基于样例学习的面部特征自动标定算法*

柴秀娟[1+], 山世光[1], 高 文[1,2], 陈熙霖[1,2]

[1](哈尔滨工业大学 计算机学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

[2](中国科学院 计算技术研究所 ICT-ISVISION 面像识别联合实验室,北京 100080)

Example-Based Learning for Automatic Face Alignment

CHAI Xiu-Juan[1+], SHAN Shi-Guang[1], GAO Wen[1,2], CHEN Xi-Lin[1,2]

[1](Department of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

[2](ICT-ISVISION Joint R&D Laboratory for Face Recognition, Institute of Computing Technology, the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-82649005, Fax: +86-10-82649298, E-mail: xjchai@jdl.ac.cn, http://www.jdl.ac.cn/

Received 2004-04-09; Accepted 2004-06-11

Chai XJ, Shan SG, Gao W, Chen XL. Example-Based learning for automatic face alignment. *Journal of Software*, 2005,16(5):718−726. DOI: 10.1360/jos160718

Abstract: In this paper, a novel example-based automatic face alignment strategy has been proposed for facial features alignment, i.e. facial shape extracting. The method is motivated by an intuitive and experimental observation that there exists an approximate linearity relationship between the image intensity difference and the shape difference, that is, similar face image intensity distribution implies similar face shape. Therefore, given a learning set of face images with their corresponding face landmarks labeled, the shape of any other face image can be learned by estimating its similarities to the training images in the learning set and applying these similarities to the shape reconstruction of the unknown face image. Concretely, if the unknown face image is expressed by an optimal linear combination of the training images, the same linear combination coefficients can be directly applied to the linear combination of the corresponding training shapes to construct the optimal shape for the novel face image. Our experiments have shown that, compared with traditional methods, the proposed method can achieve comparable alignment accuracy in less time. Furthermore, the same strategy has been extended to extract the shape of face images with varying poses.

Key words: face recognition; face alignment; shape extracting; example-based learning; point distribution model

摘 要: 面部特征标定是人脸识别中的一个关键问题.提出了一种基于样例学习的面部特征自动标定(人脸形

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60332010 (国家自然科学基金); "100 Talents Program" of CAS (中科院百人计划); ShangHai Municipal Sciences and Technology Committee under Grant No.03DZ15013 (上海市科委项目); the ISVISION Technologies Co., Ltd (银晨智能识别科技有限公司资金资助)

作者简介: 柴秀娟(1978－),女,黑龙江木兰人,博士生,主要研究领域为图像图形处理,模式识别,多姿态人脸识别;山世光(1975－),男,博士,助理研究员,主要研究领域为模式分析,机器智能;高文(1956－),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为模式识别,人工智能,计算机视觉,视音频编码;陈熙霖(1965－),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机视觉,模式识别,人工智能.

状自动提取)方法.该方法是基于下面假设提出的:人脸图像差和形状差之间存在一种近似的线性关系——即相似的人脸图像在较大程度上蕴涵着相似的形状.因此,给定标注了特征点的人脸图像学习集,则任意新的输入人脸图像的面部形状可以采用如下方法估计:测量该人脸图像和训练集中图像的相似度,并将同样的相似度用于该人脸图像形状的重建.即:如果输入人脸图像可以表示为训练图像的优化的线性组合,那么同样的线性组合系数就可以直接用于训练集对应形状的线性组合从而得到输入人脸图像的形状.实验表明,该算法相对于其他传统的特征标定算法具有可比的精度和较快的速度.并且,还将此算法扩展到了多姿态情况下,实现了多姿态人脸图像形状的自动提取.

关键词: 人脸识别;面部特征标定;形状提取;基于样例学习;点分布模型

中图法分类号: TP309 **文献标识码**: A

近年来,由于一些潜在的商业应用的出现,如:ATM 机或信用卡的认证,出入控制,罪犯数据库管理和快速查询等等,人脸识别技术越来越多的引起了人们的广泛关注.人脸识别技术就是给定一个未知的人脸图像,由给定的数据集判断出这个人的身份属性.其相关研究也已经取得了很大的进展,但是人脸识别系统的实用化,还存在着很多障碍,如:姿态问题、表情问题、光照问题等[1,2].而精确的面部特征标定是解决所有这些难题的先决条件,因此精确的面部特征自动标定方法是人脸识别中迫切需要解决的问题之一.

所谓面部特征标定即通常意义下的人脸的形状提取过程.面部特征标定是为了实现不同人脸之间的配准.按照从粗到细的原则,人脸配准方法通常可以分为 3 个层次:仿射变换;稀疏的特征对应以及基于像素的密集的特征对应.

