FH-GAN：使用生成对抗网络进行人脸幻觉和识别

Bayram Bayramli 乌斯曼·阿里· 特·齐· 洪涛路

上海交通大学

{ bayrambai，usmanali，qite1030，htlu } @ sjtu.edu.cn

# Abstract

*影响人脸识别的因素很多，例如低分辨率图像，老化，照明和姿势变化等。最重要的问题之一是低分辨率人脸图像，这会导致人脸识别性能下降。大多数常规的人脸识别算法通常假定人脸图像具有足够的分辨率。但是，实际上，许多应用程序通常没有足够的图像分辨率。现代人的幻觉模型展示了从其对应的低分辨率图像重建高分辨率图像的合理性能。但是，他们在超分辨过程中不考虑身份信息，身份信息会直接影响低分辨率人脸的识别结果。为了解决这个问题，我们提出了一种面部幻觉生成对抗网络（FH-GAN），该网络可改善低分辨率面部图像的质量并准确识别那些低质量图像。具体而言，我们做出以下贡献：1）我们提出了一种FH-GAN网络，这是一种端到端系统，可以同时改善人脸幻觉和人脸识别能力。该提议网络的新颖性取决于通过组合面部识别网络以保存身份，将身份信息纳入基于GAN的面部幻觉算法中。2）我们还提出了一种新的面部幻觉网络，即密集稀疏网络（DSNet），该网络改进了最新的面部幻觉技术。3）通过报告面部幻觉和识别的良好结果，我们展示了联合训练面部识别和基于GAN的DSNet的好处。*

arXiv:1905.06537v1 [cs.CV] 16 May 2019

# 简介

近年来，得益于深度学习技术，从低分辨率（LR）图像生成高分辨率（HR）图像的超分辨率模型[4]，[34]，[19]取得了巨大进步。由于这是一个不适的问题，因此LR输入可能对应于许多HR候选图像。

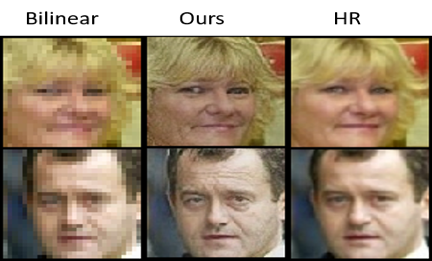


图1.我们方法的幻觉示例。

可能导致身份信息丢失的年龄。许多现有的作品在幻化LR面部图像时都没有考虑身份信息，因此它们无法生成类似于真实身份的HR面部。另一方面，监视系统和安全摄像机的广泛使用使得在检测到的人脸分辨率较低的环境中，人脸识别具有挑战性。尽管某些人脸识别方法[10]，[11]，[8]，[9]取得了令人满意的结果，但是这些算法在低分辨率图像上不能很好地执行。由于LR面部图像可能与许多HR候选人匹配，因此这种不确定性可能导致身份信息失真。基于这些事实，我们可以看到，恢复身份信息可以改善低分辨率人脸识别系统以及人脸幻觉的性能。

为了解决这个问题，我们旨在回答如何使低分辨率的人脸图像幻觉，这也可以提高人脸识别性能。所提出的方法FH-GAN的目的是通过考虑超分辨率过程中的身份信息恢复来提高低分辨率面部图像的视觉质量和可识别性。FH-GAN的架构如图2所示。

具体来说，我们提出了一种端到端FH-GAN网络，以超分辨低分辨率的面部并保留有助于面部识别的身份信息。为此，我们引入：

* 一种新颖的GAN生成器结构，它在任意深度上稀疏地整合以前各层的输出。它提供更少的参数，改善了通过网络的信息流，缓解了梯度消失问题。

|  |
| --- |
| 图2.我们提出的FH-GAN的体系结构由三个相关联的网络组成：1）主网络以及发电机网络是新提出的人脸幻觉网络（3.1小节）。2）鉴别器网络，用于区分HR人脸图像和幻觉人脸图像（请参见3.2小节）。第三个网络是人脸识别网络，用于在幻觉的人脸图像上进行识别并通过身份丢失来增强人的幻觉（请参见第3.3节）。FR-人脸识别和⊕ |

