

# 姿态和光照可变条件下的仿射最小线性 重构误差人脸识别算法

平 强, 庄连生, 俞能海

(中国科学技术大学多媒体计算与通信教育部-微软重点实验室, 安徽合肥 230027)

**摘 要:** 传统人脸识别算法通常把光照处理和姿态校正作为两个相对独立的处理过程, 难以取得全局最优识别性能. 针对该问题, 本文根据人脸的非刚体特性, 将仿射变换和分块思想融入线性重构模型中, 提出了一种基于仿射最小线性重构误差 (Affine Minimum Linear Reconstruction Error, AMLRE) 的人脸识别算法, 在处理光照问题的同时能够补偿姿态变化造成的局部区域对齐误差, 以获得更好的全局识别性能. 在公共数据集上的实验结果表明, 本文提出的算法对光照和姿态有很好的鲁棒性, 同时与现有的人脸识别算法相比, 本文的算法具有更高的识别率.

**关键词:** 人脸识别; 线性重构; 仿射变换; Lucas-Kanade 算法

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2012)10-1965-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.10.010

## Affine Minimum Linear Reconstruction Error Face Recognition Under Varying Pose and Illumination

PING Qiang, ZHUANG Lian-sheng, YU Neng-hai

(MOE-MS Key Laboratory of Multimedia Computing and Communication, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230027, China)

**Abstract:** Traditional face recognition algorithms usually handle variations in illumination and pose independently. Therefore, it is difficult to obtain the global optimal recognition performance. To this end, we propose an affine minimum linear reconstruction error (AMLRE) algorithm based on the non-rigid characteristics of human faces in this paper, which combines an affine transformation model and the idea of patch with a linear reconstruction model. Our algorithm simultaneously handles illumination variations as well as compensates the local area alignment errors caused by pose variations, which achieves much better recognition performance. Comprehensive experiments on several public face datasets clearly demonstrate that our proposed algorithm is robust to both illumination and pose, and thus outperforms most state-of-the-art methods.

**Key words:** face recognition; linear reconstruction; affine transformation; lucas-kanade algorithm

### 1 引言

自动人脸识别技术是近年来计算机视觉领域的研究热点之一, 在很多实际应用(如犯罪嫌疑人识别和跟踪、重要场所用户身份认证等)中起着重要作用. 学术界和企业界每年投入大量的人力和物力进行人脸识别技术的研究<sup>[3,22]</sup>. 然而, 人脸识别问题仍然远未得到解决, 还面临着姿态、表情以及光照等诸多问题需要解决.

围绕光照问题, 研究人员进行了大量研究, 并提出了许多代表性算法, 以克服光照对人脸识别算法性能的影响<sup>[4]</sup>. 其中, Basri 和 Jacobs<sup>[5]</sup>通过对球面调和函数 (Spherical Harmonic) 表示进行推导, 证明了当光源离一个满足朗伯漫反射 (Lambertian Reflectance) 条件的物体

(比如人脸)比较远时, 利用 9 个球面调和函数图像就可以很好的近似描述该物体形成的图像. 光锥法是由 Belhumeur 和 Kriegman 提出的<sup>[6]</sup>, 他们发现在姿态固定的情况下, 任意光照条件下的人脸图像形成一个凸锥体, 称为光锥体. 每个光锥体只需利用少量图像的组合就能重构得到. 在识别时, 只要判断图像所属的光锥体就能确定其类别. 上述两种方法在实际使用过程中都需要利用到多张不同光照条件下的人脸图像. 与前面基于模型的方法不同, 陈北京等<sup>[19]</sup>利用人脸图像的二值边缘特征处理人脸识别中的光照问题, 取得了不错的效果. 而王阳生等人<sup>[16]</sup>提出一种自商图像 (Self-Quotient Image) 的光照归一化方法, 利用信号处理方法提取图像中的光照不变量来进行人脸识别, 只需要利用单张图像. 在此基

收稿日期: 2011-01-10; 修回日期: 2012-03-28

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61103134, No. 60933013); “新一代宽带无线移动通信网” 国家科技重大专项 (No. 2010ZX03004-003); 中央高校基本科研业务经费专项资金 (No. WK210023002, No. WK2101020003); 安徽省优秀青年人才基金 (No. BJ2101020001)

础上,庄连生等人利用全变分模型对自商图像法进行改进,提高了光照归一化效果<sup>[17]</sup>.不同于文献[16,17]利用提取光照不变特征达到人脸识别的目的,谢晓华等人<sup>[20]</sup>利用二次多项式模型对光照进行归一化处理,从非正面光照条件下的人脸图像中恢复得到标准光照条件下的人脸图像,实现可变光照条件下的人脸识别.虽然上述这些算法能在一定程度上处理人脸识别中的光照问题,但是所有这些算法都只是针对光照问题而提出,并没有考虑姿态对人脸识别的影响.

