

单样本条件下权重模块 2DPCA 人脸识别

唐亮 熊蓉 褚健

(浙江大学工业控制技术国家重点实验室, 先进控制技术研究所, 杭州 310027)

摘要 针对单样本人脸识别问题, 提出了权重模块 2DPCA 识别方法。该方法首先利用模块 2DPCA 方法对图像矩阵进行区域分块和子图像主成分特征提取, 再用光流方法度量测试图像和样本图像对应分块像素区域由于人物变化、表情不同、饰物遮蔽等造成的差异, 并以此为依据对得到的样本和测试图像的特征矩阵之间的差分矩阵分块区域赋以相对权重, 最后进行最邻近分类判别。在 JAFFE 和 ORL 人脸库上的实验结果表明, 在同等鉴别特征维数下, 权重模块 2DPCA 识别方法较之传统 2DPCA 方法和模块 2DPCA 方法具有更高的识别率和鲁棒性, 证明了在基于 PCA 的人脸识别方法中加入先验知识以提高识别能力的可行性。

关键词 单样本人脸识别 模块 2DPCA 光流场

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8916(2008)12-2307-07

Weighted Modular 2DPCA-Based Face Recognition from a Single Sample Image Per Class

TANG Liang, XIONG Rong, CHU Jian

(State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Institute of Advanced Process Control, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract In view of face recognition with only one sample problem, we propose a weighted modular 2DPCA method in this paper. In the method, we first divide original images into modular images and accomplish the sub-image 2DPCA feature extraction. Then, we use optical flow between testing and sample image to estimate difference of corresponding pixel blocks quantitatively, which is as a criterion for us to give variant weights to each block of difference matrixes between the feature matrixes of sample and that of probing images. Finally, nearest neighbor classifier is employed for classification. The experiment results on the JAFFE and ORL human face database indicate that weighted modular 2DPCA is superior to both conventional 2DPCA and modular 2DPCA in terms of accuracy and robustness with the same dimension of discriminate features, and it is feasible to introduce prior knowledge into PCA method of face recognition.

Keywords face recognition one sample problem, modular two-dimensional principal component analysis, optical flow

1 引言

基于少量样本的人脸识别意味着较低的样本采集、存储和处理成本。一些特定场合, 诸如证件照片采样等, 不具备采集大量图像样本的条件。因此, 小样本集的人脸识别是目前识别领域中一个受到广泛

关注的问题。作为小样本识别的极端情况, 每类单样本下的人脸识别问题也更加具有研究意义^[1]。

近年来, 在研究解决该问题的探索过程中, 出现了一系列有特点、有针对性的新思路和新方法, 如利用虚拟合成复加样本扩展样本集的思路^[2,3], 对训练样本局部定位的思路^[4]以及基于概率匹配^[5]和利用神经网络工具^[6]的方法等。

基金项目:国家自然科学基金项目(60675049);国家自然科学基金创新群体(60421002);浙江省自然科学基金项目(Y106414)

收稿日期:2006-11-28; **改回日期:**2007-07-02

第一作者简介:唐亮(1981~), 男, 浙江大学信息学院控制科学与工程专业博士研究生。主要研究领域为机器视觉及模式识别。

E-mail: tang@iipc.zju.edu.cn。

通讯作者:熊蓉, E-mail: rxiong@iipc.zju.edu.cn。

主元分析 (principal component analysis, PCA) 作为特征抽取的重要工具之一, 十多年来在人脸识别领域得到了广泛的研究和应用, 源于其特征脸技术是现今众多识别方法的基础技术。拉普拉斯脸方法^[7]、子空间线性判别方法^[8]等基于特征脸发展起来方法在面对多样本问题时, 获得了较之原方法更高的识别率。但面对单样本问题时, 由于原始样本的表现信息少, 特别是类内信息的缺失, 这些方法退化成了基本的特征脸法, 在多样本问题下的识别优势不复存在。而如支持向量机 SVM 方法^[9]则陷入无法实施的窘境。

2004 年, Yang 等提出了 2DPCA (two-dimensional principal component analysis) 方法^[10]。该方法直接利用图像矩阵构造总体散布矩阵, 特征抽取不需要类内信息, 并且大幅降低了特征抽取的计算量, 回避了高维问题。实验表明, 其低维条件下就具有相当于 PCA 的识别效果。而后, 陈伏兵等将其扩展为模块 2DPCA 方法^[11], 进一步降低了计算强度, 提高了识别鲁棒性。