表示串联。

* 我们基于GAN的面部幻觉同时利用像素级和特征级信息作为监督信号来保存身份信息。
* 身份损失：通过使用面部识别来测量超分辨后的HR图像和真实HR图像之间的差异。

# 相关工作

在本节中，我们将回顾图像超分辨率，面部幻觉和面部识别方面的相关工作。

单图像超分辨率（SISR）。SISR旨在从其相应的LR输入重建HR图像。已经开发了许多超分辨率方法，包括经典方法[13]，[2]，[35]和基于深度学习的方法[31]，[24]。近年来，深度学习方法的巨大改进也导致了图像超分辨率技术的显着增强。利用卷积网络实现超分辨率的第一项工作是Dogn等人的SRCNN [3]，它使用三层卷积网络来预测内插LR和HR对图像之间的映射。通过扩大网络深度进一步提高了该基准。为了进一步提高重构精度[24]，[25]使用了更多的卷积深度神经网络。他们都使用原始LR图像的插值作为输入，这会导致计算量增加和信息丢失。后来，[31]使用亚像素卷积层来学习有效的放大。值得注意的是，我们还在网络中使用了亚像素层。后来，[5]通过使用子像素层来利用残留学习的优势。但是，所有这些方法都忽略了利用每个卷积层信息的优势。因此，这些方法从LR图像中丢失了有用的分层功能。[33]从DenseNet [14]引入了基本的密集块来学习分层特征，但是这种方法的问题

是由密集跳过连接聚合的特征图没有得到充分利用。为了解决这些问题，

面对幻觉。图像SR方法可以应用于所有不包含面部特定信息的图像。通常，幻觉是类特定图像SR的一种。[41]引入了双通道卷积网络来迷幻野外的人脸图像。[37]引入了两步自动编码器架构，以幻化未对齐的，嘈杂的低分辨率人脸图像。[21] 在他们提出的方法中还介绍了身份信息恢复。[36]提出了一种基于GAN的方法，可以在不使用感知损失的情况下，超分辨分辨率非常低的图像。除了没有使用基于GAN的生成器的[21]，上述方法在幻觉过程中没有考虑身份信息，这对于识别和视觉质量至关重要。用我们的方法 我们使用感知损失来获得更真实的结果，并使用身份损失与面部识别模型相结合，以利用先进的GAN方法促进身份空间的发展。我们的实验演示了难以区分的视觉质量图像，并改善了低分辨率人脸识别的性能。

|  |
| --- |
| 图3.我们提议的超分辨率网络DSNet的体系结构。 |

人脸识别。低分辨率人脸识别任务是人脸识别的子集。有许多有用的应用程序场景可用于此任务，例如安全摄像机和监视系统。在这种情况下，人脸图像是从具有较大间距的相机中捕获的。一些最先进的技术[6]，[12]，[7]已经达到了99％以上的精度。但是，这些算法只能有效处理具有较大关注区域的面部。因此，当分辨率下降时，这些算法的性能将分别下降。[42]提出了一种在高分辨率图像空间和LR图像空间之间基于关系学习的SR。[40]通过基于深度学习的体系结构显示了分辨率非常低的案例。

这是我们工作的主要动机之一。我们采用了[18]的人脸识别模型。如图[18]所示，ArcFace模型在高分辨率图像的面部验证方面提供了出色的性能。在我们的论文中，**对ArcFace进行了专门的训练，以保留低分辨率面部图像的身份，**并在幻觉时提高面部图像的质量。因此，我们的贡献之一就是证明人脸识别模型在与超分辨率网络端对端地结合并经过端到端训练后，仍可以在低分辨率人脸图像上提供高精度。

# 方法

在本节中，我们将首先介绍所建议的体系结构，包括三个连接的网络及其损失函数：第一个网络是超分辨率网络，也用作生成器，密集连接的稀疏块网络（DSNet），用于超将LR脸部图像超分辨为HR脸部图像。第二个是对抗网络，用于区分超分辨图像和HR对应图像。第三个网络是面部识别，用于在幻觉的面部图像上保留身份。最后，我们将描述身份损失。在评估期间，不使用鉴别​​器。通常，我们将算法称为FH-GAN，如图2所示

