



智能系统学报

CAAI TRANSACTIONS ON INTELLIGENT SYSTEMS

跨年龄人脸验证技术研究

孙燕, 李旭军, 何启泓

引用本文:

孙燕, 李旭军, 何启泓. 跨年龄人脸验证技术研究[J]. 智能系统学报, 2021, 16(2): 247–253.

SUN Yan, LI Xujun, HE Qihong. Research on age invariant face verification technology[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(2): 247–253.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202011029>

您可能感兴趣的其他文章

基于正交Log-Gabor滤波二值模式的人脸识别算法

Face recognition based on orthogonal Log-Gabor binary pattern

智能系统学报. 2019, 14(2): 330–337 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201708015>

基于卷积特征和贝叶斯分类器的人脸识别

Face recognition based on convolution feature and Bayes classifier

智能系统学报. 2018, 13(5): 769–775 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706052>

双差值局部方向模式的人脸识别

Face recognition with double difference local directional pattern

智能系统学报. 2018, 13(5): 751–759 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706032>

一种新融合算法的维吾尔族人脸识别

A new fusion algorithm for uyghur face recognition

智能系统学报. 2018, 13(3): 431–436 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201710014>

一种多层特征融合的人脸检测方法

Face detection method fusing multi-layer features

智能系统学报. 2018, 13(1): 138–146 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201707018>

一种基于P稳定局部敏感哈希算法的相似人脸检索系统设计

A similar-face-image-retrieval system design based on a P-stable locality-sensitive Hashing algorithm

智能系统学报. 2017, 12(3): 392–396 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201607005>

微信公众平台



关注微信公众号，获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.202011029

跨年龄人脸验证技术研究

孙燕, 李旭军, 何启泓

(湘潭大学 物理与光电工程学院, 湖南 湘潭 411105)

摘 要: 针对跨年龄人脸验证任务中面部纹理、形状特征变化的问题, 提出一种基于双编码平均局部二值模式 (dual-coded average local binary pattern, DCALBP) 与深度学习算法相结合的多任务人脸验证算法。首先, 使用多任务卷积神经网络 (multi-task convolutional neural network, MTCNN) 对人脸检测图片进行预处理, 引入双编码平均局部二值模式 (DCALBP) 和梯度直方图算法 (histogram of oriented gradient, HOG) 提取人脸的局部纹理特征和形状特征, 运用典型相关性分析 (canonical correlation analysis, CCA) 算法将两种特征融合, 得到人脸年龄特征。然后, 孪生网络 (siamese network) 提取人脸面部特征, 并将纹理形状特征从中分离, 抑制年龄因素对人脸验证的影响, 从而得到具有年龄不变性的人脸特征。最后进行人脸特征匹配, 实现跨年龄人脸验证。通过在数据集 FG-NET、MORPH Album2 以及经过处理的综合数据集上进行实验, 准确率分别为 89.73%、98.32% 和 98.27%, 充分验证了该方法的有效性。

关键词: 人脸验证; 深度学习; 年龄干扰; 双编码平均局部二值模式; 方向梯度直方图; 典型相关性分析
中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2021)02-0247-07

中文引用格式: 孙燕, 李旭军, 何启泓. 跨年龄人脸验证技术研究 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(2): 247-253.

英文引用格式: SUN Yan, LI Xujun, HE Qihong. Research on age invariant face verification technology[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(2): 247-253.

Research on age invariant face verification technology

SUN Yan, LI Xujun, HE Qihong

(School of Physics and Optoelectronics, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

Abstract: The texture, shape, and other features of the face will change dramatically with age, significantly reducing the accuracy of face recognition. To solve this problem, this study proposes a multitask cross-age face verification algorithm based on the dual coding average local binary pattern (DCALBP) and deep learning algorithm. First, the multi-task convolutional neural network is used to detect the face area. Second, the DCALBP and histogram of oriented gradients are used to extract the face texture and shape features, respectively. Then, the canonical correlation analysis is conducted to merge the face texture and shape features to determine the facial age features. Finally, the Siamese network is employed to extract the facial features and separate the facial age features from the facial features, suppress the influence of age factors on face verification, and obtain age-invariant facial features. The algorithm can identify whether it is the same person by feature matching. In this study, the accuracy of the FGNet, MORPH Album2, and processed synthesis data sets is 89.73%, 98.32%, and 98.27%, respectively, and the effectiveness of the proposed method is fully verified.

