

# 一种基于 LNMF 像素模式纹理特征的表情识别

卢湖川\*, 李 阳, 黄英杰

(大连理工大学 电子与信息工程学院, 辽宁 大连 116024)

**摘要:** 采用一种基于像素模式纹理特征(PPBTF)的人脸特征表示方法对人脸图像进行了特征提取. 首先, 将原始的灰度图像转化成能够表征纹理信息的模式图, 并且通过在特征窗内统计每一模式的像素个数得到其中心像素的特征矢量, 然后将由局部非负矩阵分解(LNMF)得到的基本方程作为模板进行模式匹配. 同时, 将 Adaboost 和 SVM 结合起来, 用做表情识别的分类器. 最后, 通过基于 Cohn-Kanade 数据库的实验证明了以 LNMF 基函数作为模板的 PPBTF 对表情识别具有较高的判别能力, 并由基于 PIE 图像库等其他图像库的实验进一步验证了 PPBTF 对光照不敏感的特性, 充分说明所提出的人脸表征方法的有效性和鲁棒性.

**关键词:** 表情识别; 非负矩阵分解; 局部非负矩阵分解; PPBTF; Adaboost; SVM 分类器

**中图分类号:** TP391.4    **文献标志码:** A

## 0 引 言

人脸面部表情是人们之间交流情感和表达意图最快捷的手段之一, 通常分为高兴、中性、惊讶、害怕、生气、悲伤和憎恶 7 种表情. 近年来, 随着人机交互技术的发展, 表情识别已经成为一个热门的研究课题, 在计算机辅助训练及远程教育等众多领域具有潜在的应用价值.

人脸表情自动识别系统主要有 3 个需要重点关注的问题: (1) 系统应能处理所有性别、年龄和种族的人脸图像; (2) 系统的识别结果应与光照无关, 具有鲁棒性; (3) 系统应该能实时地对人脸表情进行分类<sup>[1]</sup>. 在目前的人脸检测方法中, 最具代表性的是 Viola 等提出的基于类 Haar 特征的级联分类器<sup>[2]</sup>, 本文使用 Viola 的人脸检测器进行人脸检测.

表达人脸面部信息的特征主要有几何特征和外观相貌特征两类. Zhang 等<sup>[3]</sup>对它们进行了全面的比较, 证实基于外观的特征在描述面部表情时更有效. 基于外观的特征提取方法主要有: 主成分分析(PCA)、独立成分分析(ICA)、Gabor 小

波、非负矩阵分解(NMF)和局部非负矩阵分解(LNMF)等. 其中 NMF 是一种子空间分析方法, 它对基图像的像素点和用于重建的系数施加了非负性约束, 使得重建图像由基图像非减地叠加组合而成, 更符合人类思维中“局部构成整体”的概念<sup>[4]</sup>. LNMF 能够保证矩阵的非负性, 同时还保证能够提取图像的局部特征信息, 是一种新颖的人脸图像子空间表示方法<sup>[5]</sup>.

分类方法也是影响表情识别结果的一个重要因素. 基于模板匹配的方法对于非典型的混合表情识别较困难. 神经网络适合解决非线性问题, 但训练工作量大. 隐马尔可夫模型适用于动态过程建模<sup>[6]</sup>. 近年来, 支持向量机(SVM)<sup>[7]</sup>被成功地用于人脸图像处理, 其性能优于传统模式识别方法. Littlewort 等使用 Adaboost 和 SVM 结合的方法取得了相当好的分类结果<sup>[8]</sup>.

基于像素模式的纹理特征(PPBTF)<sup>[9]</sup>, 信息量丰富, 携带了大量的纹理信息, 同时能描述局部纹理的细微变化; 鲁棒性好, 对光照不敏感. 本文将 PPBTF 作为人脸面部表情特征, 采用

Adaboost 和 SVM 结合作为分类器,于 Cohn-Kanade 数据库<sup>[10]</sup>进行大量的人脸表情检测与识别实验,并对实验结果进行定量统计,评价实验效果.此外,还对其光照的不敏感性进行验证,并且与基于 Gabor<sup>[11]</sup>小波的计算结果进行比较,用以验证 PPBTF 是否是一种可靠和高效的人脸特征提取方法.

