

# 基于类别注意实例归一化机制的人脸年龄合成\*

舒祥波, 施成龙, 孙运莲, 唐金辉



(南京理工大学 计算机科学与工程学院, 江苏 南京 210094)

通信作者: 唐金辉, E-mail: jinhuitang@njust.edu.cn

**摘要:**近年来,生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)家族已在人脸年龄合成任务上取得了巨大的成功.然而,通过研究发现,在解决人脸年龄合成的问题时,即使是善于利用年龄先验信息的条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN),重要的人脸年龄相关信息在一程度上也会被丢弃.这是导致以CGAN为代表的GAN家族在人脸年龄合成上的性能到达瓶颈期的一个重要因素.为此,提出了一种类别注意实例归一化机制(class-aware instance normalization, CAIN).该机制能够灵活地嵌入到CGAN中,形成一种新的生成对抗网络模型,即CAIN-GAN. CAIN-GAN能够充分利用人脸年龄先验信息来进一步提高人脸年龄合成性能.在公开数据集上的实验结果表明,与其他几种GAN家族的方法对比,CAIN-GAN方法仅通过利用人脸年龄相关信息就能对人脸年龄合成性能进行提升.

**关键词:**生成对抗网络;人脸年龄合成;归一化机制

**中图法分类号:** TP391

中文引用格式:舒祥波,施成龙,孙运莲,唐金辉.基于类别注意实例归一化机制的人脸年龄合成.软件学报,2022,33(7):2716–2728. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6281.htm>

英文引用格式:Shu XB, Shi CL, Sun YL, Tang JH. Class-aware Instance Normalization Mechanism for Face Age Synthesis. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2022, 33(7): 2716–2728 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6281.htm>

## Class-aware Instance Normalization Mechanism for Face Age Synthesis

SHU Xiang-Bo, SHI Cheng-Long, SUN Yun-Lian, TANG Jin-Hui

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** In recent years, the generation adversarial networks (GAN) family has been successfully applied for face age synthesis. Nevertheless, it is found that even if the conditional generation adversarial networks (CGAN) are good at using age prior information, the important age information will be discarded to some extent, when CGAN is used to address the problem of face age synthesis. This is an important factor that makes the performance of the GAN family represented by CGAN in face age synthesis task reach the bottleneck period. Therefore, a class-aware instance normalization (CAIN) is proposed, which can be flexibly embedded in CGANs, called CAIN-GAN, for thoroughly leveraging the age prior information to improve the performance of face age synthesis. Experiments on the public datasets show that the proposed CAIN-GAN can improve the performance of face age synthesis only by leveraging the face age-related information, compared with several GAN-based face age synthesis methods.

**Key words:** generation adversarial network; face age synthesis; normalization mechanism

人脸年龄合成<sup>[1-3]</sup>的目的是,在保证身份信息不丢失的前提下,将人脸合成到指定的某个年龄.该项技术可广泛应用到跨年龄人脸识别<sup>[4]</sup>、寻找失踪儿童<sup>[5]</sup>和人脸年龄相关研究<sup>[6]</sup>等任务上.在人脸年龄合成研究的早期阶段,其解决方法可以大致分为基于原型的人脸年龄合成方法<sup>[7]</sup>和基于物理模型的人脸年龄合成方法<sup>[8]</sup>.

\* 基金项目: 科技创新 2030——“新一代人工智能”重大项目(2018AAA0102001); 国家自然科学基金(61732007, 62072245, 61702265, 62076131)

收稿时间: 2020-08-04; 修改时间: 2020-09-27; 采用时间: 2020-12-14

其中, 基于原型的年龄合成方法主要是探究两个年龄段的平均人脸差异, 而基于物理模型的年龄合成方法主要是模拟人脸在老化过程中形状与纹理的变化. 近年来, 基于生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)的人脸年龄合成方法使用对抗学习策略在人脸年龄合成效果方面优于之前的许多方法<sup>[9,10]</sup>, 受到了国内外研究者的极大关注. 由于人脸年龄合成属于多领域图像合成问题, 因此以条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN)<sup>[11,12]</sup>为基础的人脸年龄合成方法在 GAN 家族中逐渐占据主流. 然而, GAN 家族在人脸年龄合成任务上的性能似乎达到了瓶颈期. 为了提升人脸年龄合成的效果, 一些研究者们不得不采用辅助手段来增强人脸年龄合成效果, 例如使用额外的网络来利用年龄先验信息提升 GAN 的年龄合成性能. 然而, 本文通过研究发现, 年龄信息的丢失是制约 GAN 家族在人脸年龄合成性能的重要因素之一. 即使是善于利用年龄先验信息的 CGAN, 也会在一定程度上丢失年龄信息.

在之前的相关工作<sup>[13-15]</sup>中, CGAN 在生成器和判别器中分别采用实例归一化<sup>[14]</sup>和批量归一化<sup>[16]</sup>来尝试解决梯度消失问题和加速网络收敛. 具体来说, 针对人脸年龄合成任务, CGAN 使用某一年龄段对应的 one-hot 编码图作为条件, 去指导在不同目标年龄下的人脸合成. 后续大多数基于 CGAN 的人脸年龄合成工作都会将带有年龄先验信息的 one-hot 编码图与人脸图像进行拼接, 并作为判别器和生成器的输入. 在此种情况下, 由于人脸图像与 one-hot 编码图的拼接形式在卷积层的卷积操作中可以被看作两个单独的卷积操作, 即人脸图像的卷积操作与 one-hot 编码图的卷积操作, 因此 one-hot 编码图的卷积操作在整体的卷积层输出表达式中就被当作了其偏置项的一部分, 而并没有在其斜率项中发挥作用(在第 2.1 节中将进一步通过公式直观化地进行详细解释), 这就限制了大多数基于 CGAN 的人脸年龄合成方法在人脸年龄合成任务上的性能.

基于以上分析, 引发一个思考: “是否能够在 CGAN 的实例归一化过程中保护年龄相关信息?” 众所周知, 条件归一化将充分的先验信息以额外数据的形式引入到传统无条件归一化<sup>[17,18]</sup>. 因此, 为了更好地利用年龄先验信息, 本文在不破坏已学习到的年龄信息的前提下, 尝试将年龄先验信息引入到实例归一化层. 具体来说, 本文将 GRU(gated recurrent unit)<sup>[19]</sup>引入到实例归一化层中, 并设计了一个全新的类别注意实例归一化(class-aware instance normalization, CAIN)机制. CAIN 在归一化特征图时, 综合考虑之前学习到的年龄信息与身份特征信息. 此外, 本文也设计了一种新的斜率判别器, 以替代传统判别器去增强 CGAN 网络中的判别器性能. 与传统的判别器相比, 斜率判别器通过在斜率和偏置中引入年龄先验信息的方式, 来更加充分地考虑年龄先验信息.

综上所述, 本文的主要贡献总结如下: (1) 本文提出了一个新的基于类别注意实例归一化的对抗生成网络(class-aware instance normalization GAN, CAIN-GAN)来处理人脸年龄合成任务; (2) 为了更好地指导人脸年龄合成, 本文设计了一个新的类别注意实例归一化(class-aware instance normalization, CAIN)层, 在生成器中充分利用年龄先验信息; (3) 为了增强判别器的性能, 本文设计了一种新的斜率鉴别器, 在线性函数的斜率和偏置中均引入年龄先验信息.

