

人脸显性特征的融合构造方法及识别

杨 飞¹, 苏剑波²

(1. 武汉大学动力与机械学院水力机械过渡过程教育部重点实验室, 湖北武汉 430072;
2. 上海交通大学自动化系, 上海 200240)

摘 要: 目前的人脸识别研究中, 面部几何特征没有得到很好的利用. 本文阐述了几何特征对于人脸识别的重要性, 在此基础上提出了一种提取面部几何特征的新方法; 通过融合几何信息和纹理信息构造出一种面部显性特征, 并给出了相应的人脸识别方法. 这种新的人脸识别方法相对于基于统计学习的子空间方法具有一定的优势, 同时也可作为后者的有益补充. 实验表明, 本文提出的人脸表示特征及识别方法对人脸表情变化和环境光照变化均有一定的鲁棒性.

关键词: 人脸识别; 显性特征; 几何特征; 豪斯多夫距离

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 03-0466-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.03.009

Face Recognition Based on Explicit Facial Features by Fusion Construction Method

YANG Fei¹, SU Jian-bo²

(1. The Ministry of Education Key Laboratory of Transients in Hydraulic, School of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China; 2. Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In the current research on face recognition, facial geometric features have not been fully utilized. Thus, the importance of geometric features in face recognition is explicated, and a novel technique of facial geometric feature extraction is proposed. Then a facial explicit feature is constructed based on the fusion of geometric and texture information. The corresponding face recognition method using these features is also given. This novel face recognition method not only possesses some advantages over the popular subspace methods based on statistical learning, but can be a complement to the latter. Experiments demonstrate that the extracted features and the corresponding face recognition algorithm are robust to facial expression and environmental illumination variations.

Key words: face recognition; explicit feature; geometric feature; Hausdorff distance

1 引言

当我们描述人的长相时, 习惯用“眼睛较大”、“嘴巴较小”或“脸上有颗痣”等诸如此类的语句. 这样的描述反映了人类识别人脸所依赖的一些重要特征, 而且这些特征作为识别知识被存储在人脑中. 而在自动人脸识别系统中, 人脸图像以二维离散数字信号的形式被存储和计算, 人脸特征主要表现为信号层面上的各个像素点的强度值变化. 生理学研究表明, 人类视觉感知系统存在着低层次和高层次的细胞. 其中, 低层次细胞对外界的响应和小波变换的结果相似; 而高层次细胞则依据一群低层次细胞的响应得到抽象的线、面乃至物体形状的响

应. 相对应地, 在计算机视觉中, 可以将那些通过大量图像数据简单处理后获得的特征定义为低层次特征, 而将提取出来的有关线、面、形状模式等特征定义为高层次特征. 高层次特征能显性地对应人类的心理认知, 即人类能直观地描述出事物的特征, 我们称这样的特征为显性特征. 面部几何结构是人类区分面孔的最重要的显性特征之一, 如眼睛和嘴巴等器官的形状大小特点即为面部显性特征. 另一个例证是, 我们在距离较远面部细节并不清晰可见时也能够识别出人脸, 这表明依靠人的面部几何结构是能识别出人脸的^[1,2].