为了处理人脸识别中的姿态问题,研究者也进行了大量探索,提出了诸多代表性算法<sup>[15]</sup>.比如,Gross等人提出了特征光场法(Eigen Light Field, ELF)<sup>[8,9]</sup>,该方法能够处理给定姿态变化条件下的人脸识别问题.Beymer提出了基于模板匹配的人脸识别算法<sup>[11]</sup>,首先获取每个人在15种不同姿态下的图像作为模板,然后利用人脸的几何特征信息把待识别图像与模板进行对齐,最终通过一一比较确定待识别图像的身份信息.Luo等人<sup>[12]</sup>研究了利用人脸的SIFT特征处理人脸识别中的姿态和表情变化问题的有效性.Perronin等人通过结合局部变换模型和隐马尔科夫模型<sup>[14]</sup>来消除姿态变化对人脸识别的影响.其它比较典型的处理姿态问题的算法还有LLR(Locally Linear Regression)<sup>[23]</sup>和TFA(Tied Factor Analysis)<sup>[24]</sup>等.这些算法在处理姿态变化的时候可以取得很好的效果,但是它们并没有考虑光照问题.因此,当光照和姿态同时变化时,这些算法的性能会急剧下降.而在实际应用场景中,光照和姿态作为两个影响人脸识别的主要因素,它们常同时出现的.

由于人脸图像是3D人脸物体在2D像平面上的映射,因此许多研究人员尝试利用人脸3D信息来同时解决光照和姿态变化问题.例如,文献[18]利用3D模型(形状和纹理信息)来表示人脸并进行识别.但是,人脸3D数据的采集需要专门的成像设备,成本比较高,仅适用于极少数安全性要求比较高的场合.同时,人脸3D数据的预处理(如对齐、去噪)比较困难,也直接影响了该算法的性能.另一类经典做法是利用参数化的3D人脸模型来表示人脸,在识别阶段根据3D人脸模型生成相应的2D人脸图像来进行识别.这类方法以3D形态学模型(3D Morphable Model)为代表<sup>[7]</sup>.虽然这两类算法借助于3D人脸模型可以方便有效地处理光照和姿态问题,但是3D人脸模型却比较复杂,从而导致人脸识别算法也比较复杂.最近,Zhou等人<sup>[1]</sup>提出一种最近子空间块匹配人脸识别算法(Nearest-Subspace Patch Matching, NSPM)来处理光照和姿态问题,取得了不错的识别性能.与上述方法不同,该算法是一种纯粹的基于2D图像的方法,利用图像块来表示人脸.但是,NSPM算法假设人脸是刚体,并且在寻找对应块的过程中只考虑

到平移变换,这在一定程度上会降低算法对姿态的鲁棒性.当姿态变化比较大的时候,NSPM算法的性能急剧下降.

受NSPM算法启发,本文提出一种仿射最小线性重构误差人脸识别算法(AMLRE),在识别过程中同时处理光照和姿态问题.文献[6]研究表明,用户在不同光照条件下(姿态不变)的人脸图像构成一个低维子空间(成为“光锥”),而该子空间可以由多张极端光照条件下的人脸图像来描述.因此,为了处理光照问题,AMLRE算法需要多张不同光照下的人脸图像来拟合测试图像的光照条件.同时,为了处理姿态问题,AMLRE算法把人脸进行分块,利用仿射变换模型来描述测试图像和注册图像中人脸姿态变化情况.在识别阶段,算法通过计算最优仿射变换模型参数来寻找测试图像和注册图像的最优匹配块,并利用注册图像中最优匹配块的线性组合来拟合测试图像中对应的块,根据拟合误差来进行人脸识别.

与NSPM算法相同,AMLRE算法纯粹基于2D人脸图像,在识别过程中同时处理光照问题和姿态问题,不需要假定姿态已知,也不需要复杂的模型训练过程,易于扩展.但是,与NSPM算法不同,AMLRE算法充分考虑人脸的非刚体特性,利用仿射变换模型寻找最优匹配块,从而可以更为准确的补偿姿态变化造成的局部区域对齐误差.因此,AMLRE算法对人脸姿态变化较NSPM算法更加鲁棒.实验结果表明,AMLRE算法对光照和姿态变化具有较高的识别率和鲁棒性.