Keywords: face verification; deep learning; age interference; dual-coded average local binary pattern; histogram of oriented gradient; canonical correlation analysis

年龄因素导致人脸识别准确率降低, 如何抑制年龄因素是人脸识别技术中的关键。在 2015 年, Chen 等^[1]将一般的人脸识别模型应用在跨年龄人脸识别任务中, 研究结果显示准确率降低 13% 以上, 直接说明了年龄的变化会降低人脸识别

率。目前跨年龄人脸识别研究主要分为三类: 生成方法、判别方法和基于深度学习的方法^[2-6]。生成方法先构建一个模拟人脸老化或者年轻化的生成模型, 在人脸匹配阶段, 生成目标年龄的人脸, 以此来降低年龄因素对人脸识别的影响。该方法需要准确的数据标签和先验参数假设, 对非受限环境敏感, 生成的图像会增加噪声, 影响匹配结

收稿日期: 2020-11-24.

通信作者: 李旭军. E-mail: xjli@xtu.edu.cn.

果^[7-9]。判别方法先提取出随年龄变化稳定的人脸特征,再进行人脸识别。2013年,Gong等^[10]提出了一种隐藏因子分析(HFA)的方法,该方法分别提取年龄相关的人脸特征以及不随年龄变化的稳定特征,对这两个特征建模,然后用期望最大化(EM)算法估计参数,以此实现跨年龄的人脸识别。2016年,Gong等^[11]又提出了一种最大熵特征描述符(MEFD)的方法,该方法根据最大熵将面部图像的微观特征编码为一组离散代码,通过密集采样编码的面部图像,提取大量具有区分性和表达性的信息,进一步对跨年龄人脸特征进行分析。2017年,Xu等^[12]依据年龄变化是一种非线性变换,提出了一种耦合自动编码器网络(CAN)的方法,由两个浅层神经网络组成,适用于复杂的非线性老化过程。由于卷积神经网络具有从原始特征中端到端学习非线性特征的优势^[13-14],基于深度学习的跨年龄人脸识别方法相继提出。Wang等^[15]提出正交嵌入卷积神经网络模型(OE-CNN),该方法将面部特征分解成两个正交分量,分别表示年龄特征和身份特征,以实现跨年龄人脸识别。Wen等^[16]提出了一种并行的卷积神经网络模型(LF-CNN)学习年龄不变的人脸特征,并且提出了LIA分析法进行参数更新,代替了传统梯度下降法。

本文基于判别方法提出一种跨年龄人脸验证网络模型,首先改进LBP算法,提出双编码平均局部二值模式算法(DCALBP)。该算法使用邻域像素的平均值与中心像素的差值以及差值的绝对值作为差值阈值和幅度阈值,可减少光照和高频噪声对像素值的影响,同时丰富纹理特征信息,降低特征维度。以 3×3 像素块为例,将8点采样降为4点采样,编码数量从 $2^8=256$ 降为 $2^4=16$ 。之后采取多任务方式,应用CCA算法融合DCALBP和HOG提取的人脸纹理形状特征,得到一维的年龄特征信息。另外,本文引入孪生网络(siamese network)进行特征匹配,从网络提取的特征中分离出年龄特征信息,得到具有年龄不变性的人脸特征,从而完成跨年龄人脸验证任务。

1 DCALBP 算法

1.1 LBP 算法

局部二值模式(LBP)是一种描述图像局部纹理特征的算子^[17],以中心像素灰度值为阈值,相邻像素的灰度值与其比较,若邻域像素灰度值大于等于阈值,记为1,反之记为0。对其结果进行编码,得到相应的二进制数,转为十进制,作为该点

的LBP编码值,用来表示这个区域的纹理信息。LBP编码公式如下:

$$\text{LBP}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{N-1} S(i_p - i_c) 2^p \quad (1)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: (x_c, y_c) 是中心像素点; i_c 表示中心像素点的灰度值; N 表示邻域像素点的个数; $i_p (p=0, 1 \cdots p-1)$ 表示邻域像素点的灰度值。以 3×3 像素窗口为例, LBP 计算过程如图 1 所示。

