

基于形状参数回归的人脸对齐算法*

彭明超 包 姣 叶 茂 苟群森 王梦伟

(电子科技大学 计算机科学与工程学院 成都 611731)

摘 要 针对传统人脸对齐算法效率较低等问题,提出基于形状参数回归的人脸对齐算法. 首先,采用人脸形状空间约束人脸,以低维形状参数刻画人脸形状. 然后,在二级形状参数回归算法框架下,结合明确形状特征索引方法和多重随机特征选择方法,学习一系列形状参数回归量,最终刻画对齐的人脸形状. 文中算法减少数据存储量,提高人脸对齐速度,在复杂人脸数据库上取得较好效果. 此外,该算法能直接应用于手机、平板电脑等低端设备上.

关键词 人脸对齐, 级联回归, 人脸形状空间, 随机特征选择

中图法分类号 TP 181 **DOI** 10.16451/j.cnki.issn1003-6059.201601008

引用格式 彭明超,包 姣,叶 茂,苟群森,王梦伟. 基于形状参数回归的人脸对齐算法. 模式识别与人工智能, 2016, 29(1): 63-71.

Face Alignment Algorithm Based on Shape Parameter Regression

PENG Mingchao, BAO Jiao, YE Mao, GOU Qunsen, WANG Mengwei
(School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731)

ABSTRACT

To improve the efficiency of traditional face alignment algorithms, a face alignment algorithm based on shape parametric regression is proposed. Firstly, face is constrained by face shape space and face shape is depicted by a low dimensional shape parameter. Then, a series of shape parameter regressions is learned under the framework of a two-level shape parameter regression algorithm with the combination of an efficient explicit shape feature index method and multiple random feature selection method. Finally, the alignment face shape is portrayed. By the proposed algorithm, the amount of data storage is reduced and the speed of the face alignment is improved. Experiments on complex dataset show that the proposed algorithm obtains good results. Moreover, it can be applied directly on mobile phones, tablet composers and other low-end devices.

Key Words Face Alignment, Cascaded Regression, Face Shape Space, Random Feature Selection

Citation PENG M C, BAO J, YE M, GOU Q S, WANG M W. Face Alignment Algorithm Based on Shape Parameter Regression. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 29(1): 63-71.

* 国家自然科学基金项目(No. 61375038)资助
Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61375038)
收稿日期:2014-10-17; 修回日期:2015-04-12; 录用日期:2015-05-12
Manuscript received October 17, 2015; revised April 12, 2015; accepted May 12, 2015

人脸对齐在人脸识别、搜索、姿态表情分析等领域中起到关键作用,其对齐效率和对齐准确度直接影响后期算法效果.但是,由于人脸形状的多变性,及光照、姿态、遮挡等因素的影响,人脸对齐问题仍然面临巨大挑战.

早期的人脸对齐算法主要有主动形状模型 (Active Shape Model, ASM)^[1]、主动外观模型 (Active Appearances Model, AAM)^[2] 和一系列改进算法^[3-5]. ASM 对齐速度较快,但对齐精度较低. AAM 是在 ASM 基础上增加纹理特征,虽然能提高对齐准确度,但降低对齐速率.上述算法对齐效率较低,易受光照、表情、遮挡和尺寸等因素的影响,并且极大依赖于初始人脸形状,易陷入局部极值,鲁棒性不强.

近年,人脸对齐问题研究取得很大进展.学者提出很多高效、高准确率的人脸对齐算法,如基于神经网络^[6]、级联形状回归^[7-10]、核密度估计 (Kernel Density Estimate, KDE) 及约束局部模型 (Constrained Local Models, CLM)^[11-12] 的算法.基于级联回归一类的算法具有较高的对齐效率和对齐精度,因而较通用.具有代表性的是 Cao 等^[7] 提出的显式形状回归 (Explicit Shape Regression, ESR). 该算法通过学习一系列人脸形状回归量,控制人脸由初始形状一步一步收敛到标准形状.但该算法易受噪音影响,对齐不够稳定,需存储大量的形状回归量,不易应用到手机、平板电脑等低端设备上.后期 Troop 等^[13] 又提出稀疏压缩算法并用于解决上述问题,但压缩率较低,增加运算复杂度,降低算法效率,未能较好解决问题.

针对上述问题,本文提出更有效的显式形状回归改进算法——形状参数回归算法 (Shape Parameter Regression, SPR). 该算法提出一个二级参数形状回归框架,用于学习一系列形状参数回归量,设计明确形状特征索引方法和多重随机特征选择方法,提高人脸对齐速度和对齐精度.本文算法首先采用降维方法生成人脸形状空间,使用人脸形状空间控制人脸形状,有效满足人脸形状约束.然后在显式形状回归框架基础上设计二级形状参数回归算法,只需对低维形状参数进行简单运算,减少数据存储量,提高人脸对齐效率.最后,给出一种明确形状特征索引算法,解决人脸对齐过程中因旋转角度和尺度等因素导致的特征定位不准确的问题.文中设计的多重随机特征选择算法,不但能有效选取特征,而且计算量较小,易于实现.