## 2 AMLRE 算法框架和实现细节

本节主要讨论AMLRE算法的两个关键步骤:(1)基于仿射变换的图像块匹配,如图1;(2)基于线性重构误差的分类方法.AMLRE算法首先把人脸进行分块,然后利用仿射变换模型对各图像分块的姿态变化建模,寻找测试图像和注册图像的最优匹配块.在识别过程中,算法利用注册图像中最优匹配块的线性组合来拟合测试图像中对应的块,通过最小化重构误差达到识别的目的.



图1 基于仿射变换的图像块匹配

### 2.1 基于仿射变换的图像块匹配

首先在测试图像中寻找一个包含 $M$ 个点的集合 $x'_1, \dots, x'_M$ 作为分块中心,在每个分块中心 $x'_m \in \mathbf{R}^2$ 周围,选择一个矩形区域 $W(x'_m)$ 的像素值 $P'_m = I(W$

$(\mathbf{x}'_m) \in \mathbf{R}^{h \times w}$  作为分块进行匹配. 对于测试图像的每一个分块, 通过仿射变换  $T(\mathbf{X}, \mathbf{t})$  在第  $i$  类图像的  $k$  个注册样本中寻找与其最优匹配的分块  $\mathbf{P}'_m{}^{i,j} = \mathbf{I}^{i,j}(T(\mathbf{W}(\mathbf{x}'_m), \mathbf{t})) \in \mathbf{R}^{h \times w}$ ,  $1 < j < k$ , 然后利用搜索得到的最优匹配分块的线性组合近似拟合对应的测试图像分块. 在实际的计算过程中, 使用变换算子  $\text{vec}: \mathbf{R}^{h \times w} \rightarrow \mathbf{R}^l$  把分块的像素值依次有序的排成一行进行计算. 定义矩阵  $\mathbf{A}_{i,t}$  表示第  $i$  类图像中与对应测试图像块最优匹配的  $k$  个分块  $[\text{vec}(\mathbf{P}'_m{}^{i,1}), \dots, \text{vec}(\mathbf{P}'_m{}^{i,k})] \in \mathbf{R}^{l \times k}$ , 而  $\boldsymbol{\alpha}$  是线性表示系数  $[\alpha_1, \dots, \alpha_k]^T \in \mathbf{R}^{k \times 1}$  的缩写,  $T(\mathbf{X}, \mathbf{t})$  代表对坐标  $\mathbf{X}$  做参数为  $\mathbf{t}$  的仿射变换, 其中  $\mathbf{t}$  表示向量  $[t_1, \dots, t_n]^T$ . 基于上述这些定义, 前面提到的线性表示模型可以写成以下形式

$$\text{vec}(\mathbf{P}'_m) \approx \mathbf{A}_{i,t} \boldsymbol{\alpha} \quad (1)$$

对于第  $m$  个测试图像块, 在第  $i$  类注册图像中, 计算仿射变换参数  $\mathbf{t}_{i,m}$ , 该仿射变换参数能够寻找到最优的线性拟合测试图像分块的注册图像分块, 同时求解相应的最优线性表示系数  $\boldsymbol{\alpha}_{i,m}$

$$(\mathbf{t}_{i,m}, \boldsymbol{\alpha}_{i,m}) = \arg \min_{\mathbf{t}, \boldsymbol{\alpha}} \|\text{vec}(\mathbf{P}'_m) - \mathbf{A}_{i,t} \boldsymbol{\alpha}\|_2^2 \quad (2)$$

为了求解式(2)中的仿射变换参数  $\mathbf{t}_{i,m}$  和线性表示系数  $\boldsymbol{\alpha}_{i,m}$ , 本文把式(2)分解为两个步骤求解: 首先固定仿射变换参数, 求解线性表示系数; 然后固定线性表示系数, 求解仿射变换参数. 通过交替使用这两个步骤, 达到求解式(2)的目的.

### 2.1.1 线性表示系数 $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_k]^T$ 的求解

$T(\mathbf{X}, \mathbf{t})$  代表对坐标  $\mathbf{X}$  做参数为  $\mathbf{t}$  的变换, 该变换能够为测试图像分块在注册图像中找到与其匹配的分块, 其中  $\mathbf{t} = [t_1, \dots, t_n]^T$  是列向量, 在这一小节的求解中, 我们假设  $\mathbf{t}$  是固定不变的. 同时, 本文中使用的仿射变换

$$T(\mathbf{X}, \mathbf{t}) = \begin{pmatrix} t_1 & t_2 & t_3 \\ t_4 & t_5 & t_6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

