



中山大學  
SUN YAT-SEN UNIVERSITY

# 本科生毕业论文（设计）

## Undergraduate Graduation Thesis（Design）

题目 Title: 基于生成对抗网络的人脸光照变换

院系  
School (Department): 数据科学与计算机学院

专业  
Major: 移动信息工程

学生姓名  
Student Name: 赖贤城

学号  
Student No.: 15352155

指导教师(职称)  
Supervisor (Title): 谢晓华（副教授）

时间: 年 月 日

Date: Month Day Year

## 学术诚信声明

本人所呈交的毕业论文，是在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果，所有数据、图片资料均真实可靠。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本论文的研究作出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确的方式标明。本毕业论文的知识产权归属于培养单位。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

本人签名：

日期：

## Statement of Academic Integrity

I hereby acknowledge that the thesis submitted is a product of my own independent research under the supervision of my supervisor, and that all the data, statistics, pictures and materials are reliable and trustworthy, and that all the previous research and sources are appropriately marked in the thesis, and that the intellectual property of the thesis belongs to the school. I am fully aware of the legal effect of this statement.

Student Signature:

Date:

## 【摘 要】

人脸光照变换在虚拟现实、增强现实、数字艺术以及在人脸的处理任务如人脸识别和人脸验证中都有其应用价值。本篇论文提出的模型在对一张输入的人脸进行指定光照条件的变换,将光照的变换视为图像的风格迁移问题。目前风格迁移多是利用生成式对抗网络强大的映射能力进行原分布到指定分布上的迁移。因此,我们的模型是基于目前效果最优的多领域风格迁移 StarGAN 模型进行。同时,除了原有模型的损失函数以外,本文利用 Facenet 将人脸映射到高维,从而引入了人脸在身份高维空间的损失,以确保模型只对光照进行变换而不会影响人脸对应的身份。另外,本文充分利用数据集成对的特点,对变换后的图像与数据集中的真实图像对比,得到一个重建损失,该损失能提高生成的图像的清晰度,该损失与 StarGAN 中基于 CycleGAN 思想的重建损失不同。该模型训练结束之后,允许用户通过使用连续的属性值,得到平滑的连续的光照角度变换结果。最后,该模型在 BaseFaceModel 渲染生成的非真实人脸数据集,以及在真实人脸数据集 Multi-PIE 上取得了相比其他主流方法更好的效果,消融实验也验证了本文方法的有效性。

**【关键词】**：人脸光照处理；生成式对抗网络；starGan；风格迁移

## [ABSTRACT]

Face illumination transformation has its application value in virtual reality, augmented reality, digital art and face processing tasks such as face recognition and face verification. The model proposed in this paper transforms a given illumination condition of an input face, and regards the illumination transformation as the style transfer of an image. At present, style migration mostly uses the powerful mapping ability of generative countermeasure network to migrate from original distribution to designated distribution. Therefore, our model is based on the StarGAN model of multi-domain style migration which has the best effect at present. At the same time, in addition to the loss function of the original model, this paper uses Facenet to map face to high-dimensional, thus introducing the loss of face in the high-dimensional space of identity, so as to ensure that the model only transforms the light without affecting the corresponding identity of face. In addition, this paper makes full use of the characteristics of data integration pairs, and compares the transformed image with the real image in the data set to get a reconstruction loss. This loss can improve the clarity of the generated image, which is different from the reconstruction loss based on CycleGAN in StarGAN. After training, the model allows users to obtain smooth and continuous light angle transformation results by using continuous attribute values. Finally, the model achieves better results than other mainstream methods on the non-real face data set generated by Basel Face Model rendering and the multi-PIE real face data set. The ablation experiments also verify the effectiveness of the proposed method.