为了进一步提高单样本条件下 PCA 方法的人脸识别率和鲁棒性, 本文提出了基于光流度量的权重模块 2DPCA 方法。在利用模块 2DPCA 方法实现图像矩阵区域分块和降维特征提取的基础上, 通过光流方法考量待测图像和样本图像之间的区域像素差异, 根据一定的权重分配策略计算各像素的置信权重, 从而在分类鉴别时对样本及待测图像特征矩阵分块区域给予不同的权重。在 JAFFE (Japanese female facial expressions) 和 ORL 人脸库上的实验结果表明, 在等维特征条件下, 权重模块 2DPCA 方法在识别率和鲁棒性方面优于 2DPCA 和模块 2DPCA 方法。这说明在基于二阶信息统计的 PCA 方法中, 引入区域权重等先验可获信息是对 PCA 识别技术的有益补充。

2 方法的提出

对于熟悉的人, 即使对方佩戴口罩、墨镜, 也可以容易地通过其面容辨认出对方。一种直观的理解是, 更加关注其面部未被遮蔽的部分, 并根据这些面部细节进行辨认。所以, 进行基于图像辨认的时候, 要考虑哪些像素区域更适用于辨认分类, 哪些像素区域在辨识中影响了方法的正确判断。

光流方法计算图像对应像素点的速度矢量, 可

提供一种比较待测样本与已知样本图像间区域差异的定量方法。Martinez 在进行变表情的人脸识别时, 也选择光流方法判断像素点参与辨别的优劣, 并根据像素点光流幅值赋以权重后, 直接利用权重后的待测与样本图像对应像素差值矩阵的欧氏距离进行最小距离辨别^[12]。但是基于像素的样本存储及距离计算代价是较高的, 并且对于图像的尺寸变化很敏感, 对图像对准要求高, 辨识时对样本尺寸和灰度的预处理工作量大。

模块 2DPCA 方法对图像进行分块, 利用分块图像构造总体散布矩阵, 直接利用图像分块的局部特征进行辨识。该方法实现了对图像主元分析的降维特征提取, 并且保留了区域特征在原图像中对应的空间位置关系。

基于上述分析, 在利用模块 2DPCA 以上两个特性的基础上, 再引入基于光流方法的区域权重信息, 构成权重模块 2DPCA 方法, 以提高模块 2DPCA 方法在面对单样本问题人脸图像出现遮蔽和大的表情变化时的识别能力和鲁棒性。

3 基于光流的像素差异分析

经典的 HS (horn-schunck) 方法^[13]对图像运动引入两个约束来求解光流: (1) 运动物体的亮度 (灰度) 在短时间内不会有明显的变化; (2) 一个运动物体上面各点的速度不存在较大的变化。分别称其为亮度保持约束和速度平滑约束。

由亮度保持约束得到的误差方程为

$$E_D = \iint \rho(I_x u + I_y v + I_t) dx dy \quad (1)$$

式中, (I_x, I_y) 和 I_t 分别是灰度图像 I 关于空间和时间的梯度, (u, v) 是光流水平和垂直的速度分量, ρ 是评价函数。一般经典的评价函数取最小二乘函数 $\rho(x) = x^2$, 积分符号表示对假定满足约束的区域内所有像素点求解。

由速度平滑约束得到的误差方程为

$$E_S = \iint \rho(\nabla(u, v)) dx dy \quad (2)$$

式中, ∇ 表示对速度求梯度, 其余符号意义同上。

定义目标函数

$$E = E_D + \lambda E_S \quad (3)$$

式中, λ 控制两个约束之间的相对权重。

使得目标函数 E 最小的 (u, v) 就是期望的 HS

方法光流解。

Black 和 Anandan 提出了更为鲁棒的光流计算方法^[14],其主要思想是在 HS 方法基础上使用更为鲁棒的评价函数 ρ ,该函数对大于一定阈值的变量的响应将减缓,也就是弱化了值较大的 (u, v) 在目标函数寻优过程中的作用,使得算法对违反前述两个约束的情况欠敏感,便于对研究区域内的多重运动进行检测。因此,Black 方法更适于检测表情变化时不连续的肌肉运动^[12]及区域遮蔽等情况。

基于以上讨论,本文实验中采用 Black 方法度量测试图像与样本图像之间的差异,评价函数选择 Lorentzian 函数^[14],即

$$\rho(x) = \log(1 + 1/2(x/\sigma)^2)$$

式中, σ 为一常数,控制对变量 x 的响应。

图 1 是试验所得的光流效果示意,横排各组中,中间的光流矢量图可以视作在要求由左图变化为右图的情况下,左图各对应像素点需要进行的运动。示例中,前两组来自 JAFFE 人脸库,最后一组来自 ORL 人脸库。第 1 组是同一人不同表情间的变化,可以发现由中性表情向生气表情的变化中,光流矢量中的集中变化区域表现了人脸眉间、眼廓及嘴角的肌肉运动。而在第 2 组不同人物不同表情的情况下,整个矢量图的变化剧烈,没