## 幻觉网络

值得注意的是，我们提出了一种旨在学习低分辨率面部图像*I LR*与对应的高分辨率面部图像*I HR*之间的端到端映射功能的体系结构。如图3所示，密集稀疏网络（DSNet）主要由四个部分组成：低级特征提取器（LLFE），用于学习高级特征的稀疏整合的CNN块（SparseBlock-SpB），用于增加分辨率大小的放大层和用于产生HR输出的重建层。

**LLFE**：我们将*I LR*和*I SR*表示为DSNet的输入和输出。具体来说，我们使用两个卷积层，从现在开始我们称为Conv，以提取浅层特征。第一卷积层从LR输入中提取特征

*y* 0 = *F LLFE* 0 （*I LR*）*，* （1）

其中*F LLFE* 0（·）表示卷积运算，*y* 0是第一低级特征提取器的输出。（1）的输出将是第二个Conv层的输入

*y* 1 = *F LLFE* 1 （*y* 0 ）*，* （2）

其中 *F LLFE* 1（·）表示第二个低级特征提取器卷积运算，*y* 1是各个层的输出。

**稀疏块（**SpB）：在LLFE层学习低级特征之后，将（2） 用作稀疏块的输入以学习高级特征。稀疏块结构的灵感来自于卷积网络中的稀sparse aggregation，最早在[27]中提出。在SparseNet [27]的结构中，前一层的特征图被稀疏地连接在一起，而不是像ResNets [22]中那样直接求和。如图4所示，我们网络中的每个稀疏块都由多层组成，其中每一层都是卷积的组成，其后是PReLu激活函数。在稀疏块内，不是通过合并所有先前层的特征，而是通过以指数偏移量聚合先前层的特征来减少到层的传入链接数。例如*i*-*1 ，i* -2 *，i* -4 *，i* -8 *...*层将被串联为第*i*层的输入。

SparseNet与DenseNet和ResNet的主要区别在于，特定层的输入是通过汇总先前输出的子集形成的。稀疏块中保持了跳跃链接的功能，它的重要性在于增强信息流，从而缓解消失的梯度问题。此外，稀疏块体系结构将传入链接的数量更改为对数，从而极大地减少了参数数量，从而需要较少的内存和计算成本即可实现高性能。

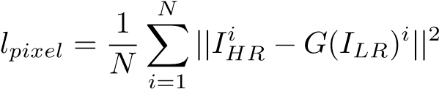
多个稀疏块结合在一起构成一个高级特征学习器组件。每个稀疏块接收来自（2）的低级特征的串联，并通过跳过连接输入所有先前的稀疏块作为输入。这使每个稀疏块都可以直接看到低级和高级特征信息，从而获得更好的重建性能。

**瓶颈层**。如上所述，来自先前SpB的特征以串联方式直接引入到下一SpB。这会为后续的上采样层提供大尺寸的输入，因此必须减小特征尺寸。在[38]中已经研究过，可以将1 x 1内核的卷积层大小用作瓶颈层以减小大小特征图。为了提高模型的计算效率，我们利用瓶颈层来减少要素数量，然后再将其馈入上采样层。特征图的数量减少到128。

**UpSampling和Reconstruction层**。我们使用subpxiel [31]将LR特征图放大为HR特征图。DSNet中具有3 x 3内核大小和3个通道的最终Conv层用于重建。

### **像素和感知损失**

给定一组低分辨率图像*I LR*及其对应的高分辨率图像*I HR，*我们将图像空间中的均方误差（MSE）最小化，其命名为逐像素损失：

 （4）

其中 *G*（·）代表生成器网络的输出，*N*是批规模。虽然，MSE损失导致很高的

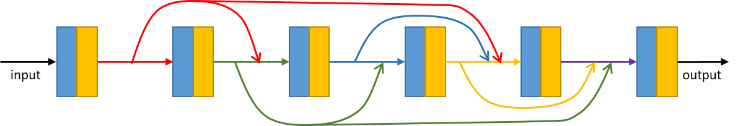
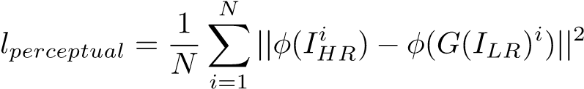