事实上, 早期的人脸识别方法大都是基于几何特征的^[3~5], Bledsoe 最早于 1966 年以面部器官之间的距离、

比率等参数为特征建立了一个半自动人脸识别系统。然而,这些利用几何特征的人脸识别方法都十分依赖于面部器官的精确位置信息,不够准确的面部器官位置信息将使这类方法严重失效。而自动获取精确的面部器官位置形状信息是一个非常复杂的技术难题,现有面部器官定位算法的定位精度离理想效果还有较大差距。因此,这类基于几何特征的人脸识别方法逐渐淡出研究者的视野之外,尤其是当基于统计学习的 Fisherface^[6]和 Laplacianface^[7]等方法出现后。然而,当今流行的基于统计学习的人脸识别方法和人类识别人脸的机理存在着差异:前者通过将代表人脸图像的向量进行投影变换,使得在投影子空间中的特征表示(称之为统计特征)的类间距离与类内距离的总体比值最大;这类方法的目的是扩大所有类别特征之间的整体差别,而不是将某一类别从所有类别中区分开来。于是,其本质缺陷是:由于人脸类别数目是十分巨大的(等于地球上的总人数),且同一个人在不同情况下采集的人脸图像往往又是千差万别的,这样就不能保证通过有限样本提取出来的统计特征具有充分的代表性,而且每当加入新的人脸就必须重新计算统计特征。从这点来看,当前流行的基于统计学习的人脸识别方法在方法论上显然不太合理。对此,文献[8]中也有类似的表述。

几何特征除了具有符合人类识别人脸的机理而易于被理解的优点外(在一些应用场合中这个优点尤其重要,特别是必须有人参与的人脸识别/比对过程,如刑侦案件中的嫌疑人肖像素描画就十分依赖于目击者对嫌疑人面部几何特征的理解与记忆),它与统计特征相比还具有许多其他优点:几何特征对光照变化比较鲁棒;每幅人脸图像提取的特征向量较小,节省了存储空间;特征的提取只依赖于本幅人脸图像,可用于只有单幅人脸图像的识别;样本训练过程简单甚至无需训练环节,这样,加入新样本时无需对全部样本进行重新训练。由此可见,几何特征具备很多统计特征不具备的优势。另外,几何特征还可与统计特征联合使用^[9]。例如,当人脸识别系统中的样本容量较大时,可先采用基于几何特征的识别方法粗筛选出部分候选样本,再采用其它人脸识别算法对候选样本集做进一步的搜索,这样将有助于缩小总的搜索匹配时间。综上所述,在人脸识别中,面部几何特征相对于当前常用的统计特征具有一定的优势,同时还可以作为后者的有益补充。因此,尽管基于几何特征的人脸识别方法由于受限于难以获得准确的面部器官位置形状信息而停滞多年,我们仍不能放弃利用面部几何信息的尝试。既然面部器官精确定位问题一直难有突破,那么是否存在一种无须事先定位面部器官而又能有效地利用其所含几何信息的方法呢?这样就能避免由于面部器官定位不准而

导致识别准确率恶化的问题。正是基于此思想,本文提出一种新的面部几何特征提取方法,用来构造面部显性特征并最终用于人脸识别。

2 面部显性特征的提取方法

2.1 面部几何特征的提取

本文采用基于 Logarithmic Total Variation (LTV)模型的方法来提取面部几何特征。LTV模型的首次提出是被用于人脸识别中对光照条件差的人脸图像进行光照校正处理^[10]。而用其处理光照条件好的人脸图像则会导致面部信息的丢失,并不利于人脸识别,因而它的应用受到了很大的制约。然而,我们发现,LTV模型在应用于人脸图像时,能够平滑图像中皮肤的纹理而不过多地削弱面部器官的边缘轮廓,这一性质使得它可被用来提取面部几何特征点。

根据 LTV 模型,人脸图像 I 中包含面部器官和主要边缘的组分 ρ 可通过以下步骤求出(详细说明请参见文献[10]):

$$f = \log(I) \quad (1)$$

$$u = \operatorname{argmin}_u \int_{\Omega} (|\nabla u| + \alpha |f - u|) dx \quad (2)$$

$$\rho = \exp(f - u) \quad (3)$$

其中,式(2)中 α 是一个惩罚因子,它的值可根据图像的大小来确定^[10]。以上通过对数变换和全变分模型求取 ρ 的方法被称为 LTV 模型。在图 1 中,一幅来自 CASPEAL 图像库^[11]的人脸(图 1(a))经 LTV 模型处理后的图像如图 1(b)所示。观察处理后的人脸图像,可见皮肤区域灰度分布在一个比较集中的范围,这有利于从图像中分割出其他面部器官;但同时皮肤和面部器官的灰度差别被大大压缩了,这对提取面部特征是不利的。本文通过以下两个步骤来改善这种状况。