**[Keywords]:** Face Illumination Processing; Generative Adversarial Networks; StarGan; Style Transfer

# 目 录

<b>第一章</b>	<b>引言</b>	<b>1</b>
1.1	背景和意义	1
1.2	人脸光照变换问题描述	1
1.3	本文的工作	2
1.4	本文贡献	3
1.5	论文结构简介	3
<b>第二章</b>	<b>综述</b>	<b>4</b>
2.1	相关工作	4
2.1.1	传统方法	4
2.1.2	深度学习方法	5
<b>第三章</b>	<b>人脸光照变换模型</b>	<b>6</b>
3.1	人脸光照变换的形式化描述	6
3.2	人脸光照变换的基础模型	6
3.2.1	生成对抗网络	6
3.2.2	多领域图像到图像转换模型: starGAN	7
3.3	改进的人脸光照变换模型	9
3.3.1	身份一致性损失项	10
3.3.2	配对数据的利用: L1 损失	10
<b>第四章</b>	<b>实验结果与分析</b>	<b>11</b>
4.1	数据集	11
4.2	预处理	12
4.3	实验指标	12
4.3.1	定性评估	12
4.3.2	图片质量指标	15
4.3.3	基于样本的生成网络评估指标	17
4.3.4	人脸识别指标	17
<b>第五章</b>	<b>总结与展望</b>	<b>19</b>
	<b>参考文献:</b>	<b>20</b>

致 谢 .....	23
-----------	----

# 第一章 引言

## 1.1 背景和意义

人脸光照变换在虚拟现实、增强现实、数字艺术等人机交互以及在数据增强和人脸的处理任务如人脸识别和人脸验证中都有其应用价值。

在人机交互方面。例如虚拟现实中，系统需要使得用户沉浸于虚拟的环境中，则需要使得用户自身的光照条件与虚拟环境的光条件一致，才能从光照的角度实现沉浸。此时，对用户的任意光照条件下的图像生成就尤为重要。同理增强现实任务中，需要使得放入环境中的虚拟物体的光照能够和周围环境相融合。

在人脸的处理任务上。与姿势和表情等其他干扰因素相比，光照变化对许多脸分析算法的影响更大。由于许多问题，例如照明的强度和方向，或摄像机传感器的过度曝光或曝光不足，照明条件可能相当复杂。此外，已经证明，在人脸识别中由光照变化引起的差异可能比个体之间的差异更大[1]。基于深度学习的人脸识别[2][3][4]，需要大量的标签数据，但这些数据无法覆盖现实应用中可能出现的现场照明变化。因此，基于人脸的光照标准化工作对于进一步提升人脸识别的鲁棒性至关重要。

数据增强方面，目前的机器学习算法通常都很依赖训练所使用的数据量大小。在现有数据量较小的情况下，要想得到好的结果通常需要进行数据增强。通过调整图像的光照也是数据增强的一种方法。所以，有一个可以任意调节人脸光照的数据增强方法对于小数据集下的机器学习是一个很大的帮助。

## 1.2 人脸光照变换问题描述

本文所研究的问题是如何由一张任意光照角度的人脸图像生成任意指定角度光照的人脸图，但是不改变除了光照以外的其他属性，其中最重要的是要保持人脸的身份信息不变。

该任务的难度在于光照条件太过复杂。由于人脸结构是三维结构，复杂的光照照

射在人脸上不仅会产生硬阴影也会产生软阴影。除此之外，光线不足(或者曝光不足)以及光线太强(或者过度曝光)会导致人脸原有特征的部分丢失。

因此，该问题的挑战在于如何处理复杂的阴影以及生成逼真的阴影，以及如何尽可能的使得生成的图像保持原有人脸的特征。

### 1.3 本文的工作

本文将光照变化问题转变成图像到图像的翻译任务[5]，该任务能改变给定图像的指定方面使之变为另一图像。例如，将一个人的面部表情从微笑变成皱眉。对抗生成网络[6]的使用使得这个任务有了显著的发展。现有的成果包括有改变头发颜色[7]、改变风景图片的季节[8]等等。我们将不同的属性称为不同的域，这些对抗生成模型通过在不同域的图像在训练之后，即可学习到如何将图像从一个域转变成其他的域。

在本文的人脸光照变换任务中，将不同光照条件下的人脸图像看成是来自不同域的图像，这样就可以使用基于对抗网络的图像翻译模型来解决人脸光照变换问题。对于这种多个域之间的转换有两种选择。一种选择是一个生成器只负责变换某个域的图像到另一个域的，这种方案的典型模型是 CycleGAN[9]，使用这种方案的话如果要学习  $K$  个域之间的相互变换，则需要训练  $K(K-1)$  个生成器。另一种选择只训练一个生成器来学习所有的映射，这种方案的典型模型是 StarGAN[10]，该方案应用了有条件的生成对抗网络[11]的方法，将目标域的信息以条件的方式作为生成器输入的一部分，从而使得一个生成器即可生成任意目标域的图像。

