

基于深度学习 MPCANet 的年龄估计

郑德鹏, 杜吉祥, 翟传敏

(华侨大学计算机科学与技术学院, 福建 厦门 361021)

[摘要] 提出了一种基于多层 PCA 网络 (MPCANet) 的深度学习模型来进行年龄估计. 它是基于卷积神经网络的结构来设计的, 并且用来提取年龄特征. MPCANet 是主成分分析网络 (PCANet) 的一种改进, 它是最近提出的一种深度学习算法, MPCANet 模型结构组成的成分: (1) 卷积滤波层是采用多层级联主成分分析 (PCA), (2) 非线性层则采用二进制哈希, (3) 特征抽取层使用直方图统计方法. 使用核支持向量回归 (K-SVR) 进行估计年龄值. 实验分别在两个数据库 (FG-NET and MORPH) 上进行, 实验结果表明该方法比目前最新的方法表现得更好.

[关键词] 深度学习, 年龄估计, 多层 PCA 网络 (MPCANet)

[中图分类号] TP391 [文献标志码] A [文章编号] 1001-4616(2017)01-0020-07

Age Estimation Based on Deep Learning MPCANet

Zheng Depeng, Du Jixiang, Zhai Chuanmin

(School of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: This paper investigates deep learning techniques for age estimation based on the multi principal component analysis network (MPCANet). A new framework for age feature extraction based on deep learning model with convolutional neural network (CNN) is built. The MPCANet is a variation of principal component analysis network (PCANet), which is recently proposes deep learning algorithms. The MPCANet model architecture components: (1) the use of Multi cascaded principal component analysis (PCA) in the convolution filter layer; (2) the nonlinear process layer by binary hashing; and (3) the use of block histogram in the feature pooling layer. We use K-SVR (Kernel function Support Vector Regression, K-SVR) for age estimation. Experimental results on two datasets (FG-NET and MORPH) show that the proposed approach is significantly better than the state-of-the-art.

Key words: deep learning, age estimation, multi principal component analysis network (MPCANet)

人脸包含着丰富的信息源, 比如身份、表情、情感、年龄等. 因此, 跟人脸信息相关的技术已经成为计算机视觉和模式识别的一个热门的研究方向. 近几十年人脸识别、年龄估计、表情识别技术快速发展. 人脸年龄信息作为一种重要的特征, 在实际生活中存在着巨大的应用, 如在安全领域, 侦破案件的办案人员通过人脸年龄估计技术可以帮助他们缩小范围, 在电子商务中, 可以通过分析购物者的年龄来制定相对应的营销战略. 但是人脸年龄估计是一项很有挑战的研究, 因为人的年龄变化过程非常复杂^[1-2], 受到诸多因素的影响, 存在内在因素和外在因素, 外在因素主要有生活环境、生活习性、健康状况、工作环境等, 内在因素有基因等. 并且现实生活中常常存在这样的情况, 同一个年龄段不同的人年龄外貌表现经常不同或同一个人不同的年龄阶段的年龄外貌差别也很大, 如图 1 所示. 因此, 如何提取到健壮的年龄特征是这个领域的主要的研究之一.

近年来随着计算机运算能力和神经网络理论的发展, 深度学习越来越引起科学界和工业界的关注. 深度学习是一种自动学习特征的算法, 其中最为代表是卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN), 它在人脸图像识别领域得到广泛的应用^[3-5], 在人脸年龄估计上也取得很好的效果^[6]. 最近, Chan

收稿日期: 2016-08-20.

基金项目: 国家自然科学基金 (61673186、61502183)、福建省自然科学基金 (2013J06014)、华侨大学中青年骨干教师科研提升资助计划项目 (ZQN-YX108)、华侨大学研究生科研创新能力培养项目 (1400214009、1400214003).