1 显式形状回归

ESR^[7] 是基于级联回归的一种人脸对齐算法,将人脸对齐问题看作由初始人脸形状通过一系列回归量收敛到标准形状的过程.

给定一张人脸图像 I 和一个初始人脸形状 S^0 , 人脸形状 S 的更新迭代如下:

$$S^t = S^{t-1} + R^t(I, S^{t-1}), t = 1, 2, \dots, T,$$

其中, S^t 是第 t 次迭代后的人脸形状, $R^t(I, S^{t-1})$ 是与人脸特征和当前形状 S^{t-1} 有关的形状回归量.

算法采用二级形状回归方法^[7] 计算形状回归量 R^t . 一级回归产生特征,并更新形状,二级回归是选择特征,并计算形状增量.二级回归是由若干个弱回归量 ($r^1, \dots, r^k, \dots, r^K$) 组成,经过一级回归和二级回归的交叉迭代后产生一系列强回归量 ($R^1, \dots, R^t, \dots, R^T$).

一级回归中,采用形状特征索引方法获取特征.这种方式能准确定位特征位置,提取有效人脸特征.

二级回归特征选择中,采用相关性特征选择方法,从特征池中选择与本次迭代相关性最大的几个特征作为本次迭代的人脸特征.这种方法能选择具有代表性的人脸特征,学习到较好的形状回归量.

通过二级形状回归迭代后,输出对齐的人脸形状,该形状是由初始人脸形状和训练样本形状线性表示,即

$$S = S^0 + \sum_{i=1}^N w_i \hat{S}_i,$$

其中, w_i 为回归系数, \hat{S}_i 为样本标准人脸形状.因为初始形状和样本形状都服从形状约束,所以输出的人脸形状也服从形状约束,这种线性表示方式能较好控制人脸形状.

2 形状参数回归

为了解决复杂条件下人脸对齐的效率和准确率等问题,将人脸形状空间融合到级联回归框架中产生二级形状参数回归人脸对齐算法,以形状空间控制人脸形状,以低维形状参数进行形状迭代,较好解决对齐效率和对齐准确度问题.为使算法更高效,在二级形状参数回归中,给出结合旋转和尺度因素的明确形状特征索引方法和一种多重随机特征选择方法,能更准确定位和提取人脸特征,提高对齐精度. SPR 总体框架如图 1 所示.

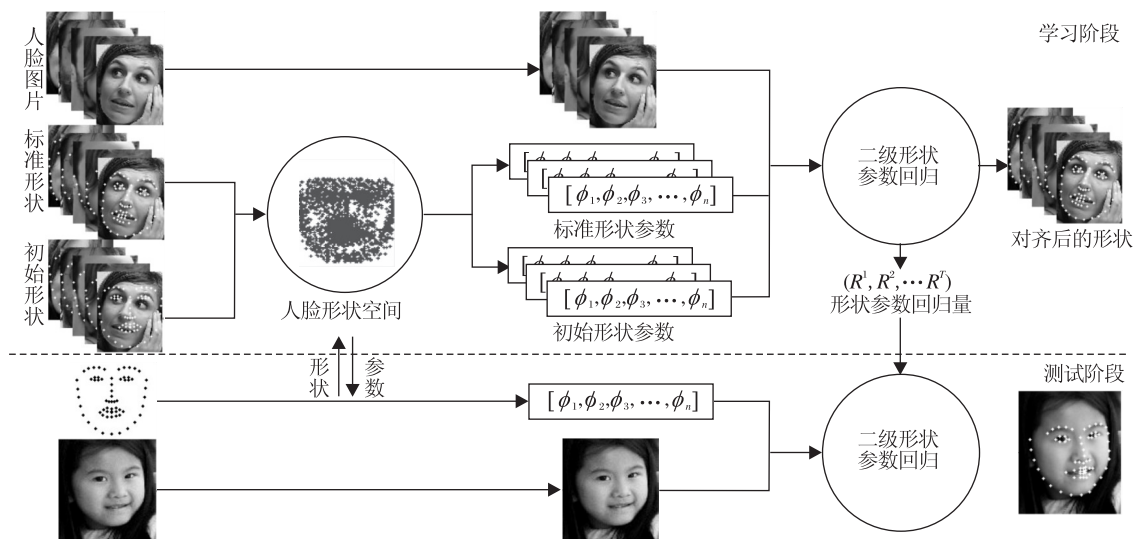


图1 形状参数回归算法框架图

Fig. 1 Framework of shape parameter regression algorithm

由图1可看出,在学习阶段,使用人脸形状空间将标准形状和初始形状转换为低维的人脸形状参数,然后通过二级形状参数回归进行迭代更新,最后输出对齐的人脸形状,并生成一系列形状参数回归量 $(R^1, \dots, R^t, \dots, R^T)$ 。