## 1 PPBTF

### 1.1 基于模式图的纹理建模

为了去除图像冗余信息和噪声,更好地刻画对判别很重要的纹理信息,本文引入了模式图的概念,用  $M$  个模板  $\mathbf{W}_i$  将原始图像转化成模式图,突出图像中特征较明显的点、线和区域,其中每个

模板代表一类模式.设灰度图像为  $\mathbf{I}$ ,像素坐标为  $(x, y)$ ,则  $z_i$  是像素  $(x, y)$  在  $S \times S$  邻域和第  $i$  个模板的内积,即

$$z_i = \mathbf{b} \cdot \mathbf{W}_i \quad (1)$$

其中  $\mathbf{b}$  为  $S \times S$  邻域内像素构成的矩阵,  $\mathbf{W}_i$  为  $M$  中第  $i$  个模板.在模式图(图 1)中,本文定义像素  $(x, y)$  的值用  $k$  来表示,其中  $z_k = \max(z_1, z_2, \dots, z_M)$ ,  $k$  即为和该邻域匹配的模板索引,表示原始灰度图像中像素所属的模式类别.  $f_1$  为  $20 \times 20$  特征窗内内积为 1 的个数:251;  $f_2$  为特征窗内内积为 2 的个数:20;  $f_3$  为特征窗内内积为 3 的个数:44;  $f_4$  为特征窗内内积为 4 的个数:57;  $f_5$  为特征窗内内积为 5 的个数:28.

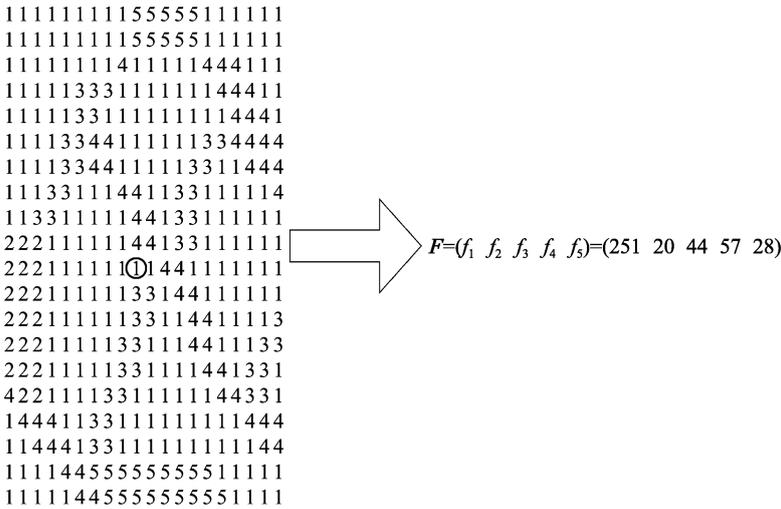


图 1 特征窗中心像素的 PPBTF 特征的计算

Fig. 1 Calculation of the PPBTF features of the central pixel in a feature window

与基于灰度图像构造的特征相比,基于模式图构建的特征优势相当明显.第一,在模式图中,图像的边缘线、特殊点等的纹理更加突出了,由此构建的特征更具有判别能力;第二,模式图中的像素取值范围变小了,这不仅节省了系统资源,更重要的是由其构建的特征和灰度值已经没有直接关系了,因此不再受灰度值的影响,提高了算法的鲁棒性.

### 1.2 构建特征矢量

假设有  $M$  种模式,即用  $M$  个模板  $\mathbf{W}_i$  建模,那么如前所述,模式图(图 1)中像素的取值范围则为  $[1, M]$ .对任意像素  $(i, j)$ ,在特征窗  $S_1 \times S_1$  内

的特征被表示成

$$f_l(i, j) = \sum_{x=i-(S_1-1)/2}^{i+(S_1-1)/2} \sum_{y=j-(S_1-1)/2}^{j+(S_1-1)/2} h_l(x, y); \quad l = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

其中  $h$  是本文定义的一个二元函数,即

$$h_l(x, y) = \begin{cases} 1; & P(x, y) = l \\ 0; & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

特征  $f_l$  表示以  $(i, j)$  为中心点的特征窗内,和第  $l$  个模式匹配的像素个数,那么特征矢量就可以表示成

$$\mathbf{F}_{\text{PPBTF}} = (f_1 \ f_2 \ \dots \ f_M) \quad (4)$$

图 1 以模式图中一个  $20 \times 20$  的特征窗为例,

说明了其中心像素特征的计算过程. 由图中可以看出, 这是一个由 5 个模式构成的模式图, 其中属于第一类模式的像素最多. 显然, 即使是同一幅图像, 用不同的模板建模得到的模式图是不同的, 因此特征也是不一样的.