仿射变换进行人脸配准就是通过少量特征点的对应来标准化人脸图像,通常要求至少 3 个以上,但在假设人脸位置满足一定条件时可以只用两个眼睛作为对应点.目前的很多识别系统都是基于这一层次的对应.它只需要定位少量的几个特征点,并且多数有明确物理意义,具有统一的亮度变化规律,易于定位.但是,这样粗糙的人脸配准对于复杂的人脸分析任务来说有些过于简单,因此,稀疏的特征对应目前在计算机视觉领域里吸引了广大研究人员的注意.ASM(active shape model)和 AAM(active appearance model)是目前解决稀疏特征配准问题的主流方法,它们都是采用形状的点分布模型(point distribution model,简称 PDM)[3,4].ASM 将局部纹理匹配和全局形状子空间约束融合起来,通过局部搜索和全局形状约束的交替迭代,以期收敛到一个最优的结果.AAM 与 ASM 相似,建立了一个融合形状和纹理于一体的外观(appearance)模型.通过优化外观模型的参数实现特征配准,最终目标是期望合成的图像纹理能够最佳的匹配输入图像纹理.但是由于人脸外轮廓点邻域的纹理信息相对较少,因此 AAM 对外轮廓的定位不十分准确,并且它依赖于训练集合中的图像外观的变化情况,推广能力较差.而且,由于 ASM 和 AAM 本身具有的优化迭代过程同时也不可避免的导致了算法具有较高的复杂度,并且易于陷入局部极小.基于这些算法上的缺陷,在传统的 ASM,AAM 基础上,很多研究人员对此进行了扩展,提出了更加实用,鲁棒的统计模型或改进策略[5−8].文献[5]中提出了基于不同视角视图(view)的主动外观模型方法,通过若干不同视角外观统计模型来覆盖较大范围的视角的变化,这些模型还可用于在大的视角变化下估计头部方向,跟踪人脸.同时,这些不同视角的外观模型参数之间的约束关系还可以用于由一幅某个视角的视图预测生成该人脸新视点下的图像,或者在对同一人脸的多幅图像同时进行特征定位时作为优化过程的一个约束条件.文献[7]对 ASM 方法在原有的形状先验知识以及每个特征点邻域局部纹理约束的基础上又加入全局纹理限制,使形状定位更加精确,对光照变化也更加鲁棒.文献[6,8]都是在 ASM 理论基础上又对搜索策略或外观约束作了改进,并取得了比 ASM 更为稳定,精确的结果.

Beymer 等人[9,10]提出的基于光流的向量化(vectorize)技术,是计算不同人脸图像之间的密集对应的一个典型算法.此方法中,2D 的形状由测试图像和参考图像之间的光流域来描述.由于此算法很大程度上受到光流计算精度的限制,因此在实际应用中很难精确求解.

不难理解,无论是 ASM,AAM 还是向量化方法,都是通过迭代求解一个在各种约束条件下的优化问题来提取面部形状特征的,一方面容易陷入局部极小,另一方面也存在计算复杂、计算速度慢的问题.与这些算法不同,本文提出了一种基于样例学习的方法以期能够快速的自动定位面部特征点.我们研究了人脸图像和人脸形状

之间存在的内在联系,并通过样例学习的策略将这种内在联系体现出来用于人脸形状的自动提取.

本文第 1 节研究了人脸图像和人脸形状的关系,由实验我们发现人脸图像差和形状差之间存在着一种近似的线性关系,据此提出了基于样例的面部特征自动标定方法.第 2 节对该特征标定算法进行了详细的描述.第 3 节给出一些形状提取的实验结果.第 4 节对如何将本基于样例学习的面部特征自动标定算法向多姿态情况进行扩展进行说明.最后,给出本文的结论.

1 脸图像灰度和形状之间的关系

我们沿用和 ASM,AAM 类似的描述方法,即:人脸形状向量 $S=(x_1,y_1,...,x_N,y_N)^T$ 由预先定义的 N 个脸部特征点的 x,y 坐标连接而成的向量表示,其维数为 $2N$.

如图 1 所示,在我们的实现中选择 103 个特征点来描述人脸形状.人脸图像则直接由归一化的图像中逐个像素点的亮度值连接描述.