## 1 相关工作

### 1.1 人脸年龄合成

在人脸年龄合成的早期阶段, 基于原型的人脸年龄合成方法主要关注两个年龄段的平均人脸差异<sup>[1,7,20-22]</sup>. 该类方法的主要缺陷在于在一定程度上忽略了个人的身份信息. 与基于原型的人脸年龄合成方法不同, 基于物理模型的年龄合成方法旨在设计多种参数模型模拟人脸在老化过程中纹理形状的变化<sup>[5,8,23,24]</sup>.

最近几年, GAN 家族<sup>[25,26]</sup>在人脸合成任务上取得了巨大成功. 例如, IPCGAN (identity preserved conditional generative adversarial network)<sup>[27]</sup>在使用对抗损失训练人脸生成器时, 通过年龄分类损失来确保生成的人脸图片属于目标年龄段, 且同时使用身份损失保证身份信息不变. 然而, GAN 在年龄合成任务上似乎陷入了性能提升的瓶颈期. 为了达到进一步的性能提升, Yang 等人<sup>[28]</sup>提出使用金字塔判别器替代传统判别器, 从多个尺度对人脸图片进行判别以增强判别器的性能. 为了提高生成器的性能, Li 等人<sup>[29]</sup>分别使用一个全局网络和 3 个局部网络去捕获全局和局部的人脸属性信息. 通过相关研究与前期实验分析, 本文发现, 年龄信息

的丢失, 是限制 GAN 家族在年龄合成任务上性能突破的一个重要因素. 目前, 传统 GAN 无法解决多年龄领域的年龄合成问题, 而 CGAN (conditional generative adversarial network) 在多领域图片到图片转换任务上取得了可观的成就. 故而, 本文以 CGAN 为基础网络结构, 研究人脸年龄合成任务中年龄相关信息的传递问题, 进而提出了无须其他网络辅助的基于类别注意实例归一化的对抗生成网络(CAIN-GAN), 来解决人脸年龄合成问题.

### 1.2 归一化机制

一般来说, 生成对抗网络中的归一化层分为两个阶段: 标准化阶段和重构阶段. 标准化阶段旨在将特征图规范至零均值和单位方差. 重构阶段的目的是, 通过仿射变换赋予规范化的特征图以新的方差和均值. 虽然传统的无条件归一化(如批量归一化、实例归一化)可以防止梯度消失和加速网络收敛, 但是一些条件归一化相关的工作<sup>[17,30]</sup>已经证明了传统无条件归一化在某种程度上会破坏已学习到的年龄信息, 而该信息对人脸年龄合成起着至关重要的作用. 此外, ILM Norm (instance-level meta normalization)<sup>[31]</sup>采取将标准化阶段和重构阶段进行整合的策略, 这在一定程度上保留了已学习到的语义信息. 具体而言, ILM Norm 在重构阶段的参数受到其标准化阶段特征图的指导. 总的来说, 条件归一化机制<sup>[18,32]</sup>虽然利用先验信息作为额外数据去指导重构阶段的仿射变换, 但是在一定程度上忽略了已学习的年龄信息. 与现有的条件归一化机制不同, 本文所设计的 CAIN 能够充分考虑已学习到的年龄信息与年龄先验信息的关系.

## 2 提出的方法

本文主要关注如何将年龄先验信息更好地融合到 CGAN 中, 以提高 CGAN 在人脸年龄合成任务中的性能. 图 1 展示了本文提出的 CAIN-GAN 方法的网络结构. 可以看到, CAIN-GAN 主要由生成器  $G$  和判别器  $D$  构成. 其中, 在生成器  $G$  中, 提出的方法首次采用类别注意实例归一化(CAIN)替代传统的 one-hot 编码图  $K$  和实例归一化层; 而在判别器中, 提出的方法在 patchGAN 判别器的基础上引入了一种新的斜率判别器.

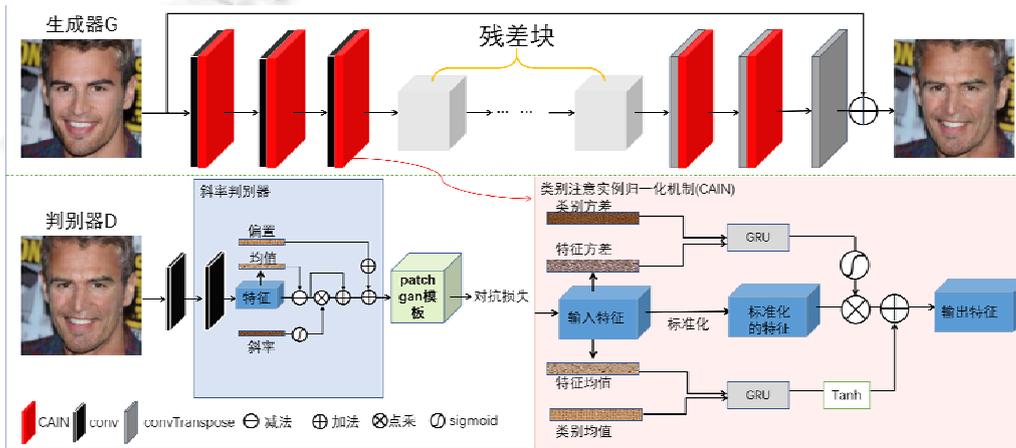


图 1 本文提出 CAIN-GAN 的网络结构

### 2.1 研究动机

针对人脸年龄合成任务, CGAN 使用第  $i$  个年龄段对应的 one-hot 编码图  $K_i$  作为条件, 去指导在不同目标年龄下的人脸合成, 其中,  $i \in 1, 2, \dots, k$ ,  $k$  表示年龄段(即年龄类别)的数目. 通常, 大多数此类工作会将人脸图像与其对应的带有年龄先验信息的 one-hot 编码图  $K_i$  拼接, 作为判别器和生成器的输入, 并采用实例归一化进行处理, 这就会抹去年龄先验信息. 下面通过建模的方式来详细解释这种情形. 首先, 将卷积层的卷积核根据图像  $x$  和 one-hot 编码图  $K_i$  分为对应的两个卷积核, 分别用  $W_x$  和  $W_k$  表示, 则整体卷积层的输出表达式可表示为

$$y = Conv(W_x, x) + Conv(W_k, K_i) + b = P + b_i, \quad i \in 1, 2, \dots, k \tag{1}$$