有突出的集中区域。第 3 组中,出现了佩戴眼镜的遮蔽和轻微的面向旋转情况,可以发现光流矢量表现了面部整体的转动倾向,且在对应的眼睛边框位置和因旋转遮蔽缺失的左耳位置,光流运动强烈。由此可见,光流方法对面部的多种变化都有明显的表征。

4 基于模块 2DPCA 的特征提取

在单样本识别问题下,设模式类别有 c 个,每类有一个训练样本图像。不致混淆的情况下,为表述方便,用 A_1, A_2, \dots, A_c 代表其类别,同时代表相应各类样本本身,其样本图像均为 $m \times n$ 图像矩阵。

类似于线性代数的矩阵分块,将图像矩阵 $A_i (i = 1, 2, \dots, c)$ 分成 $p \times q$ 模块图像矩阵,即

$$A_i = \begin{bmatrix} (A_i)_{11} & (A_i)_{12} & \dots & (A_i)_{1q} \\ (A_i)_{21} & (A_i)_{22} & \dots & (A_i)_{2q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (A_i)_{p1} & (A_i)_{p2} & \dots & (A_i)_{pq} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中,每个子图像矩阵 $(A_i)_{kl}$ 是 $m_1 \times n_1$ 矩阵, $pm_1 = m, qn_1 = n$ 。

训练图像样本的子图像矩阵的总体散布矩阵为

$$G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q ((A_i)_{kl} - B)((A_i)_{kl} - B)^T \quad (5)$$

其中, $N = cpq$ 表示训练样本子图像矩阵总数, $B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q (A_i)_{kl}$ 为所有训练样本子矩阵的均值矩阵。 G 为 $m_1 \times m_1$ 非负定矩阵^[10]。

取 G 的 d 个最大特征值所对应的标准正交特征向量组成的向量组 $[Z_1, Z_2, \dots, Z_d]$, 令 $Q = [Z_1, Z_2, \dots, Z_d]$, Q 为 2DPCA 意义下的 d 维特征向量的最优投影矩阵^[11]。

将 Q 用于特征抽取,对于各类训练样本 $A_i (i = 1, 2, \dots, c)$, 则其对应的特征矩阵为

$$B_i = \begin{bmatrix} (A_i)_{11}^T Q & (A_i)_{12}^T Q & \dots & (A_i)_{1q}^T Q \\ (A_i)_{21}^T Q & (A_i)_{22}^T Q & \dots & (A_i)_{2q}^T Q \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (A_i)_{p1}^T Q & (A_i)_{p2}^T Q & \dots & (A_i)_{pq}^T Q \end{bmatrix} \quad (6)$$

对于 $m \times n$ 的测试图像矩阵 A , 同样进行 $p \times q$ 个子块的分块,即

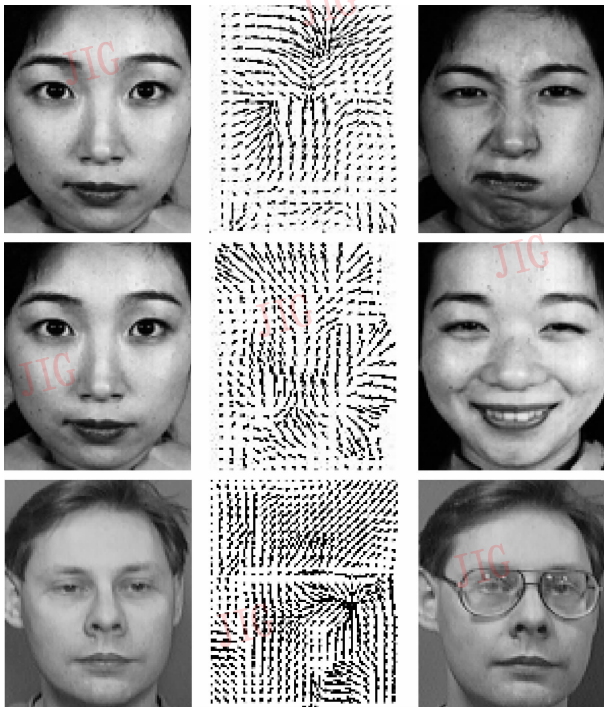


图 1 光流示例

Fig. 1 Optical flow examples

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} & \cdots & \mathbf{A}_{1q} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} & \cdots & \mathbf{A}_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{A}_{p1} & \mathbf{A}_{p2} & \cdots & \mathbf{A}_{pq} \end{bmatrix} \quad (7)$$