由式(2)和(3)可以看出, 像素 $(i, j)$ 的 $M$ 个 PPBTF 用一次处理过程就能完成, 以 $(i, j)$ 为中心的特征窗内的每个像素 $(x, y)$ 只被数一次就可以了. 和多通道滤波器的方法相比较, 如果用 $M$ 个滤波器组滤波, 每个滤波器都要和图像做一次运算, 也就是说计算过程中, 图像要被使用 $M$ 次, 由此看来, PPBTF 的计算时间只是多通道滤波方法的 $1/M$ . 图 2 用图例描述了这两者的区别, 同样是计算一个像素的 $M$ 个特征, 如果采用 PPBTF 的方法, 只需通过计算一次得到的模式图就可以获得, 而基于多通道滤波的方法却要分别计算 $M$ 个卷积后的图像, 然后才能得到像素特征, 显然前者运算速度和效率要高得多.

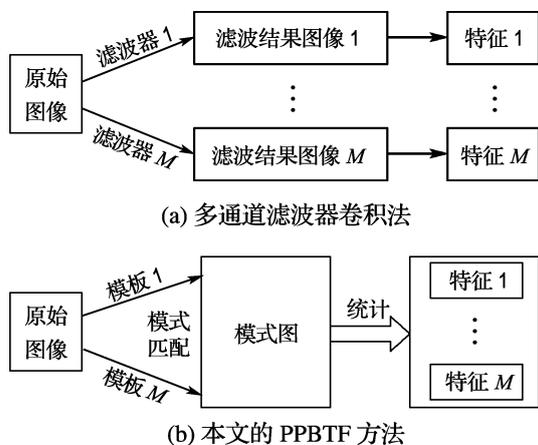


图 2 计算流程比较

Fig. 2 The comparison of two calculation flowcharts

### 1.3 模板的选择

基于多通道滤波的方法, 要设计合适的滤波器, 寻找合适的核函数, 进而设计一套合适的模板, 对提高 PPBTF 的判别能力, 提高识别率是非常重要的. 只有确定合适的模板, 才能得到较好的模式图, 更好地描述图像的边缘、线条、褶皱以及背景像素. 利用模板, 和原图进行模式匹配, 将原始图像转换为模式图, 进而求其 PPBTF. PCA、ICA 都是比较通用的子空间映射方法, 本文考虑

用一些新颖的特征提取方法来代替 PCA、ICA, 作为 PPBTF 的模板, 接下来将具体论述.

## 2 NMF 与 LNMF

### 2.1 NMF

非负矩阵分解<sup>[10,12]</sup>是一种新的线性矩阵分解方法, 其基本思想就是寻找一个线性子空间 $W$ , 使原样本 $X$ 在 $W$ 上的投影 $H$ 和 $X$ 之间的关系满足: $X \approx V = WH$ , 且 $W, H$ 中的所有元素都是非负的. 由于分解前后的矩阵中仅包含非负的元素, 原矩阵 $V$ 中的一列向量可以解释为对左矩阵 $W$ 中所有列向量(基向量)的加权和, 而权重系数为右矩阵 $H$ 中对列向量中的元素. 这种基于基向量组合的表示形式具有很直观的语义解释, 它反映了人类思维中局部构成整体的概念.

人脸图像集可以看成是一个非负矩阵 $X_{n \times m}$ , 每一列包含了 $m$ 张图像中的某一张 $n$ 个非负的像素, 矩阵 $W_{n \times r} = (W_1 \ W_2 \ \dots \ W_r)$ 表示基向量. 一张训练图像可看成是基向量 $X_j = WH_j$ 的线性组合,  $H_j = (H_{1j} \ H_{2j} \ \dots \ H_{rj})^T$ 是一个 $r$ 维的列向量, 由 $r$ 维特征空间中的投影坐标组成. 因此, 整个人脸的训练图像的矩阵可以看成

$$X \approx WH \quad (5)$$

其中 $W_{n \times r}$ 称为基图像,  $H_{r \times m} = (h_1 \ h_2 \ \dots \ h_m)$ ,  $W, H \geq 0$ . NMF 算法的收敛性证明详见文献[12].