其中,  $P=Conv(W_x,x)$ ,  $b_i=Conv(W_k,K_i)+b$ ,  $Conv(\cdot)$ 表示卷积操作,  $y$ 表示卷积层的输出,  $P$ 是从图像  $x$ 中提取出来与年龄信息无关的特征图,  $b$ 是对应于卷积层的偏置, 而  $b_i$ 可以看作是与人脸图像  $x$ 无关的一个常量. 从公式(1)中可发现, 年龄先验信息(被  $K_i$ 携带)仅仅影响了  $y$ 的偏置项. 设  $F_{n,c,h,w}$ 是在 CGAN 网络中经过实例归一化后的特征图,  $n,c,h$ 和  $w$ 分别是特征图的样本、通道、高和宽的索引,  $\beta$ 和  $\gamma$ 均为实例归一化中仿射变换中的参数, 则有:

$$\left. \begin{aligned}
 F_{n,c,h,w} &= \frac{y_{n,c,h,w} - \mu(y)_{n,c}}{\sigma(y)_{n,c}} \cdot \beta + \gamma \\
 &= \frac{(P + b_i)_{n,c,h,w} - \mu(P + b_i)_{n,c}}{\sigma(P + b_i)_{n,c}} \cdot \beta + \gamma \\
 &= \frac{P_{n,c,h,w} + (b_i)_{n,c,h,w} - \mu(P)_{n,c} - \mu(b_i)_{n,c}}{\sigma(P)_{n,c}} \cdot \beta + \gamma \\
 &= \frac{P_{n,c,h,w} - \mu(P)_{n,c}}{\sigma(P)_{n,c}} \cdot \beta + \gamma \\
 \mu(z)_{n,c} &= \frac{1}{HW} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W z \\
 \sigma(z)_{n,c} &= \sqrt{\frac{1}{HW} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W (z - \mu(z)_{n,c})^2}, z \in \{y, P, b_i\}
 \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

其中, “ $\cdot$ ”表示矩阵或向量的点乘操作,  $\mu(\cdot)$ 与  $\sigma(\cdot)$ 分别表示均值与方差操作,  $H$ 与  $W$ 表示特征图的高度与宽度. 从上式的推导结果可以发现, 特征图中的年龄先验信息在实例归一化后被抹去. 这就是导致 CGAN 的人脸年龄合成性能受限的一重要原因.

### 2.2 类别注意实例归一化层(CAIN)

类似于 CGAN 网络中的归一化机制, 本文提出的类别注意实例归一化层(CAIN)在归一化层中的标准化阶段, 将特征图规范化至零均值与单位方差. 设  $f_{n,c,h,w}^i$ 是第  $i$ 层卷积层的输出特征图,  $F_{n,c,h,w}^i$ 是  $f_{n,c,h,w}^i$ 规范化的结果, 则  $F_{n,c,h,w}^i$ 的计算方式如下:

$$F_{n,c,h,w}^i = \frac{f_{n,c,h,w}^i - \mu_{n,c}^{si}}{\sigma_{n,c}^{si}} \quad (3)$$

其中,  $\mu_{n,c}^{si}$ 和  $\sigma_{n,c}^{si}$ 分别是  $f_{n,c,h,w}^i$ 的均值和方差, 其计算方式如下:

$$\left. \begin{aligned}
 \mu_{n,c}^{si} &= \frac{1}{HW} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W f_{n,c,h,w}^i \\
 \sigma_{n,c}^{si} &= \sqrt{\frac{1}{HW} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W (f_{n,c,h,w}^i - \mu_{n,c}^{si})^2}
 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

类似于 Miyato 等人<sup>[33]</sup>的工作, 本文将带有年龄类别信息的 one-hot 编码图  $K_i$ 转换为编码向量. 首先, 将 one-hot 编码图  $K_i$ 进行线性映射, 分别得到一个向量  $\mu_{n,c}^{ki} = W_\mu K_i$ 和向量  $\sigma_{n,c}^{ki} = W_\sigma K_i$  ( $W_\sigma$ 与  $W_\mu$ 均为映射矩阵). 设  $\mu_{n,c}^{ki}$ 和  $\sigma_{n,c}^{ki}$ 分别表示对应于第  $i$ 年龄组的类别均值与类别方差. 如果简单地用  $\mu_{n,c}^{ki}$ 和  $\sigma_{n,c}^{ki}$ 替换公式(3)中的  $\mu_{n,c}^{si}$ 和  $\sigma_{n,c}^{si}$ , 会破坏之前学习到的年龄信息. 与 ILM Norm<sup>[31]</sup>相仿, 本文考虑利用  $\mu_{n,c}^{si}$ 和  $\sigma_{n,c}^{si}$ 去指导重构阶段的仿射变换. 为此, 本文将 GRU 引入到实例归一化中, 通过门控制去自适应地根据学习到的年龄信息调整年龄合成模式. CAIN 输出特征图可如下计算得到:

$$\left. \begin{aligned}
 \sigma_{n,c}^{ai} &= GRU(\sigma_{n,c}^{si}, \sigma_{n,c}^{ki}), \\
 \mu_{n,c}^{ai} &= GRU(\mu_{n,c}^{si}, \mu_{n,c}^{ki}), \\
 \hat{F}_{n,c,h,w}^i &= F_{n,c,h,w}^i \cdot \text{sigmoid}(\sigma_{n,c}^{ai}) + \mu_{n,c}^{ai}
 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

### 2.3 斜率判别器

CGAN 将人脸图片与含有年龄先验信息的 one-hot 编码图  $K_i$  拼接作为判别器的输入, 去判别图片中人脸年龄与第  $i$  年龄段是否一致, 其中,  $i \in 1, 2, \dots, k$ ,  $k$  表示年龄段(即年龄类别)的数目. 根据 one-hot 编码图  $K_i$  在判别器中融入的位置, 本文将判别器分为 3 个部分: 第 1 部分  $\varphi_1(\cdot)$  从输入的人脸图片中提取特征  $P$ ; 第 2 部分  $\varphi_2(\cdot)$  将特征  $P$  与编码图  $K_i$  融合; 第 3 部分  $\varphi_3(\cdot)$  的输入为  $\varphi_2(\cdot)$ , 输出是对事件为真的预测概率.

实际情形下,  $\varphi_2(\cdot)$  的输入为特征  $P$ , 而输出即为卷积层的输出. 众所周知, 一般线性函数(如  $y=ax+b$ )的表达式与其斜率和偏置紧密相关. 如公式(1)所示, 包含年龄先验信息的 one-hot 编码图  $K_i$  对于卷积层输出表达式的贡献仅仅是影响其线性函数的偏置项. 因此, 此类线性函数表达未能充分利用到年龄先验信息, 这限制了网络的性能. 为了解决这个问题, 本文设计了一种新的斜率判别器, 能够在  $\varphi_2(\cdot)$  中将年龄先验信息不仅引入到偏置中, 而且也会引入到斜率中. 具体来说, 首先将 one-hot 编码图  $K_i$  进行线性映射, 分别得到两个向量:

$$a_i = W_a K_i \quad (6)$$

$$\tilde{b}_i = W_b K_i \quad (7)$$

其中,  $W_a$  与  $W_b$  均为映射矩阵. 类似于之前的工作<sup>[34]</sup>, 设  $(1+\text{sig}(a_i))$  与  $m + \tilde{b}_i$  分别为  $\varphi_2(\cdot)$  的斜率向量与偏置向量, 其中,  $\text{sig}(\cdot)$  表示 sigmoid 函数,  $m$  表示特征  $P$  的均值, 构建关于特征  $P$  的  $\varphi_2(\cdot)$  表达式如下:

$$\varphi_2(P) = (1 + \text{sig}(a_i))(P - m) + m + \tilde{b}_i, \quad i \in 1, 2, \dots, k \quad (8)$$

从公式(6)–公式(8)中可以看出, 包含了年龄先验信息的 one-hot 编码图  $K_i$  与  $\varphi_2(\cdot)$  的斜率项与偏置项都相关. 这样在后续的实例归一化中, 年龄先验信息就不会被抹去. 这里值得注意的是, 为了增强斜率的非线性表达能力, 本文将 sigmoid 函数引入到了斜率中.