在测试阶段,将初始人脸形状转换成人脸参数,根据学习好的参数回归量 $(R^1, \dots, R^t, \dots, R^T)$ 进行二级形状参数回归,不断迭代更新人脸形状,最终输出对齐的人脸形状。

2.1 人脸形状空间约束

人脸对齐过程中,需约束人脸形状,控制人脸形状的变化范围。目前,主要通过2种方式实现:采用人脸形状空间进行约束;采用人脸形状线性表达进行约束,如显示回归人脸对齐算法。本文采用第一种方式。

人脸形状之间有很强的相关性,因此可将人脸形状转换成低维的形状参数存储人脸形状信息,以低维的形状参数进行迭代操作。采用主成分分析(PCA)^[14]对训练集中所有人脸形状进行降维,获取形状特征值和形状特征向量,形成人脸形状空间。人脸形状在人脸形状空间表达如下:

$$S = T_{X_r, Y_r, c, \theta}(\bar{S} + P\phi), \quad (1)$$

其中, $T_{X_r, Y_r, c, \theta}$ 为形状旋转、放缩和平移变换量, \bar{S} 为平均人脸形状, ϕ 为人脸形状空间参数。根据式(1),输入低维形状参数 ϕ , 即可还原人脸形状,输入不同的 ϕ , 可得到不同的人脸形状。只要训练样本人脸形状具备多样性,便可形成一个强大的人脸形状空间。

图2列出不同参数的人脸形状。

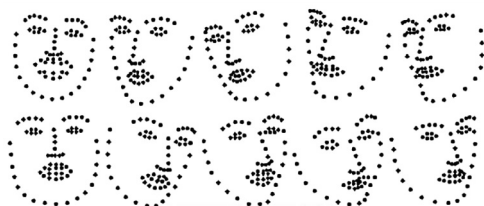


图2 不同参数的人脸形状

Fig. 2 Face shapes of different parameters

人脸形状空间用于级联回归算法中,不但有效控制人脸形状,而且能较大幅度减少数据冗余,降低数值运算。

2.2 二级形状参数回归

人脸对齐过程可看作是寻找一个最优形状参数的过程。为寻找最优的人脸形状参数,结合级联回归方法,不断迭代更新人脸形状参数,直到形状参数收敛。迭代公式如下:

$$\phi^t = \phi^{t-1} + R^t(I, \bar{S} + P\phi^{t-1}),$$

其中, ϕ^t 为迭代第 t 次的人脸形状参数, $R^t(I, \bar{S} + P\phi^{t-1})$ 为与人脸特征和当前形状相关的形状参数回归量。

给定 N 个训练样本 $\{I_i, \hat{S}_i\}_{i=1}^N$, 为提高算法有效性,每个训练样本被赋值多个初始人脸形状,这些初始形状是由平均人脸形状经过收缩、旋转和平移变换得到,如图3所示。



图3 多个初始人脸形状

Fig. 3 Multiple initial facial shapes

根据样本特征和当前人脸形状计算参数回归量 R^t , 使得所有样本的对齐误差最小, 即

$$R^t = \arg \min_R \sum_{i=1}^N \| P(\delta\phi_i^{t-1} - R(I_i, \bar{S} + P\phi_i^{t-1})) \|,$$

$$\delta\phi_i^{t-1} = \hat{\phi}_i - \phi_i^{t-1},$$

其中, ϕ_i^{t-1} 为样本 i 的第 $t-1$ 次形状参数, $\hat{\phi}_i$ 为样本 i 的真实形状参数, $\delta\phi_i^{t-1}$ 为样本 i 的第 $t-1$ 次对齐参数误差。

为使参数回归量 R^t 更有效, 设计二级形状参数回归算法。将参数回归量 R^t 细分成 k 个弱参数回归量 r , 每个弱回归量 r 为低维的形状参数增量集合 $\{\Delta\phi^1, \Delta\phi^2, \dots, \Delta\phi^{2^F}\}$ 。计算 k 个弱回归量过程中, 从相同的特征池中选择与此次迭代相关性较大的若干特征, 由于每次迭代过程选取的特征都是弱特征, 经过 k 次迭代后形成一个强特征, 使得参数回归量 R^t 更有效。二级形状参数回归迭代过程如图4所示。

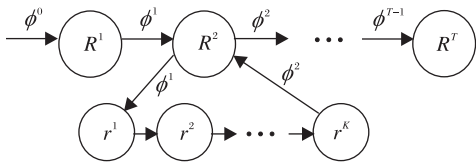


图4 二级形状参数回归过程

Fig. 4 Process of two-level shape parameter regression

在每个一级回归节点上, 采用明确形状特征索引方法建立特征索引。二级形状回归中, 采用相关性特征选择方法从特征索引池中选择相关性较大的 F 个特征, 根据特征归类样本, 并计算每类的形状增量 $\Delta\phi^f$, 使得类中样本形状收敛最快。该问题是一个优化问题, 即

$$\Delta\phi^f = \arg \min_{\phi} \sum_{i \in \Omega_b} \|\Delta\phi_i - \phi\|, \quad (2)$$