图4.稀疏模块的架构。

PSNR值通常会导致图像模糊和不真实。为了解决这个问题，在[20]中提出了感知损失，以获得视觉上更好和更清晰的图像。在感知损失中，MSE用于幻觉图像及其对应的HR图像的特征空间。我们从VGG-19 [32]中提取了HR图像和幻觉图像的特征，以计算以下损失：

 （5）

其中*φ*表示特征映射从最后卷积层而获得VGG-19 []和*G ^*（*我LR*）*我*是*我* - *个*超分辨面部图像。

## 对抗网络

在本小节中，我们定义对抗损失以产生逼真的超分辨人脸图像。在DSNet中，我们使用Wasserstein GAN（WGAN）[28]， WGAN-GP是其改进版本 [17]。使用WGAN-GP的原因不是要提高幻觉的面部图像的质量，而是要稳定并减少总体训练时间。作为WGAN-GP的生成器，我们使用我们的超分辨率网络，对于鉴别器网络，我们使用DCGAN [1]的鉴别器，而无需使用批量归一化。

**对抗性损失**。我们在面部幻觉网络中使用WGAN-GP损失：

*升WGAN* = ë [ *d*（*我*）] - ë [ *d*（*我HR*）]

*我*〜P *克 我*〜P *ř*

（6）

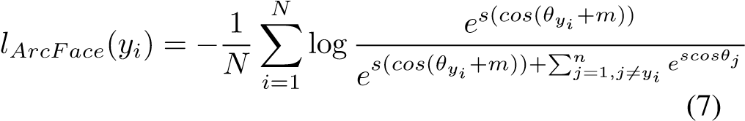
+ *λ* ë [（||∇ *我 d* （*我*）|| 2 - 1）2 ] *，*

*我*〜P 我

其中，P *[R*是输入数据的分布和P *克*是发电机*ģ*通过定义分布*我* =*g ^*（*我LR*）通过沿对从P个采样的之间直线均匀地采样得到*ř* 和P *克*。*λ*是我们在实验中设置为10的惩罚系数。

## 人脸识别网络

在此，我们将ArcFace作为我们的人脸识别模型，因为它具有最新的身份表示性能。ArcFace是类似Resnet的[22] CNN模型，并通过加法角余量损失（ArcFace）进行训练，可有效增强特征嵌入的判别力。ArcFace损失函数是对传统Softmax损失的修改。ArcFace中的关键点是，分类边界直接在角度空间中最大化。有关ArcFace的更多详细信息，请参见[18]。训练图像样本上的ArcFace损失函数表示为：



其中*y i*是第*i*个样本，N是批次大小。*m*是角距的超参数，*s*是特征标度。

给定一个微型批处理，我们将非配对的*I HR*和*I S R*面部图像串联起来计算*l ArcFace*。我们使用以下损失训练ArcFace：

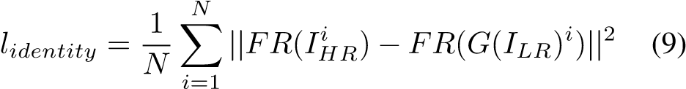
 （8）

其中，{} 表示串联。

### 身份丢失

公式（4），（5），（6）已用于通用主题的超分辨率。尽管它们确实为面部超分辨率提供了不错的结果，但是在超分辨率过程中，身份信息很容易丢失。

为了缓解这个问题，我们建议通过集成人脸识别网络在低分辨率和高分辨率的人脸图像之间增强人脸身份一致性。简单地说，我们在身份级别上进一步使用约束。因此，为了更好地保存超分辨图像的人脸身份，可以使用带有人脸识别网络的身份特征表示作为监控信号。身份损失描述如下：



其中*FR*（*I HR i* ）和*FR*（*G*（*I LR*）*i*） 是从人脸识别模型的全连接层提取的身份特征。*G*（*I LR*）*i*代表 第*i*个生成的面部图像。