### 2.4 目标函数

为了训练所提出的 CAIN-GAN, 本文首先定义对抗损失<sup>[35]</sup>来迭代式训练生成器  $G$  和判别器  $D$ , 使合成的人脸图片尽可能真实. 设  $x$  和  $y$  分别是属于源年龄段  $o$  和目标年龄段  $t$  的真实人脸图片, 其中,  $o \in 1, 2, \dots, k$ ,  $t \in 1, 2, \dots, k$ ,  $k$  表示年龄段(即年龄类别)的数目. 那么, CAIN-GAN 中的对抗损失计算公式如下:

$$\left. \begin{aligned} L_D &= E_{z \sim p(z)} [(D(z | K_t) - 1)^2] + \frac{1}{2} [E_{x \sim p(x)} [D(x | K_t)^2] + E_{x \sim p(x)} [D(G(x, K_t) | K_t)^2]] \\ L_G &= E_{x \sim p(x)} [(D(G(x, K_t) | K_t) - 1)^2] \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中,  $K_o$  和  $K_t$  分别是对应于源年龄段  $o$  和目标年龄段  $t$  的 one-hot 编码图, 设置  $(z, K_t)$  为正样本对,  $(x, K_t)$  和  $(G(x, K_t), K_t)$  为负样本对. 随后, 为了保证身份信息和背景信息在年龄合成过程中不变, 循环一致损失被引入到网络中<sup>[36]</sup>, 如下所示,

$$L_{rec} = \|x - G(G(x, K_t), K_o)\|_1 \quad (10)$$

最后, 本文将上述所有损失项进行整合得到总的目标损失, 并以对抗学习的方式去训练 CAIN-GAN 中的  $G$  和  $D$ . 设  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  是分别控制对抗损失和重建损失的权衡参数, 则总的目标损失如下:

$$\left. \begin{aligned} L_D &= L_{adv} \\ L_G &= \lambda_1 L_{adv} + \lambda_2 L_{rec} \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

## 3 实验

与先前方法<sup>[28,29]</sup>相同, 本文在 Morph<sup>[37]</sup>, CACD<sup>[38]</sup>以及 FG-NET<sup>[39]</sup>这 3 个数据集上进行实验来评价本文方法的人脸年龄合成性能. 为了公平比较, 本文对人脸图像采用与所有对比方法相同的预处理方法. 首先, 本文将所有数据集中的图片通过 MTCNN<sup>[40]</sup>进行对齐裁剪, 且放缩到 256×256 的尺寸大小; 其次, 本文将 Morph 和 CACD 分成两部分, 其中, 20% 作为测试集, 剩余 80% 作为训练集; 最后, 本文将 CACD 和 Morph 根据年龄划分为 4 个年龄. 表 1 中列出了 CACD 和 Morph 的训练与测试集中每个年龄段的数据规模. 与 Morph 和 CACD 不同, FG-NET 仅仅包含了 82 个人的 1 000 张图片, 且这些图片年龄范围是 0–69 岁.

表 1 Morph 和 CACD 中的数据

	Morph				CACD			
	16-30	31-40	41-50	51-77	14-30	31-40	41-50	51-62
训练集	13 106	11 553	8 408	2 419	37 461	31 537	30 088	21 961
测试集	3 006	2 699	2 123	611	9 458	8 677	6 743	5 304

### 3.1 实验配置

在训练阶段, 使用 Adam<sup>[41]</sup> 优化器对生成器和判别器进行优化. CAIN-GAN 的学习率初始设定为  $1 \times 10^{-4}$ , 随后在训练中降到  $1 \times 10^{-5}$ . 训练 MORPH 时, 本文设置  $\lambda_1=200$  和  $\lambda_2=2.5$ . 训练 CACD 时, 本文设置  $\lambda_1=500$  和  $\lambda_2=1$ . 此外, Morph 数据集需要以 8 张图片为 1 个批次训练 1 万次迭代, 而 CACD 需要以 8 张图片为 1 个批次训练 7 万次迭代.

### 3.2 定性分析

#### (1) 年龄合成结果

为了定性分析人脸年龄合成结果, 本文通过 CAIN-GAN 将某一年龄下的人脸合成到其他年龄段. 图 2 显示了人脸年龄合成结果, 它包含 24 个个体, 其中 12 个个体来自 CACD (前 4 行), 其余来自于 Morph (后 4 行). 对于人脸老化合成结果, 本文发现, 年轻人的胡须变白、头发变白且秃顶、眼袋变深以及皱纹浮现且变深. 对于人脸年轻化合成结果, 老人的头发变黑、眼袋变浅以及纹理变浅甚至消失.

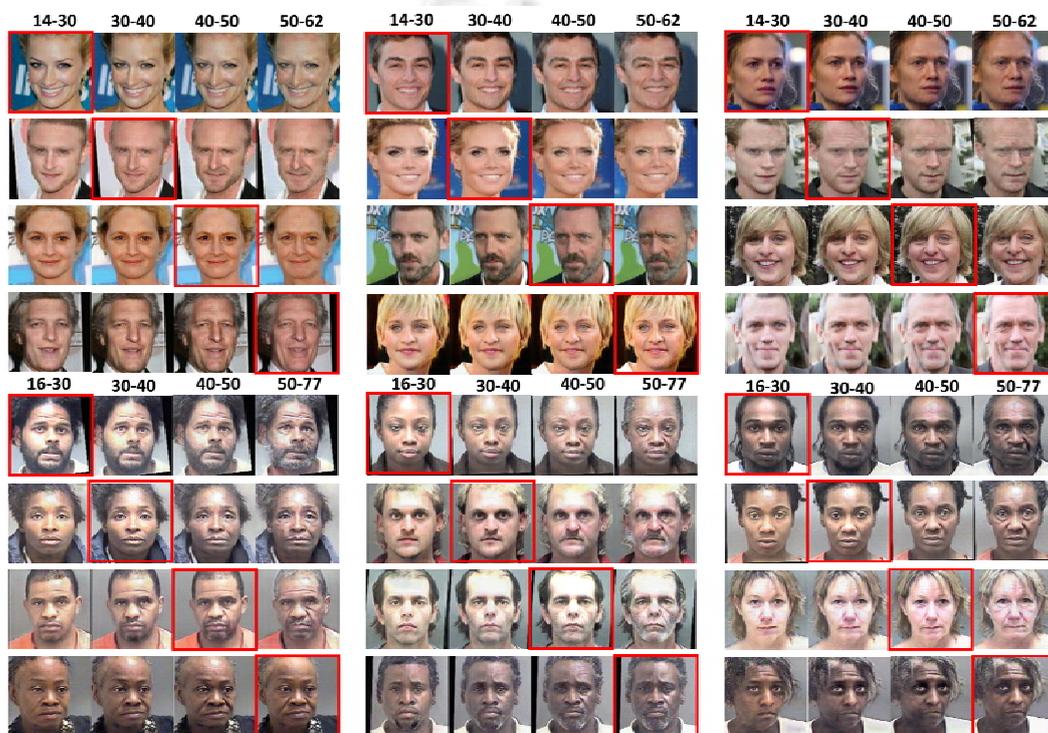


图 2 CAIN-GAN 的人脸年龄合成结果, 实线框标注的是输入图片, 其他是合成的人脸图片

#### (2) 与先前工作比较

为了与之前的工作进行公平比较, 本文同样使用这些工作中的实验设定, 用 CACD 上训练得到的模型在 FG-NET 上进行测试. 本文将这些工作分为 3 种: 基于非 GAN 的人脸年龄合成方法(CDL<sup>[5]</sup>与 RFA<sup>[42]</sup>)、基于 GAN 的人脸年龄合成方法(CAAE<sup>[43]</sup>与 PGGAN<sup>[28]</sup>)和基于 CGAN 的人脸年龄合成方法(C-GAN<sup>[44]</sup>, GLCA-