测试图像矩阵 \mathbf{A} 的特征矩阵为

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11}^T \mathbf{Q} & \mathbf{A}_{12}^T \mathbf{Q} & \cdots & \mathbf{A}_{1q}^T \mathbf{Q} \\ \mathbf{A}_{21}^T \mathbf{Q} & \mathbf{A}_{22}^T \mathbf{Q} & \cdots & \mathbf{A}_{2q}^T \mathbf{Q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{A}_{p1}^T \mathbf{Q} & \mathbf{A}_{p2}^T \mathbf{Q} & \cdots & \mathbf{A}_{pq}^T \mathbf{Q} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$\mathbf{B}_i (i = 1, 2, \dots, c)$ 及 \mathbf{B} 为 $(p \times n_1) \times (d \times q)$ 矩阵, 而 $d \leq \min(m_1, n_1)$ 。

由上可知, 基于模块 2DPCA 的特征提取保留了提取特征与原始图像分块区域的空间位置对应关系, 为本文所提出的区域权重思想提供了可行性。

5 基于区域权重的分类

5.1 确定像素点的权重

对某一测试图像矩阵 \mathbf{A} , 定义其与各类样本图像矩阵 $\mathbf{A}_i (i = 1, 2, \dots, c)$ 之间的光流幅值矩阵为 $\mathbf{F}_i (i = 1, 2, \dots, c)$, \mathbf{F}_i 同为 $m \times n$ 矩阵。通过对其除以其幅值可能出现的最大值, 将 \mathbf{F}_i 的元素值规整到 $[0, 1]$ 之间。 $f_{(x,y)}^i$ 表示 \mathbf{F}_i 在位置 (x, y) 上的元素值, 不致混淆的情况, 省略其角标, 简化表示为 f 。

由第 3 节对图 1 示例的分析可知, 光流变化较小的像素较之变化较大的像素更适于进行辨识, 即光流幅值小的像素在辨识过程中较光流幅值大的像素应赋以更大的权重。

若对光流幅值大的元素赋以低的权重, 抑制其在辨识过程中的作用, 可定义权重分配函数为

$$w = 1 - f^m \quad (9)$$

w 为对应给予像素 f 的权重, 完整表示形式为 $w_{(x,y)}^i$, 下同; m 为 f 的幂, $m > 1$ 。在 $m = 1$ 时,

$$w = 1 - f \quad (10)$$

此时为对权重的线性分配。若对光流幅值小的元素赋以高的权重, 可定义权重分配函数为

$$w = \frac{T}{k + f} \quad (11)$$

式中, k 为较小的正值常数, T 为控制 w 幅值的可调参数。图 2 是这 3 类权重函数的示意图, 其对识别效果的影响将在实验部分进行讨论。

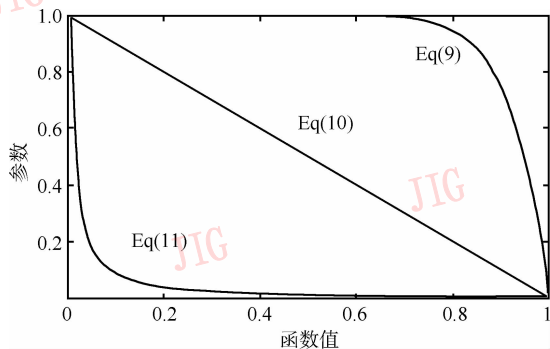


图 2 权重函数

Fig. 2 The weighting functions

5.2 分块权重及分类

获得了每个像素点的权重后, 即可获得由其组成的 $m \times n$ 权重矩阵 \mathbf{W}^i 。对 \mathbf{W}^i 按照之前图像矩阵的分块方式进行 $p \times q$ 分块, 用 $\mathbf{W}_{kl}^i (k = 1, 2, \dots, p; l = 1, 2, \dots, q)$ 表示各个权重分块矩阵, 则各分块的权重为

$$\mathbf{W}_{kl}^i = \left(\sum w_{(x,y)}^i \mid \forall w_{(x,y)}^i \in \mathbf{W}_{kl}^i \right) \quad (12)$$