除了使用现有模型进行图像翻译以外，本文还引入了人脸对应身份信息的损失以保证生成的人脸与输入的人脸身份一致，具体方法是将生成的人脸与输入的人脸经过 Facenet[12]网络得到其身份在高维空间的特征向量，将这两个特征向量在高维空间的距离作为生成器的新的损失项。

另外，我们注意到现有的人脸光照数据集通常都有成对的数据，即数据集中有同一个人不同条件的光照下的图像。因此，我们提出一个不同于原模型中的另一个重建损失以提高生成的人脸图像的质量。在我们的基础模型 StarGAN 中，重建损失是指域 A 的图像经过生成器生成的域 B 图像，再将生成的域 B 图像作为生成器的输入，生成域 A 的图像，将此生成的域 A 图与最初的域 A 图进行比较得到的损失。而本文



新增的重建损失是指生成的域 B 图像与数据集中已有的与输入的图像同身份的域 B 图像做对比,得到的损失。该新增损失能计算的必要条件是用于训练的数据集是有成对数据的,数据集中有同一个人在不同条件的光照下的图像。

## 1.4 本文贡献

本文引入生成的人脸的身份作为一个新的损失项,该项能保证模型生成的结果与原有的人脸身份一致。然而不同于马[34]等人的工作的是,本文使用的是基于 Facenet 得到的身份距离,而不是使用 PatchGAN[5]加上全连接。通过 Facenet,可以直接将人脸图像映射到欧几里得空间,空间距离的大小代表了人脸图像的差异性,这样做的原因是,增加模型的可扩展性,无论是 100 个人还是 1000 个人还是更多的人,模型都无需更改就可使用。另外,从人脸识别的角度来看,使用 Facenet 比单纯的使用 PatchGAN 加全连接的准确率更高[12]。

本文的另一个贡献在于利用数据集中有配对数据的优点,引入了生成后图像的重建损失,用以提高生成的人脸图像的清晰度。即,将生成的人脸与数据集中的真实人脸做比较,将所得的 L1 损失作为新的损失项。与马[34]等人工作不同的是,L1 损失在计算复杂度上远优于直接使用 ssim 等指标作为损失。在图像质量指标上的实验验证了该项损失的有效性。

## 1.5 论文结构简介

第二章回顾了人脸光照变换的相关研究历史,包括使用传统的方法获得的成果以及近年来使用深度学习方法所取得的显著发展。同时分析现有模型的不足之处。第三章详细介绍了本文提出的模型,先是简要回顾基本模型 StarGAN,然后详细解释提出的两个损失项以及其在模型中的作用。第四章先是介绍了本文使用的两个数据集,接着实验评估了图片质量指标、基于样本的生成网络评估指标、以及光照归一化之后的人脸识别率指标,其中对比实验验证了本模型的优越性,消融实验验证了本文加入的两个损失项使得模型生成了更好的结果。

## 第二章 综述

对于人脸的光照变换在很早之前就已经被广泛研究,不过与本文生成任意光照人脸的目标不同的是,这些研究大多是研究光照归一化,其目标是通过光照归一化来提高复杂光照条件下人脸识别的准确率。这些研究与本文有相同之处,但是本文的模型能生成任意光照条件的人脸图,这显然比光照归一化更具有难度。

### 2.1 相关工作

光照变换的研究在早期主要是集中于光照归一化的研究,前人使用传统的图像处理方法提出了很多模型。近年来深度学习的兴起,将深度学习方法也引入了光照变换邻域。

#### 2.1.1 传统方法

近年来,对光照归一化的研究相当多。这些技术可以根据其不同的理论背景大致分为三类:整体标准化方法、不变特征提取方法和基于三维模型的方法。其中的整体标准化方法也可表述为恢复正面光照人脸图像的方法,是本文算法的一个特殊应用。