首先,采用高斯滤波器对 ρ 进行平滑滤波,使面部皮肤区域的纹理更加平滑,同时也去除一些噪声,再经归一化处理得到 ρ' ;然后,采用非线性变换函数(式(4))来对 ρ' 进行增强,以扩大面部器官和皮肤之间的灰度差别,使得皮肤区域的某些特异性的纹理(如痣和疤痕等)也得到增强,而这些纹理往往代表了重要的身份信息。经上述处理后得到:

$$I' = \frac{1}{1 + \exp(-\beta(\rho' - \rho''))} \quad (4)$$

这里 ρ'' 表示 ρ' 的平均值,参数 β 控制着这个变换函数的变换坡度。 β 值越大,灰度对比增强效果越明显。实际上, β 的选取并不复杂,通常取[1, 100]区间的任一实数即可,过大的 β 值会放大某些伪影。

最后,将 I' 线性映射到[0, 255]区间并取整后即可得到图像,对其二值化后可得到反映面部几何结构的

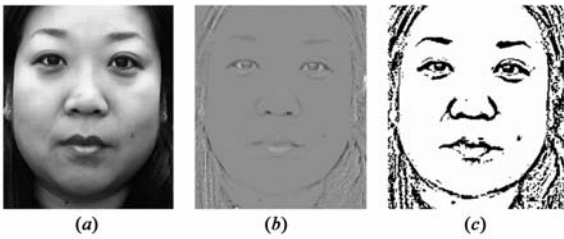


图1 由一幅人脸图像得到其对应的几何特征

黑点,至此即完成了面部几何特征的提取.由图 1(a)人脸图像最终提取得到的几何特征如图 1(c)所示.本文不仅仅依靠少数的关键特征点,而是提取代表面部几何结构的众多特征点,这些点既能反映面部器官的位置,同时又能表征人脸的其他几何特征.

2.2 面部纹理特征的提取

面部纹理也能被人们显性感知,也可作为一种显性特征来表征人脸.鉴于 Gabor 小波能很好地模拟哺乳动物大脑皮层中视觉神经元的感受特性,本文采用了 Gabor 小波来提取面部纹理特征.二维 Gabor 小波的核函数可以用下式表示^[12]:

$$\Psi_{\mu,v} = \frac{\|k_{\mu,v}\|^2}{\sigma^2} e^{-(\|k_{\mu,v}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2)} [e^{jzk_{\mu,v}} - e^{-(\sigma^2/2)}] \quad (5)$$

其中 μ, v 分别是方向和尺度因子, $z = (x, y)$ 是行向量, x, y 为二维坐标, $k_{\mu,v} = \begin{pmatrix} k_v \cos \phi_\mu \\ k_v \sin \phi_\mu \end{pmatrix}$, $k_v = k_{\max} / f^v$, $\phi_\mu = \pi\mu/8$. 选取数个不同的尺度 v 和方向 μ , 并且取恰当的 σ, k_{\max} 和 f 值, 这样就能得到一组若干个 Gabor 核.

假设 $I(x, y)$ 表示一幅灰度图像, 用式 (5) 表示的 Gabor 核对它进行特征提取, 这可看作是用这组 Gabor 核函数滤波器分别对图像 $I(x, y)$ 进行滤波. 这个过程实质上就是卷积运算:

$$O_{\mu,v}(z) = I(z) * \Psi_{\mu,v}(z) \quad (6)$$

式中, $z = (x, y)$, $\Psi_{\mu,v}(z)$ 表示不同的参数 μ, v 对应的 Gabor 核, $O_{\mu,v}(z)$ 表示通过这组 Gabor 核函数滤波后得到的 Gabor 特征.