其中 $\Delta\phi_i$ 为类中样本 i 的形状参数增量。易得到 Ω_b 类中所有样本的形状参数平均值即是式(2)的最优

值, 即

$$\Delta\phi^f = \frac{1}{|\Omega_b|} \sum_{i \in \Omega_b} \Delta\phi_i. \quad (3)$$

分类所有样本, 计算每类的人脸形状参数增量并保存, 不断更新样本形状参数, 直到所有样本形状收敛, 得到的最终人脸形状表示为

$$S_i^* = S_i^0 + P \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K \Delta\phi_i^{f(k)}. \quad (4)$$

由式(4)可看出, 整个对齐过程是寻找最优的形状参数, 并通过人脸形状空间较好控制人脸形状。同时, 本文算法能较好控制参数范围, 使其在正常范围内进行变化, 不需额外的约束条件加以控制。

二级形状参数回归学习算法具体步骤如下。

算法1 形状参数学习算法

输入 N 个训练样本 $\{(I_i, \hat{S}_i)\}_{i=1}^N$

输出 参数回归量 (R^1, R^2, \dots, R^T)

step 1 赋值 M 个初始人脸形状 $\{I_i, \hat{S}_i, S_i^0\}_{i=1}^{MN}$;

step 2 计算每个样本真实形状参数

$$\{I_i, \hat{S}_i, S_i^0, \hat{\phi}_i\}_{i=1}^{MN};$$

step 3 随机产生 P 个坐标, 建立明确形状特征索引;

step 4 根据当前形状 $\{S_i^t\}_{i=1}^{MN}$ 还原真实坐标, 并计算每个样本的 P 个坐标像素值;

step 5 采用多重随机特征选择方法选出最优方案;

step 6 更新形状参数 $\phi_i^t = \phi_i^t + \Delta\phi^{f(i)}$;

step 7 若迭代 K 次, 转 step 8, 否则转 step 5;

step 8 更新形状 $S_i^t = S_i^0 + P\phi_i^t$;

step 9 $t = t + 1$, 若迭代 T 次, 停止, 否则转 step 3。

在测试阶段, 给定一张人脸图片 I 和一个初始人脸形状 S^0 , 根据样本特征不断迭代更新形状参数, 获取最优的人脸形状参数, 再根据式(1)计算对齐的人脸形状。具体过程如下。

算法2 形状参数测试算法

输入 人脸图像 I

输出 人脸形状 S

step 1 赋值初始人脸形状 S^0 ;

step 2 通过明确形状特征索引获取人脸特征;

step 3 选择 F 个特征, 根据阈值分类, 获取类中形状参数增量;

step 4 更新形状参数 $\phi^t = \phi^t + \Delta\phi^{f(i)}$;

step 5 若迭代 K 次, 转 step 6, 否则转 step 3;

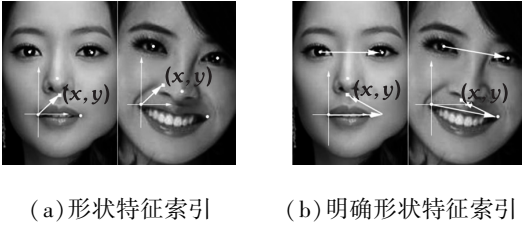
step 6 更新形状 $S^t = S^0 + P\phi^t$;

step 7 $t = t + 1$, 若迭代 T 次, 停止, 否则转 step 2。

二级形状参数回归人脸对齐算法不但能有效控制人脸形状,而且能快速精准对齐人脸,具有较高的实用价值。

2.3 明确形状特征索引

显式形状回归算法中,采用形状特征索引方法定位人脸特征。该方法对于相同尺度下的正脸具有良好的定位效果,但对于旋转角度和尺度不同的人脸,却难以正确定位人脸特征,如图5(a)所示。如果一张人脸通过旋转和缩放变换后相似于另一张人脸,那么这两张人脸形状调整量只在旋转角度和尺度上存在差异。因此,考虑到人脸旋转角度及尺度不同的问题,本文提出明确形状特征索引方法。



(a) Shape feature index
(b) Explicit shape feature index

图5 2种特征索引方法对比图

Fig. 5 Comparison of 2 feature indexing methods

首先,在人脸区域内随机产生 P 个坐标 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^P$,然后计算每个坐标与平均人脸形状所有坐标的距离,选择距离最小的坐标,以该坐标为坐标原点,将坐标 (x_i, y_i) 转换成局部坐标,记录平均人脸坐标索引 π_i 。最后记录平均人脸双眼坐标,建立明确形状特征索引,表示为

$$\{\Delta x_i, \Delta y_i, \pi_i\}_{i=1}^P, (lx^*, ly^*), (rx^*, ry^*)\}.$$

坐标还原过程中,根据样本当前形状 S 还原特征的真实坐标。坐标变换公式如下:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \pi_i \circ S_i + \begin{bmatrix} rx_i - lx_i \\ ry_i - ly_i \end{bmatrix} + c_i \begin{bmatrix} \Delta x + lx^* - rx^* \\ \Delta y - ly^* - ry^* \end{bmatrix}, \quad (5)$$