对 \mathbf{W}_{kl}^i 归一化, $\mathbf{W}_{kl}^i = \mathbf{W}_{kl}^i / M$, 其中 $M =$

$$\sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q \mathbf{W}_{kl}^i$$

根据方程(6)及(8)中的样本和待测图像的特征矩阵, 两者间经过权重后矩阵相减得到的差分矩阵为

$$\mathbf{D}_w(\mathbf{B}, \mathbf{B}_i) = \begin{bmatrix} d_{11}^i \mathbf{Q} & d_{12}^i \mathbf{Q} & \cdots & d_{1q}^i \mathbf{Q} \\ d_{21}^i \mathbf{Q} & d_{22}^i \mathbf{Q} & \cdots & d_{2q}^i \mathbf{Q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{p1}^i \mathbf{Q} & d_{p2}^i \mathbf{Q} & \cdots & d_{pq}^i \mathbf{Q} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中, $d_{kl}^i = \mathbf{W}_{kl}^i (\mathbf{A}_{kl} - (\mathbf{A}_i)_{kl})^T$ 。

用 Frobenius 范数表示样本和待测图像的特征矩阵的权重距离, 则

$$\text{dis}(\mathbf{B}, \mathbf{B}_i) = \text{tr}(\mathbf{D}_w(\mathbf{B}, \mathbf{B}_i)^T \mathbf{D}_w(\mathbf{B}, \mathbf{B}_i)) \quad (14)$$

依据最邻近分类原则, 如果 $\text{dis}(\mathbf{B}, \mathbf{B}_j) = \min_i \text{dis}(\mathbf{B}, \mathbf{B}_i)$, 那么 $\mathbf{A} \in \mathbf{A}_j$ 。

根据上述权重定义方法, 在权重模块 2DPCA 方法中, 对于光流变化的集中区域, 可认为是肌肉运动或饰物被遮蔽等的高可能区域, 其表决作用被弱化, 转而更加关心与原始样本中更为接近的区域特征。

6 实验结果与分析

6.1 JAFFE 实验

在 JAFFE 人脸库中, 包含 10 个女性参与者中

性表情及 6 个基本表情(喜悦、悲伤、惊讶、气愤、恶心及恐惧)的图片,每人每类表情一般为 3 幅,个别为 2 幅或 4 幅,共计 213 幅图片。照射光线和拍照距离角度都保持一致,被拍照人整脸可见,大小尺度基本不变。将样本整脸图像从包含背景的原样本中切割出来,规整为 168×128 标准图像。由于灰度调整可能引入虚假的灰度梯度信息,同时为了考查该方法在人脸处于一定光照时由于姿态变化形成阴影变化的条件下的识别鲁棒性,实验中对样本灰度均不做处理。图 3 是切割后的 JAFFE 人脸库中的若干样本例图。

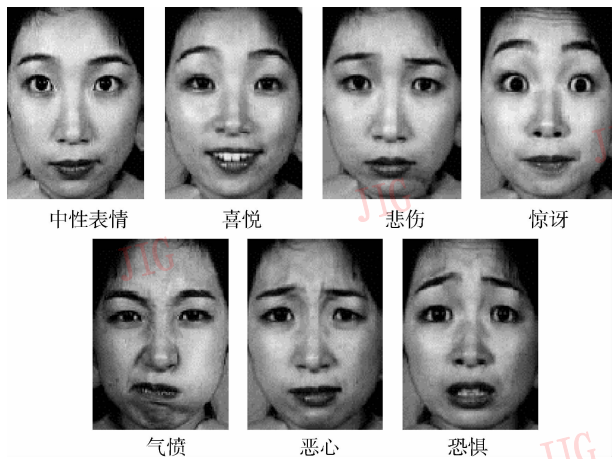


图 3 从 JAFFE 人脸库中提取的样本例图

Fig. 3 Examples of images from the JAFFE database

任取每人中性表情 3 张图片之一共 10 幅图像为已知样本,形成单样本问题。按表情分类,所有人对应某一特定表情图片归为一类进行辨识,则总待测图样为 6 类共 183 张。对所有样本,进行 8×8 的分块,即每个样本被分为 64 个 21×16 分块图像。

对于权重公式(9)、(11)中的参数 m, k ,采用数值搜索的实验方法进行确定(T 作为调整权重幅值范围的归整化参数,在本文中统一取为 1)。把 JAFFE 所有表情样本在鉴别特征向量数取 6~16 的平均的总体正确识别率作为评价指标,考查 m, k 合适的取值。图 4 中给出了测试结果,其中 m 的实验取值范围为 $[1, 8]$,步长取 1; k 的实验取值范围为 $[0.1, 1.2]$,步长取 0.1。

图 4(a)、(b)分别表示基于公式(9)、(11)的不同 m, k 取值权重下的识别结果,两图中的虚线表示不经权重的模块 2DPCA 的直接辨识结果。可以发现,在较为宽泛的取值范围内,权重方法均能对模块 2DPCA 的辨识效果有所提升。选择该实验中效