通讯联系人: 杜吉祥, 教授, 研究方向: 模式识别、图像处理. E-mail: jxdu@hqu.edu.cn

等^[7]提出了一种新的卷积网络结构,即主成分分析网络(Principal Component Analysis Network, PCANet),该网络结构类似于卷积神经网络,它的基本操作是在第一、第二个卷积层使用 PCA (Principal Component Analysis, PCA) 来学习卷积操作的卷积核,在第二个卷积层后面连接特征抽取层,主要是使用二进制哈希和直方图统计来提取特征,该方法在手写体识别上得到很好的效果. 传统的年龄估计方法主要是通过手工设计年龄特征,比如采用 LBP (Local Binary Pattern, LBP) 提取人脸年龄特征^[8]. Fu 等人^[9]认为人脸年龄在高维空间中存在着某种流形结构,因此他们使用流形学习方法来提取年龄特征,实验也取得不错的效果. Du 等人^[10]提出了一种基于稀疏性约束非负矩阵分解的人脸年龄估计方法.

相对于传统手工设计提取年龄特征的方法,深度学习是一种自动学习和提取人脸年龄特征,它有效地避免人为提取年龄特征的主观性. 一般来说,通过人工设计提取年龄特征的方法通用性不强,这也限制了其应用,但是典型的卷积神经网络结构含有参数过多,对运算性能和调参经验提出了极大的要求. 因此本文提出了一种多层 PCA 网络(Multi Principal Component Analysis Network, MPCANet)深度学习提取年龄特征. 该方法的创新点主要表现:(1)它是一种深度学习结构,并且能够自动地从图像中学习到更深层次的年龄特征;(2)和传统的卷积神经网络(CNN)相比,它不需要进行模型参数调节,而且参数更少;(3)我们使用 MPCANet 模型里的第一层和第二层的卷积层输出作为年龄特征,这样可以提取到更加有效的年龄特征. 当提取到年龄特征后使用核支持向量回归(Kernel Function Support Vector Regression, K-SVR)进行年龄值的估计.



第一行为同一人不同年龄的外貌差异,第二行为不同的人同一年龄段的外貌差异

图1 人脸年龄外貌的差异性

Fig. 1 Face age difference

1 MPCANet 模型结构

在这一部分将详细地介绍我们的 MPCANet 模型,分别从卷积层、非线性处理、特征抽取层进行介绍. 我们提出的 MPCANet 模型含有两个卷积层和两个特征抽取层,其中第一个卷积层的输出作为第二个卷积层的输入. 根据卷积神经网络的可视化理论可知,低层可以学习到边缘特征,高层可以学到较为抽象的特征. 因此,在第一和第二个卷积层后面进行特征抽取,将它们作为最终的年龄特征,这样提取到的特征将包含更多有用的信息. 图 2 为 MPCANet 模型.

1.1 MPCANet 卷积层

和传统卷积神经网络模型不同,在 MPCANet 模型的卷积层中,卷积核是采用 PCA 算法从训练集中学习得到而不是采用随机梯度下降算法 SGD (Stochastic Gradient Descent, SGD) 进行调节. 和现有的随机梯度下降技术相比,我们的模型可以有效地避免参数过多、训练时间过长、参数初始化经验和微调等缺点. 具体的操作:假设输入 N 张大小为 $m \times n$ 的训练图像,将所有训练灰度图像分别进行分块,假设每一块的大小为 $p_1 \times p_2$,分块过程中的步伐为 $s_1 = s_2 = 1$. 分块过程也可以看作是用一个窗口大小为 $p_1 \times p_2$ 来对图像的行列进行扫描,所以对第 i 张图像分块的结果可以表示为 $A_i = [a_{i,1}, a_{i,2}, \dots, a_{i,m_1n_1}] \in R^{p_1p_2}$,其中