其中, \circ 为人脸形状坐标点提取运算符, $\pi_i \circ S$ 为形状 S 中的第 π_i 个坐标, (lx, ly) 、 (rx, ry) 分别为人脸中左眼坐标和右眼坐标, (lx^*, ly^*) 、 (rx^*, ry^*) 分别为平均人脸中左眼坐标和右眼坐标,

$$c_i = \frac{\sqrt{(rx_i - lx_i)^2 + (ry_i - ly_i)^2}}{\sqrt{(rx^* - lx^*)^2 + (ry^* - ly^*)^2}}$$

控制形状尺寸变化,双眼向量控制形状旋转变化。

采用明确形状特征索引方法能更好定位特征位

置,并提取特征。如图5(b)所示,两个相似人脸定位位置基本相同。

2.4 多重随机特征选择

人脸特征可有多种方式表示,如局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP)^[15-16]、方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradient, HOG)^[17]、尺度不变特征变换 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)^[18] 等,大部分特征需通过大量计算获取,不易实现实时人脸对齐。ESR 采用像素差作为人脸特征,易于获取特征,计算量较小,能较好表达人脸特征。本文算法同样采用像素差值作为人脸特征。

在特征选择方面,本文给出多重随机特征选择算法,通过多次随机特征选择实验,选择最优特征选择方案。这种算法计算量较小,易于实现,并且能选择较好的人脸特征。

从特征索引中随机选择 F 对索引坐标,根据式(5)还原每个样本特征真实坐标,并计算每对坐标像素差值。将所有样本的平均像素差值作为特征阈值,建立回归树,如图6所示。

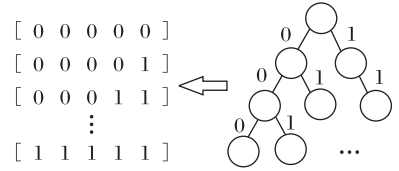


图6 特征回归树

Fig. 6 Feature regression tree

回归树建立规则为: f^i 大于阈值,像素差值设置为1;其他情况设置为0。

所有样本特征向量被转换成二进制向量,根据这些向量,将样本分成 2^F 个类别,然后根据式(3)计算每类的形状参数增量。最后,计算所有样本的收敛速度:

$$\mu = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^{MN} \|\hat{\phi}_i - \phi_i\|}.$$

重复上述操作,选择收敛速度最快的一次作为本次迭代方案。具体特征选择算法步骤如下。

算法3 多重随机特征选择

输入 最优收敛速率

输出 最优选择方案

step 1 随机选择 F 个人脸特征,计算特征阈值;

step 2 根据特征阈值,分类样本,计算每类参数调整量

$$\Delta\phi^f = \frac{1}{|\Omega_b|} \sum_{i \in \Omega_b} \Delta\phi_i;$$

- step 3 计算收敛速率;
- step 4 如果收敛速率大于最优收敛速率,更新最优方案和最优速率;
- step 5 若迭代 n 次,停止,否则转 step 1.
- 多重随机特征选择算法不仅较好选择与本次迭代相关性较大的特征,而且计算量较小,实现简单,能在普通电脑上进行,具有优越性.

3 实验及结果分析

本文选用 300+w^[19] 数据库中的 LFPW 人脸数据库^[20]与 HELEN 人脸数据库^[21]作为实验样本数据,使用 ESR、KDE^[12]和 SPR 进行对比实验. 首先,在 LFPW 和 HELEN 训练集上,分别对比算法的训练耗时和模型文件的大小;然后,在 LFPW 和 HELEN 测试集上,分别对比算法中形状迭代过程的平均误差、对齐误差和对齐耗时;再次,给出 ESR、KDE 及 SPR 在相同复杂条件下的人脸对齐结果;最后,展示 SPR 在手机上实现的实时人脸对齐效果.

3.1 人脸数据库

LFPW 和 HELEN 人脸数据库是包括多种姿态、表情、光照、遮挡等因素的复杂人脸数据库. LFPW 人脸数据库共 989 张人脸图片,训练样本 565 张,测试样本 224 张,分别存放在不同目录下. 相比 LFPW 人脸数据库,HELEN 人脸数据库更具复杂多样性,共 2 330 张人脸图片,训练样本 2 000 张,测试样本 330 张,分别存放在不同目录下. 2 个人脸数据库中每张人脸图片都被标注 68 个特征点,从中选出 66 个特征点进行实验.