## 总损失函数

总之，用于训练FHGAN的总损失是上述损失函数的加权总和：

*升总* = *λ* 1 *个像素* + *λ* 2 *升感知* + *λ* 3 *升WGAN* + *λ* 4 *升ID* （10）其中*λ* 1，*λ* 2，*λ* 3，*λ* 4的相应损耗的权重。

# 实验

在本节中，将首先提供培训和测试详细信息的描述，然后是实施详细信息。之后，我们将讨论与他人的比较以及我们方法的好处。稍后，我们将介绍使用身份丢失的有效性。此外，我们报告了拟议的FH-GAN的标准超分辨率指标PSNR和SSIM。根据[5]，PSNR和SSIM的结果并不表示视觉质量。为了缓解PSNR和SSIM指标差的问题，我们还提出了一种基于面部识别结果的间接评估面部图像超分辨率质量的方法。我们报告了使用不同方法进行面部验证的准确性。特别是，我们在高分辨率和幻觉的面部图像上训练了ArchFace，然后将其用于验证低分辨率图像上的面部图像。

## 实验设定

**数据集**。VGGFACE2 [29]是用于面部识别和合成的大规模数据集，涵盖了很大范围的姿势，年龄和种族。总共9000个身份包含来自不同种族，口音，专业和年龄的图像。我们使用331万个331万张图像的身份来训练人脸识别模型。为了训练幻觉，**我们从VGGFACE2数据集中随机选择了1.2M图像**。

我们为建议的方法使用两个不同的数据集。第一个是**LFW [15]**数据集，用于在野外测试面部验证和幻觉性能。LFW包含来自5,749个身份的13,233张图像。我们**使用CFP [30]数据集来评估人脸验证**。CFP包含来自500个身份的7000张图像。在不受限制的设置中考虑这两个数据集。几种最先进的模型，例如SRGAN [5]，SRDenseNet [33]，RDN [39]已用于比较我们的方法。

数据预处理。为了与其他方法进行公平的比较，MTCNN [23]检测到训练数据，并将其与尺寸为112 x 112的规范视图对齐。

实施细节。裁剪HR图像大小并将其对齐为112x112，并通过使用比例系数为4x的双线性核对HR图像进行下采样来获得LR输入图像。

为了训练ArcFace，我们使用ResNet34 [22]并将嵌入特征设置为512。我们按照[22]将特征标度*s*设置为64，然后将ArcFace 的角裕度*m*选择为0.5，将批处理大小设置为256，然后将学习率从0.01开始，然后在15、18个时期后除以10。培训过程已完成20个纪元。

为了训练基于GAN的DSNet，我们使用了6个稀疏块，而每个稀疏块具有6个卷积层。总体上，人脸幻觉网络的深度为41层，包括稀疏块，低级特征提取器，瓶颈，上采样和重构层。在每个稀疏块中，我们使用的增长率为32。低级特征提取器的过滤器大小为64，所有卷积层的大小均设置为3x3（瓶颈层的大小为1x1）。参数整流线性单位（PReLu）被用作激活函数。所有网络均使用Adam优化。我们使用的最小批次大小为128。学习率设置为1e-3，然后逐渐降低为1e-5。培训已完成56,000次迭代。

对于FH-GAN的端到端培训，所有网络（DSNet，discriminator和ArcFace）都进行了4个时期的联合训练，学习率为1e-4。幻觉模型和ArchFace分别使用Adam [26]和SGD进行训练。所有模型都在PyTorch中实现。

## 讨论区

我们将我们的方法与其他方法进行了比较，包括SRDenseNet [33]，RDN [39]，SRGAN [5]，以证明我们提出的方法的有效性。

与SRDenseNet的区别。首先，SRDenseNet使用来自DenseNet [14]的本地密集连接，该连接将先前层的所有输出连接在一起，从而导致模型的负担过重。但是，级联允许每个后续层对所有以前的特征都具有清晰的视图，但是特征的密集级联意味着模型的主要部分专用于处理以前看到的特征。因此，模型很难充分利用密集的跳过连接和所有参数。但是，我们将本地稀疏连接利用到我们建议的网络中，该网络受SparseNets [27]的启发，该网络以对数方式而不是线性方式连接特征。此属性允许利用更大的增长率（即过滤器大小），并通过使用更多层来扩大我们的模型。通过在我们提出的方法中使用稀疏聚合拓扑，与SRDenseNet相比，我们将参数大小减小了一半，并且实现了更快的收敛速度。另一个区别是SRDenseNet仅使用MSE损失，但是我们使用多个损失使模型更健壮，以获得更好的幻觉人脸图像。结果，我们的方法获得了更好的性能并生成了视觉上令人愉悦的面部图像。