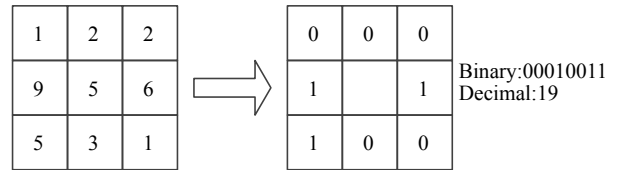


图 1 LBP 编码算子

Fig. 1 LBP encoded operator

传统 LBP 只考虑了邻域像素灰度值与中心像素灰度值之间的关系,没有考虑邻域像素灰度值之间的影响。针对这一问题,后来有研究者提出一种中心对称局部二值模式(CS-LBP),即设置一个阈值 T ,将中心对称的两个邻域像素灰度值相减,与阈值 T 相比较,大于等于 T 取 1,反之取 0。编码公式为

$$\text{CS-LBP}_{R,N}(c) = \sum_{p=0}^{\frac{N}{2}-1} S(i_p - i_{p+\frac{N}{2}}) 2^p \quad (3)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq T \\ 0, & x < T \end{cases} \quad (4)$$

式中: R 表示区域半径 ($R=1$); N 表示邻域像素点个数 ($N=8$); i_p 表示邻域像素点 $p (p=0, 1, \cdots, 7)$ 灰度值; T 为阈值。

1.2 DCALBP 算法

传统 LBP 方法和改进后的 CS-LBP 算法,都是 8 点采样,且 CS-LBP 算法中阈值为预设值,需要根据先验知识进行设置,很难定义一个合适的阈值。本文提出的 DCALBP 方法将采样点降低到 4 个,减少特征向量的维度,同时考虑了光照变化不均匀时对像素的影响,采样点的灰度值用相邻像素点和自身灰度值的平均值代替,引入两个阈值变量,分别为差值阈值 d 和幅度阈值 t ,两个变量的计算公式为

$$d = \frac{1}{N} \sum_{p=0}^{N-1} (i_{2p+1} - i_c) \quad (5)$$

$$t = \frac{1}{N} \sum_{p=0}^{N-1} |i_{2p+1} - i_c| \quad (6)$$

其中, N 表示采样点的个数; i_c 表示中心像素点的灰度值; i_{2p+1} ($p=0,1,2,\dots$) 表示采样点的灰度值。

为了提取出丰富的面部纹理信息, DCALBP 采用双编码的方法。取采样点与中心像素点灰度值的差值, 差值大于等于阈值 d , 编码为 1, 反之为 0, 得到第一位编码值。第二位编码值与采样点与中心像素灰度值的绝对值有关, 绝对值大于等于 t , 编码为 1, 反之为 0。编码公式如下:

$$\text{DCALBP}_N = \sum_{p=0}^{N-1} (S_{(1)}(i_p, i_c)2^{2p} + S_{(2)}(i_p, i_c)2^{2p+1}) \quad (7)$$

$$S(i_p, i_c) = \begin{cases} 00, & i_p - i_c < d \text{ and } |i_p - i_c| < t \\ 01, & i_p - i_c < d \text{ and } |i_p - i_c| \geq t \\ 10, & i_p - i_c \geq d \text{ and } |i_p - i_c| < t \\ 11, & i_p - i_c \geq d \text{ and } |i_p - i_c| \geq t \end{cases} \quad (8)$$

其中 $S_{(1)}$ 和 $S_{(2)}$ 分别表示 $S(i_p, i_c)$ 编码中的第一位和第二位编码值。以 3×3 的窗口, 采样点为 $4(N=4)$ 为例, DCALBP 编码过程如图 2 所示。

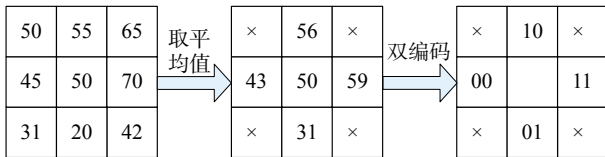


图 2 DCALBP 双编码

Fig. 2 DCALBP dual-encoded

首先求取 4 个采样点的灰度值, 灰度值取整, 根据式 (5), 差值阈值为 $d = \frac{1}{4}[(56-50) + (59-50) + (31-50) + (43-50)] = -2.75$, 根据式 (6), 幅度阈值 $t = \frac{1}{4}[|56-50| + |59-50| + |31-50| + |43-50|] = 7.75$ 。由式 (7)、(8), 得到 DCALBP 编码值。由于二值编码模式经循环移位后会产生不同的编码结果, 为了保证算法的旋转不变性, 取最小值为 DCALBP 的值。图 2 中, 循环移位后二值编码分别为: $(10110100)_2 = (180)_{10}$, $(00101101)_2 = (45)_{10}$, $(01001011)_2 = (75)_{10}$, $(11010010)_2 = (210)_{10}$, 取最小值, 故该像素点的 DCALBP 值为 45。