GAN<sup>[45]</sup>, WGLCA-GAN<sup>[29]</sup>). 图 3 是 CAIN-GAN 与之前工作的对比结果. 同 GLCA-GAN 和 WGLCA-GAN 一样, 这些结果都是直接从原文中引用的. 如图 3 所示, CDL 和 RFA 的合成结果很不真实, CAEE 效果不明显. 虽然 PGGAN 通过提高判别器的性能使人脸合成效果得到了显著提升, 但它需根据不同的年龄训练不同的模型, 导致其人脸合成效率受限. 此外, PGGAN 合成的面部肤色变化不一致. 以合成到 60+ 为例, 第 1 张人脸肤色变亮, 而第 2 张的人脸肤色变暗. C-GAN 和 GLCA-GAN 合成的人脸较为模糊. 在 WGLCA-GAN 的第 2 张合成人脸中, 右眼的眼袋明显深于左眼的眼袋, 这是不合常理的. 相比之下, CAIN-GAN 合成的人脸具有更为合理的老化纹理, 且符合相应的年龄. 这证明了本文在无其他辅助网络帮助的前提下, 成功地通过增强年龄先验信息提升了 CGAN 的性能.

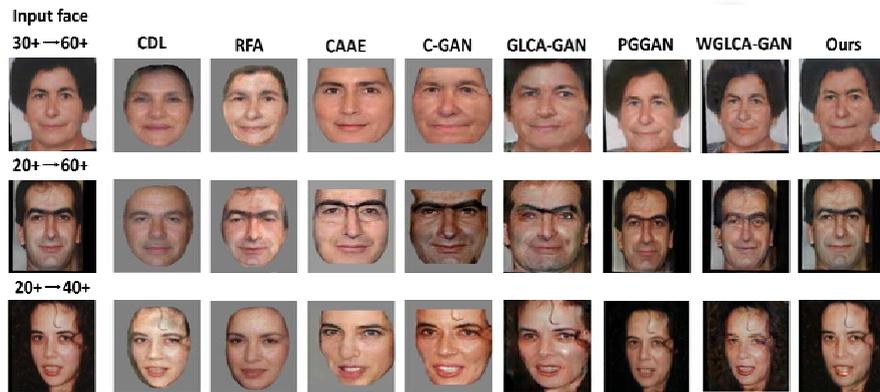


图 3 与先前工作的对比

### (3) 连续人脸年龄合成

人脸的年龄变化是一个连续的变化过程, 不能简单地切割成几个特定的年龄段. 本文以学习到的 4 个年龄段的年龄先验信息为基础, 对其相邻年龄段的年龄先验信息进行插值, 得到连续的年龄先验信息. 举例来说, 在第 2.2 节中  $\mu_{n,c}^{k_1}$  和  $\sigma_{n,c}^{k_1}$  代表第  $i$  个年龄段的年龄先验信息, 那么第 1 个年龄段与第 2 个年龄段间的某一连续年龄先验信息可表示为  $\varepsilon \cdot \mu_{n,c}^{k_1} + (1-\varepsilon)\mu_{n,c}^{k_2}$  和  $\varepsilon \cdot \sigma_{n,c}^{k_1} + (1-\sigma)\mu_{n,c}^{k_2}$ , 其中,  $\varepsilon \in (0,1)$ . 在这种连续的年龄先验信息指导下, CAIN-GAN 就可以得到连续人脸年龄合成结果, 如图 4 所示, 图中黄色框标记的是 CAIN-GAN 在之前定义的 4 个年龄段中的合成人脸. 每两个年龄段之间的人脸是 CAIN-GAN 在连续年龄先验信息的指导下的合成人脸. 从图中可以发现, 连续人脸年龄合成结果展现出了 CAIN-GAN 对年龄先验信息具有不错的控制能力.

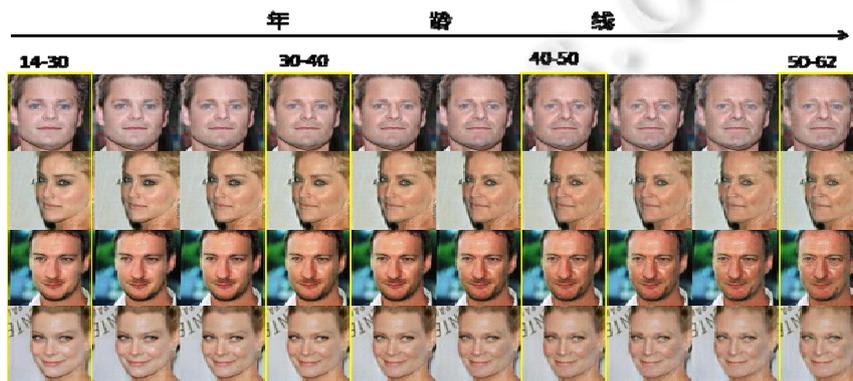


图 4 CAIN-GAN 的连续人脸年龄合成结果

为了进一步探究进行年龄先验信息插值中年龄段跨度对连续年龄信息的影响, 本文首先将之前定义的年龄段之间的跨度分为小跨度、中跨度和大跨度. CAIN-GAN 在不同跨度下的连续人脸年龄合成结果如图 5 所示. 对于每一组, 第 1 行是小跨度的连续人脸年龄合成结果, 第 2 行、第 3 行是中跨度的连续人脸年龄合成结果, 第 4 行是大跨度的连续人脸年龄合成结果. 从图 5 中可以看到, CAIN-GAN 在不同年龄跨度下的连续人脸年龄合成结果都取得了可观的效果, 进一步体现了 CAIN-GAN 在控制年龄先验信息上的鲁棒性.