在仿射变换参数已知的基础上, 这一步骤要求解的问题如式(4)所示:

$$\boldsymbol{\alpha} = \arg \min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\text{vec}(\mathbf{P}'_m) - \mathbf{A}_{i,t} \boldsymbol{\alpha}\|_2^2 \quad (4)$$

式(4)的求解是一个最小误差平方和求解问题. 假设矩阵  $\mathbf{A}_{i,t}$  是列满秩的(在实验过程中, 每类注册图像的样本是在不同的光照条件下获得的, 满足此假设), 则矩阵  $\mathbf{A}_{i,t}^T \mathbf{A}_{i,t}$  是正定的. 求解得到  $\boldsymbol{\alpha}$  的解为

$$\boldsymbol{\alpha} = (\mathbf{A}_{i,t}^T \mathbf{A}_{i,t})^{-1} \mathbf{A}_{i,t}^T \text{vec}(\mathbf{P}'_m) \quad (5)$$

### 2.1.2 仿射变换参数 $\mathbf{t} = [t_1, \dots, t_n]^T$ 的求解

在这个步骤的求解过程中, 假定线性表示系数  $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \dots, \alpha_k]^T$  是确定的, 在此基础上, 本步骤要求解

的问题如下所示:

$$\mathbf{t} = \arg \min_{\mathbf{t}} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{W}(\mathbf{x}'_m)} (\mathbf{I}'(\mathbf{X}) - F(T(\mathbf{X}, \mathbf{t})))^2 \quad (6)$$

式中,  $F(T(\mathbf{X}, \mathbf{t})) = \sum_{j=1}^k \alpha_j \mathbf{I}^{i,j}(T(\mathbf{X}, \mathbf{t}))$ . 借鉴 LK 算法<sup>[2]</sup>, 我们使用迭代的方法求解问题(6), 首先给定仿射变换参数  $\mathbf{t}$  的初始值, 然后迭代的以增量  $\Delta \mathbf{t}$  更新参数  $\mathbf{t}$ . 问题(6)等价于问题(7):

$$\Delta \mathbf{t} = \arg \min_{\Delta \mathbf{t}} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{W}(\mathbf{x}'_m)} (\mathbf{I}'(\mathbf{X}) - F(T(\mathbf{X}, \mathbf{t} + \Delta \mathbf{t})))^2 \quad (7)$$

问题(7)与增量  $\Delta \mathbf{t}$  有关, 同时, 参数  $\mathbf{t}$  的更新规则为:

$$\mathbf{t} \leftarrow \mathbf{t} + \Delta \mathbf{t} \quad (8)$$

对  $F(T(\mathbf{X}, \mathbf{t} + \Delta \mathbf{t}))$  采用一阶泰勒级数展开把问题(7)转变为一个可以线性求解的问题:

$$F(T(\mathbf{X}, \mathbf{t} + \Delta \mathbf{t})) = F(T(\mathbf{X}, \mathbf{t})) + \nabla F \frac{\partial T}{\partial \mathbf{t}} \Delta \mathbf{t} \quad (9)$$

$$\Delta \mathbf{t} = \arg \min_{\Delta \mathbf{t}} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{W}(\mathbf{x}'_m)} \left( \mathbf{Q} - \nabla F \frac{\partial T}{\partial \mathbf{t}} \Delta \mathbf{t} \right)^2 \quad (10)$$

式中,  $\mathbf{Q} = \mathbf{I}'(\mathbf{X}) - F(T(\mathbf{X}, \mathbf{t}))$ , 这同样是一个最小误差平方和求解问题.  $\Delta \mathbf{t}$  的解为

$$\Delta \mathbf{t} = \mathbf{H}^{-1} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{W}(\mathbf{x}'_m)} \left( \nabla F \frac{\partial T}{\partial \mathbf{t}} \right)^T \mathbf{Q} \quad (11)$$

$$\mathbf{H} = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{W}(\mathbf{x}'_m)} \left( \nabla F \frac{\partial T}{\partial \mathbf{t}} \right)^T \left( \nabla F \frac{\partial T}{\partial \mathbf{t}} \right)$$

## 2.2 基于线性重构误差的分类方法

求解得到式(2)中的仿射变换参数  $\mathbf{t}_{i,m}$  和相应的最优线性表示系数  $\boldsymbol{\alpha}_{i,m}$  后, 利用这两个已得参数计算式(2)中的拟合误差  $\|\text{vec}(\mathbf{P}'_m) - \mathbf{A}_{i,t} \boldsymbol{\alpha}\|_2^2$ . 本小节利用计算得到拟合误差进行分类, 对于每个测试图像分块, 利用每类注册图像中相应的分块对其进行拟合, 拟合误差最小的类别  $i$  即为该测试图像分块的类别, 见下式.

$$\text{Identity}(\mathbf{x}'_m) = \arg \min_i \|\text{vec}(\mathbf{P}'_m - \mathbf{A}_{i,t} \boldsymbol{\alpha}_{i,m})\|_2^2 \quad (12)$$

当确定测试图像中所有分块的类别后, 通过投票表决确定整个测试图像的类别.