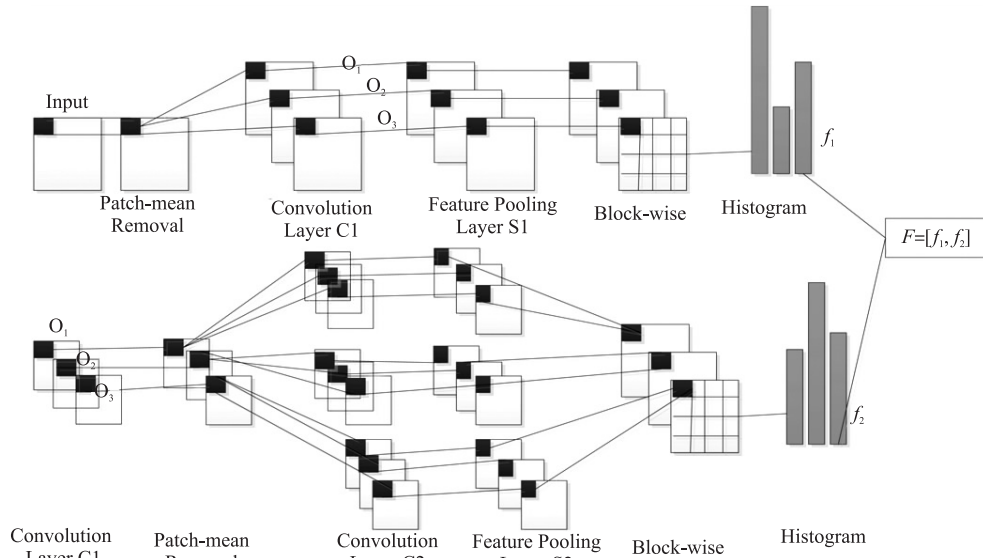


图 2 MPCANet 模型

Fig. 2 MPCANet model

$m_1 = \frac{m-p_1+1}{s_1}, n_1 = \frac{n-p_2+1}{s_1}$. 然后对 A_i 里的每一个块进行去均值化后为 $\bar{A}_i = [\bar{a}_{i,1}, \bar{a}_{i,2}, \dots, \bar{a}_{i,m_1n_1}] \in R^{p_1p_2}$, 接着依次处理所有输入图像就可以得到一个大矩阵, 其表示为:

$$A = [\bar{A}_{i,1}, \bar{A}_{i,2}, \dots, \bar{A}_{i,m_1n_1}] \in R^{p_1p_2 \times Nm_1n_2}. \quad (1)$$

用 PCA 算法从矩阵 A 中学习卷积操作的卷积核, 假设卷积核个数为 L_1 (其中卷积核个数就是用 PCA 算法求得前 L_1 特征向量). PCA 算法使得下列目标函数重构误差最小, 其目标函数为:

$$\min_{V \in R^{p_1p_2 \times L_1}} \|A - VV^T\|_F^2, s.t. V^T V = I_{L_1}, \quad (2)$$

式中, I_{L_1} 为单位矩阵, 其大小为 $L_1 \times L_1$. 根据 PCA 算法的理论可知, 求解该目标函数可以用特征值分解的方法:

$$C_1 = V A_1 V^T \quad (3)$$

式中, C_1 是协方差矩阵, 表达式为

$$C_1 = \frac{1}{Nmn} \bar{A} \bar{A}^T \in R^{p_1p_2 \times p_1p_2}. \quad (4)$$

A_1 是由协方差矩阵 C_1 的最大 L_1 个特征值组成

$$A_1 = \begin{bmatrix} \lambda_1^1 & & & \\ & \lambda_2^1 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_{L_1}^1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中, $\lambda_1^1 \geq \lambda_2^1 \geq \dots \geq \lambda_{L_1}^1$, V 是最大特征值对应的特征向量:

$$V = [V_1 \ V_2 \ \dots \ V_{L_1}] \in R^{p_1p_2 \times L_1}. \quad (6)$$

最大特征向量就是卷积操作的卷积核, 其表达式如下:

$$W_l^1 = \text{mat}_{p_1p_2}(V_l) \in R^{p_1 \times p_2}, l=1, 2, \dots, L_1, \quad (7)$$

式中, $\text{mat}_{p_1p_2}(V)$ 表示把 $V \in R^{p_1p_2}$ 转变成矩阵 $V \in R^{p_1 \times p_2}$ 格式, 所以经过以上的计算可以得到第一个卷积层的卷积核为 $W_l^1, l=1, 2, \dots, L_1$, 卷积核 W_l^1 和输入图像进行卷积操作的结果为:

$$O_i^l = \{I_i * W_l^1\} \in R^{m \times n}, i=1, 2, \dots, N; l=1, 2, \dots, L_1, \quad (8)$$

式中, $*$ 表示卷积操作, 输出特征 $\text{maps } O_i^l$ 的大小和输入 I_i 一样, 原因是在进行卷积操作时对输入图像进行边缘补零操作, 使得卷积后的大小和输入一样.