1.3 CCA 特征融合

典型相关性分析 (canonical correlation analysis, CCA) 用来挖掘两个来自于同一个体的多维数据之间的联系^[18]。CCA 将多维向量 X 和 Y 通过线性变换为 U 和 V , 计算 U 和 V 之间的相关系数, 从而得到二者的相关性。该算法将两组特征向量的典型特征作为有效特征, 既达到特征融合的目的, 又消除了特征向量之间的信息冗余, 同时起到降维的作用。在本研究中, 首先应用 DCALBP 和 HOG 算法分别提取人脸纹理特征和形状特征向量, 用 X 、 Y 表示, 然后引入 CCA 算法

将两组向量通过线性变换投影到一维空间, 求出投影向量 a 和 b , 使得 $U = a^T X$ 和 $V = b^T Y$ 之间的相关系数 $\text{Corr}(U, V)$ 最大。向量 X 和 Y 的协方差矩阵为 $\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{XX} & \Sigma_{XY} \\ \Sigma_{YX} & \Sigma_{YY} \end{bmatrix}$, 其中 $\Sigma_{XX} = \text{cov}(X, X)$, 表示 X 的协方差矩阵; $\Sigma_{XY} = \text{cov}(X, Y)$, $\Sigma_{YX} = \text{cov}(Y, X)$, 表示 X 和 Y 的互协方差矩阵; $\Sigma_{YY} = \text{cov}(Y, Y)$, 表示 Y 的协方差矩阵。先求出 $U = a^T X$ 和 $V = b^T Y$ 的方差和协方差, 有:

$$\text{var}(U) = \text{var}(a^T X) = a^T \Sigma_{XX} a \quad (9)$$

$$\text{var}(V) = \text{var}(b^T Y) = b^T \Sigma_{YY} b \quad (10)$$

$$\text{cov}(U, V) = \text{cov}(a^T X, b^T Y) = a^T \Sigma_{XY} b \quad (11)$$

然后求 U 和 V 的相关系数:

$$\rho = \text{Corr}(U, V) = \frac{\text{cov}(U, V)}{\sqrt{\text{var}(U)} \sqrt{\text{var}(V)}} = \frac{a^T \Sigma_{XY} b}{\sqrt{a^T \Sigma_{XX} a} \sqrt{b^T \Sigma_{YY} b}} \quad (12)$$

此时, 问题转化为, 求解出投影向量 a 、 b , 使得相关系数 ρ 最大。分母固定, 求解分子最大值, 即: 令 $a^T \Sigma_{XX} a = 1$, $b^T \Sigma_{YY} b = 1$, $a^T \Sigma_{XY} b$ 最大, 构造拉格朗日等式, 有:

$$L(a, b) = a^T \Sigma_{XY} b - \frac{\lambda}{2} (a^T \Sigma_{XX} a - 1) - \frac{\theta}{2} (b^T \Sigma_{YY} b - 1) \quad (13)$$

求导得出:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial a} = \Sigma_{XY} b - \lambda \Sigma_{XX} a \\ \frac{\partial L}{\partial b} = \Sigma_{YX} a - \theta \Sigma_{YY} b \end{cases} \quad (14)$$

令导数为 0, 则有:

$$\begin{cases} \Sigma_{XY} b - \lambda \Sigma_{XX} a = 0 \\ \Sigma_{YX} a - \theta \Sigma_{YY} b = 0 \end{cases} \quad (15)$$

由此求出 $\lambda = \theta = a^T \Sigma_{XY} b$, 对式 (15) 进一步简化, 有:

$$\begin{cases} \Sigma_{XX}^{-1} \Sigma_{XY} b = \lambda a \\ \Sigma_{YY}^{-1} \Sigma_{YX} a = \lambda b \end{cases} \quad (16)$$