在预处理阶段,对 2 个人脸数据库中所有人脸图像进行归一化处理,生成 100×120 的灰度图片,并对其进行直方图均衡化操作,减少光照因素影响.

3.2 参数设置及误差分析

实验中需设定一些模型参数,包括一级回归次数 T 、二级回归次数 K 、特征选择数 F 、特征点数 P 和形状参数维度 D . 通过大量实验得到 2 种较好的参数设置方案.

方案一: $T = 10, K = 100, F = 5, P = 400, D = 30$, 记作 SPR1.

方案二: $T = 10, K = 100, F = 5, P = 400, D = 10$, 记作 SPR2.

方案一中形状参数维度较高,保留人脸形状信息较多,对齐精度相对较高;方案二中参数维度较

低,运算量较少,对齐速度相对较快.

由于样本与样本之间存在尺度上差异,样本之间很难进行对齐精度的对比. 为了更好体现样本之间对齐精度差异性,以平均人脸双眼距离为参考,将所有样本对齐误差归一到同一尺度下. 以人脸形状中所有坐标的平均距离作为样本的对齐误差. 误差函数定义如下:

$$E = \frac{l^*}{nl'} \sum_{i=1}^n \sqrt{(\hat{x}_i - \hat{x}_i)^2 + (\hat{y}_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (6)$$

其中, n 为人脸特征点个数, (x_i, y_i) 为预测坐标, (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为标准坐标, l', l^* 分别为测试人脸和平均人脸双眼距离,用于控制误差之间的尺度差异. 从式 (6) 可看出,误差越小,对齐效果越理想.

3.3 对比实验

本文算法是在 PC 端处理器 Pentium(R) Dual-Core CPU E5300 @2.60 GHz 环境下,使用 VS2008 + OpenCV 编程实现.

在 LFPW 和 HELEN 训练集上,统计 ESR 和 SPR 在每个数据集上的训练耗时,并记录最终存储的回归量文件数据大小,结果如表 1 所示.

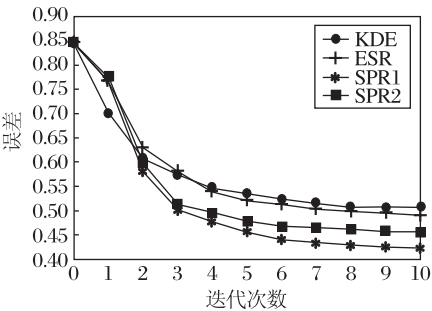
表 1 训练耗时和文件大小对比						
Table 1 Comparison of training time and file sizes						
数据库	训练耗时 /min			文件大小 /MB		
	ESR	SPR1	SPR2	ESR	SPR1	SPR2
LFPW	10. 12	7. 51	5. 46	16. 17	3. 87	1. 36
HELEN	37. 87	28. 48	20. 14	16. 17	3. 87	1. 36

由表 1 可看出,SPR 的 2 种方案在训练耗时和回归量存储上都明显优于 ESR. SPR2 的训练耗时仅为 ESR 的 1/2. 这是由于 SPR 训练过程中只对简单的形状参数进行运算,参数维度越低,运算量越少,训练速度越快. 再结合简单的随机参数选择方法,使得样本训练更有效. 在模型大小方面,ESR 产生的回归量为 16.17 MB,SPR1 学习到的回归量大小约是 ESR 的 2/9,SPR2 学习到的回归量大小仅有 ESR 的 1/12,这减少数据冗余. 同时,本文算法可根据用户需求调整形状参数维度,具有较好的扩展性.

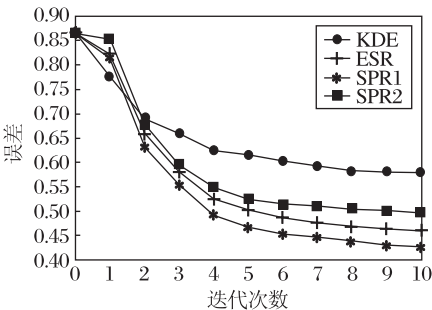
在 LFPW 和 HELEN 测试集上,统计 KDE、ESR 和 SPR 在每次迭代过程中的平均误差. 迭代过程误差统计如图 7 所示.