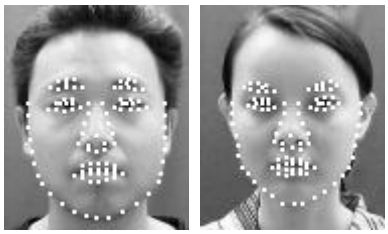


Fig.1 Example faces with manually labeled landmarks

图 1 手工标注的面部关键特征点

从以往计算机视觉研究的结果可以知道,对于理想的朗伯表面,如果已知边界条件,并且光照条件固定,则形状和图像是唯一对应的.考虑到人脸表面在中等强度的光照情况下可以近似看做是朗伯表面,我们可以假设人脸图像和形状之间具有类似的一一对应的关系.对此假设我们进行验证.最初发现:不同的人,如果其图像灰度之间的差别比较小,则其相应的形状也不会有太大的差别,反之,如果图像灰度差别较大,则其相应的形状差别通常也不会太小.其示例由图 2 给出.其中在图 2(a)~(c)这 3 列中,第 1 行给出了图像灰度差别很小的两个人脸图像以及他们的差图像,明显可见由于两幅人脸图像对应像素的灰度差值很小,因此差图像人脸区域的大部分像素点都是比较暗的;第 2 行分别对应各自的形状向量,以及重叠的形状向量,重叠的形状中,将两个形状向量分别用圆点和加号来标记以示区分.由图中可以看到很多特征点都是重合的,不重合的特征点的距离也很小.第 3 行和第 4 行也清楚的表明在图像灰度差别较大的情况下,其形状差别也必然较大.图 2(d)列则给出了两个差图像的灰度直方图统计,可以清晰地看出两个差图像像素灰度值分布的区别.此处的灰度直方图横轴表示差图像中像素的灰度值(0~255),纵轴则相应的表示对应于特定灰度值的像素数目占像素总数的百分比.

为进一步验证图像灰度差和形状差的关系,我们设计了下面的实验:收集足够数量的人脸图像,并且按预先的形状定义手工标注好特征点,然后将所有的训练图像都通过简单的仿射变换进行归一,形状特征点的坐标也相应作同样的变换.因此,可得到训练数据:m 幅尺度和亮度归一化后的人脸图像 $I_1,I_2,...,I_m$ 和其对应的形状向量 $S_1,S_2,...,S_m$.随机选择一幅图像作为参考图像,则其余的图像就是训练图像,根据下式计算训练图像和参考图像之间的差:

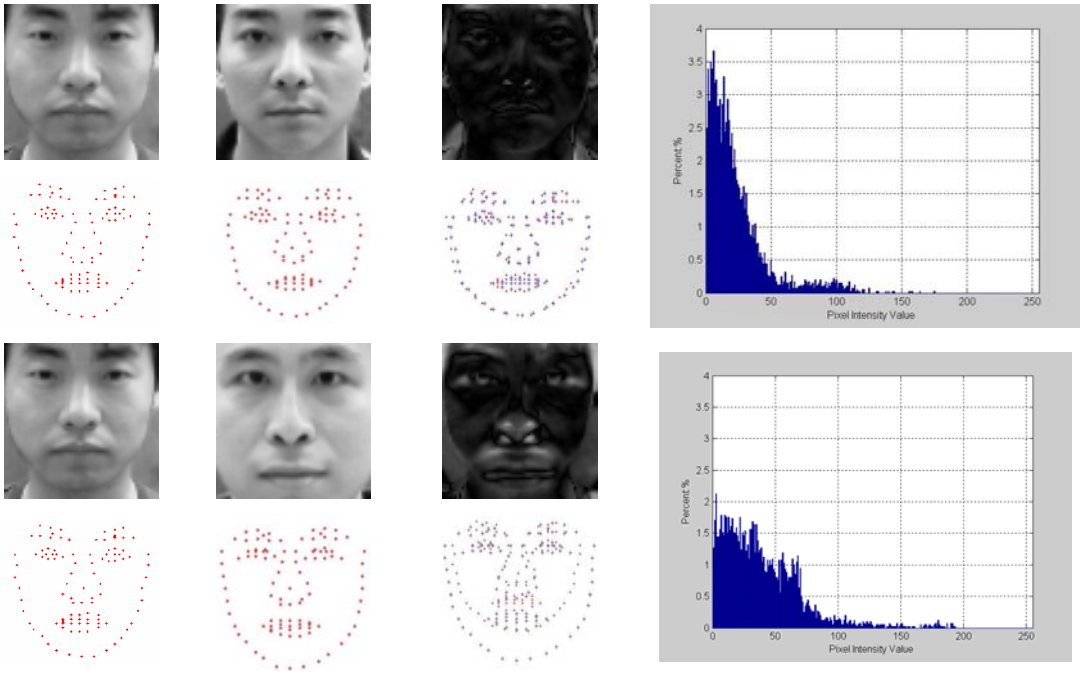
$$\Delta I_j=\left\|I_j-I^*\right\|=\sqrt{\sum_{i=0}^{n-1}(I_j(x_i,y_i)-I^*(x_i,y_i))^2}\ ,\ j=0,1,...,m-1\ (i\neq j),$$