### 2.2 LNMF

局部非负矩阵分解<sup>[13]</sup>(LNMF, local non-negative matrix factorization)和 NMF 一样, 都是一种矩阵分解方法, 它们的不同之处在于分解过程中所受的约束不同. 在人脸识别中, 非负矩阵分解克服了其他分解方法在特征脸空间上投影得到的投影系数可能出现正负相抵消的情况, 同时, 将稀疏编码思想加入分解方法中, 还能够提取图像的局部特征信息.

LNMF 旨在学习基于局部的特征. 对于式(5), 定义 $U = (u_{ij}) = W^T W, V = (v_{ij}) = HH^T$ , 都是 $r \times r$ 维的, LNMF 与 NMF 的不同之处就是对 NMF 的基加了如下 3 条限制:

(1) 使 $H$ 最大稀疏化

$H$ 必须包含尽可能多的 0. 而对于一个基成

分,这就需要将其分解到不能再进一步分解为止,从而使用来表示  $\mathbf{X}$  的基的数量被最小化. 对于给定的约束  $\|\mathbf{W}_j\|_1 = \sum_{i=1}^n W_{ij} = 1$ , 对于所有的  $j$ , 期望最小化  $\sum_{i=1}^n W_{ij}^2 = u_{jj}$ , 以使  $\mathbf{W}_i$  包含尽可能多的非零成分, 而尽可能有更好的表现能力. 当  $\sum_{i=1}^n W_{ij}^2 = u_{jj} = \min$  时,  $\mathbf{H}$  被最大稀疏化.

### (2) 最大化 $\mathbf{W}$ 的表现能力

如上文所述,  $\mathbf{H}$  的最大稀疏化和  $\mathbf{W}$  的表现力紧密相关. 在此提出的约束进一步加强了式(5)的最大稀疏性. 这种思想就是只有那些包含更多训练样本信息的成分才能被保留. 对于样本  $X_{ij}$ , 它由成分  $\mathbf{W}_i$  所包含的信息总量, 是由样本的在成分上的“活性”来衡量, 定义为  $h_{ij}^2$ . 所有样本在  $\mathbf{W}_i$  上的总活性定义为  $\sum_{j=1}^r h_{ij}^2$ . 在学习成分上的总活性定义为  $\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^r h_{ij}^2 = \sum_i v_{ii}$ . 当  $\sum_i v_{ii} = \max$  时,  $\mathbf{W}$  的表现力最大.

### (3) 最大化 $\mathbf{W}$ 的正交性

不同的基应该尽可能地正交, 以使基和基之间的冗余尽可能达到最小. 这就可以加约束为  $\sum_{i \neq j} u_{ij} = \min$ . 和式(5)相比后, 可以改动为  $\sum_{i \neq j} u_{ij} = \min$ .

把上述3个约束合并起来, 就可以得到如下的散度约束作为LNMF的目标函数:

$$D(\mathbf{X} \approx \mathbf{WH}) = \sum_{i,j} \left( x_{ij} \log \frac{x_{ij}}{y_{ij}} - x_{ij} + y_{ij} \right) + \alpha \sum_{i,j} u_{ij} - \beta \sum_i v_{ii} \quad (6)$$

其中  $\alpha, \beta > 0$ , 是常量(这些常量可以通过最小化算法进行消除). LNMF分解, 是对于上述最小化约束的实现, 可以通过如下的3步更新规则来实现:

$$h_{kl} = \sqrt{h_{kl} \sum_i x_{il} \frac{\omega_{ik}}{\sum_k \omega_{ik} h_{kl}}} \quad (7)$$

$$\omega_{kl} = \frac{\omega_{kl} \sum_j x_{kj} \frac{h_{lj}}{\sum_k \omega_{kl} h_{lj}}}{\sum_j h_{lj}} \quad (8)$$

$$\omega_{kl} = \frac{\omega_{kl}}{\sum_k \omega_{kl}} \quad (9)$$

## 2.3 NMF和LNMF作为PPBTF模板

人脸图像的像素值都是位于0~255的非负值, 这一特性正符合NMF和LNMF分解的基函数和系数矩阵元素非负的特性, 这样, 在用NMF和LNMF获得的模板做内积时, 由于模板内元素为非负, 求内积过程可以看做均是正叠加, 消除了PCA做模板时, 由于负元素而产生的负叠加消减过程; 同时, LNMF是一种更加强调局部特征子空间映射方法, 由LNMF得到的模板, 更加符合PPBTF, 更加突出了特殊点和边缘线等纹理特征.