## 3 实验结果及分析

为了验证本文所提的 AMLRE 算法的有效性, 本文在目前常用的 Extended YaleB<sup>[6]</sup> 人脸数据库, FERET<sup>[13]</sup> 人脸数据库和 PIE<sup>[21]</sup> 人脸数据库上测试本文算法的识别性能, 并与 NSPM 算法<sup>[1]</sup>、LLR 算法和 SRC 算法 (Sparse Representation-based Classification)<sup>[10]</sup> 进行比较. 实验中所使用的图像分辨率为  $105 \times 100$ , 分块大小为  $22 \times 22$ . 实验主要分为两步, 第一步验证了相对于平移变换模型, 仿射变换模型对姿态变化具有更强的鲁棒性, 第二步表明 AMLRE 算法相对于 NSPM 算法、LLR 算法和 SRC 算法在通用人脸数据库上具有更好的识别性

能.实验测试环境如下:PC Intel(R) Pentium(R) 4 CPU 3.00GHz Microsoft Windows XP, Matlab 2010.在包含 68 类人脸图像(实验中使用 67 类)的 PIE 数据库上的实验结果表明,本文使用的未优化 Matlab 代码处理一张图像需要 37s,使用 NSPM 算法源代码处理一张图像需要 51s,本文算法具有更快速度.

### 3.1 对姿态变化的鲁棒性对比

本文实验采用平均匹配误差(Average Matching Error, AME)来评估仿射变换模型和平移变换模型对姿态变化的鲁棒性.平均匹配误差的定义为:首先确定测试图像中每个分块的类别  $C_m, 1 \leq m \leq M$ , 然后计算各个测试图像分块所属类别中对应注册图像分块对其的线性拟合误差的平均值,如下式所示.

$$AME = \frac{1}{M} \sum_m \left\| \text{vec}(\mathbf{P}'_m) - \mathbf{A}_{C_m} \cdot \mathbf{t}_{\alpha_{C_m}, m} \right\|_2^2 \quad (13)$$

$$D_{AME} = \frac{AME_{NSPM} - AME_{AMLRE}}{AME_{NSPM}} \times 100\% \quad (14)$$

式(14)中  $D_{AME}$  指本文使用仿射变换进行分块匹配造成的平均匹配误差相比于 NSPM 算法使用平移变换降低的比例.如图 2 所示,在 Extended YaleB 和 FERET 两个数据库上,使用仿射变换进行分块匹配造成的平均匹配误差比平移变换小很多.当姿态变化逐渐变大的时候,使用仿射变换进行分块匹配带来的效果提升更明显(其中 Pose 4: +12°, Pose 8: +24°, be: +15°, bc: +40°, 角度为正表示人脸向右偏转,角度为负表示人脸向左偏转, Subset 1&2: 轻微和适度的光照变化, Subset 3: 复杂的光照变化).

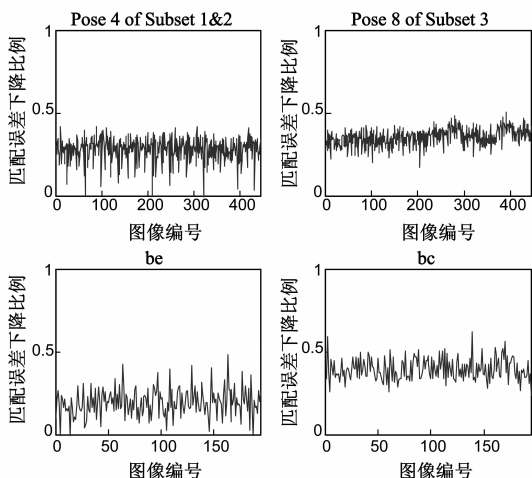


图2 Extended Yale B数据库上平均匹配误差比较

### 3.2 算法性能比较

本文实验的具体策略是将本文提出的 AMLRE 算法同 NSPM 算法、SRC 算法分别在 Extended YaleB, FERET 和 PIE 人脸数据库上进行比较,来验证 AMLRE 算法对光照和姿态同时变化的情况具有更好的鲁棒性.