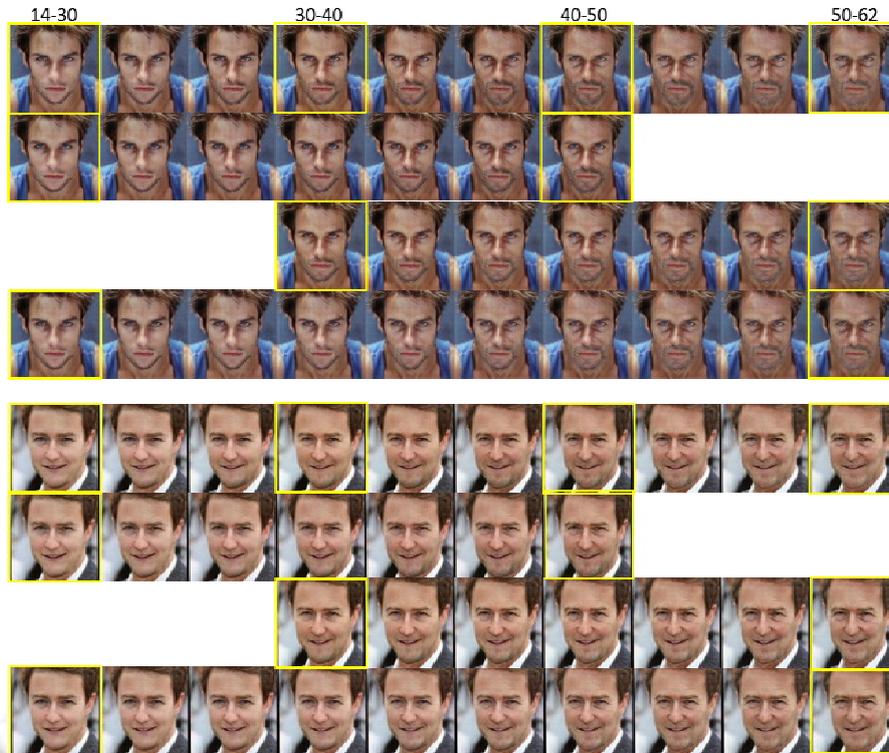


图 5 CAIN-GAN 的多跨度连续人脸年龄合成结果

### 3.3 定量分析

除了视觉效果以外, 年龄准确度和身份保持也是定量评价人脸年龄合成性能的两项重要指标<sup>[28,29]</sup>. 因此, 本文分别通过年龄估计实验和人脸身份验证实验来定量评估 CAIN-GAN 的人脸年龄合成性能. 为了公平地与之前工作<sup>[28,29]</sup>比较, 本文将 30 岁以下人脸合成到其他年龄段并称为合成人脸. 本文统一使用 Face++<sup>[46]</sup>检测人脸属性, 包括年龄估计与人脸验证率.

#### (1) 年龄评估

目标年龄段中的合成人脸与其对应的真实人脸的年龄误差是评估合成人脸年龄准确度的常用指标. 年龄误差越小, 说明合成人脸的年龄与真实人脸的年龄越接近, 即合成人脸的年龄更准确, 证明人脸年龄合成方法更好. 本文以测试集的各年龄段的平均年龄为目标年龄, 计算合成人脸的各年龄段的平均年龄与测试集对应年龄段的平均年龄的年龄误差. 表 2 列出了通过各种方法得到的合成人脸的年龄评估结果. 其中, 表 2 中“合成人脸”和“真实人脸”所对应的两行分别表示在 Morph 和 CACD 数据集中, 每个年龄段中合成人脸(利用本文方法将 30 岁以下的人脸合成到该年龄段中)和真实人脸的平均年龄估计值. 表 2 中的最后 4 行分别列出了各种人脸年龄合成方法得到的年龄误差值. 例如, GLCA-GAN 在“31-40”年龄段中的年龄误差值为 4.41, 是该年龄段中合成人脸与其对应真实人脸的平均年龄估计值的差值, 即

$$\text{年龄误差值} = |\text{合成人脸的平均年龄估计值} - \text{真实人脸的平均年龄估计值}|$$

表 2 中, 加粗的年龄误差值代表每一年龄段的最小误差. 从结果中可以看出, 本文方法在 Morph 的 51-77 年龄段和 CACD 的 31-40 年龄段均取得了最小的年龄误差, 表明本文方法在人脸年龄合成时, 对合成人脸中年龄信息的准确刻画表现不错. 然而值得注意的是, 由于个体的先天因素和外界环境都会在一定程度上加速或减缓人脸的衰老速度, 因此利用人脸年龄合成方法得到的合成人脸的年龄误差是不可避免的.

表 2 年龄评估结果

	Morph 数据集			CACD 数据集		
	31-40	41-50	51-77	31-40	41-50	51-62
合成人脸	37.84	47.04	57.43	37.55	47.32	52.84
真实人脸	38.81	48.06	58.14	38.04	46.51	54.07
各种方法得到的年龄误差比较						
GLC A-GAN	4.41	0.79	3.68	2.06	2.22	5.84
PGGAN	0.38	<b>0.52</b>	1.48	0.7	<b>0.22</b>	0.57
WGLCA-GAN	<b>0.23</b>	1.34	0.86	1.59	0.99	<b>0.30</b>
Ours (本文方法)	0.97	1.02	<b>0.71</b>	<b>0.49</b>	0.81	1.23

## (2) 身份验证

为了公平比较, 按照 PGGAN<sup>[28]</sup>方法给出的标准, 本文在 Morph 和 CACD 显示  $TAR@FAR=10-5$  和  $threshold=76.5$  的人脸验证率. 从表 3 中可以看到, 本文方法合成的各年龄段的人脸验证率都很高. 这证明了 CAIN-GAN 在年龄合成时具有不错的身份信息保持能力. 值得注意的是, 本文所提的方法在 Morph(51-77)和 CACD(31-40)上取得了最低的年龄误差结果(表 2), 但却是人脸验证(表 3)对比中获得了唯一的非最优结果. 这是由于本文提出的 CAIN 采用 GRU 来控制年龄先验信息对人脸特征信息的影响, 即本质上通过 GRU 中的门控制策略自适应地控制年龄先验信息与人脸特征信息的比例权重. 在这种门控策略的权衡控制下, 当年龄先验信息对应的权重变大时, 人脸特征信息在一定程度上被稀释, 此时年龄估计性能提高, 而人脸验证性能下降. 当年龄先验信息对应的权重变小时, 人脸特征信息就会相对比较突出, 此时人脸验证性能相对较优.

表 3 人脸验证结果 (%)

	Morph 数据集			CACD 数据集		
	31-40	41-50	51-77	31-40	41-50	51-62
GLC A-GAN	97.66	96.67	91.85	-	-	-
PGGAN	<b>100</b>	98.91	93.09	<b>99.99</b>	99.81	98.28
WGLCA-GAN	99.94	99.93	<b>99.55</b>	97.71	97.65	96.28
Ours (本文方法)	<b>100</b>	<b>100</b>	99.42	99.96	<b>99.95</b>	<b>99.94</b>

此外, 为了进一步分析本文所提出的方法在任意年龄段间的跨年龄人脸合成性能, 表 4 给出了任意年龄段之间的人脸年龄合成对应的年龄估计与人脸验证结果.