本文考虑用LNMF作为PPBTF的模板来代替PPBTF提出时本来的模板函数PCA. 为此, 设计了一系列实验, 来验证本文提出方法的合理性和实用性.

## 3 表情识别实验

### 3.1 图像预处理

本文主要图像来源是Cohn-Kanade图像库<sup>[14]</sup>, 它由100名年龄在18~30岁的大学生组成, 其中女性占65%, 黑人占15%, 亚洲人或拉美人占3%. 每种表情视频由中性表情开始, 再由中性表情结束, 将中间的两帧提取出来作为表情实验的图像库, 从中随机挑选一部分作为训练样本, 其他的用来测试. 本文手动标记训练样本图像的人脸区域, 然后根据两眼球间距离, 将所有的图像调整到48×48的大小. 对于测试样本, 用Viola的自动人脸检测器进行人脸检测, 然后再调整到48×48的大小.

### 3.2 特征提取

PPBTF算法本身的一些参数, 对识别结果有直接的影响, 应该先优化参数, 主要是模板数量和特征窗的大小. 模板数量的确定和图像本身的纹理有一定关系. 模板数量越多, 计算量越大. 要有效地表现图像纹理情况, 特征窗不能太小, 但窗太大又不能描述出人脸图像的局部纹理信息. 本文通过大量实验分析, 最后确定采用8个模板、7×7的特征窗提取PPBTF.

训练样本中每张图像都随机选择 1 000 个  $5 \times 5$  的小图像块作为分析样本, 如果训练集有 200 张图片, 那么总共就有 20 万个样本用来作非负矩阵分解. 用 8 个基函数作为模板, 将人脸图像全部转换成 NMF 模式图再求特征, 一个  $48 \times 48$  大小的图像具有  $48 \times 48 \times 8 = 18\ 432$  维的特征. 当然, 求特征时也可以像很多其他学者那样, 将图像边界的几个像素舍掉以节省时间, 对识别结果不会造成太大影响. 但由于本文特征计算速度很快, 这种处理的必要性就显得微不足道了. 无论哪一种, 已经超过 10 000 的特征维数都是很高的, 里面会包含很多对表情识别贡献很小的冗余特征, 尤其在实时系统中, 有效地降低维数节省计算时间、提高特征判别力自然是十分必要的, Adaboost 恰好满足这种要求.

### 3.3 分类器

Adaboost 是一种由弱分类器构造强分类器的 boost 分类方法. 这个算法能有效地挑选出具有重要判别能力的好的特征, 在一次训练循环结束后, 所有样本被重新分配权值, 其中给被分错的样本赋以较大的权值进行下一次训练. 本文用 Adaboost 不是作为分类器, 而是用来挑选特征, 将 Adaboost 挑选的特征子集输入给 SVM 分类器. 本文使用的核函数是 RBF 核函数, 算法通过交叉判别策略确定 RBF 核函数的主要参数.

## 4 不同模板 (PCA、NMF、LNMF) PPBTF 和 Gabor 小波的比较

采用 5 个尺度 ( $scale = 1, \dots, 5$ ) 和 8 个方向 ( $n = 0, 1, \dots, 7$ ) 的 Gabor 滤波器组提取人脸特征<sup>[5]</sup>, 将 5 个尺度和 8 个方向的小波核全部采用, 一幅图像经过 Gabor 滤波后将生成 40 幅不同尺度和方向的滤波图像, 得到与之对应的特征矢量, 因此, 对一幅  $48 \times 48$  大小的图片 Gabor 变换, 生成的特征向量的维数为  $48 \times 48 \times 40 = 92\ 160$ . 由于在空域中求图像的滤波输出, 需要计算输入图像与滤波器的卷积, 速度慢. 在本文的程序中, 应用卷积定理, 利用 FFT 在频域内计算输出, 再采用 IFFT 得到图像的空域输出.