其中,n 是一幅归一化图像中像素的总数,m 是训练图像的数目,I^* 是参考图像.进而计算两幅图像相应的形状差,即 S_j 和 S^* 的欧氏距离:

$$\Delta S_j=\left\|S_j-S^*\right\|\sqrt{\sum_{i=0}^{N-1}(S_j(x_i,y_i)-S^*(x_i,y_i))^2}\ ,\ j=0,1,...,m-1\ (i\neq j),$$

上式中,N 是手工标定特征点的数目,S^* 是参考图像对应的形状向量,在此实验中,$m=300$.对任意固定的图

像,可以得到图像灰度差 ΔI_j 和形状差 ΔS_j 的数据对集合.将这些数据分布显示在二维坐标系上时,我们发现对于固定的参考图像,图像灰度差和形状差之间存在着一种近似的线性关系,这些数据可以拟合成一条直线.而对于不同的参考图像来说,拟合出来的直线的斜率近似统一.图 3 显示的是部分数据分布的结果和将对应数据拟合出来的直线,本图中,随机选取 4 幅不同的参考图像,将四组图像差和形状差数据对及拟合出来的直线显示出来,其中,横轴表示图像差 ΔI ,纵轴表示形状差 ΔS .由实验可得到如下结论:在图像差和形状差之间存在着近似的线性关系,从而表明相似的人脸图像在较大程度上会蕴涵更相似的形状.基于这个结论,我们提出了用于解决人脸配准问题的基于样例学习的面部特征自动标定算法.



(a) (b) (c) (d)

Fig.2 The relation between images intensity difference and the facial shapes difference

图 2 图像灰度差和形状差的关系的示例

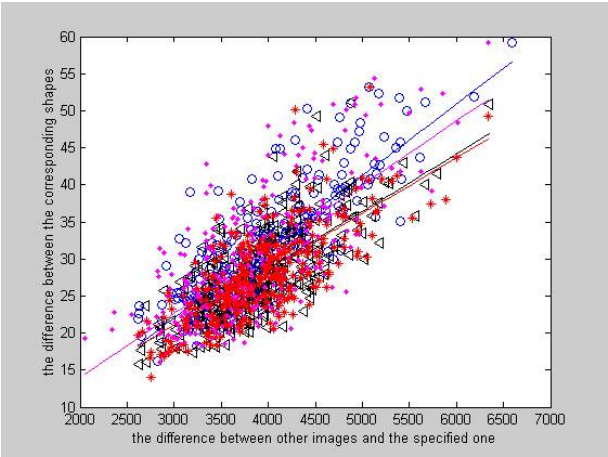


Fig.3 Approximate linearity relationship between the image intensity difference and the shape difference

图 3 图像灰度差和形状差之间存在的近似的线性关系

2 基于样例学习的面部特征自动标定算法

根据在上一节中得出的灰度分布相似的人脸图像蕴含相似的人脸形状这一结论,我们可以如下抽取人脸形状:给定一幅新的人脸图像,由样例图像集合重构此人脸图像,通过最小化重建图像和原图像的灰度残差,得到给定的人脸图像由样例集合图像重构的最佳线性组合系数.将这些系数作为相应的样例图像所对应的形状向量的权值,最终通过样例形状向量的加权组合来进一步重构给定的人脸图像的形状向量.

为使重构人脸图像的线性系数更合理,首先要将所有的人脸图像都通过固定双眼的位置来进行标准化.上面已经提到,我们的系统中,选择 103 个特征点来描述人脸形状,如图 1 所示.人脸图像是由图像每个像素的灰度值逐个连接描述的,标准化过程还需将灰度均值归一为 0,方差归一为 1,以减小光照的影响.对任意给定的测试图像,首先用文献[11,12]中的基于区域增长的虹膜定位方法来确定眼睛位置.

通过手工标定人脸图像,我们可以得到人脸图像的样例集合:$\{I_1, I_2, ..., I_m\}$ 以及其对应的人脸形状集合:$\{S_1, S_2, ..., S_m\}$.线性对象类[13,14]的前提是假设同一类别(视角)的人脸图像的集合可以形成一个线性向量空间.并且同一视角下的其他人脸图像也在这个线性向量空间中,并可由构成此空间的原型图像线性表出.线性对象类表明线性变换可由 2D 原型视图的集合学习得到.我们这里采用和线性对象类相似的思想来描述图像和形状,即:$I=\sum_{j=1}^{m}\omega_j I_j$, $S=\sum_{j=1}^{m}\omega_j S_j$,对一个给定的人脸图像及其形状,一旦我们得到了用于图像重构的线性组合系数,我们就可以知道他的人脸形状向量.因此,关键问题就是计算能够最优的线性重构输入图像的系数.算法形式化描述如下:

对于给定的新图像,在尺度和灰度级上对它进行归一化,得到包含 n 个像素的图像,表示为:$I=(b_1,b_2,...,b_n)^T$.样例集中每一个样例图像表示为 $I_j=(a_{j1},a_{j2},...,a_{jn})^T$.因此,我们需要通过对样例集合图像的线性组合来拟合新图像,即:

$$\begin{cases} a_{11}\omega_1 + a_{21}\omega_2 + ... + a_{m1}\omega_m = b_1 \\ a_{12}\omega_1 + a_{22}\omega_2 + ... + a_{m2}\omega_m = b_2 \\ \quad ... \\ a_{1n}\omega_1 + a_{2n}\omega_2 + ... + a_{mn}\omega_m = b_n \end{cases} \tag{1}$$

通常,$n >> m$,因此式(1)是一个超定线性系统.为求解这个问题,可使用最小二乘算法.$\mathbf{A}$ 表示样例图像矩阵,$\mathbf{x}=(\omega_1 \quad \omega_2 \quad ... \quad \omega_m)^T$ 是系数向量,那么 $\mathbf{Y}=\sum_{i=1}^{m}\omega_i I_i=\mathbf{Ax}$ 为给定输入图像 I 的线性近似,称之为重建图像,且 $\mathbf{Y}$ 和 I 之间有一误差项:$E=\|I-\mathbf{Y}\|^2=\|I-\mathbf{Ax}\|^2=\left\|I-\sum_{i=1}^{m}\omega_i I_i\right\|^2$.因此,解(1)就相当于解下面这个最小化问题:

$$\mathbf{x}^*=\min_{\mathbf{x}} E \tag{2}$$

这个问题可以很容易如下求解:

$$\mathbf{x}=\mathbf{A}^{\perp}\mathbf{I} \tag{3}$$

其中,$\mathbf{A}^{\perp}=(\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}'$ 是 $\mathbf{A}$ 的伪逆转置矩阵.由式(3)得到了系数向量 $\mathbf{x}$,则输入图像 I 对应的形状向量 S 可以由式(4)直接计算得到:

$$S=\begin{pmatrix} S_1 & S_2 & ... & S_m \end{pmatrix}\mathbf{x} \tag{4}$$

最后,通过将计算得到的标准化后的形状特征点的坐标根据原始图像两眼瞳孔的位置进行坐标变换,转换到原图像坐标系,就可以得到原始输入图像的形状.

3 实验结果

实验是在包含 300 幅 240×320 大小的准正面人脸图像库上进行的,其中大部分的人脸图像具有中性表情.实验前,所有的 300 幅测试图像都手工标定好特征点.为准确评价我们的算法性能,使用 leave-one-out 策略来分开样例图像和测试图像,即任意一幅随机选择的人脸图像作为测试图像,剩余的 299 幅图像组成样例集合,测试图像的形状向量就由基于样例的面部特征自动标定算法来计算得到.最后,可用此算法得到所有 300 幅人脸图

像的形状向量.我们计算由本方法提取的形状向量和真正的预先手工标定的形状向量之间的欧氏距离,以此来作为算法性能评估的准则.

由于在实际应用中伪逆矩阵 $\mathbf{A}^{\perp}$ 可以预先计算,因此这一方法所需时间很短,尤其是与诸如 ASM,AAM 这种需迭代计算的方法相比.表 1(其中的*表示该 ASM 是我们的实现结果,性能可能与其他作者的实现有一定差距)给出了本方法与 ASM 方法的性能比较,在这里 ASM 方法也是按照固定两眼位置而进行初始化.表 1 中的平均形状是指我们对 300 幅人脸图像统计得到的平均的形状向量,计算这个平均形状向量到各个图像真实形状向量的误差和方差,虽然其平均的误差不是很大,但是可以看到仅用平均形状得到的误差标准差却已经达到了 3.45.由表 1 可见,本文提出的特征标定方法速度仅为 ASM 方法速度的 1/7,并且具有与 ASM 方法相似的精度.因此,我们认为基于样例的面部特征自动标定算法是一种有效的人脸形状提取方法.具体的特征点自动标定结果的误差分布如图 4 所示,我们得到的平均误差为 1.95 像素.图 5 给出了本方法的一些实验结果示例,这也显示了此基于样例的面部特征标定算法良好的性能.由于计算复杂度低并且算法特征标定性能稳定,精度也可以达到特征标定任务的需求,因此本算法相对于传统的诸如 ASM 之类的需迭代优化的特征标定算法而言,更加适合实时的特征定位任务.