### 3.2.1 Extended YaleB 数据库上的性能比较

Extended YaleB 人脸数据库包含了 38 类在 64 种光照条件和 9 种姿态下获取的人脸图像.由于数据库中提供的第 15 类(B16)人脸图像是损坏的,在本文的实验中该类图像被舍弃,留下 37 类图像进行实验.实验中我们选取第一(Subset 1, 轻微的光照, 包含 7 种光照条件)、第二(Subset 2, 适度的光照, 包含 12 种光照条件)和第三(Subset 3, 复杂的光照, 包含 12 种光照条件)光照条件下的人脸图像.注册集是在第 1、8、11、14、17 种光照条件下获取的正面图像(第 1 种姿态, Pose 0), 而测试图像是第 5 种(Pose 4)和第 9 种(Pose 8)姿态下的人脸图像,如图 4.每个人脸图像中选取 80 个图像分块,按 10×8 的网格排列,如图 3,图中为了显示明显,每个 3×3 大小的黑色方块代表一个图像分块中心点.

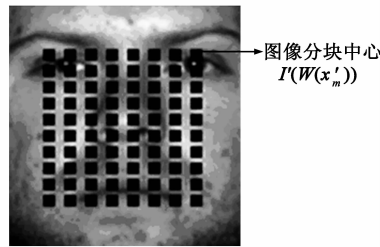


图3 图像分块中心分布示意图



图4 Extended Yale B数据库中的人脸图像示例

表 2 是 AMLRE 算法与 NSPM 算法和 SRC 算法在 Extended YaleB 人脸数据库的性能比较.从表中可以看出 SRC 算法对姿态变化很敏感,而 AMLRE 算法和 NSPM 算法对姿态变化都具有很好的鲁棒性.当姿态变化逐渐变大时, SRC 算法性能会急剧下降.这主要是由于姿态变化导致人脸图像对齐误差增加,而 SRC 算法对图像的对齐精度要求非常高.虽然 AMLRE 算法和 NSPM 算法都可以处理姿态变化情况,但由于 AMLRE 算法采用仿射变换模型可以找到更准确的匹配块,因此 AMLRE 算法比 NSPM 算法对姿态变化更加鲁棒.从表 2 可以看出,在任意光照条件下,无论姿态变化情况如何,

表 1 AMLRE 算法与 NSPM 算法、SRC 算法在 FERET 人脸数据库的性能比较

测试图像	识别率		
	AMLRE	NSPM	SRC
be(+15°)	97.94%	<b>98.45%</b>	51.0%
bf(-15°)	<b>98.97%</b>	<b>98.97%</b>	38.5%
bd(+25°)	<b>93.30%</b>	88.14%	22.5%
bc(+40°)	<b>65.46%</b>	55.15%	8.5%

表 1 AMLRE 算法与 NSPM 算法、SRC 算法在 FERET 人脸数据库的性能比较.从表中可以看出 SRC 算法对姿态变化很敏感,而 AMLRE 算法和 NSPM 算法对姿态变化都具有很好的鲁棒性.当姿态变化逐渐变大时, SRC 算法性能会急剧下降.这主要是由于姿态变化导致人脸图像对齐误差增加,而 SRC 算法对图像的对齐精度要求非常高.虽然 AMLRE 算法和 NSPM 算法都可以处理姿态变化情况,但由于 AMLRE 算法采用仿射变换模型可以找到更准确的匹配块,因此 AMLRE 算法比 NSPM 算法对姿态变化更加鲁棒.从表 2 可以看出,在任意光照条件下,无论姿态变化情况如何, AMLRE 算法均优于 NSPM 算法.特别是,当姿态变化比较大时(第 9 种姿态),

AMLRE算法比 NSPM 算法在识别率上提升了接近 10% .

### 3.2.2 FERET 数据库上的性能比较

FERET 人脸数据库比 Extended Yale B 人脸数据库包含更多种类人脸图像,但是每个用户的人脸图像比较少(光照变化情况相对比较少).实验中,我们使用正面图像 ba 作为注册集,而图像 be(+40°)、bd(+25°)、be(+15°)和 bf(-15°)作为测试图像,如图 5 所示.注册集和测试集都包含 194 类人脸图像(编号 01013~编号 01206),每类人脸图像只包含 1 张人脸.每个人脸图像中选取 100 个图像分块,按 10×10 的网格排列.