由图 7 可看出,在相对简单的 LFPW 数据库上,各种人脸对齐算法之间的迭代误差差距较小. KDE 和 ESR 在迭代初期收敛速度较快,但在迭代 5 次之后趋于平缓. 而 SPR 的 2 种方案在前 5 次迭代中都

具有较高的收敛速度,在迭代 7 次之后才趋于平缓。总体上,SPR 在收敛速度和对齐精度上都优于 KDE 和 ESR。在相对较复杂的 HELEN 数据库上,各种人脸对齐算法之间的迭代误差差距相对较大,基于约束局部的算法(KDE)远不如基于联级回归的算法(ESR,SPR),由此可见基于联级回归的算法在复杂人脸数据库上具有明显的优越性。在联级回归算法中,SPR1 的收敛速度高于 ESR,而 SPR2 的收敛速度低于 ESR。原因可能是由于 SPR2 中形状参数维度设置过低,丢失的人脸形状信息较多,导致对齐收敛速度较慢,对齐误差较高。



(a) LFPW



(b) HELEN

图 7 2 个数据库上迭代误差对比

Fig. 7 Comparison of iteration errors on 2 databases

在 LFPW 和 HELEN 测试集上,统计 KDE、ESR 和 SPR 的对齐误差和对齐耗时,结果见表 2。由表可看出,在对齐速度上,基于联级回归的算法优于 KDE,联级回归算法的对齐耗时仅为 KDE 的 1/30,具备较高的优越性。在联级回归算法中,SPR 略优于 ESR,对齐耗时只有 9 ms 左右,具备更高的对齐效率。

在对齐精度上,基于联级回归的算法全部优于 KDE,在联级算法中,SPR1 在 LFPW 和 HELEN 数据库上都优于 ESR,SPR2 在 LFPW 数据库上优于 ESR,但在 HELEN 数据库上略低于 ESR,原因可能

是 SPR2 丢失的信息较多,对齐误差略大。在实际应用中,可根据需求灵活设置形状参数维度,对于精度需求较高,可设置高维的形状参数,而对于对齐速度需求较高,可设置低维的形状参数。

表 2 对齐耗时和对齐误差对比

Table 2 Comparison of alignment time consumption and alignment errors

数据库	耗时 /ms				误差 /pixels			
	KDE	ESR	SPR1	SPR2	KDE	ESR	SPR1	SPR2
LFPW	311.5	11.1	9.7	8.9	0.507	0.491	0.422	0.457
HELEN	292.4	11.2	9.8	8.0	0.578	0.458	0.426	0.495

此外,从 HELEN 数据库的对齐结果中挑选部分样本进行对比,对比结果如图 8 所示。



(a) KDE



(b) ESR



(c) SPR

图 8 3 种算法人脸对齐结果对比

Fig. 8 Alignment result comparison of 3 algorithms

由图 8 可看出,KDE 在复杂人脸图片上表现不佳,易出现过度对齐或对齐偏离等问题。ESR 在复杂人脸图片上,能基本对齐人脸,但对齐精度不高,较复杂条件下会出现对齐偏离问题。SPR 相对较稳定,能在复杂姿态下正确对齐人脸,具备较高的对齐精度。

相比 KDE、ESR,SPR 不仅提高对齐效率,而且减少对齐误差,同时具备较高的鲁棒性,能在各种光照、表情、姿态、遮挡等因素下表现出较好的对齐效果。图 9 展示一些复杂条件下的人脸对齐结果。

图 9(a) 为各种高光、低光、噪声环境下采用 SPR 得到的人脸对齐结果,从结果可看出,SPR 对光

照影响的鲁棒性较高。(b) 为各种脸部表情下的对齐结果,可看出 SPR 对于夸张的人脸表情也能较好实现人脸对齐。(c) 是在各种上仰、低头、侧脸等人脸姿态下的对齐结果,可看出在人脸姿态变化较大时,SPR 也能预测较准确的人脸形状。(d) 是在眼镜、手指等局部遮挡情况下的人脸对齐结果,SPR 对齐准确度都较高。由此可得,SPR 在各种复杂环境下都能取得较好的对齐效果。



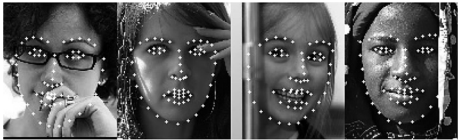
(a)不同光照
(a) Different illuminations



(b)不同表情
(b) Different expressions



(c)不同姿态
(c) Different poses



(d)不同遮挡
(d) Different occlusions

图9 SPR 在复杂条件下的人脸对齐结果
Fig.9 Face alignment results of SPR under complex conditions

3.4 应用测试

由于算法精度、运算量、内存需求等因素的限制,传统的人脸对齐算法很难用于低端设备上。SPR 具备高效率、高准确率、低回归数据量等特点,易在低端设备上实现实时人脸对齐。

利用电脑端训练好的参数回归量,使用小米手机,采用安卓编程,实现手机端实时的人脸对齐。实

验证明,手机端实时的人脸对齐能达到100 帧/s,并且具备较高的对齐精度。对齐效果如图 10,从对齐效果可看出,SPR 能较好应用于低端设备上,在手机上实现实时的人脸对齐。



图10 手机实时人脸对齐
Fig.10 Real-time face alignment on mobile phone

4 结束语

本文提出形状参数回归人脸对齐算法,对齐速度较快,准确度较高,并且可节约大量的时间和空间开销,易于在手机等低端设备上实现,弥补传统人脸对齐算法的不足。但本文训练时需大量的数据样本,面部姿态偏转较大时,对齐效果不尽理想。该问题也是未来工作的研究重点。

参 考 文 献

[1] COOTES T F, TAYLOR C J, COOPER D H, *et al.* Active Shape Models—Their Training and Application. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, 61(1): 38–59.