第一个卷积层的输出作为第二个卷积层的输入,和第一个卷积层做同样的操作,对输入的 O_i^l 进行去均值化,再用 PCA 算法学习得到该层的卷积核 $W_i^l, l=1,2,\dots,L_2$. 第二层的卷积核 W_i^2 和输入特征 maps O_i^l 进行卷积操作得到第二个卷积层的输出 D_i^l :

$$D_i^l = \{O_{i,\tau}^1 * W_i^2\}_{\tau=1}^{L_2}, \tau=1,2,\dots,L_1; i=1,2,\dots,N. \quad (9)$$

1.2 MPCANet 特征抽取层

MPCANet 模型的特征抽取层的操作是先用二值化进行非线性处理,然后再使用直方图统计的方法提取特征值. 所以分别对卷积层输出 O_i^l 和 D_i^l 使用二值化处理,同时再把它们结果转换为十进制数,具体表达式为:

$$B_i^1 = \sum_{l=1}^{L_1} 2^{L_1-1} \partial(O_i^l), i=1,2,\dots,N, \quad (10)$$

$$B_{i,l}^2 = \sum_{\tau=1}^{L_2} 2^{\tau-1} \partial(D_i^l), l=1,2,\dots,L_1; i=1,2,\dots,N. \quad (11)$$

非线性处理后输出的 B_i^1 和 $B_{i,l}^2$ 作为特征抽取层的输入值,再把他们分别分成 Z 块,其大小为 $h_1 \times h_2$, 块的重叠率为 r ,对每一个块使用直方图统计的方法进行统计,然后把所有的块连接成一个向量的形式. 第一个卷积层后面提取的特征表示为 $f_1 = \text{bhist}(B_i^1)$. 同理第二卷积层后提取的特征为 $f_2 = [\text{bhist}(B_i^2(1)), \dots, \text{bhist}(B_i^2(L_1))]$. 最后把第一个卷积层输出的特征 f_1 和第二个卷积层输出的特征 f_2 连在一起作为最终的年龄特征 f :

$$f = [f_1, f_2], \quad (12)$$

最后把年龄特征 f 送入到 K-SVR 里进行年龄值估计.

2 实验结果与分析

年龄数据库是年龄估计的基础,同时也是年龄估计性能评价的一个基准来源. 本节将在两个年龄公开数据库 FG-NET 和 MORPH 上验证所提算法的有效性,这两个数据库也是在国内外国龄估计研究中的应用最广的年龄数据库.

2.1 年龄数据库

(1) 数据库 FG-NET 里有 82 个人,含有 1 002 张图像,每个人都有 6-18 张人脸图像并标有图像的准确年龄,年龄值范围 0-69 数据库里的图像具有光照、姿势、表情变化. 图 3 为 FG-NET 数据库图像.

(2) 另一个是 MORPH(Album2) 数据库^[11],它比 FG-NET 数据库更大,包含 55 332 张图像,年龄范围为 16-77 岁,图 4 为 MORPH 数据库图像.



图 3 FG-NET 数据库图像

Fig. 3 Images of FG-NET

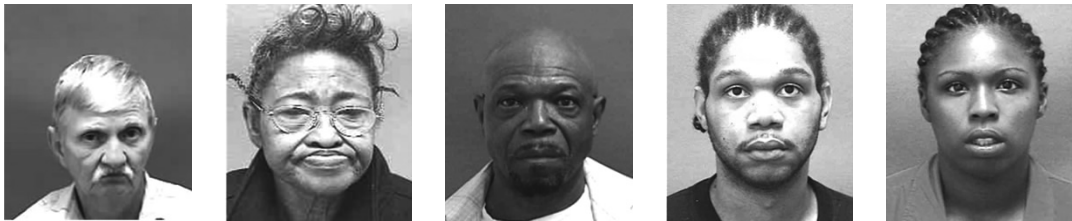


图 4 MORPH 数据库图像

Fig. 4 Images of MORPH

2.2 年龄估计评价标准

为了更好地客观评价一个算法的优越性,在年龄估计研究中年龄估计算法的性能评价是必不可少的环节.常用的评价有绝对平均误差(MAE)和累积指数(CS),平均绝对误差是指真实年龄值和估计年龄值之间绝对误差的平均值,定义为:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |T_i - P_i|, \quad (13)$$

式中, T_i 和 P_i 分别表示真实年龄值和估计年龄值, N 表示测试样本数量.MAE范围越小,年龄估计算法性能越好,准确率也就越高,反之则越差.