转化成矩阵的形式, 即:

$$\begin{bmatrix} \Sigma_{XX}^{-1} & 0 \\ 0 & \Sigma_{YY}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & \Sigma_{XY} \\ \Sigma_{YX} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

对 $\begin{bmatrix} \Sigma_{XX}^{-1} & 0 \\ 0 & \Sigma_{YY}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & \Sigma_{XY} \\ \Sigma_{YX} & 0 \end{bmatrix}$ 求出最大特征值 λ , 即可以求出向量 a 、 b 和 ρ 。得到的 a 、 b 称为典型向量, 融合后的特征向量为 $f(x) = U + V = a^T X + b^T Y$, 作为年龄特征向量。

1.4 Siamese Network 网络模型

人脸验证任务的目的是比较两幅输入人脸图片的匹配程度, 因此需要构建一个卷积神经网络, 实现图像对输入、输出两幅图片的相似度量值。在 2005 年, Chopra^[19] 提出了一种用于图片匹配的卷积神经网络结构, 称之为孪生网络 (Sia-

mes Network), 该网络通过两个共享权值的卷积神经网络 (CNN) 提取特征, 再进行特征匹配。在本文的网络结构中, 对 Siamese Network 进行了改进, 把 CNN 结构替换为 ResNet, 该结构在 2015 年

被何凯明团队提出^[20], 由多个残差块组成, 结构中使用了“shortcut connection”的连接方式, 很好地解决了深层网络中梯度弥散和训练困难的问题。整体的模型流程图如图 3 所示。

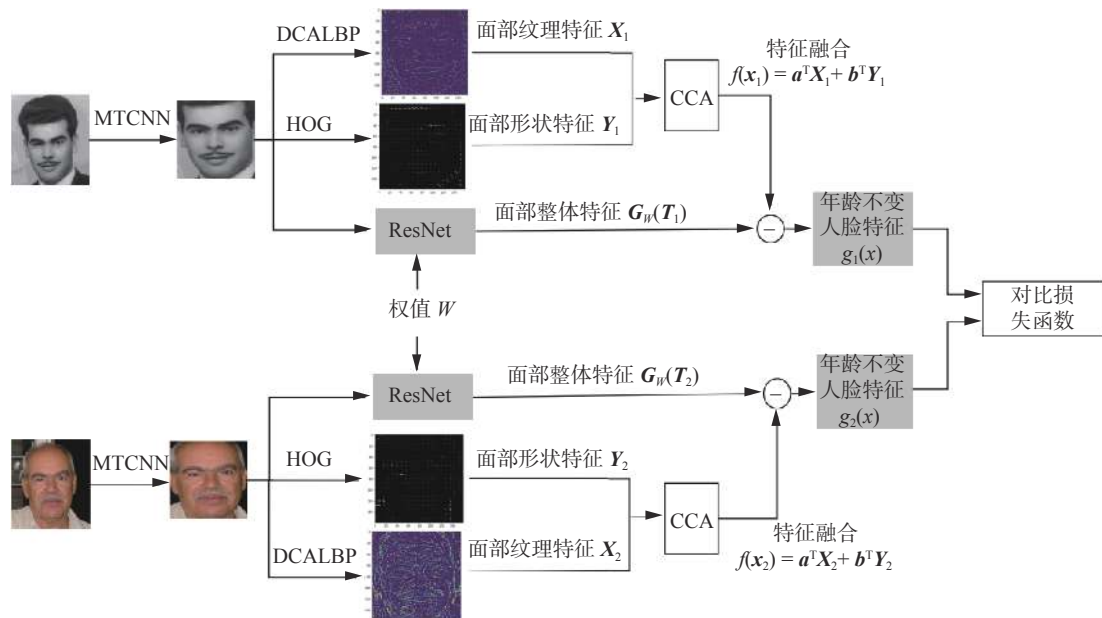


图 3 RS-CNN 模型流程图

Fig. 3 Architecture of the RS-CNN

首先构建一个映射函数 $G_w(X)$, 把输入图片 T_1 、 T_2 作为参数自变量, 输出得到特征向量 $G_w(T_1)$ 、 $G_w(T_2)$, 分离出年龄特征向量, 得到两组年龄无关的特征向量进行相似度量, 通过反向传播, 不断优化网络参数, 使得两张同一人脸图片的距离相似度量值最小化, 两张不同人脸图片的距离相似度量值最大化, 以此来实现人脸验证。其计算过程为