[2] COOTES T F, EDWARDS G J, TAYLOR C J. Active Appearance Models. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(6): 681–685.

[3] SAUER P, COOTES T, TAYLOR C. Accurate Regression Procedures for Active Appearance Models [EB/OL]. [2014–07–28]. <http://www.bmva.org/bmvc/2011/proceedings/paper30/paper30.pdf>.

[4] SARAGIH J, GOECKE R. A Nonlinear Discriminative Approach to AAM Fitting // *Proc of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision*. Rio de Janeiro, Brazil, 2007: 1–8.

[5] MATTHEWS I, BAKER S. Active Appearance Models Revisited. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 135–164.

[6] SUN Y, WANG X G, TANG X O. Deep Convolutional Network Cascade for Facial Point Detection // *Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, USA, 2013: 3476–3483.

[7] CAO X D, WEI Y C, WEN F, *et al.* Face Alignment by Explicit Shape Regression. *International Journal of Computer Vision*, 2014, 107(2): 177–190.

[8] WENG Y L, CAO C, HOU Q M, *et al.* Real-Time Facial Anima-

- tion on Mobile Devices. *Graphical Models*, 2014, 76(3): 172–179.
- [9] CAO C, WENG Y L, LIN S, *et al.* 3D Shape Regression for Real-Time Facial Animation [EB/OL]. [2014-08-01]. <http://kunzhou.net/2013/vface.pdf>.
- [10] YU X, HUANG J Z, ZHANG S T, *et al.* Pose-Free Facial Landmark Fitting via Optimized Part Mixtures and Cascaded Deformable Shape Model // *Proc of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Sydney, Australia, 2013: 1944–1951.
- [11] CRISTINACCE D, COOTES T. Automatic Feature Localisation with Constrained Local Models. *Pattern Recognition*, 2008, 41(10): 3054–3067.
- [12] SARAGIH J M, LUCEY S, COHN J F. Face Alignment through Subspace Constrained Mean-Shifts // *Proc of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision*. Kyoto, Japan, 2009: 1034–1041.
- [13] TROOP J A, GILBERT A C. Signal Recovery from Random Measurements via Orthogonal Matching Pursuit. *IEEE Trans on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655–4666.
- [14] KIM K. Face Recognition Using Principle Component Analysis [EB/OL]. [2014-08-01]. http://www.umiacs.umd.edu/~knkim/KG_VISA/PCA/FaceRecog_PCA_Kim.pdf.
- [15] OJALA T, PIETIKÄINEN M, HARWOOD D. A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Featured Distributions. *Pattern Recognition*, 1996, 29(1): 51–59.
- [16] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MAENPAA T. Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971–987.
- [17] DÈNİZ O, BUENO G, SALIDO J, *et al.* Face Recognition Using Histograms of Oriented Gradients. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(12): 1598–1603.
- [18] XIONG X H, DE LA TORRE F. Supervised Descent Method and Its Applications to Face Alignment // *Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, USA, 2013: 532–539.
- [19] SAGONAS C, TZIMIROPOULOS G, ZAFEIRIOU S, *et al.* A Semi-automatic Methodology for Facial Landmark Annotation // *Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Portland, USA, 2013: 896–903.
- [20] LE V, BRANDT J, LIN Z, *et al.* Interactive Facial Feature Localization // *Proc of the 12th European Conference on Computer Vision*. Firenze, Italy, 2012: 679–692.
- [21] BELHUMEUR P N, JACOBS D W, KRIEGMEN D, *et al.* Localizing Parts of Faces Using a Consensus of Exemplars. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(12): 2930–2940.

作者简介

彭明超,男,1990年生,硕士研究生,主要研究方向为模式识别、智能机器人. E-mail:cppmc426@163.com.

(**PENG Mingchao**, born in 1990, master student. His research interests include pattern recognition and intelligent robot.)

包 姣(通讯作者),女,1982年生,博士研究生,主要研究方向为人工智能. E-mail:cylab.uestc@gmail.com.

(**BAO Jiao**(Corresponding author), born in 1982, Ph. D. candidate. Her research interests include artificial intelligence.)

叶 茂,男,1973年生,博士,教授,主要研究方向为模式识别、计算机视觉.

(**YE Mao**, born in 1973, Ph. D., professor. His research interests include pattern recognition and computer vision.)

苟群森,男,1990年生,硕士研究生,主要研究方向为模式识别.

(**GOU Qunsen**, born in 1990, master student. His research interests include pattern recognition.)

王梦伟,男,1993年生,硕士研究生,主要研究方向为模式识别.

(**WANG Mengwei**, born in 1993, master student. His research interests include pattern recognition.)