Table 1 Performance comparison between example-based learning face alignment algorithm and ASM
表 1 基于样例学习的面部特征自动标定算法和 ASM 方法的性能比较

Method	Time (ms/frame)	Mean error (pixel)	Error standard variance
Average shape	/	2.48	3.45
ASM*	70	2.14	2.23
Example-Based learning face alignment	10	1.95	1.85

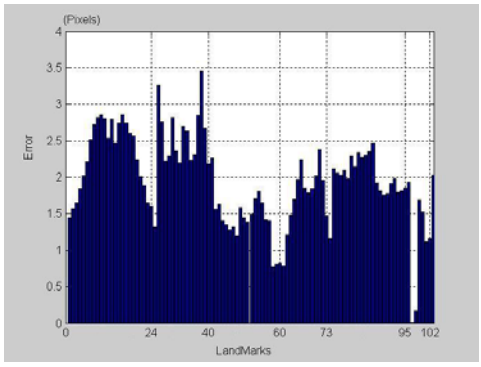


Fig.4 The error distribution of the distance from the automatic landmarks label results to the ground-truth
图 4 特征点自动标定结果与手工标定点距离的误差分布

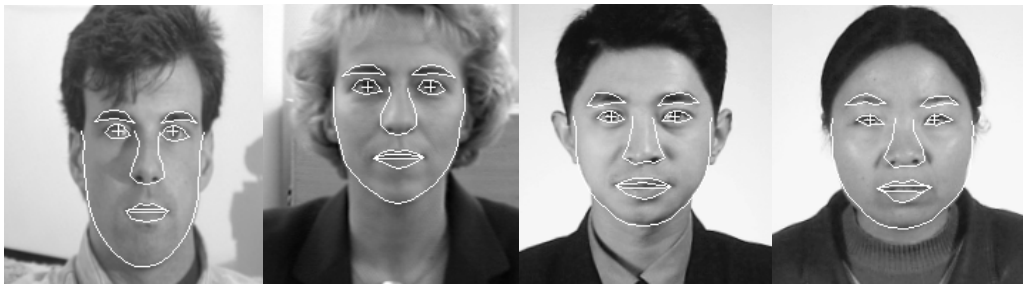
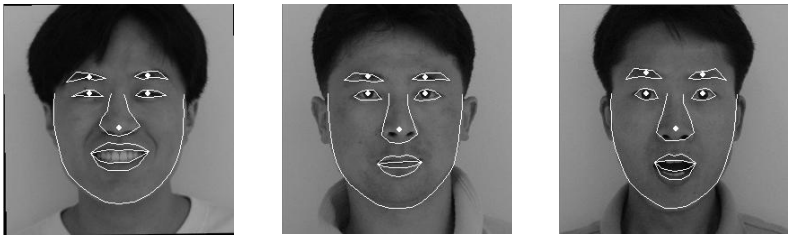


Fig.5 Some experimental results of our example-based learning face alignment algorithm
图 5 基于样例学习的面部特征自动标定算法的实验结果

通过实验,我们还发现本算法对于不同的表情变化具有可扩展的潜力.我们又在另一包含 1 000 幅图像的数据库上作了测试,其中包括 CAS-PEAL 图像库[15]以及亚洲人脸图像数据库(IMDB)[16]的部分图像数据,包括表情变化的图像样本.选取 750 幅图像组成样例集合,另外 250 幅图像为测试集合,也取得了比较好的结果.图 6、图 7 分别给出了一些表情变化的面部特征自动标定结果示例.其中图 7 显示了两个人分别在 3 种不同表情(包

括一种中性表情)下的面部特征标定结果.



(a) Smile (b) Disgust (c) Surprise
(a) 微笑 (b) 厌恶 (c) 惊奇

Fig.6 The automatic facial feature label results under different expressions
图 6 不同表情的面部特征自动标定结果示例

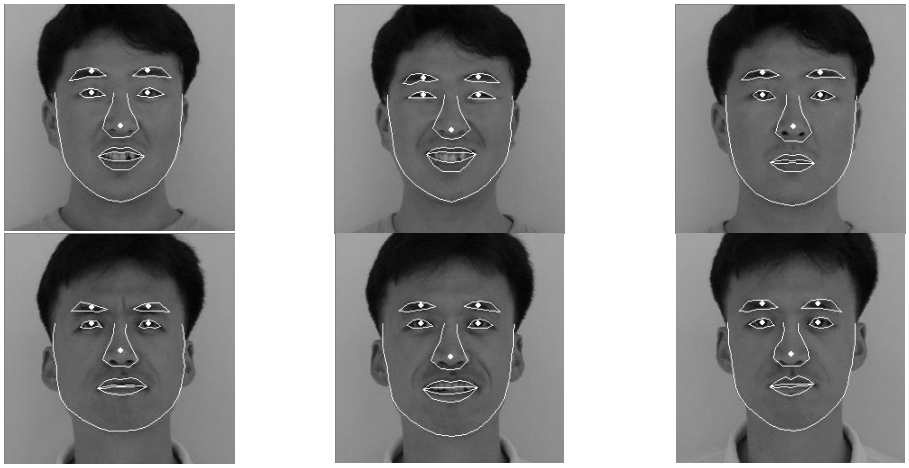


Fig.7 The facial landmarks automatic label results under the different expressions of the same person
图 7 同一人在不同表情下的面部特征自动标定结果