需要指出的是, Gabor 卷积结果实际上是由 Gabor 核的实部和虚部两个分量构成的复数响应, 一般的做法是只保留 Gabor 响应的幅值. 一幅给定的图像 $I(x, y)$ 通过上面的变换后可得到 $\mu \times v$ 个对应的特征向量 $O_{\mu,v}$, 将这些特征向量连接起来我们可以得到图像 $I(x, y)$ 的 Gabor 纹理特征表示:

$$X = (O_{0,0} \ O_{0,1} \ O_{0,2} \ \cdots \ O_{\mu,v-1} \ O_{\mu,v}) \quad (7)$$

式中, $X \in \mathbf{R}^n$. 每个特征向量 $O_{\mu,v}$ 的大小都与图像 $I(x, y)$ 的大小相同.

2.3 一种新的特征表示方法

利用上述方法提取的两种特征来构成一种新的人

脸特征表示方法. 首先, 采用 2.1 节中的几何特征提取方法得到图 2 左下角的二值化图像, 记录下每个黑点的位置坐标 (i_x, i_y) 并以该坐标找到它在原始人脸图像中的对应点, 每个点对应着由原始人脸图像生成的 $\mu \times v$ 幅 Gabor 特征图中的相同位置点, 将这 $\mu \times v$ 个相同位置点处的值 $G_{i,1}, \dots, G_{i,\mu \times v}$ 也记录下来, 构成一个一维向量 $G_i = [G_{i,1}, \dots, G_{i,\mu \times v}]$, 图 2 给出了该构造示意图. 可见, G_i 是根据代表人脸几何特征的点集 (i_x, i_y) 挑选出来的人脸纹理特征, 因此它是一种蕴含了面部几何信息和纹理信息的显性特征, 本文中称之为几何 Gabor 纹理特征.

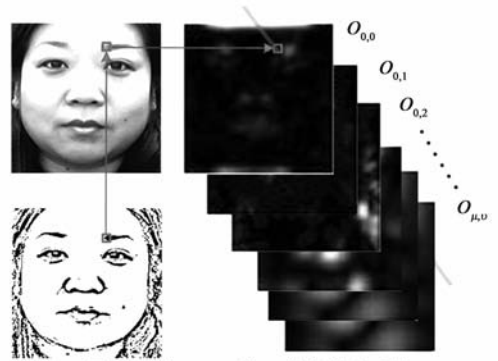


图2 几何Gabor纹理特征提取方法

3 人脸识别方法

在提取了表征人脸的特征后, 必须选择与其相适应的相似性度量方法才能达到比较好的识别效果. 本文采用改进 Hausdorff 距离 (Modified Hausdorff Distance, MHD)^[13] 来度量两幅人脸图像之间的相似性. 同时, 这种方法在计算单向 Hausdorff 距离时采用平均距离的策略, 因而对噪声点具有一定的抗干扰能力. MHD 中的单向 Hausdorff 距离定义为:

$$\text{mh}(A, B) = \frac{1}{N_A} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (8)$$

$$\text{mh}(B, A) = \frac{1}{N_B} \sum_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\| \quad (9)$$

式中, $N_I(I = A, B)$ 表示点集 I 中的点的数目. 点集 A, B 之间的 MHD 定义为:

$$\text{MHD}(A, B) = \max(\text{mh}(A, B), \text{mh}(B, A)) \quad (10)$$

对于用 2.1 节方法提取出来的分别代表两幅不同图像中人脸几何结构的点 i 和点 j , 假设它们的坐标分别为 (i_x, i_y) 和 (j_x, j_y) , 用 Euclidean 距离来衡量这两点之间的距离:

$$\text{ED}_{ij} = \sqrt{(i_x - j_x)^2 + (i_y - j_y)^2} \quad (11)$$

对于点 i 和点 j 处的 Gabor 纹理 G_i 和 G_j , 用 Cosine 距离来度量它们的相似度:

$$\text{GD}_{ij} = \frac{G_i G_j}{\|G_i\| \|G_j\|} \quad (12)$$

若使用几何结构特征来求两幅人脸图像的相似程度,则需要用算式(11)来代替单向 Hausdorff 距离中的求距离函数 $\|a - b\|$ 和 $\|b - a\|$;若使用几何 Gabor 纹理特征来求两幅人脸图像的相似程度,则需要用算式(12)来代替它们. 本文提出一种融合这两种特征的距离度量方法(Fusion Average Hausdorff Method, FAHM),它的单向 Hausdorff 距离定义为:

$$\text{fahm}(A, B) = \frac{1}{N_A} \sum_{i \in A} \min_{j \in B} (\text{ED}_{ij} + \lambda \text{GD}_{ij}) \quad (13)$$

$$\text{fahm}(B, A) = \frac{1}{N_B} \sum_{i \in B} \min_{j \in A} (\text{ED}_{ij} + \lambda \text{GD}_{ij}) \quad (14)$$

其中, λ 为几何 Gabor 纹理特征所占的权重因子. 由于 Cosine 距离与习惯的物理意义上的距离刚好相反,即两幅人脸图像越相似则其 $\text{GD}_{i,j}$ 距离越大而不是越小,所以 λ 要取负值. 这两幅图像之间的 Hausdorff 距离定义为:

$$\text{FAHM}(A, B) = \max(\text{fahm}(A, B), \text{fahm}(B, A)) \quad (15)$$

至此,若给定两幅人脸图像,则可以通过上述方法来计算它们之间的相似度,距离越小表示越相似.

一个较完整的人脸识别系统如图 3 所示. 首先,提取已知身份的人脸图像的特征存入到注册数据库. 当识别开始时,对待识别的人脸图像也同样地提取特征. 将待识别人脸的特征与识别参照库中注册过的人脸图像的特征逐对计算距离,将所得距离按从小到大进行排序,距离越小则表示其对应的两幅人脸图像越相似,即它们属于同一个人的可能性最大,如此即可得到待识别人脸所对应的身份信息.

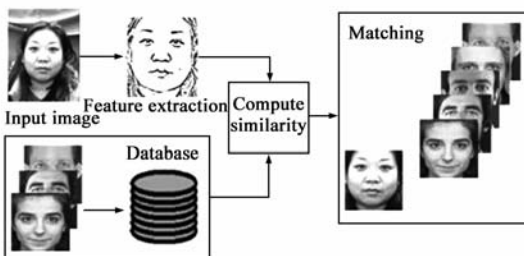


图3 人脸识别系统框架示意图

4 实验

为了评测本文提出的人脸特征提取方法和人脸识别方法的性能,我们采用了 AR 人脸图像库^[14]来进行人脸识别实验. AR 人脸库中包含了不同表情和不同光照条件下采集的正面人脸图像,因此这个人脸库可以用来比较全面地评测本文提出的人脸识别算法. 从 AR 人脸库中随机挑选 106 个人的 742 幅 ($106 \times 1 + 106 \times 6 = 742$) 人脸图像并将其转变为灰度图像作为实验样本. 这样,在注册人脸库中包含了 106 个人的 106 幅人脸图像,6 个测试集中的每个测试集各包含了相同的 106 个

人的 106 幅人脸图像,各个测试集的表情和光照均不相同. 然后,通过算法自动对人脸区域进行裁剪和大小归一化调整,使所有人脸样本大致上实现配准,最终每幅人脸图像大小为 64×64 . 图 4 给出了本实验中所用到的某个人的所有人脸图像. 其中,第一行是一幅无表情的正面注册人脸图像,是在均匀光照条件下拍摄的;第二行从左到右分别对应的是表情为微笑、生气和惊叫时拍摄的人脸图像,第三行从左到右分别对应的是光照条件为左侧灯光、右侧灯光和两侧灯光照射时拍摄的人脸图像. 需要说明的是,本文实验中的所有注册图像都是同图 4(a)一样的均匀光照的无表情图像,且在注册图像库中每个人只有一幅人脸图像. 测试图像按照表情和光照被分为 6 个测试集,即图 4 的 (b) ~ (g) 分别属于 6 个不同的测试集,同一个测试集中的人脸属于相同的表情或光照情况,且每个测试集中每个人只有一幅人脸图像.