图5 FERET数据库中的人脸图像示例

表 1 分别列出了 AMLRE 算法、NSPM 算法和 SRC 算法在 FERET 人脸数据库上的识别率.从实验结果中可以看出,SRC 算法对姿态变化很敏感.这是由于 FERET 数据库中人脸图像的姿态变化比较大,同时每类人脸图像的注册集只包含一张图像,而 SRC 算法不仅对图像的对齐精度要求比较高,同时,还要求注册集中包含多张不同状态下的人脸图像.相对于 SRC 算法,AMLRE 算法和 NSPM 算法能够处理人脸识别中的姿态问题,在姿态变化不大时,AMLRE 算法与 NSPM 算法性能相近,但是随着姿态变化逐渐加剧,AMLRE 算法识别率优于 NSPM 算法,最多可提升 10% .

表 2 AMLRE 算法与 NSPM 算法、SRC 算法在 Extended Yale B 人脸数据库的识别率比较

测试图像	第 5 种姿态(Pose4, +12°)		
	AMLRE	NSPM	SRC
第一和第二光照(Subset 1 & 2)	<b>99.15%</b>	97.58%	69.70%
第三光照(Subset 3)	<b>98.42%</b>	95.72%	51.58%
测试图像	第 9 种姿态(Pose8, +24°)		
	AMLRE	NSPM	SRC
第一和第二光照(Subset 1 & 2)	<b>98.15%</b>	89.62%	25.60%
第三光照(Subset 3)	<b>89.19%</b>	79.95%	23.87%

### 3.2.3 PIE 数据库上的性能比较

PIE 人脸数据库的规模比 Extended Yale B 和 FERET 人脸数据大的多,包含 68 个人的人脸图像(实验中只使用 67 类).实验中,测试集是 21 种光照条件下(f2-f22)的三种姿态(P05: -22.5°,P07: 俯视,P09: 仰视)人脸图像,注册集是 f3, f8, f10, f13, f16, f20 光照条件下的正面

人脸图像,如图 6 所示.每个人脸图像中选取 80 个图像分块,按 10×8 的网格排列.

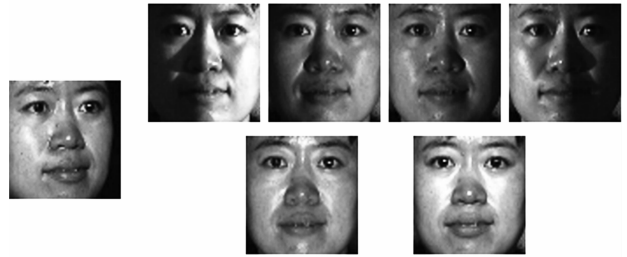


图6 PIE数据库中的人脸图像示例

表 3 分别列出了 AMLRE 算法、NSPM 算法和 LLR 算法在 PIE 人脸数据库上的识别率.从实验结果中可以看出,AMLRE 算法和 NSPM 算法的性能优于 LLR 算法.同时,本文提出的 AMLRE 算法的平均识别率达到 99.45%,高于 NSPM 算法的平均识别率 99.26% .

表 3 AMLRE 算法与 NSPM 算法、LLR 算法在 PIE 人脸数据库的性能比较

测试图像	识别率		
	AMLRE	NSPM	LLR
P05(-22.5°)	<b>99.64%</b>	99.36%	98.50%
P07(俯视)	<b>98.86%</b>	98.43%	98.50%
P09(仰视)	99.86%	<b>100%</b>	98.50%

## 4 小结

针对人脸识别技术中的光照和姿态变化问题,本文提出了一种仿射最小线性重构误差人脸识别算法(AMLRE).该算法首先对图像进行分块,然后使用仿射变换模型对测试图像分块和注册图像分块进行匹配,并用注册图像分块重构测试图像分块,通过最小化重构误差达到人脸识别的目的.在公共人脸数据库(Extended YaleB, FERET 和 PIE)上的实验结果表明,相对于 NSPM 算法,LLR 算法和目前流行的 SRC 算法,AMLRE 算法对光照和姿态变化更加鲁棒,具有更好的识别性能.同时,目前我们只是利用了图像的灰度信息来进行人脸识别,没有考虑人脸的形状信息(块的相对位置关系).在后面研究中,我们拟对块的位置关系建模,综合利用人脸形状信息和图像灰度信息来进一步提高 AMLRE 算法的性能.这也是下一步的研究方向.