本文所有的比较实验都采用相同的训练样本和测试样本. 对 Cohn-Kanade 图像库训练集, 均

用 Gabor 小波特征和不同模板 (PCA、NMF、LNMF) 进行了实验. 表 1 以一种表情为主的 7 组实验, 以 LNMF 为模板的 PPBTF 整体上表现出更高的识别能力. 以 LNMF 的基函数作为 PPBTF 的模板, 在表情识别率方面具有较好的表现, 优于提及的其他几种算法.

表 1 Gabor 和不同模板 (PCA、NMF、LNMF) PPBTF 的识别率

Tab. 1 The recognition rate of Gabor and PPBTF of different templates (PCA, NMF, LNMF) %

	Gabor	PPBTF		
		PCA	NMF	LNMF
高兴 vs 害怕	84.35	85.22	86.96	87.83
高兴 vs 悲伤	93.16	97.44	94.02	98.29
高兴 vs 中性	93.90	98.78	96.95	98.78
高兴 vs 生气	98.17	96.33	98.17	99.08
高兴 vs 憎恶	100.00	96.91	95.88	96.91
高兴 vs 惊讶	98.51	97.76	100.00	100.00
高兴 vs 其他	95.80	95.80	94.96	96.22
平均识别率	94.84	95.46	95.27	96.73

## 5 光照对识别结果的影响

PPBTF 是基于模式图像来构建的, 与原始图像灰度值没有直接关系, 只和像素的纹理模式有关, 因此对光照影响不敏感, 本文在这一部分基于 PIE 图像库和自建图像库设计了一些实验, 用以验证 PPBTF 对光照的不敏感性. 首先, 针对一组有明显灰度梯度的照片, 观察其归一化后的模式图, 并用高兴 vs 非高兴的 SVM 参数测试. 如图 3 所示 (图中 H 表示结果为 happy), 虽然原始图像灰度区别很明显, 但它们的模式图却十分相似, 都能表达人脸的纹理信息.

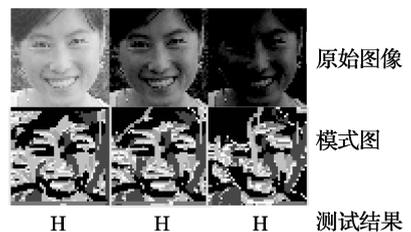


图 3 不同光照图像模式图对比及识别结果  
Fig. 3 Comparison between the image templates under different lighting conditions and the recognition results

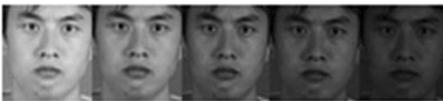
PIE人脸图像库<sup>[15]</sup>包括3个子图像库:姿态(pose)图像库、光照(illumination)图像库和表情(expression)图像库。一共有68个人,每个人有13种不同的头部姿态图片、43种不同的光照条件和4种表情,本文根据实际需要选用它的光照图像库。这个图像库都是正面中性脸,所以本文只能测试中性表情。本文挑选了4个人(04001、04005、04020、04050),每个人有24张图像,用高兴vs中性的SVM参数测试,识别率为100%。

为了测试不同光照条件下的其他表情,参照PIE图像库,本文自建了一个测试图像库——DUT图像库,该图像库包括静态图像和视频两个子库。静态图像包括18个人(11男7女),每个人有生气、憎恶、害怕、高兴、惊讶5种表情,每种表情有10种光照条件;视频库包括18个人(11男7女),每个人有7种表情,每个表情视频都是以中性表情开始,最后以中性表情结束,分辨率为768×576。图4是DUT静态图像库的测试结果举例,其中T表示识别结果为真(true),F表示识别结果为假(false)。

以上实验表明,PPBTF确实对光照具有很强的鲁棒性,更容易识别实际场景的人脸表情。



(a) 高兴以及测试结果



(b) 生气以及测试结果



(c) 惊讶以及测试结果

图4 自建光照图像库(DUT)识别结果

Fig. 4 The recognition results of the self-built lighting image database (DUT)