与SRGAN和RDN的区别。在损失函数的不同选择方面，我们主要总结了与SRGAN和RDN相比我们的方法的差异。RDN仅使用*L* 1损失函数，但相比之下，我们不仅使用像素级信息，而且还将特征级信息纳入我们的方法。仅使用逐像素丢失将导致图像模糊并丢失身份信息，这对于人脸识别至关重要。但是，SRGAN利用特征级损失（感知损失）使超分辨图像更清晰，但有时超分辨图像会带有一些伪像，例如白色和红色

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 方法 | 身份流失 | 准确性 |
| 跳频 | X | 99.00％ |
| 跳频 | X | 99.14％ |

表1.身份丢失对人脸验证性能的有效性。

脸上的斑点。此外，SRGAN不考虑将身份信息保留在度量空间中，这将导致身份信息丢失并在超分辨图像中生成其他伪像。在我们的方法中，我们通过组合训练人的幻觉模型和人脸识别模型来使用感知损失和身份损失来施加身份级别约束。

**我们模型的好处**。总之，通过使用稀疏块，我们可以进一步增加模型的大小和增长率，这对于在两个方面使用非常深的网络的超分辨率任务非常有好处：1）可以从LR图像中使用大量上下文信息；2）在非常深的网络中，可以利用PReLu层产生的高度非线性来建模LR和HR之间的复杂映射函数。通过使用稀疏块，我们可以获得更好的灵活性和参数效率。从图5中可以看出，我们的方法提供了更清晰，更详细的结果，可在不同类型的人脸图像上表现良好。

## 身份损失的有效性

**身份损失** 表1显示了对身份丧失影响的消融研究。我们发现，当我们的提议方法中不包括身份丢失时，人脸识别性能会下降。如前所述，由于幻觉方法的不适行为，幻觉过程中更容易丢失身份信息。

如表1所示，将FH-GAN与人脸识别网络联合训练时，可以获得更好的准确性。我们通过增加面部识别损失来限制身份级别信息。身份等级差异可以通过鲁棒的人脸识别模型进行测量。具有身份智能特征表示的人脸识别模型用作监督信号，有助于保留身份信息并提高人脸验证的性能。

## 超分辨率结果

我们使用提出的方法和其他最新的超分辨率方法（包括双线性插值）比较了PSNR和SSIM结果。正如我们所讨论的，由于我们模型的鲁棒性，与其他模型相比，它可以获得更好的结果。在大多数情况下，用于超分辨率的标准度量标准（例如PSNR和SSIM）对于视觉上更好的图像不是很可靠。

尽管双线性方法快速且在超分辨中非常轻，但是用此方法生成的人脸图像

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 方法 | LFW ACC | CFP ACC |
| FR-双线性 | 98.62％ | 92.3％ |
| FR-SRGAN | 99.03％ | 93.08％ |
| FR-RDN | 98.92％ | 92.6％ |
| FR-SrDenseNet | 98.87％ | 92.16％ |
| 跳频 | 99.16％ | 93.36％ |
| FR-HR图像 | 99.47％ | 95.05％ |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 图5.从上到下：LR图像，双线性插值，SRGAN [5]，[39]，[33]，我们的模型和HR   |  |  |  | | --- | --- | --- | | 方法 | 信噪比 | SIM卡 | | 双线性上采样 | 20.3 | 0.76 | | SR-GAN | 20.78 | 0.77 | | SRDenseNet | 20.26 | 0.79 | | RDN | 21.26 | 0.81 | | 我们的 | 21.35 | 0.83 | |

表2. LFW和CFP数据集上的**人脸验证结果**。FR代表我们在所有实验中使用的人脸识别模型。在这种情况下，结果表明视觉质量。FR-Bilinear表示此方法使用双线性插值对人脸图像进行超分辨，并在此方法上和其他方法类似地运行人脸识别模型。