表 4 任意年龄段之间的人脸年龄合成对应的年龄估计与人脸验证结果 (%)

	年龄误差							
	Morph 数据集				CACD 数据集			
源年龄段 目标年龄段	16-30	31-40	41-50	51-77	14-30	31-40	41-50	51-62
30 岁以下	-	0.97	1.02	0.71	-	0.49	0.81	1.23
31-40	0.21	-	1.09	1.91	1.05	-	1.11	3.30
41-50	4.92	2.81	-	2.74	4.91	4.74	-	3.80
50 岁以上	6.90	6.65	5.30	-	6.94	5.21	4.86	-
人脸验证率								
源年龄段 目标年龄段	16-30	31-40	41-50	51-77	14-30	31-40	41-50	51-62
30 岁以下	-	100	100	99.42	-	99.96	99.95	99.94
31-40	97.30	-	98.70	97.78	98.04	-	98.07	97.20
41-50	96.66	98.60	-	98.03	97.23	97.67	-	98.26
50 岁以上	91.97	94.50	95.01	-	93.25	94.87	95.09	-

在表 4 中的年龄误差结果中, 某一个源年龄段(行)与某一个目标年龄段(列)所对应的年龄误差值计算方式是: 首先将源年龄段所在的人脸图像合成到目标年龄段中的合成人脸, 然后分别估计出目标年龄段中的合成人脸与其对应的真实人脸的平均年龄, 其差值为年龄误差值, 即

$$\text{年龄误差值} = |\text{真实人脸的平均年龄估计值} - \text{合成人脸的平均年龄估计值}|$$

在表 4 中的人脸身份验证结果中, 某一个源年龄段(行)与某一个目标年龄段(列)所对应的人脸验证率的计算方式是: 首先将源年龄段所在的人脸图像合成到目标年龄段中的合成人脸, 然后将每一个目标年龄段中的合成人脸与其对应的真实人脸作为“人脸对”进行人脸验证, 所有人脸对的平均身份验证率即被记录到表 4 中的身份验证率. 从结果中可以发现, 当从低年龄段到高年龄段合成时, 其年龄误差与人脸验证率的性能整体上比从高年龄段到低年龄段合成时的年龄误差与人脸验证率的性能要好一些. 这其中的原因可能是由于人脸老年化合成是“加法”合成, 而人脸年轻化合成是“减法”合成, 本文的方法着重对年龄与身份信息捕捉, 一些反映年龄的人脸属性信息更容易被“加法”合成式地添加到源人脸上, 不适合被“减法”合成式地从源人脸上剥离.

### 3.4 消融实验

在本文提出的 CAIN-GAN 方法中, CAIN 和斜率鉴别器的特点分别是提高生成器和判别器学习过程中对年龄先验信息(作为条件)的利用率. 为了分别展示 CAIN 和斜率鉴别器的性能, 实验中的一个基准方法是用实例归一化替换了 CAIN, 称为 IN-GAN; 另一个基准方法是丢弃了斜率鉴别器, 称为 NSD-GAN. 为了更清晰地比较, 本文在图 6 中比较了 30 岁以下和 50 岁以上的人脸年龄合成结果.

图 6(a)比较了 CAIN-GAN 和 IN-GAN 在 CACD 数据集上的人脸年龄合成结果. 可以发现, CAIN-GAN 合成的人脸比 IN-GAN 合成的人脸在视觉上更加逼真. CAIN-GAN 合成的人脸特征信息比 IN-GAN 合成的人脸特征信息更为丰富. 例如, CAIN-GAN 合成的低于 30 岁的人脸的皮肤和头发更符合这个年龄段的特征.

本文也比较了 CAIN-GAN 和 NSD-GAN 在 CACD 数据集上的年龄合成结果, 如图 6(b)所示. NSD-GAN 合成的人脸虽然具有某些年龄特性, 但不能很好地表现这些年龄特性. 结果表明, CAIN-GAN 比 NSD-GAN 具有更好的人脸年龄合成性能. 比如, 年轻人的头发应该变得更黑更密, 这一点在 CAIN-GAN 的年龄合成结果中表现得更好.

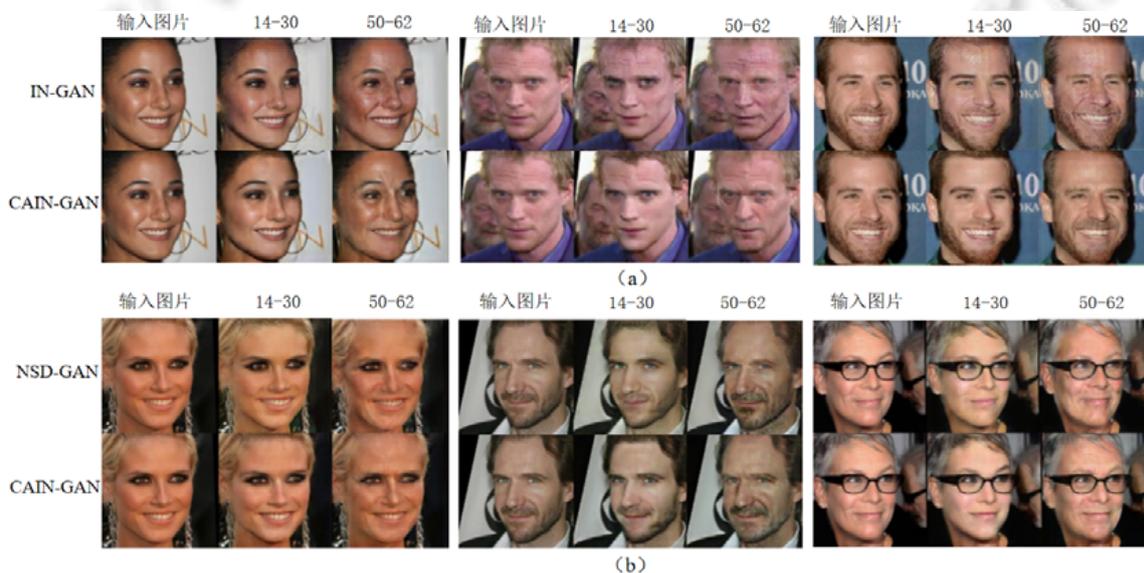


图 6 消融实验中人脸合成结果

## 4 结 论

为了突破 GAN 家族在人脸年龄合成任务上的性能瓶颈, 本文提出了一种基于类别注意实例归一化的对抗生成网络 CAIN-GAN. 该网络在无须任何辅助网络帮助的前提下, 充分利用了 CGAN 的发生器和鉴别器中的年龄相关信息. 本文提出的 CAIN-GAN 有两个主要贡献, 即设计了一个新的类别注意实例归一化(CAIN)层和一个新的斜率鉴别器. 具体来说, 借助年龄先验信息, CAIN 层可以更好地指导人脸年龄合成. 与传统的判别器不同, 斜率判别器可以通过偏差和斜率将年龄先验信息融合到特征图中. 最后, 本文在常用的数据集上进行了定性和定量分析, 通过与其他几种方法相比较, 证明了本文提出的 CAIN-GAN 的有效性.