$$f(x) = a^T X + b^T Y \quad (17)$$

$$h(x) = G_w(x), x = T \quad (18)$$

$$g(x) = h(x) - \mu f(x) \quad (19)$$

$$E_w(g(x)) = \|g_1(x) - g_2(x)\| \quad (20)$$

式中: X 表示纹理特征; Y 表示轮廓特征; a 和 b 是 CCA 算法中的投影向量; $f(x)$ 即是 X 和 Y 特征融合后的年龄特征向量。 $h(x)$ 表示输入图像的整个人脸特征, μ 表示年龄特征向量的权值, 经过实验验证, 当 $\mu=0.72$ 时, 实验结果最优。 $g(x)$ 表示特征分离得到的与年龄无关的人脸特征向量, $E_w(g(x))$ 为相似性度量函数, 表示图片对的匹配程度。引入损失函数 Contrastive Loss, 通过反向传播不断更新网络的权值, 降低损失值, 优化网络性能。损失函数表达式如下:

$$\text{Loss} = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N y d^2 + (1-y) \max(m-d, 0)^2 \quad (21)$$

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^P (x_1^i - x_2^i)^2} \quad (22)$$

式中: d 代表两个样本特征之间的欧氏距离; P 表示样本的特征维数。 y 表示图像对中两个样本是否匹配, $y=0$ 表示不匹配, 此时 $\text{Loss} = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N \max(m-d, 0)^2$, 即两个样本不同时, 特征空间的欧氏距离越小, 损失越大; $y=1$ 表示匹配, 此时 $\text{Loss} = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N d^2$, 即两个样本相似时, 如果在特征空间的欧氏距离较大, 损失就会越大, 说明网络模型不好, 则会训练优化模型。 m 为设定好的阈值, 取值为 1.25, 表示只考虑欧氏距离在 $0 \sim m$ 的特征, 超过阈值时, $\text{Loss} = 0$; N 为样本数。

2 实验过程及结果

2.1 数据集及实验参数

本次实验所使用的数据集有 3 种, 分别是 FG-NET 数据集、MORPH2 数据集以及从 FG-NET 数据集、MORPH2 数据集中按照实验所需选择图片构成一个综合数据集。综合数据集年龄跨度为 0~62 岁, 包括 13 040 人 52 840 张照片, 正样本为同一人不同年龄段的图像对, 负样本为两类, 一类是不同人同一年龄段的图像对, 一类是不同人不同年龄段的图像对。其中训练集包括 30 000 个图像对, 验证集包括 4 000 个图像对, 测

试集包括4000个图像对。每个图像对有对应的标签,1表示正样本,0表示负样本。3个数据集的年龄段占比分布如图4所示。

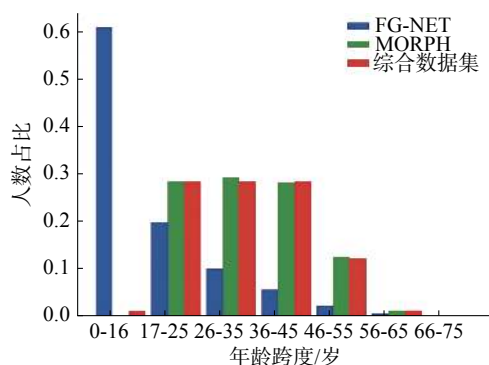


图4 数据集年龄分布

Fig. 4 Data set age distribution

2.1.1 数据预处理

采用MTCNN检测人脸关键点,通过相似性变换实现人脸对齐,检测出人脸区域,统一将输入图片像素大小裁剪为 224×224 。为了防止过拟合,在训练的过程中为保证样本的多样性,采用在线数据增强的方式,对训练集数据进行随机翻转、水平镜像、亮度变换的操作,最后对图片数据归一化,归一化区间为 $[-1,1]$ 。