### 参考文献

- [1] Z Zhou, A Ganesh, J Wright, et al. Nearest subspace patch matching for face recognition under varying pose and illumination [A]. Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition [C]. Amsterdam, the Netherlands, 2008. 1-8.
- [2] S Baker, I Matthews. Lucas-kanade 20 years on: A unifying framework [J]. International Journal of Computer Vision,

- 2004, 56(3): 221 – 255.
- [3] W Zhao, R Chellappa, et al. Face recognition: A literature survey [J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35: 399 – 458.
- [4] X Zou, J Kittler, K Messer. Illumination invariant face recognition: A survey [A]. Proceedings of IEEE Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems [C]. USA: IEEE Press, 2007. 1 – 8.
- [5] R Basri, D Jacobs. Lambertian reflectance and linear subspaces [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(2): 218 – 233.
- [6] A Georghiades, P Belhumeur, D Kriegman. From few to many: Illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 643 – 660.
- [7] V Blanz, T Vetter. Face recognition based on fitting a 3D morphable model [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1063 – 1073.
- [8] R Gross, I Matthews, S Baker. Appearance based face recognition and light-fields [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(4): 449 – 465.
- [9] R Gross, I Matthews, S Baker. Eigen light-fields and face recognition across pose [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition [C]. Washington DC, 2002. 3 – 9.
- [10] John Wright, Allen Yang, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210 – 227.
- [11] D J Beymer. Face recognition under varying pose [A]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. USA: IEEE, 1994. 756 – 761.
- [12] J Luo, Y Ma, E Takikawa, et al. Person-specific SIFT features for face recognition [A]. Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP) [C]. USA: IEEE, 2007. 593 – 596.
- [13] P J Phillips, et al. The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms [J]. IEEE Transactions on PAMI, 2000, 22(10): 1090 – 1104.
- [14] F Perronin, J Dugelay, K Rose. A probabilistic model of face mapping with local transformations and its application to person recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(7): 1157 – 1171.
- [15] X Zhang, Y Gao. Face recognition across pose: a review [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11): 2876 – 2896.
- [16] 王海涛, 等. 自商图像 [J]. 计算机工程, 2005, 31(18): 178 – 179, 215.  
Wang Hai-tao, et al. Self-quotient image [J]. Computer Engineering, 2005, 31(18): 178 – 179, 215. (in Chinese)
- [17] 庄连生, 龙飞, 等. 基于全变分模型的光照处理算法 [J]. 电路与系统学报, 2008, 13(5): 103 – 107.  
Zhuang Lian-sheng, Long Fei, et al. An illumination processing algorithm based on total variation model [J]. Journal of Circuits and Systems, 2008, 13(5): 103 – 107. (in Chinese)
- [18] A Bronstein, M Bronstein, R Kimmel, et al. 3D face recognition without facial surface reconstruction [A]. Proceedings of European Conference on Computer Vision (ECCV) [C]. Prague, Czech Republic, 2004. 11 – 14.
- [19] 陈北京, 等. 一种融合二值边缘特征和灰度特征的人脸识别方法 [J]. 电子学报, 2009, 37(6): 1180 – 1184.  
Chen Bei-jing, et al. A novel face recognition method based on the fusion of binary edge and grayscale features [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(6): 1180 – 1184. (in Chinese)
- [20] 谢晓华, 等. 基于二次多项式模型的人脸光照归一化 [J]. 电子学报, 2010, 38(8): 1791 – 1797.  
Xie Xiao-hua, et al. Illumination normalization of human face based on the second-order polynomial model [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(8): 1791 – 1797. (in Chinese)
- [21] T Sim, S Baker, M Bsat. The CMU pose, illumination and expression database [J]. PAMI, 2003, 25(12): 1615 – 1618.
- [22] 周杰, 卢春雨, 张长水, 等. 人脸自动识别方法综述 [J]. 电子学报, 2000, 28(4): 102 – 106.  
Zhou Jie, Lu Chun-yu, Zhang Chang-shui, et al. A survey of automatic human face recognition [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(4): 102 – 106. (in Chinese)
- [23] X Chai, S Shan, X Chen, W Gao. Locally linear regression for pose-invariant face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(7): 1716 – 1725.
- [24] S J D Prince, J Warrell, J H Elder, et al. Tied factor analysis for face recognition across large pose differences [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(6): 970 – 984.

### 作者简介



平 强 男. 1986 年 10 月生于江苏苏州. 中国科学技术大学硕士研究生, 研究方向为计算机视觉、人脸识别技术等.  
E-mail: pingq@mail.ustc.edu.cn

庄连生 男. 讲师, 博士, 1978 年生于福建. 主要研究方向为计算机视觉、机器学习等.

俞能海 男. 教授, 博士. 1964 年生于安徽. 主要研究方向为图像处理与视频通信、多媒体信息检索、多媒体内容安全等.