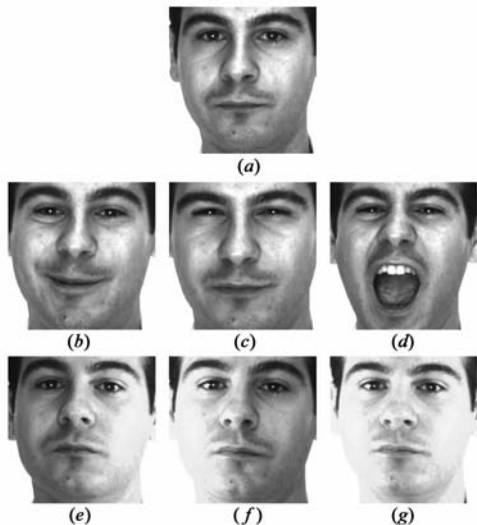


图4 经预处理后的人脸图像示例

实验中选择常用的 5 个尺度 $v \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$ 和 8 个方向 $\mu \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ 上的 Gabor 小波核函数来提取 Gabor 纹理特征,因此任一图像 $I(x, y)$ 的 Gabor 纹理特征可表示为 $X = (\mathbf{O}_{0,0} \ \mathbf{O}_{0,1} \ \mathbf{O}_{0,2} \ \cdots \ \mathbf{O}_{7,3} \ \mathbf{O}_{7,4})$. 另外取 $\beta = 10, \sigma = 2\pi, k_{\max} = \pi/2, f = \sqrt{2}$.

当采用本文提出的 FAHM 人脸识别方法时,几何结构特征和几何 Gabor 纹理特征同时被用来衡量人脸图像之间的相似度,它们的相对权重通过 λ 来进行调整. 当 $\lambda = 0$ 时,FAHM 人脸识别方法中只有面部几何特征起作用,该方法完全等同于只使用几何结构特征的 MHD 方法;当算式(13)和(14)中去除 $\text{ED}_{i,j}$ 这一项时,FAHM 人脸识别方法中只有几何 Gabor 纹理特征起作用(可视作 $\lambda = -\infty$). 表 1 中第 2 至 4 列分别列出了 $\lambda = 0, -\infty, -20$ 时在各个测试集上的识别准确率.

表 1 在 6 个测试集上的识别准确率

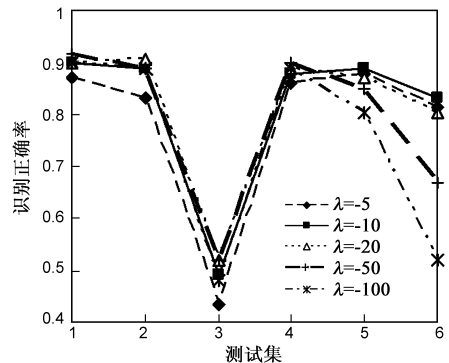
Test sets	FAHM ($\lambda = 0$)	FAHM ($\lambda = -\infty$)	FAHM ($\lambda = -20$)	PCA	Gabor + PCA
Smiling	71.7%	89.6%	89.6%	83.0%	83.9%
Angry	72.6%	91.5%	90.6%	78.3%	83.0%
Screaming	28.3%	48.1%	51.9%	53.8%	50.0%
Left light	81.1%	71.7%	88.7%	30.2%	70.8%
Right light	79.2%	60.4%	86.8%	24.5%	62.3%
Both lights	80.2%	17.9%	83.0%	7.5%	32.1%
Average	68.9%	63.2%	81.8%	46.2%	63.7%