基于整体标准化的方法在早期算法中很常见。这些尝试以更规范化的表示重新分布原始人脸图像的强度,通过应用简单的灰度强度调整,这种表示不太容易发生照明变化。直方图均衡法(HE)和直方图匹配法(HM)[13]是在直方图水平上采用图像预处理阶段来启动这些方法的。Shan 等人[14]发明了伽马强度校正,用于标准化整体图像强度和照明水平,并引入了强度映射。尽管这些方法易于实施,而且对照明标准化有明显的好处,但由于它们是全局性的,不考虑深入图像形成原则,因此无法进一步满足日益严格的精度要求。这意味着它们只能平均整体强度分布,不能很好地处理软阴影、硬阴影或高光。

研究不同光照条件下人脸图像之间的关系,并利用这些关系对光照进行归一化处理也是一个方向。典型的算法包括变形面[15]、阴影形状(sfs)[16]、基于线性照明模型的照明补偿[17]、阴影补偿[18]和通过在对数域中截断 DCT 的低频系数进行照明

补偿[19]。使用这些算法可以得到合理的结果，但始终需要对固定形状模型进行严格的对齐。然而，在不同的照明条件下，严格的对准也具有挑战性。基于光照子空间理论，提出了许多重光照方法，如商图像（Quotient Image）重光照法[20]、球面谐波基可变形模型（shbmm）[21]、双线性光照模型[22]、谐波重光照[23]和像素相关重光照模型[7]。通过应用这些重光照算法，可以模拟任意光照条件生成图像。特别是，商图像重光照方法[20]和非点光源商图像重光照法（npl-qi）[24][25]依赖于这样一个假设：商图像（即测试面和给定面之间的反照率）对照明是不变的。综上所述，恢复正面被照人脸图像的方法是直接对原始人脸图像进行照明归一化处理，但是，会导致照明不变特征的失真。

除了上述两种典型的方法外，其他一些研究人员还提出了融合局部和整体特征的人脸识别方法[26][27][28][29]，以防光照变化。它们主要侧重于提取和融合多个不区分光照的特征。杜等。提出了基于小波的光照标准化方法[30]。将小波变换应用于低频系数，在小波域中对高频系数进行放大，然后利用小波反变换得到归一化后的人脸图像。然而，这种方法不利于视觉恢复，因为增大高频系数会扭曲面部结构。由于 HE 光照归一化性能差，其方法的整体性能不理想。

### 2.1.2 深度学习方法

近年来，由于深度学习的发展，研究人员开始将深度学习应用于人脸光照处理上。InfoGAN[31]通过最大化隐变量与生成结果的互信息可以对数据进行解耦表示，其在 3D 渲染的人脸数据集[32]上能够解耦出光照条件，DCIGN[33]是一种变分自动编码器，它使用卷积网络进行编码使用反卷积网络进行解码，它在编码过程中对特征进行概率建模，从而达到能将光照特征分离的功能。马[34]等人基于 StarGAN 进行光照的变换，其增加了一个判别器用于约束身份一致性，并加入 ssim 等图像质量损失以提高生成质量。

## 第三章 人脸光照变换模型

首先，本章将给出人脸光照变换的形式化表述。然后，将详细介绍本文所使用的模型架构以及选择这种架构的原因。最后，我们详细介绍了本文引入的两个损失项，分别是身份损失和重建损失。

### 3.1 人脸光照变换的形式化描述

如图 3.1 所示，令  $X_n$  表示光照类型为  $n$  的人脸图像集，令  $c$  表示光照的类型独热编码标签。记人脸图像  $x$  表示的人脸身份信息为  $ID_x$ 。本文研究的问题是给定任意光照类型（假设为  $b$ ）的人脸图像  $x \in X_b$ ，记  $x$  以及给定任意的光照类型标签  $c$ 。期望模型能生成人脸图像  $x' \in X_c$ ，要求  $x'$  足够真实并且  $ID_x$  与  $ID_{x'}$  相等，其中的真实性包含人脸生成的完整性和整张图像的清晰度。