2.1.2 实验参数设置

本实验模型使用的框架为Pytorch框架, batch_size 设为64,学习率预设为0.01,实验过程中防止学习率过大带来模型振荡的问题,采用Warmup Learning的方法对学习率进行处理,训练开始使用较小的学习率,设为0.0001,迭代训练3次后,学习率恢复为预设值,之后每迭代50次,学习率下降1/10,迭代次数设为200,动量因子设为0.9。

2.2 实验结果

2.2.1 在FG-NET数据集上的实验结果

FG-NET数据集包含82个人1002张不同年龄段的面部图像,年龄范围在0~69周岁,其年龄段分布如表1所示。

表1 FG-NET数据集年龄分布
Table 1 FG-NET data set age distribution

年龄段	样本数量/张
0~4	193
5~10	218
11~16	201
17~24	182
25~69	208

18岁以下的人脸图像占据该数据集的61%以上,而人脸轮廓纹理变化最大的便是婴幼儿到青少年时期,此数据集给人脸验证算法带来了很大的难度,因此要对数据进行更加科学的处理。训练集选取了60个人不同年龄段的照片,从每个年龄段中选取图片组成正样本图像对和负样本图像对,如表2所示。不同方法在FG-NET数据集上的实验结果如表3所示。

表2 正负样本组合方式

Table 2 Positive and negative sample combination method

样本组合方式	正样本对个数	负样本对个数
0~4 and 5~10	50	50
0~4 and 11~16	50	50
0~4 and 17~24	50	50
0~4 and 25~69	50	50
5~10 and 11~16	50	50
5~10 and 17~24	50	50
5~10 and 26~69	50	50
11~16 and 17~24	50	50
11~16 and 25~69	50	50
17~24 and 25~69	50	50

表3 不同方法在FG-NET数据集上的识别率

Table 3 Recognition rate of different method on FGNET

方法	识别率/%
HFA	69.0
MEFA	76.2
CAN	86.5
LF-CNN	88.1
本文方法	89.73

2.2.2 在MORPH2数据集上的实验结果

MORPH2收录了同一个人在不同年龄段的图片。该数据集包括13000个人的55134张图片,人物年龄跨度为16~77岁。训练集选取6000人不同年龄段的照片,正样本为每个人年龄跨度最大的两张图片,即6000个样本对,负样本为6000人中不同人不同年龄的两张图片,也组成6000个样本对。验证集为不包括训练集的3000人的数据集,测试集为不包括训练集和验证集的4000人样本对,正负样本对的选取方式和训练集相同。不同方法在MORPH2上的实验结果如表4所示。

2.2.3 在综合数据集上的实验结果

FG-NET数据集数量少,且18岁以下的数量占据整个数据集的60%以上,MORPH数据集

数据量足够,但是不包含幼儿时期的数据,且两个数据集中60岁以上的数据呈现个位数的情况,为了提高算法的鲁棒性和泛化性,对两个数据集进行整理,整合成一个包含13 040人52 840张照片的数据集,年龄跨度为0~77,表5是本文提出的方法在综合数据集上的实验结果。

表4 不同方法在MORPH2数据集上的识别率

Table 4 Recognition rate of different method on MORPH2

方法	识别率/%
HOG+HFA	91.14
HLBP+CARC	92.80
HOG+IFA	92.26
MEFA	93.80
LSP+HFA	94.87
LF-CNNs基线模型	95.13
LF-CNNs	97.51
OE-CNNs	98.55
本文方法	98.32

表5 本文不同方法组合在综合数据集上的识别率

Table 5 Recognition rate of different method combinations on the comprehensive data set

方法	识别率/%
SiameseNet	84.36
SiameseNet+ResNet	90.80
SiameseNet+ResNet+HOG	93.13
SiameseNet+ResNet+DCALBP	94.96
SiameseNet+ResNet+DCALBP+HOG	98.27

3 结束语

本文提出了一种基于深度学习算法与传统图像算法相融合的跨年龄人脸验证方法,该方法分别提取人脸特征信息和年龄特征信息,并通过特征分离得到具有年龄不变性的人脸特征。为了更好地匹配人脸特征,本文利用孪生网络的结构特性,对人脸特征进行相似性度量,判定匹配程度,得到跨年龄人脸验证结果。为了验证算法的鲁棒性,在FG-NET、MORPH以及两个数据集的综合数据集上进行实验,得到理想的效果,验证了此方法的有效性。

参考文献:

[1] CHEN B C, CHEN Chusong, HSU W H. Face recognition

and retrieval using cross-age reference coding with cross-age celebrity dataset[J]. *IEEE transactions on multimedia*, 2015, 17(6): 804–815.