果最佳的参数,即 $m = 3, k = 0.5$ 和 $T = 1$ 进行按表情分类的辨识实验,并在下一部分较大规模的 ORL 数据库实验中沿用该组参数。随后 ORL 上的实验结果也说明该组参数对提升识别效果具有普遍性的作用,可以作为经验参数使用。

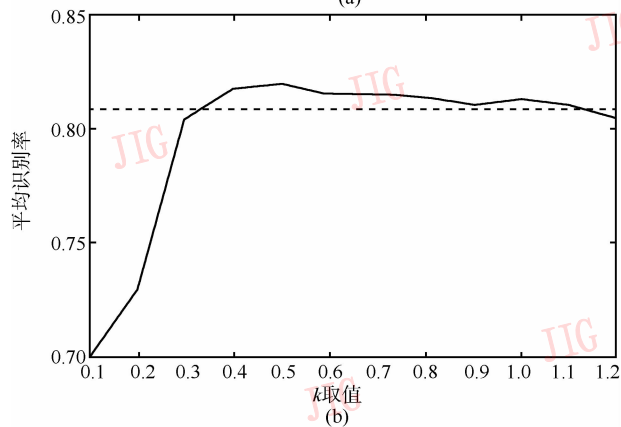
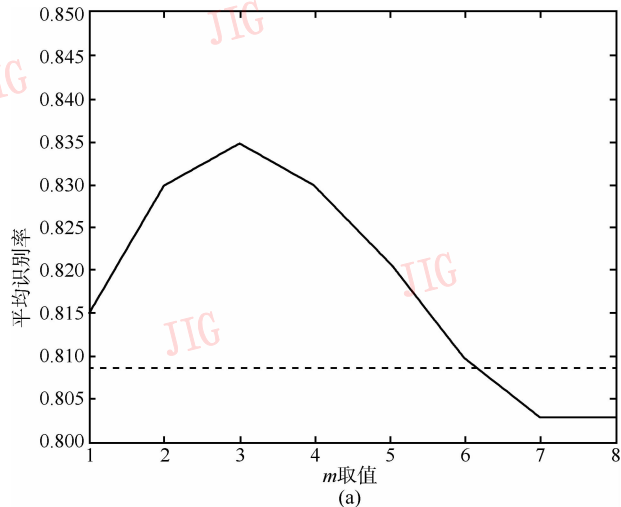


图 4 JAFFE 上的参数 m 和 k 的优化实验

Fig. 4 Determining the optimal m and k on JAFFE

图 5 中给出了鉴别特征向量数目取 6 时,按表情分类的辨识实验结果。柱状图的每簇代表一类分

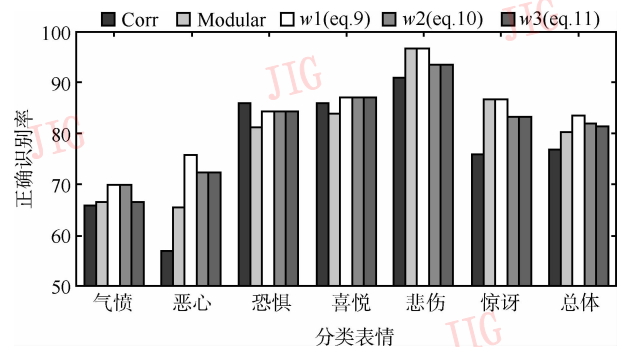


图 5 JAFFE 人脸库上实验结果

Fig. 5 Results on the JAFFE database

类表情上的辨识结果,最后一簇是所有表情测试样本的总体辨识结果。各簇第 1 列为来自 Martinez 等人利用权重的像素差值矩阵做最小距离判别后得到的最高辨识结果^[12];第 2 列是采用模块 2DPCA 直接辨识的结果,其鉴别特征向量数目同取 6;第 3~5 列的 w_1, w_2 和 w_3 分别为采用式(9)、式(10)、式(11)权重方式的权重模块 2DPCA 实验结果。

实验结果表明,对于整体辨识率和大部分分类表情(仅恐惧表情除外)上的辨识结果,采用提取区域主分量并进行区域权重的权重模块 2DPCA 方法都明显优于直接对像素差值权重的辨识方法。本文方法与直接的模块 2DPCA 方法的结果比较也可发现,合适的权重分配方法下,本文方法对后者的整体识别能力都有提升。在恶心、气愤等表情变化相对剧烈的情况下,权重后的模块 2DPCA 方法较之原先表现更为鲁棒,在各类测试样本上的结果更为稳定,避免了某类表情样本上识别能力急剧下降的情况。