在多次实验过程中,我们也发现了特征标定失败的情况.如图 8 中给出了两个标定失败的例子.对结果进行分析,发现图 8 左侧的一幅是由于光照条件的变化使标定结果不够理想,而右侧图则是由于人脸姿态的不同造成的标定误差,由于训练图像都是正面姿态,因此造成了对仰头姿态的人脸轮廓的定位不很准确.这也体现了基于样例的学习算法对于训练样本的依赖性.对此问题,可通过适当的扩大训练集,并选择代表性较强的训练样本,来提高特征标定的精度.对于非正面姿态视图,则可采取多姿态通道的方法,将算法扩展到非正面姿态下.

Fig.8 The failure examples of facial landmarks labelling
图 8 面部特征标定失败的样例

4 多姿态扩展

在光照条件基本一致的前提下,本文第 2 节中讲述的基于样例学习的面部特征自动标定的思想可以很容易的扩展到多姿态的情况下.我们将人脸姿态分成若干类别,每个类别中收集一定数量特征点手工标注完毕的样例图像,即形成对应不同姿态的多个样例集合.在给定一幅测试图像时,首先估计其姿态类别,然后其唯一对应的训练样例集合就确定了.继而由基于样例学习的面部特征标定算法即可提取该测试图像所对应的人脸形

状.该算法流程如图 9 所示.

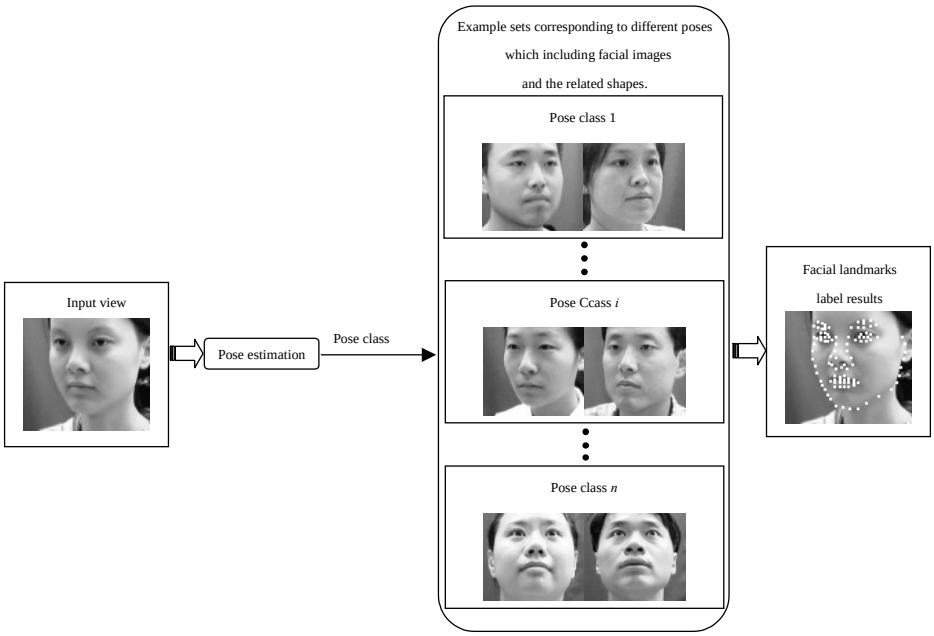


Fig.9 The framework of example-based learning multi-poses face alignment algorithm

图 9 基于样例学习的多姿态面部特征标定算法流程图

本文中,姿态估计部分不做重点研究内容,在实验中我们假设姿态已知.为测试基于样例学习的面部特征标定算法在多姿态情况下的性能,我们做了如下实验:从 CAS_PEAL 数据库中,选择 4 个非正面姿态类别用本方法进行面部特征提取,姿态分别为:左转 22.5°,右转 22.5°,抬头 20°,低头 20°.每个姿态类别包含 100 幅图像.该特征标定实验过程中图像统一归一为 92×82 大小,图像相应的面部关键特征点都已经手工标注好了,可用作 ground-truth 与算法自动提取的面部特征进行比较.由于训练样本较少,我们使用 leave-one-out 策略来进行实验.实验结果见表 2,我们给出了面部特征自动标定结果与 ground-truth 之间的误差均值以及标准差.从实验结果可以看出,基于样例的面部特征自动标定算法在多姿态下,其特征标定结果也是可以接受的.