[2] LANITIS A, TAYLOR C J, COOTES T F. Toward automatic simulation of aging effects on face images[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002, 24(4): 442–455.

[3] DUONG C N, QUACH K G, LUU K, et al. Temporal non-volume preserving approach to facial age-progression and age-invariant face recognition[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy, 2017: 3755–3763.

[4] LI Zhifeng, PARK U, JAIN A K. A discriminative model for age invariant face recognition[J]. *IEEE transactions on information forensics and security*, 2011, 6(3): 1028–1037.

[5] 张媛媛, 霍静, 杨婉琪, 等. 深度信念网络的二代身份证异构人脸核实算法[J]. *智能系统学报*, 2015, 10(2): 193–200.

ZHANG Yuanyuan, HUO Jing, YANG Wanqi, et al. A deep belief network-based heterogeneous face verification method for the second-generation identity card[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2015, 10(2): 193–200.

[6] 方涛, 陈志国, 傅毅. 神经网络多层特征信息融合的人脸识别方法[J]. *智能系统学报*, 2021, 16(2): 279–285.

FANG Tao, CHEN Zhiguo, FU Yi. Face recognition method based on neural network multi-layer feature information fusion[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2021, 16(2): 279–285.

[7] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002, 24(7): 971–987.

[8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International journal of computer vision*, 2004, 60(2): 91–110.

[9] PARK U, TONG Yiyang, JAIN A K. Age-invariant face recognition[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2010, 32(5): 947–954.

[10] GONG Dihong, LI Zhifeng, LIN Dahua, et al. Hidden factor analysis for age invariant face recognition[C]//Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, Australia, 2013: 978–989.

[11] GONG Dihong, LI Zhifeng, TAO Dacheng, et al. A maximum entropy feature descriptor for age invariant face recognition[C]//Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA, 2015: 5289–5297.

[12] XU Chenfei, LIU Qihe, YE Mao. Age invariant face recognition and retrieval by coupled auto-encoder net-

- works[J]. *Neurocomputing*, 2017, 222: 62–71.
- [13] LIN Liang, WANG Guangrun, ZUO Wangmeng, et al. Cross-domain visual matching via generalized similarity measure and feature learning[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2017, 39(6): 1089–1102.
- [14] LING Haibin, SOATTO S, RAMANATHAN N, et al. Face verification across age progression using discriminative methods[J]. *IEEE transactions on information forensics and security*, 2010, 5(1): 82–91.
- [15] WANG Yitong, GONG Dihong, ZHOU Zheng, et al. Orthogonal deep features decomposition for age-invariant face recognition[C]//Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany, 2018: 764–779.
- [16] WEN Yandong, LI Zhifeng, QIAO Yu. Latent factor guided convolutional neural networks for age-invariant face recognition[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA, 2016: 4893–4901.
- [17] 任飞凯, 邱晓晖. 基于 LBP 和数据扩充的 CNN 人脸识别研究 [J]. *计算机技术与发展*, 2020, 30(3): 62–66.
- REN Feikai, QIU Xiaohui. Research on face recognition of CNN Based on LBP and data expansion[J]. *Computer technology and development*, 2020, 30(3): 62–66.
- [18] 孙权森, 曾生根, 王平安, 等. 典型相关分析的理论及其在特征融合中的应用 [J]. *计算机学报*, 2005, 28(9): 1524–1533.
- SUN Quansen, ZENG Shenggen, HENG P A, et al. The theory of canonical correlation analysis and its application to feature fusion[J]. *Chinese journal of computer*, 2005, 28(9): 1524–1533.
- [19] CHOPRA S, HADSELL R, LECUN Y. Learning a similarity metric discriminatively, with application to face verification[C]//Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, CA, USA, 2005: 539–546.
- [20] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA, 2016: 770–778.

作者简介:



孙燕, 硕士研究生, 主要研究方向为人工智能、计算机视觉、图像处理、人脸识别。



李旭军, 副教授, 博士, 主要研究方向为人工智能、计算机视觉、虚拟仪器。



何启泓, 硕士研究生, 主要研究方向为大数据、数据挖掘、图像处理。