为进一步考察权重模块 2DPCA 方法的鲁棒性,又在不同鉴别特征向量维数条件下,对采用式(9)的权重模块 2DPCA 方法与模块 2DPCA 方法及 2DPCA 方法进行了总体辨识率的比较,实验结果如图 6 所示。可以看到,在大范围的不同特征向量维数的投影条件下,权重模块 2DPCA 较之模块 2DPCA 和 2DPCA 都有更高的和更鲁棒的辨识结果。并且,对于 2DPCA,用于抽取特征向量的总体散布矩阵维数为 168×168 ,而对于权重模块 2DPCA 及模块 2DPCA,总体散布矩阵维数为 21×21 ,计算特征向量工作大大简化,避免了矩阵的奇异值分解等操作。

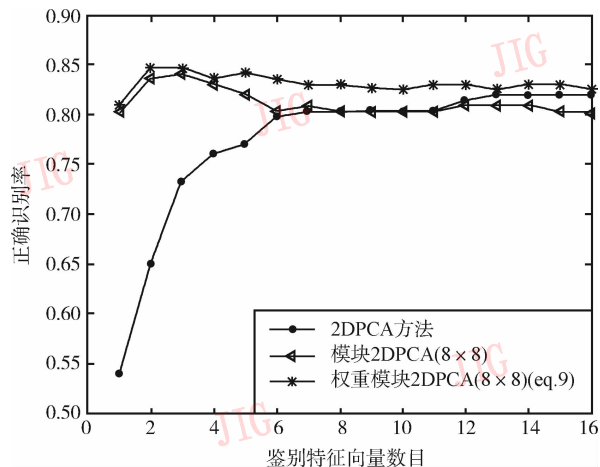


图 6 JAFFE 上不同特征向量数目下的实验结果

Fig. 6 Results for the JAFFE under varying number of principal component vectors

6.2 ORL 实验

为考察本文方法对人脸图像尺度和姿态变化的适应性,在 ORL 人脸库上进行实验。

ORL 人脸库由 40 人,每人 10 幅图像组成,每幅图像分辨率为 112×92 。较之人像尺度不变,姿态固定的 JAFFE 人脸库,ORL 人脸库除同样具有多表情的表现外,有着更多的细节情况变化:双目或睁或闭,并可能佩戴透明镜片眼镜;人脸姿态有可达 20 度的深度旋转和平面旋转;人脸尺度也有多达 10% 的变化。图 7 是 ORL 人脸库中某人的 5 幅图像。



图 7 从 ORL 人脸库中提取的样本例图

Fig. 7 Examples of images from the ORL database

实验时,任取 ORL 人脸库中各人一张图样为已知样本构成单样本问题,再取各人其余 9 张图样,得到 360 幅图样的测试集。以上步骤重复 3 次,即每次抽取各人一张不同图样构成样本集,以此构成类似交叉验证的 3 组对应的样本与测试集,实验结果为此 3 组数据上正确辨识率的均值。

对每幅图样进行 8×4 分块,即每个样本被分为 32 个 14×23 分块图像。同样不对灰度做任何处理。图 8 为 2DPCA、模块 2DPCA 和本文的权重模块 2DPCA 方法在不同维数下的总体辨识结果。图中每簇第 1 列和第 2 列分别为 2DPCA 和模块 2DPCA 的辨识结果,第 3~5 列的 w_1, w_2 和 w_3 分别为采用式(9)~式(11)权重计算的权重模块 2DPCA 实验结果。参数选取同实验 1,以验证所选权重分配参数的普遍适用性。

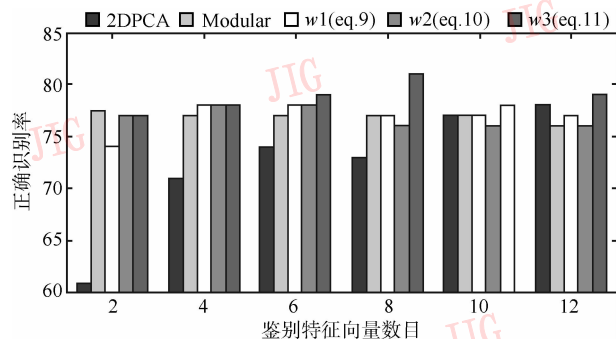


图 8 ORL 人脸库上实验结果

Fig. 8 Results on the ORL database

从图 8 中可以看出,在采用少量特征向量进行辨识时,权重模块 2DPCA 和模块 2DPCA 具有明显优于 2DPCA 的识别效果。当特征向量达到一定维数后,三者具有相近的识别率。并且本文提出的权重模块 2DPCA 方法在模块 2DPCA 识别表现趋于稳定以后(本实验中鉴别特征向量大于等于 4 时),对模块 2DPCA 的辨识效果基本都有提升,特别是采用式(11)权重计算的 w_3 达到了最高识别率。可见基于光流计算的区域权重可以适用于一定程度下尺度和姿态变化人脸检测,其对区域参与辨别的适合程度给予了定量评价,利于提高辨识效果。