基于统计学习的子空间方法是目前最流行的人脸识别方法,其中 PCA 由于使用时几乎不受限制且执行效率高因而应用尤其广泛.其它几种流行的子空间分析方法,如线性判别分析 LDA 与局部保持投影 LPP 均不能应用于每个人只有一幅注册人脸图像的情况.另外,当每个人的训练样本数目较少时(但多于 1 幅/人),PCA 的识别准确率要高于 LDA.如果能提供足够多的有代表性的训练样本,LPP 的识别准确率要高于 PCA 和 LDA;然而当这一条件不能满足时,LPP 和 PCA 的识别准确率也就比较接近了.本文提出的基于几何信息的人脸识别方法 FAHM 不受训练样本多少的限制.为了与当前流行的基于统计学习的线性子空间方法进行对比,我们还在同一个人脸图像库上测试了基于 PCA 的人脸识别方法^[15]和基于 Gabor 特征与 PCA 的人脸识别方法(Gabor + PCA)的识别准确率.基于 PCA 的人脸识别方法是直接使用灰度图像用 PCA 方法进行人脸识别,Gabor + PCA 人脸识别方法是在灰度图像上提取 Gabor 特征后再用 PCA 方法进行人脸识别,实验结果列于表 1 的最后两列.

观察表 1 易见,在光照条件较好的前三个只有表情变化的测试集上,只利用几何结构特征的识别准确率均低于仅利用几何 Gabor 纹理特征的方法.这表明,在表情变化情况下,几何 Gabor 纹理特征相对于几何结构特征更为稳定,这与常识是相符的.人脸表情的变化会引起面部几何结构发生变化,尤其是当出现 Screaming 测试集中的惊叫表情时,面部几何结构发生了剧烈的变化,这时基于几何特征的 MHD 人脸识别方法的识别准确率急剧下降也就不难理解了.比较表 1 的第 2 列与最后两列易见,当人脸表情变化时,只使用几何结构特征($\lambda = 0$)的方法不如 PCA 和 Gabor + PCA 方法稳定,这是因为统计学习方法利用的是图像的全局信息,较不易受人脸局部几何形变的影响.针对此问题,本文通过融合几何特征和 Gabor 纹理特征的方法有效地提高了几何特征的鲁棒性.更具意义的是,本文提出的显性特征可作为统计特征的有益补充,进一步融合这两种完全不同的特征将有望获得比使用单一特征更好的识别准确率.另外,对于后三个存在光照变化的测试集,只利用几何

特征的识别准确率均高于只利用几何 Gabor 纹理特征的方法,这表明,几何结构特征相比纹理特征对于光照变化更加稳定,这与常识也是相符的.基于以上分析可知,要想在所有测试集上获得总体较好的识别准确率,同时利用几何特征和几何 Gabor 纹理特征的优势是一条有效的研究思路,表 1 最后一行给出的 6 个测试集上的平均识别准确率实验结果就证明了这一点.

此外,为了研究不同的 λ 值对识别准确率的影响,还分别测试了当 λ 的值取 -5 、 -10 、 -20 、 -50 和 -100 这几个值时 FAHM 方法的识别准确率,各组实验结果显示在图 5 中.其中,横轴刻度 1 至 6 分别表示 Smiling、Angry、Screaming、Left light、Right light 和 Both lights 这 6 个测试图像集,纵轴表示识别准确率,图中不同的线型对应着不同的 λ 值在上述 6 个测试集上的识别准确率.由图 5 可见, λ 的值选为 -10 或 -20 时总体识别准确率较好.实际上,经多次实验得到, λ 的值在 $[-20, -10]$ 这样一个宽松的区间变化不会导致识别准确率大幅波动,因此 λ 的选取并不复杂,通常取 $[-20, -10]$ 区间的实数即可.从实验结果可以发现,当光照较好时, λ 宜取偏小值;当光照不好时, λ 宜取偏大值.