### References:

- [1] Antipov G, Baccouche M, Dugelay JL. Face aging with conditional generative adversarial networks. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Information Processing. 2017. 2089–2093.
- [2] Shu XB. Facial attribute estimation and age synthesis [Ph.D. Thesis]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2016 (in Chinese with English abstract).
- [3] Liang B, Yang T, Wang GQ, Li XX. A face aging algorithm and research. PC Fan, 2017, 11: 64 (in Chinese with English abstract).
- [4] Park U, Tong Y, Jai AK. Age-invariant face recognition. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 947–954.
- [5] Shu X, Tang J, Lai H, Liu L, Yan S. Personalized age progression with aging dictionary. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision. 2015. 3970–3978.
- [6] Cao M, Tian Q, Ma TH, Chen SC. Human facial attributes estimation: A survey. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2019, 30(7): 2188–2207 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5837.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.005837]
- [7] Kemelmacher-Shlizerman I, Suwajanakorn S, Seitz SM. Illumination-aware age progression. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014. 3334–3341.
- [8] Suo J, Chen X, Shan S, Gao W, Dai Q. A concatenational graph evolution aging model. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2083–2096.
- [9] Tang X. Identity-preserved generative adversarial networks for face aging. Electronic Design Engineering, 2018, 26(7): 174–178, 184 (in Chinese with English abstract).
- [10] Song HZ, Wu XJ. High-quality image generation model for face aging/processing. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(4): 592–602 (in Chinese with English abstract).
- [11] Mirza M, Osindero S. Conditional generative adversarial nets. arXiv: 1411.1784, 2014.
- [12] Antipov G, Baccouche M, Dugelay JL. Face aging with conditional generative adversarial networks. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Information Processing. 2017. 2089–2093.
- [13] Radford A, Metz L, Chintala S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. arXiv: 1511.06434, 2015.
- [14] Ulyanov D, Vedaldi A, Lempitsky V. Instance normalization: The missing ingredient for fast stylization. arXiv: 1607.08022, 2016.
- [15] Isola P, Zhu JY, Zhou T, Efros AA. Image-to-image translation with conditional adversarial networks. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017. 1125–1134.
- [16] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. arXiv: 1502.03167, 2015.
- [17] Park T, Liu MY, Wang TC, Zhu JY. Semantic image synthesis with spatially-adaptive normalization. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019. 2337–2346.
- [18] Huang X, Belongie S. Arbitrary style transfer in real-time with adaptive instance normalization. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision. 2017. 1501–1510.
- [19] Chung J, Gulcehre C, Cho K, Bengio Y. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. arXiv: 1412.3555, 2014.

- [20] Fu Y, Guo G, Huang TS. Age synthesis and estimation via faces: A survey. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(11): 1955–1976.
- [21] Tiddeman B, Burt M, Perrett D. Prototyping and transforming facial textures for perception research. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2001, 21(5): 42–50.
- [22] Shu X, Tang J, Lai H, Niu Z, Yan S. Kinship-guided age progression. *Pattern Recognition*, 2016, 59: 156–167.
- [23] Tsai MH, Liao YK, Lin IC. Human face aging with guided prediction and detail synthesis. *Multimedia Tools and Applications*, 2014, 72(1): 801–824.
- [24] Shu X, Tang J, Li Z, Lai H, Zhang L, Yan S. Personalized age progression with bi-level aging dictionary learning. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(4): 905–917.
- [25] Sun Y, Tang J, Shu X, Sun Z, Tistarelli M. Facial age synthesis with label distribution-guided generative adversarial network. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2020, 15: 2679–2691.
- [26] Sun Y, Tang J, Sun Z, Tistarelli M. Facial age and expression synthesis using ordinal ranking adversarial network. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2020, 15: 2960–2972.
- [27] Wang Z, Tang X, Luo W, Gao S. Face aging with identity preserved conditional generative adversarial networks. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. 7939–7947.
- [28] Yang H, Huang D, Wang Y, Jain AK. Learning face age progression: A pyramid architecture of GANs. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018. 31–39.
- [29] Li P, Hu Y, He R, Sun Z. Global and local consistent wavelet-domain age synthesis. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2019. [doi: 10.1109/TIFS.2019.2907973]
- [30] Dong H, Liang X, Zhang Y, Zhang X, Xie Z, Wu B, Zhang Z, Shen X, Yin J. Fashion editing with multi-scale attention normalization. *arXiv: 1906.00884*, 2019.
- [31] Jia S, Chen DJ, Chen HT. Instance-level Meta normalization. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019. 4865–4873.
- [32] Dumoulin V, Shlens J, Kudlur M. A learned representation for artistic style. *arXiv: 1610.07629*, 2016.
- [33] Miyato T, Koyama M. cGANs with projection discriminator. *arXiv: 1802.05637*, 2018.
- [34] Choi Y, Uh Y, Yoo J, Ha JW. StarGAN v2: Diverse image synthesis for multiple domains. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2020. 8188–8197.
- [35] Mao X, Li Q, Xie H, Lau RY, Wang Z, Smolley PS. Least squares generative adversarial networks. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision*. 2017. 2794–2802.
- [36] Zhu JY, Park T, Isola P, Efros AA. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision*. 2017. 2223–2232.
- [37] Rawls AW, Ricanek K. Morph: Development and optimization of a longitudinal age progression database. In: *Proc. of the European Workshop on Biometrics and Identity Management*. 2009. 17–24.
- [38] Chen BC, Chen CS, Hsu WH. Face recognition and retrieval using cross-age reference coding with cross-age celebrity dataset. *IEEE Trans. on Multimedia*, 2015, 17(6): 804–815.
- [39] 2020. <http://www.fgnet.rsunit.com/>
- [40] Zhang K, Zhang Z, Li Z, Qiao Y. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(10): 1499–1503.
- [41] Kingma DP, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv: 1412.6980*, 2014.
- [42] Wang W, Cui Z, Yan Y, Feng J, Yan S, Shu X, Sebe N. Recurrent face aging. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. 2378–2386.
- [43] Zhang Z, Song Y, Qi H. Age progression/regression by conditional adversarial autoencoder. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017. 5810–5818.
- [44] Liu S, Sun Y, Zhu D, Bao R, Wang W, Shu X, Yan S. Face aging with contextual generative adversarial nets. In: *Proc. of the ACM Int'l Conf. on Multimedia*. 2017. 82–90.

- [45] Li P, Hu Y, Li Q, He R, Sun Z. Global and local consistent age generative adversarial networks. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Pattern Recognition. 2018. 1073–1078.
- [46] 2020. <https://www.faceplusplus.com.cn>

#### 附中文参考文献:

- [2] 舒祥波. 人脸面部属性估计与老化合成研究 [博士学位论文]. 南京: 南京理工大学, 2016.
- [3] 梁彬, 杨涛, 王国全, 李晓晓. 一种人脸老化的算法与研究. 电脑迷, 2017, 11: 64.
- [6] 曹猛, 田青, 马廷淮, 陈松灿. 人类面部属性估计研究: 综述. 软件学报, 2019, 30(7): 2188–2207. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5837.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.005837]
- [9] 汤旭. 基于对抗生成网络的身份保持人脸老化. 电子设计工程, 2018, 26(7): 174–178, 184.
- [10] 宋昊泽, 吴小俊. 人脸老化/去龄化的高质量图像生成模型. 中国图像图形学报, 2019, 24(4): 592–602.



舒祥波(1986—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 高级会员, 主要研究领域为图像视频内容分析.



孙运莲(1986—), 女, 博士, 副教授, CCF 专业会员, 主要研究领域为生物特征识别, 模式识别, 计算机视觉.



施成龙(1995—), 男, 硕士生, 主要研究领域为人脸年龄合成, 人脸识别.



唐金辉(1981—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 杰出会员, 主要研究领域为多媒体内容分析.