## 6 结论

本文提出了一种新的人脸特征表示法——以

局部非负矩阵分解(LNMF)为模板的基于像素模式的纹理特征(PPBTF),该特征信息量丰富,能描述局部纹理的细微变化。用Adaboost和SVM结合作为表情识别分类器,和Gabor小波特征以及不同模板的PPBTF方法做对比,实验结果取得了较高的识别率。同时基于多种数据库做了其他实验,并且验证了本方法对光照不敏感的特性,证明了其为视觉研究提供了一种新的特征表达方法。

## 参考文献:

- [1] 王宇博,艾海舟,武勃,等. 人脸表情的实时分类[J]. 计算机辅助设计与图形图像学报, 2005, 17(6):296-301
- [2] VIOLA P, JONES M. Robust real-time object detection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 57(2):137-154
- [3] ZHANG Z, LYONS J M, SCHUSTER M, *et al.* Comparison between geometry-based and Gabor-wavelets-based facial expression recognition using multi-layer perception [C] // *Proceedings of the Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Japan:IEEE Computer Society, 1998:454-459
- [4] 张志伟,夏克文,杨帆,等. 一种应用于人脸识别的有监督NMF算法[J]. 光电子·激光, 2007, 18(5):622-624,633
- [5] 宋星光,夏利民,赵桂敏. 基于LNMF分解的人脸识别[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(5):42-43
- [6] 金辉,高文. 基于HMM的面部表情图像序列的分析与识别[J]. 自动化学报, 2002, 28(4):646-650
- [7] KRESSEL U. Pairwise classification and support vector machines [M] // SCHOLKOPF B, BURGESS C J C, SMOLA A J. *Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning*. Cambridge:MIT Press, 1999:255-268
- [8] LITTLEWORT G, BARTLETT M S, FASEL I. Analysis of machine learning methods for real-time recognition of facial expressions from video [C] // *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society*

- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'04)**. Washington D C:IEEE Computer Society, 2004
- [9] ZENG X Y, CHEN Y W, NAKAO Z, *et al.* Texture representations based on pattern maps [J]. **Signal Processing**, 2004, **84**(3):589-599
- [10] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. **Nature**, 1999, **401**:788-791
- [11] LYONS M J, AKAMATSU S, KAMACHI M, *et al.* Coding facial expressions with Gabor wavelets [C] // **Proceedings of the Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition**. Japan:IEEE Computer Society, 1998: 200-205
- [12] LEE D D, SEUNG H S. Algorithms for non-negative matrix factorization [J]. **Advances in Neural Information Processing Systems**, 2001, **13**: 556-562
- [13] FENG T, LI S Z, SHUM H Y, *et al.* Local non-negative matrix factorization as a visual representation [C] // **Proceedings of the 2nd International Conference on Development and Learning**. Cambridge:IEEE Computer Society, 2002:178-183
- [14] KANADE T, COHN J F, TIAN Y. Comprehensive database for facial expression analysis [C] // **Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition(FG'00)**. France:IEEE Computer Society, 2000:46-53
- [15] SIM T, BAKER S, BSAT M. The CMU pose, illumination, and expression (PIE) database of human faces [C] // **Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition(FGR'02)**. Washington D C: IEEE Computer Society, 2002:46-51

## Facial expression recognition using LNMF based on PPBTF

LU Hu-chuan\*, LI Yang, HUANG Ying-jie

( School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China )

**Abstract:** A new sort of face representation method — pixel-pattern-based texture feature (PPBTF) is adopted to extract features from facial images. A gray scale image is firstly transformed into a pattern map where edges and lines can be used for characterizing the facial texture information. Secondly, based on the pattern window, a feature vector is comprised of the numbers of the pixels belonging to each pattern. Then, the image basis functions obtained by local non-negative matrix factorization (LNMF) are used as the templates for pattern matching. Additionally, Adaboost and support vector machine (SVM) are adopted to classify facial expression. Experiments on the Cohn-Kanade database illustrate that the PPBTF combined LNMF is efficient for facial expression recognition, and experiments on the PIE and other database also verify the PPBTF's insensitivity to the lighting condition. Conclusively, the face representation method proposed is proved to be efficient and robust.

**Key words:** facial expression recognition; NMF; LNMF; PPBTF; Adaboost; SVM classifier