### 3.2 人脸光照变换的基础模型

本文的算法模型是基于 StarGAN[10]进行改进得到的，因此本节将简要介绍生成式对抗网络以及广泛应用于图片转换的 StarGAN 模型。

#### 3.2.1 生成对抗网络

GAN(Generative Adversarial Nets，生成对抗网络) [6] 分为两个部分——生成器

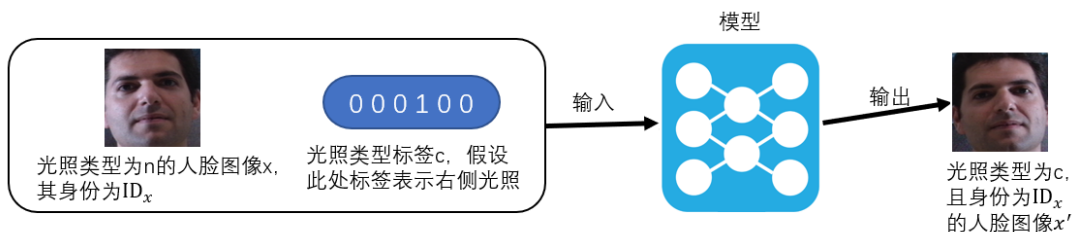


图 3.1. 模型输入输出。模型输入为一张人脸图像以及要变换的标签，输出一个身份与输入人脸相同且光照类型为输入标签类型的人脸图像。

G (Generator) 和判别器 D (Discriminator)。其中生成器能够将输入的随机噪声变为与训练样本有着相同分布的图片；判别器能判别输入的样本是真实样本还是生成器生成的假样本，通过不断地输入假样本和真样本来对判别器进行训练。生成器则将生成的样本经由判别器判断，来得到反馈信息，从而更新自身使得生成的图片更能以假乱真。在原始 GAN 的基础上，学界提出了很多改进的 GAN 模型，如 DCGAN(Deep Convolutional Generative Adversarial Networks，深度卷积生成对抗网) [6]、CGAN(Conditional Generative Adversarial Nets，条件生成对抗网) [11] 等。

### 3.2.2 多领域图像到图像转换模型：starGAN

不同于 pix2pix、CycleGAN 等一对一映射模型，starGAN 是能够学习多个域之间映射的生成对抗网络。模型接受多个域的训练数据，仅使用一个生成器就可以学习所有可用域之间的映射。该模型不是学习固定的转换（例如，将黑头发变成金色头发），而是将图像和域信息作为输入，学习将输入的图像灵活地转换为相应的域。模型使用一个标签来表示域信息。在训练过程中，随机生成一个目标域标签，并训练模型将输入图像转换为目标域。这样，就可以控制域标签并在测试阶段将图像转换为任何想要的域。

#### （1）模型架构

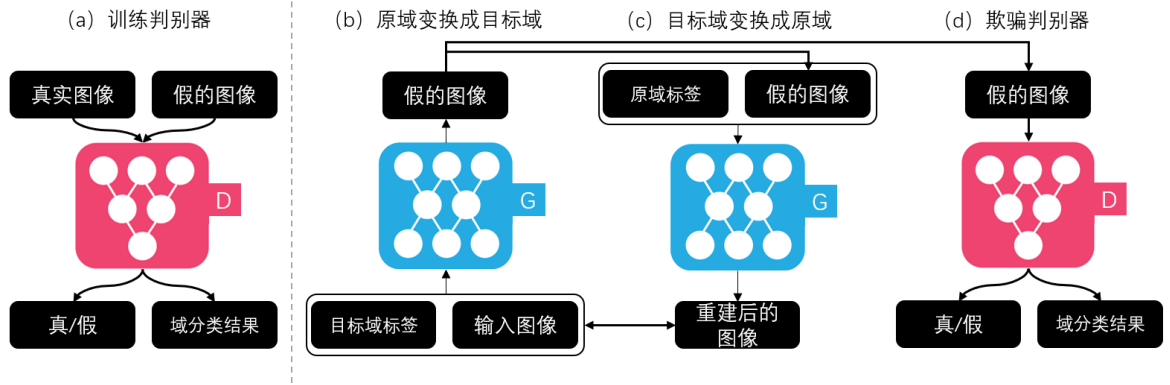
为了训练一个学习多个域之间映射的单个生成器  $G$ 。模型训练  $G$  将输入图像  $x$  以及目标域标签  $c$  转换为输出图像  $y$ ，即  $G(x, c) \rightarrow y$ 。训练时随机生成目标域标签  $C$ ，使  $G$  学会灵活地翻译输入图像。另外，模型引入了一个多任务分类器[22]，它允许一个鉴别器能同时判断图像是否真假以及图像属于哪个域。也就是说，鉴别器在图像来源（真或假）和图像的域上给出概率分布，即  $D: x \rightarrow \{D_{src}(x), D_{cls}(x)\}$ 。图 3.2.2 说明了 starGAN 的训练流程。

