpää. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2002, 24(7): 971-987.
- [6] Xiao yang Tan, B Triggs. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2010, 19(6): 1635-1650.
- [7] Wenchao Zhang, Shiguang Shan, Wen Gao, Xilin Chen, Hongming Zhang. Local gabor binary pattern histogram sequence (lgbphs): A novel non-statistical model for face representation and recognition in computer vision [A]. ICCV Tenth IEEE International Conference on computer vision [C]. Beijing: IEEE, 2005. 786-791.
- [8] B Zhang, S Shan, X Chen, W Gao. Histogram of gabor phase patterns (hgpp): A novel object representation approach for face recognition [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2007, 16(1): 57-68.

作者简介

刘 军 男,河南荥阳人,现为北京邮电大学信息与通信工程学院博士生,研究方向:图像处理,模式识别,嵌入式系统.

E-mail: bjjydxlj@bupt.edu.cn

景晓军 男,北京人,现为北京邮电大学信息与通信工程学院教授,博士生导师.1999年获国防科技大学通信与信息系统专业博士学位.研究方向:信息融合、模式识别、图像处理.

E-mail: jxiaojun@bupt.edu.cn

孙松林 男,山东青岛人,现为北京邮电大学信息与通信工程学院副教授.2003年获北京邮电大学通信与信息系统专业博士学位.研究方向:无多媒体通信与信号处理、嵌入式系统.

E-mail: slsun@bupt.edu.cn

谭有恒 男,山东济南人,现为北京邮电大学信息与通信工程学院博士研究生.研究方向:信息论,图像处理,通信工程.

E-mail: tanyouheng2006@126.com