另一个评价标准是累积指数,它可以用来表示估计出来的年龄绝对误差范围是否在一个可以接受的范围内,其定义为

$$CS_{\alpha} = \frac{N_{\alpha}}{N} \times 100\%, \quad (14)$$

N_{α} 表示测试图像中估计的年龄值与真实年龄值的绝对误差在 α 范围内, N 表示测试样本数量.

2.3 实验分析

本文实验的设置:对较小的 FG-NET 数据库我们随机选取 80% 的图像作为训练集,20% 的图像作为测试集.对于较大的 MORPH 数据,我们从中随机选取 10 000 张图像,并且随机分成 10 组,每一组含有 1 000 张图片,再从中随机选取 80% 的图像作为训练集,20% 的图像作为测试集,然后取其平均值.其中所有图像经过预处理后图像的大小为 28×28 .使用 MPCANet 进行年龄特征提取,再使用核支持向量回归 K-SVR(核函数取径向基核函数)来估计年龄值.下面分别研究 MPCANet 模型里的特征抽取层分块 $h_1 \times h_2$ 的大小和分块时的重叠率 r 参数对年龄估计的影响.本文通过大量的实验,选取最优参数并列出了其中最好的实验结果,同时也和人脸年龄估计领域的经典算法和最新的方法进行对比.

实验一:研究分块大小 $h_1 \times h_2$ 对年龄估计的影响.我们先在年龄数据库 FG-NET 上进行实验.MPCANet 模型的卷积核是从年龄数据库 FG-NET 中的训练集学习得到.卷积核的大小设为 $p_1 = p_2 = 5$,卷积核的个数为 $L_1 = L_2 = 8$.我们将研究分块 $h_1 = h_2$ 的大小从 3 到 13 变化时对年龄估计的影响,其中在做分块时的重叠率 r 设为 0.1,实验结果如图 5 所示.

从图 5 中我们可以看到,分块 h_1, h_2 的大小对年龄估计有重要的影响.在同等条件下,当分块大小为 $h_1 = h_2 = 9$ 时,在 FG-NET 数据库中年龄估计达到最好结果,其中估计年龄的平均绝对误差(MAE)为 4.51,比文献[12-16]的结果好很多,虽然比卷积神经网络(CNN)^[6]的结果差一点.但是 MPCANet 模型含的参数比 CNN 要少很多,训练消耗的时间更少.这也表明当分块的大小为一个合适的值时可以提取到健壮的年龄特征,实验结果更好.

和 FG-NET 数据库不同的是,对较大的 MORPH 数据库我们分成 10 组,每组含有 1 000 张图片,我们对 10 组数据进行同样的实验.从 MORPH 数据库的训练集中学习得到 MPCANet 模型的卷积核,卷积核设置和前面一样,大小为 $p_1 = p_2 = 5$,其个数为 $L_1 = L_2 = 8$.研究分块 $h_1 = h_2$ 的大小从 3 到 13 变化时对年龄估计的影响,其中分块时的重叠率 r 为 0.1,实验结果如图 5 所示.

从图 5 中可以看到,对较大的 MORPH 数据库的实验取得的结果不是很理想,并且随着分块的大小增加时,实验结果相对要差.当 $h_1 = h_2 = 3$ 时,实验效果最好,它的平均 MAE 为 5.40.虽然实验结果比卷积神经网络(CNN)^[6]要高,但依然比一些经典的方法[12-15]的实验结果好.

实验二:研究分块重叠率 r 对年龄估计的影响.卷积核的大小设置为 $p_1 = p_2 = 5$,其个数为 $L_1 = L_2 = 8$,分块的大小为 $h_1 = h_2 = 7$.研究重叠率 r 从 0 到 0.5 增大时对年龄估计的影响.实验结果如表 1 所示.从表中可以看到,当重叠率 r 为 0.1 时,对于 FG-NET 年龄数据库取得的实验效果最好,平均绝对误差(MAE)可达到 4.51,虽然比卷积神经网络(CNN)^[6]里的平均绝对误差稍微高一点,但同样比一些经典方法^[12-16]里