图 5 不同 λ 取值下的识别准确率

5 结论

本文利用人脸几何信息提出了一种面部显性特征描述,并给出了基于这种新特征的人脸识别方法.此外,还通过不同表情和光照条件下的人脸识别实验,验证了本文提出的显性特征及识别方法具有稳定的人脸识别性能.需要指出的是,本文提出的人脸识别方法相对于流行的基于统计学习的子空间方法具有一定的优势:采用的显性特征的物理意义非常明确,更符合人类认知规律;添加新样本时无需重新训练;每个人只需要一幅训练样本即可实施识别,因而可适用于更多应用场合;对人脸表情变化和光照变化具有较强的容忍度.另外,由于本文提取出来的面部几何特征图和手工肖像素描画非常接近,那么基于这种自动生成的素描肖像画来辅助寻找嫌疑犯将可能是它的一个潜在应用场合.

参考文献

- [1] Bruce V, Hanna E, Dench N, Healey P, Burton M. The importance of “mass” in line drawings of faces[J]. *Applied Cognitive Psychology*, 1992, 6(7): 619 – 628.
- [2] Tjan B S, Braje W L, Legge G E, Kersten D. Human efficiency for recognizing 3-D objects in luminance noise[J]. *Vision Research*, 1995, 35(21): 3053 – 3069.
- [3] Bledsoe W W. *The Model Method in Facial Recognition*[R]. Palo Alto, California, USA: Panoramic Research Inc, 1966.
- [4] Kaufman G J, Breeding K J. The automatic recognition of human faces from profile silhouettes[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1976, 6(2): 113 – 121.
- [5] Brunelli R, Poggio T. Face recognition through geometrical features[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 1992, 588: 792 – 800.
- [6] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman 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.
- [7] He X, Yan S, Hu Y X, Niyogi P, Zhang H J. Face recognition using Laplacianfaces[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(3): 328 – 340.
- [8] 王守觉, 曲延锋, 李卫军, 覃鸿. 基于仿生模式识别与传统模式识别的人脸识别效果比较研究[J]. *电子学报*, 2004, 32(7): 1057 – 1061.
Wang Shou-jue, Qu Yan-feng, Li Wei-jun, Qin Hong. Face recognition: biomimetic pattern recognition vs. traditional pattern recognition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(7): 1057 – 1061. (in Chinese)
- [9] Delgado-Gomez D, Fagertun J, Ersbøll B, Sukno F M, Frangi A F. Similarity-based Fisherfaces[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(12): 1110 – 1116.
- [10] Chen T, Yin W T, Zhou X S, Comaniciu D, Huang T S. Total variation models for variable lighting face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(9): 1519 – 1524.
- [11] Gao W, Cao B, Shan S G, Chen X L, et al. The CAS-PEAL large-scale chinese face database and baseline evaluations[J]. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics (Part A)*, 2008, 38(1): 149 – 161.
- [12] Daugman J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1985, 2(7): 1160 – 1169.
- [13] Dubuisson M P, Jain A K. A modified Hausdorff distance for object matching [A]. *Proceedings of the 12th International Conference on Pattern Recognition* [C]. Jerusalem, Israel: I-APR, 1994. 566 – 568.
- [14] Martinez A M, Benavente R. *The AR Face Database*[R]. West Lafayette, Indiana, USA: Robot Vision Laboratory, Purdue University, 1998.
- [15] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition[J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71 – 86.

作者简介

杨 飞 男, 1981 年出生. 2010 年获得上海交通大学控制理论与控制工程专业博士学位. 现任武汉大学自动化系讲师. 主要研究方向有: 模式识别、图像处理、智能机器人、生物信息处理与生物特征识别等. E-mail: young_free@tom.com

苏剑波 男, 1969 年出生. 现任上海交通大学自动化系教授, 主要研究方向为机器视觉、机器学习与人机交互、多传感器信息融合、智能机器人等.