两个实验的结果都表明,相对原有的模块 2DPCA 方法,本文方法在适度权重下对其识别效果有明显的提升,并且在测试集变化较大(表情、尺度变化)和鉴别特征向量维数改变等情况下,权重模块 2DPCA 的辨识结果更为稳定和鲁棒。从 JAFFE 和 ORL 上的实验表现来看,基于式(9)、式(11)的非线性权重分配方式效果略优于基于式(10)的线性分配方法。

7 结 论

针对单样本人脸识别问题下,基于子图像局部特征较图像的全局特征可能更能反应图像差异的情况,提出了基于光流度量的权重模块 2DPCA 方法。该方法通过光流计算,利用已知的图像灰度信息得到了评价局部特征适于辨识的程度的先验信息,最终以权重形式将先验信息引入到了基于线性特征的鉴别方法中,提升了识别的效果和鲁棒性。实验结果表明,该方法能在一定程度上克服表情变化、饰物遮蔽、较小姿态变化带来的人脸识别困难,更大幅度地挖掘样本信息,提高基于 PCA 的人脸识别方法的辨识能力。

由于光流方法对光照的敏感性,基于光流度量的权重方法很可能在光照变化剧烈的条件下丧失合理的置信能力;人脸姿态的大幅变化,造成的检测图样与样本图样的实际对应面部区域的图像位置大幅偏离也会制约权重方法对识别的优化性能。因此,和一般的基于 PCA 的辨识方法一样,对光照和姿态的一定程度的控制是本方法实际应用

的一个条件。

参考文献 (References)

- 1 Tan Xiao-yang, Chen Song-can, Zhou Zhi-hua, *et al.* Face recognition from a single image per person: A survey [J]. *Pattern Recognition*, 2006, **39**(9): 1725 ~ 1745.
- 2 Beymer D, Poggio T. Face recognition from one example view [A]. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision [C]*, Cambridge MA, USA, 1995: 500 ~ 507.
- 3 Niyogi P, Girosi F, Poggio T. Incorporating prior information in machine learning by creating virtual examples [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, **86**(11): 2196 ~ 2209.
- 4 Chen S C, Liu J, Zhou Z H. Making FLDA applicable to face recognition with one sample per person [J]. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(7): 1553 ~ 1555.
- 5 Martinez A M. Recognizing imprecisely localized, partially occluded, and expression variant faces from a single sample per class [J]. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **25**(6): 748 ~ 763.
- 6 Lawrence S, Giles C L, Tsoi A, *et al.* Face recognition: A convolutional neural-network approach [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1997, **8**(1): 98 ~ 113.
- 7 He X, Yan X, Hu Y, *et al.* Face recognition using laplacianfaces [J]. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(3): 328 ~ 340.
- 8 Martinez A, Kak A C. PCA versus LDA [J]. *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(2): 228 ~ 233.
- 9 Phillips P J. Support vector machines applied to face recognition [J]. *Adv. Neural Information Processing Systems*, 1998, **11**(3): 809.
- 10 Yang Jian, Zhang David, Yang Jing-yu. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(1): 131 ~ 137.
- 11 Chen Fu-bing, Chen Xiu-hong, Zhang Sheng-liang, *et al.* A human face recognition method based on modular 2DPCA [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, **11**(4): 580 ~ 585. [陈伏兵, 陈秀宏, 张生亮等. 基于模块 2DPCA 的人脸识别方法 [J]. *中国图象图形学报*, 2006, **11**(4): 580 ~ 585.]
- 12 Martinez A M. Recognizing expression variant faces from a single sample image per class [A]. In: *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]*, Madison, Wisconsin, USA, 2003, **1**: 353 ~ 358.
- 13 Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow [J]. *Artificial Intelligence*, 1981, **17**(1-3): 185 ~ 204.
- 14 Black M J, Anandan P. The robust estimation of multiple motions: Parametric and piecewise-smooth flow fields [J]. *Computer Vision And Image Understanding*, 1996, **63**(1): 75 ~ 104.