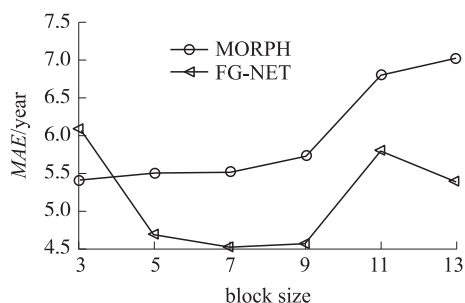


图 5 分块大小对年龄估计的影响
Fig. 5 The impact of block size for aging estimation

取得的实验结果好,这也说明我们算法能提取到较好的年龄特征. 对于较大数据库 MORPH,重叠率 r 为 0 时,实验结果最好,10 组数据的平均 MAE 达到 5.49,同样比文献[12–15]的方法实验结果好.

表 1 重叠率 r 对产生估计年龄的影响
Table 1 The impact of block over ratio for aging estimation

r	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
FG-NET	4.89	4.51	4.94	4.71	4.86	4.86
MORPH	5.49	5.51	5.50	5.49	5.45	5.45

最后对 MPCANet 方法和 PCANet^[17] 方法进行比较(见表 2),在 FG-NET 数据库中 MPCANet 算法表现得更好,在 MORPH 数据库中表现稍微差点,在一定程度上可以表明 MPCANet 方法处理小数据集可能表现得更好. 图 6 为取得参数最佳的条件下,FG-NET 数据库图像的预测值和真实值之间的对比.

由以上分析,本文所提出的 MPCANet 模型估计人脸年龄能提高准确率,即使和目前最流行的深度学习(CNN)相比,我们的平均绝对误差表现略微逊色. 主要原因可能是 CNN 是一种有监督的训练方法,而 MPCANet 它是一种无监督的训练方法. 但是我们的模型具有含有更少的参数、效率更高、训练时间更短等优点,训练所消耗的时间大约为 118.78 s,每个测试样本消耗时间大约为 0.31 s. 实验是在 Inter(R) Core(TM) i5-4590 CPU @ 3.30 GHz RAM 8.00 GB 64 bit 上进行.

表 2 年龄估计方法的平均绝对误差(MAE)比较
Table 2 Comparison of different algorithms for aging estimation on MAE

方法	MORPH	FG-NET
CNN ^[6]	4.77	4.26
SVM+FL ^[16]		4.81
CA-SVR ^[15]	5.88	4.67
SVR ^[14]	5.77	5.66
AGES ^[13]	8.83	6.77
OHRANK ^[12]	5.96	4.85
PCANet ^[17]	4.72	4.66
MPCANet	5.40	4.51