#### （2）损失函数

**对抗损失。**要使得生成的图像足够真实，以至于无法区分是否是真实图像，则需要有对抗损失：

$$\mathcal{L}_{adv} = \mathbb{E}_x[\log D_{src}(x)] + \mathbb{E}_{x,c}[\log(1 - D_{src}(G(x, c)))] \quad (1)$$

其中生成器 $G$ 在给定输入图像 $x$ 和域标签 $c$ 的情况下生成 $G(x, c)$ ， $D$ 则尽可能分辨真实



**图 3.2.2.** starGAN 包括两个模块，一个鉴别器  $D$  和一个生成器  $G$ 。(a)  $D$  学习区分真实和假的图像，并将真实图像分类到相应的领域。(b)  $G$  接受图像和目标域作为输入生成属于目标域的假图像。(c)  $G$  试图从给定原始域标签的伪图像重建原始图像。(d)  $G$  试图生成能被  $D$  判定为真且域分类为目标域的图像。

图像与假的图像， $D_{src}(x)$ 表示判别器 $D$ 认为 $x$ 为真实样本的可能性。很显然，生成器的目标是最小化该损失项，而判别器则希望最大化该项。

**域分类损失。**对于给定的输入图像  $x$  和目标域标签  $c$ ，我们的目标是将  $x$  转换为输出图像  $y$ ，并使得图像  $y$  能被分类为目标域  $c$ 。为了达到这个条件，需要改造  $D$  使之可以对图像所在的域进行分类。在优化  $D$  和  $G$  时都需要域分类损失对网络进行训练。也就是说，我们将域分类损失分解为两个项：一个是用于优化  $d$  的真实图像的域分类损失，一个是用于优化  $G$  的生成图像的域分类丢失。前者定义为

$$\mathcal{L}_{cls}^r = \mathbb{E}_{x,c'}[-\log D_{cls}(c'|x)] \quad (2)$$

其中的 $D_{cls}(c'|x)$ 表示输入图像 $x$ 经过判别器之后，判别器给出的该图像属于 $c'$ 这个域的可能性。通过最小化该项，判别器能分辨输入的真实图像所在的域。用于分类生成图像的损失项定义如下

$$\mathcal{L}_{cls}^f = \mathbb{E}_{x,c}[-\log D_{cls}(c|G(x, c))] \quad (3)$$

生成器 $G$ 最小化该项，以使得它生成的图像能被分类为给定的域  $c$ 。

**重建损失。**通过最小化对抗损失（公式(1)）和分类损失（公式(3)）， $G$  能生成真实的图像，并将其分类到正确的目标域。但是，并不能保证转换后的图像保留其输入图像的内容。例如，对于人脸光照变换而言，生成器可能既改变了光照条件同时也更改了人脸的特征。为了解决这个问题，我们将循环一致性损失[45]应用于生成器，该

项损失定义为

$$\mathcal{L}_{\text{rec}} = \mathbb{E}_{x,c,c'} [\|x - G(G(x, c), c')\|] \quad (4)$$

其中生成器  $G$  接受转换后的图像  $G(x, c)$  以及原域的标签  $c'$ ，将图像重建为原来的输入图像  $x$ ，这里采用的是 1 范数作为重建后与原有输入的损失函数。需要注意的是，这里使用了两次同一个生成器，第一次是将原始输入转换成域  $c$  的图像，第二次是将转换后的图像再转换回原来的域  $c'$ 。