模糊且有伪影。双线性方法无法超分辨低分辨率图像。由RDN和SRDenseNet生成的面部图像由于仅学习像素信息而导致图像过于平滑。因此，过度平滑的图像不会完全包含脸部特征。如图5所示，SRGAN面部在幻觉的面部图像中包含白点伪影。因为

表3.在LFW上基于PSNR和SSIM的面部幻觉性能。结果并不表示视觉质量。发电机网络的有效性和身份损失，我们可以比较地获得视觉上良好的图像。

在图6中可以看到我们方法的一些失败案例。这些失败案例主要是由于较大的遮挡和多个面。在这些故障情况下，我们的超分辨图像仍然保留身份，但会失真。改进这些图像并研究真正的低质量图像留给以后的工作。



图6.我们的方法产生的视觉不良结果的幻觉示例。这些图像包括较大的遮挡。

## 人脸识别结果

拟议的FH-GAN旨在识别低分辨率的人脸。因此，为了验证不同超布局模型的身份保存能力，研究了两个基准数据集上的人脸识别。我们通过使用幻觉人脸图像的ArcFace提取特征来评估LFW数据集和CFP数据集上人脸验证的性能。

低分辨率LFW和CFP的人脸验证。表3中显示了在野外对识别准确性（ACC）进行评估的面部验证性能。从结果来看，RDN和SRDenseNet由于其对身份保存的特异性较弱而存在缺陷。尽管SRGAN已经利用了感知损失，但是他们的面部验证准确性仍然不好，因为他们没有考虑在身份度量空间中保留身份。我们的模型在两个数据集上获得了最佳的面部验证结果，这与HR面部图像上的面部验证结果非常接近。这表明我们的幻觉方法具有优越性。

# 结论

如果面部图像分辨率不足，本文将回答如何同时产生幻觉和识别面部的问题。具体来说，我们提出了FH-GAN：一种用于超分辨人脸图像并识别这些图像的端到端系统。我们的方法在使用WGAN进行面部幻觉的新提出的生成器体系结构中整合了面部身份信息。人脸识别模型旨在改善幻觉图像的身份保存和质量。我们在人像幻觉和低分辨率人脸识别方面均显示出改进。

# 参考文献

1. SC Alec Radford，卢克·梅斯（Luke Metz）。深度卷积生成对抗网络的无监督表示学习。*arXiv：1511.06434*，2015年。
2. Chang H，D.-Y。杨和熊Y 通过邻居嵌入实现超分辨率。*CVPR*，2004年。
3. KHXT朝东，陈改变来。学习深度卷积网络以获得图像超分辨率。*ECCV*，2014年。
4. KHXT朝东，陈改变来。使用深度卷积网络的图像超分辨率。*IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence（TPAMI）*，2016年。
5. FHJCAAAT-JTZWWS克里斯蒂安·勒迪格，卢卡斯·泰斯。使用生成对抗网络实现逼真的单图像超分辨率。*arXiv*，2016年。
6. FS等。Facenet：用于面部识别和聚类的统一嵌入。*arXiv预印本arXiv：1503.03832，2015*。
7. XZ等。长尾深脸识别的距离损失。*ICCV*，2017。
8. YS等。预测10,000个班级的深度学习人脸表示。*CVPR*，2014年。
9. YS等。Deepid3：使用非常深的神经网络进行人脸识别。*CoRR，abs / 1502.00873*，2015年。
10. YT等。Deepface：消除人脸验证中与人类水平表现的差距。*在过程中。*2014 *年计算机视觉与模式识别会议17011708*
11. YT等。网络规模的人脸识别培训。*CVPR*，2015年。
12. YW等。一种用于深度人脸识别的判别式特征学习方法。 *ECCV*，2016年。
13. WT Freeman，EC Pasztor和OT Carmichael。学习低层次的视野。*IJCV*，2000。
14. KWG Huang，Z。Liu和L. van der Maaten。密集连接的卷积网络。*ICCV*，2017。
15. GB Huang，M。Ramesh，T。Berg和E.Learned-Miller。带有标签的野外面孔：用于在不受限制的环境中研究人脸识别的数据库。技术报告07-49，马萨诸塞州大学，阿默斯特分校，2007年10月。
16. MMBXDW-FSOACYB伊恩·古德费洛（Jan Pouget-Abadie）。生成对抗网络。*NIPS*，2014年。
17. MAVD Ishaan Gulrajani，Faruk Ahmed和AC Courville。改进了对wasserstein gans的训练。*CoRR，abs / 1704.00028*，2017年。
18. 邓俊杰和扎菲里欧。Arcface：用于深脸识别的附加角余量损失。*arXiv预印本arXiv：1801.07698，*，2018。
19. QYWS Jimmy SJ。任李旭 Shepard卷积神经网络。*NIPS*，2015年。
20. LF-F。贾斯汀·约翰逊（Justin Johnson），亚历山大·阿拉希（Alexandre Alahi）。实时样式传输和超分辨率的感知损失。*ECCV*，2016年。
21. C.-WCWHYQWLK Zhang，Z。ZHANG和