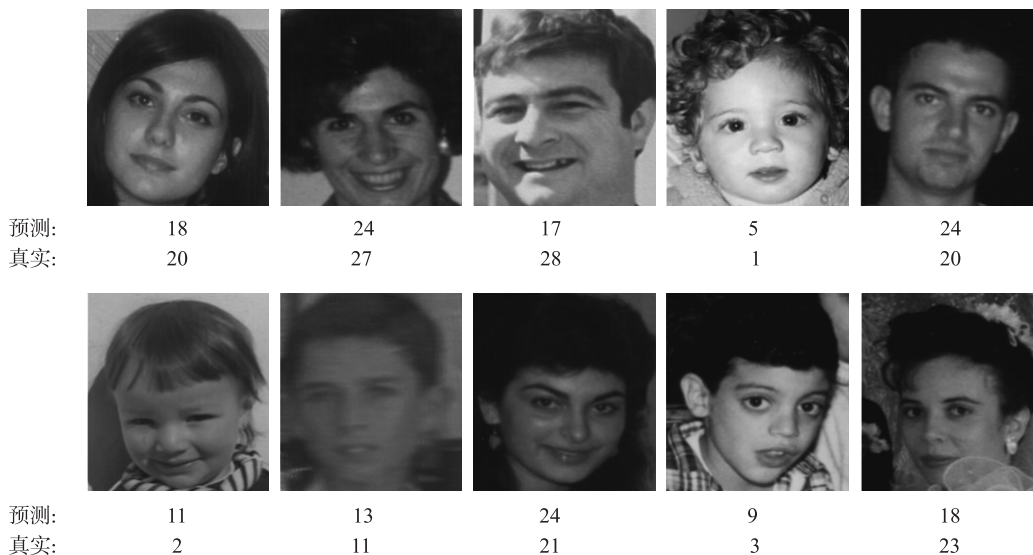


图 6 FG-NET 数据库的部分年龄预测值
Fig. 6 Part of age estimation from FG-NET

3 结语

针对人脸图像的年龄自动估计问题,使用深度学习模型来进行人脸年龄估计,该模型可以学习和提取到比较健壮的年龄特征. 和传统的深度学习不同的是,我们是采用 PCA 算法来学习卷积层操作的卷积核,所以不需要进行反向传播调节,这样可以有效地减少模型参数提高效率. 根据深度学习模型的特点,本文使用多层特征作为最终年龄特征. 实验表明该算法可以大大地提高人脸年龄估计的精度.

[参考文献]

- [1] GENG X,ZHOU Z H,ZHANG Y,et al. Learning from facial aging patterns for automatic age estimation[C]//ACM Interna-

- tional Conference on Multimedia. Santa Barbara, USA, 2006:307-316.
- [2] GUODONG G, YUN F, DYER C R, et al. Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression[J]. IEEE transactions on image processing, 2008, 17(7):1 178-1 188.
- [3] LAWRENCE S, GILES C L, TSOI A C, et al. Face recognition; a convolutional neural-network approach [J]. IEEE transactions on neural networks, 1997, 8(1):98-113.
- [4] KHALIL H M, SUNG L S. A convolutional neural network approach for face verification[C]//2014 International Conference on High Performance Computing and Simulation(HPCS). Bologna, Italy, 2014:707-714.
- [5] PATTABHI R N, IJJINA E P, MOHAN C K. Illumination invariant face recognition using convolutional neural networks[C]//IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems. Kozhikode, India: IEEE, 2015:1-4.
- [6] WANG X, GUO R, KAMBHAMETTU C. Deeply-learned feature for age estimation[C]//Applications of Computer Vision. Waikoloa, HI, USA:IEEE, 2015:534-541.
- [7] CHAN T H, JIA K, GAO S, et al. PCANet: a simple deep learning baseline for image classification[J]. IEEE transactions on image processing, 2014, 24(12):5 017-5 032.
- [8] FUKAI H, TAKIMOTOY H, MITSUKURA Y. Age and gender estimation by using facial image[C]//Proceeding of the 11th IEEE International Workshop on Advances Motion Control. Nagaoka, Japan:IEEE Computer Society Press, 2010:179-184.
- [9] FU Y, HUANG T S. Human age estimation with regression on discriminative aging manifold[J]. IEEE transactions on multimedia, 2008, 10(4):578-584.
- [10] ZHAI C M, YU Q, DU J X. Age estimation of facial images based on an improved non-negative matrix factorization algorithms [C]//Advanced Intelligent Computing Theories and Applications with Aspects of Artificial Intelligence, Proceedings of International Conference on Intelligent Computing, Iccic 2010. Changsha, China, 2010:1 865-1 868.
- [11] RICANEK JR K, TESAFAYE T. MORPH: a longitudinal image database of normal adult age-progression[C]//IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition. Southamptorm, UK, 2006:341-345.
- [12] CHANG K Y, CHEN C S, HUNG Y P. Ordinal hyperplanes ranker with cost sensitivities for age estimation[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs, USA:IEEE, 2011:585-592.
- [13] XIN G, ZHI H Z, KATE S M. Automatic age estimation based on facial aging patterns[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2007, 29(12):2 234-2 240.
- [14] GUO D G, YUN F, DYER C R, et al: Image-based human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression[J]. IEEE transactions on image processing, 2008, 17(7):1 178-1 188.
- [15] CHEN K, GONG S, XIANG T, et al. Cumulative attribute space for age and crowd density estimation[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Portland, USA:IEEE, 2013:2 467-2 474.
- [16] HADCHUM P, WONGTHANAVASU S. Facial age estimation using a hybrid of SVM and Fuzzy Logic[C]//2015 12th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON). Hua Hin, Thailand:IEEE, 2015:10-21.
- [17] ZHENG D P, DU J X, FAN W T, et al. Deep learning with PCANet for human age estimation[M]//International Conference on Intelligent Computing. Lanzhou, China, 2016:300-310.

[责任编辑:丁 蓉]