Table 2 The performance of our proposed facial landmarks label algorithm under multi-poses

表 2 多姿态情况下面部特征自动标定算法的性能

	Left 22.5 degree	Right 22.5 degree	Low 20 degree	Up 20 degree
Mean error	1.57	1.47	1.54	1.50
Error standard variance	1.43	1.19	1.11	1.34

5 结 论

本文讨论了 2D 人脸形状配准问题,提出了一种基于样例学习的面部特征自动标定算法,来直接从新的人脸图像中获取形状信息.分析表明,灰度分布相似的人脸图像在一定程度上蕴涵着更相似的形状,我们进一步通过实验验证了这一点.因此,人脸形状可以通过训练形状的线性组合映射计算得到,其线性系数即为对应的用于重建新图像的训练图像的线性组合系数.实验表明该方法具有良好的特征定位能力.并且该方法可以拓展到定位各种姿态下的面部特征.但由于我们目前的工作中假设姿态是已知的,给该算法的进一步应用造成了一定的局限性,因此,姿态估计将是我们未来的研究重点之一.

虽然我们仅仅研究了简单的最小二乘方法,但是这种基于样例的学习策略已经表明了其作为解决特征定位,配准问题的方法的有效性.在今后的工作中,我们将考虑更为有效的学习策略,以期会有更好的性能.由于对任何基于样例的学习方法,学习集样本的广泛性和代表性都是保证方法推广的前提.因此下一步的工作是进一步将训练集中加入光照,表情和其他变化的样本,以覆盖更为一般的应用.

References:

[1] Chellappa R, Wilson CL, Sirohey S. Human and machine recognition of faces: a survey. Proc. of the IEEE, 1995,83(5):705-741.

[2] Zhao WY, Chellappa R, Phillips PJ, Rosenfeld A. Face recognition: A literature survey. ACM Computing Surveys (CSUR), 2003, 35(4):399-458.

[3] Cootes TF, Taylor CJ, Cooper D, Graham J. Active shape models—their training and applications. Computer Vision and Image Understanding, 1995,61(1):38–59.

[4] Cootes TF, Edwards GJ, Taylor CJ. Active appearance models. Proc. of the European Conf. of Computer Vision, London: Springer-Verlag, Vol(2). 1998. 484-498

[5] Cootes TF, Wheeler GV, Walker KN, Taylor CJ. View-Based active appearance models. In: Proc. of the 4th IEEE Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2000. 227-238.

[6] Li SZ, Yan SC, Zhang HJ, Cheng QS. Multi-View face alignment using direct appearance models. In: Proc. of the Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2002. 324-329.

[7] Yan SC, Liu C, Li SZ, Zhang HJ, Shum HY, Cheng QS. Face alignment using texture-constrained active shape models. Image and Vision Computing, 2003,21(1):69–75.

[8] Zhou Y, Gu L, Zhang HJ. Bayesian tangent shape model estimating shape and pose parameters via Bayesian inference. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Wisconsin: Electronic Edition, 2003. 16-22.

[9] Beymer D, Poggio T. Face recognition from one example view. In: Proc. of the 5th Int'l Conf. on Computer Vision. Massachusetts: IEEE Computer Society, 1995. 500-507.

[10] Beymer D. Vectorizing face images by interleaving shape and texture computation. Technique Report AIM-1536, MIT Artificial Intelligence Laboratory, MA, USA, 1995.

[11] Miao J, Yin BC, Wang KQ, Shen LS, Chen XC. A hierarchical multiscale and multiangle system for human face detection in a complex background using gravity-center template. Pattern Recognition, 1999,32(7):1237–1248.

[12] Cao B, Shan SG, Gao W. Localizing the iris center by region growing search. In: Proc. of the Int'l Conf. on Multimedia and Expo. Switzerland: IEEE Computer Society, 2002. 129-132.

[13] Beymer D, Poggio T. Image representations for visual learning. Science, 1995,272:1905–1909.

[14] Vetter T, Poggio T. Linear object classes and image synthesis from a single example image. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997,19(7):733–742.

[15] Gao W, Cao B, Shan SG, Zhou DL, Zhang XH, Zhao DB. The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and evaluation protocols. Technical Report, No. JDL_TR_04_FR_001. Beijing: Joint Research & Development Laboratory, the Chinese Academy of Sciences, 2004. http://www.jdl.ac.cn

[16] Hyoja-Dong, Nam-Gu. Asian face image database PF01. Pohang University of Science and Technology, http://nova.postech.ac.kr /archives/imdb.html, 2001.