张天 超身份卷积神经网络的幻觉 *ECCV*，2018年。

1. SRJS何开明，张向宇。深度残差学习用于图像识别。*ICCV*，2017。
2. ZLYQ张开鹏，张展鹏。使用多任务级联卷积网络进行联合人脸检测和对齐。*SPL*，2016年。
3. J. Kim，J。Kwon Lee和K. Mu Lee。使用非常深的卷积网络进行准确的图像超分辨率。*CVPR*，2016年。
4. J. Kim，J。Kwon Lee和K. Mu Lee。用于图像超分辨率的深度递归卷积网络。*CVPR*，2016年。
5. D. Kingma和J. Ba。亚当：一种随机优化方法。*ICLR*，2014年。
6. MMZDGMPT朱力庚，邓瑞之。稀疏聚合的卷积网络。*ECCV*，2018年。
7. LB Martin Arjovsky，Soumith Chintala。Wasserstein甘。*arXiv：1701.07875，2017*。
8. WXOMPAZ琼Ca，李慎。Vggface2：用于识别跨姿势和年龄的人脸的数据集。*FG*，2018。
9. CCPVMCRJDW Sengupta Soumyadip，陈俊成。从正面到侧面进行野外验证。*WACV*，2016年。
10. W. Shi，J。Caballero，F。Huszar，J。Totz，AP Aitken，R。Bishop，D。Rueckert和Z. Wang。使用高效的亚像素卷积神经网络实现实时单图像和视频超分辨率。*CVPR*，2016年。
11. K. Simonyan和A. Zisserman。用于大规模图像识别的非常深的卷积网络。*arXiv*，2014年。
12. XLQG Tong Tong，李根。使用密集跳过连接的图像超分辨率。*ICCV*，2017。
13. Z. Wang，D。Liu，J。Yang，W。Han，和T. Huang。用于稀疏先验的图像超分辨率的深层网络。*ICCV*，2015年。
14. GS GS Wei Dong Dong，张磊和X. Wu。通过自适应稀疏域选择和自适应正则化实现图像去模糊和超分辨率。*提示*，2011年。
15. FP Xin Yu。通过区分生成网络超分辨人脸图像。*ECCV*，2016年。
16. FP Xin Yu。通过变换性判别式自动编码器对非常低分辨率的未对准且嘈杂的人脸图像产生幻觉。*CVPR*，2017年。
17. XLCX盈泰，建阳。Memnet：用于图像还原的持久性内存网络。*CVPR*，2016年。
18. YKBZYF张玉伦，田亚鹏。用于图像超分辨率的残留密集网络。*CVPR*，2018年。
19. YYDLZ Wang，S。Chang和TS TS。使用深度网络研究非常低的分辨率识别。*IEEE计算机视觉和模式识别会议*，2016年。
20. HCZJYQ周，范。在野外学习面部幻觉。*AAAI*，2015年。
21. Z. W. Zou和PC Yuen。并行环境中的超低分辨率人脸识别。*IEEE Transactions on Image Processing*，2012年。
22. 原文

提供更好的翻译建议