### 3.3 改进的人脸光照变换模型

原有的模型是用重建损失保持除光照以外的内容不变，然而使用像素级别的损失项并不能很好的保持原有人脸的特征，受马[34]等人的工作的启发，本文将人脸身份信息加入损失项，以确保变换后的人脸与输入人脸的身份一致性，但是不同于马[34]等人的工作的是，本文使用的是基于 FaceNet 得到的身份距离，而不是使用 PatchGAN[5]加上全连接。通过 FaceNet，可以直接将人脸图像映射到欧几里得空间，空间距离的大小代表了人脸图像的差异性，这样做的原因是，增加模型的可扩展性，而且从人脸识别的角度来看，使用 FaceNet 比单纯的使用 PatchGAN 加全连接的准确率更高[12]。另外，为了利用数据集人脸在不同光照下一一配对的优点，引入新的重建损失，将生成器生成的图像与数据集中的真实图像计算 L1 损失，使得生成人脸的质量更好。增加之后的模型架构如图 3.3。

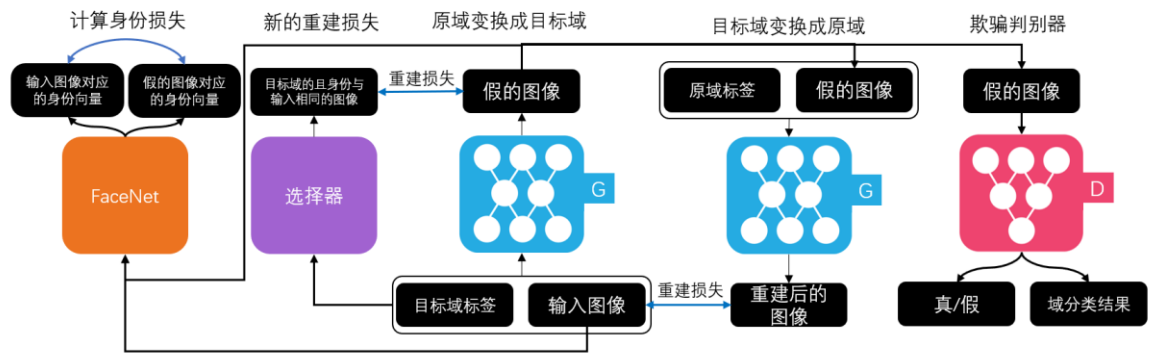


图 3.3. 改进后的模型示意图。与图 3.2.2 相比加入了身份损失项和新的重建损失 L1 损失。身份损失项是将输入图像与生成的图像输入 FaceNet 得到高维向量，计算两个向量间欧式距离得到身份损失项。L1 损失是计算生成的图像与训练集中真实图像计算 1 范数得到。

### 3.3.1 身份一致性损失项

我们希望经过转换之后的人脸图像能保持与输入图像相同的身份信息，当本文模型应用于人脸识别邻域时这一点要求更为重要。为了实现身份一致，我们需要有能判别人脸身份的判别器。通过训练 **facenet** 模型，我们得到一个人脸特征向量提取器  $f(x)$ ，其将输入的人脸  $x$  映射到高维向量  $v$ 。根据 **facenet** 算法，对于同一身份的不同人脸  $x_1, x_2$ ，以及一张另一个身份的人脸  $x_3$ ，应该有  $d(f(x_1), f(x_2)) < d(f(x_1), f(x_3))$ ，其中  $d(v_1, v_2)$  为向量  $v_1, v_2$  的欧氏距离。由此，我们引入身份一致性损失来确保模型生成的人脸的身份与输入图像相同。

$$\mathcal{L}_{id} = \mathbb{E}_{x,c}[d(f(x), f(G(x, c)))] \quad (5)$$

即对输入图像  $x$  通过 **facenet** 得到特征向量  $f(x)$ ，同样得到生成的图像  $G(x, c)$  的特征向量  $f(G(x, c))$ ，对这两个向量求欧氏距离即视为输入图像和生成图像之间的身份损失，通过最小化该项，使得生成的人脸尽可能保持原有的身份信息。

### 3.3.2 配对数据的利用：L1 损失

L1 损失。人脸光照数据集[35][44]都包括同一个人的不同光照条件下图像，即数据是可配对的。因此我们利用数据可配对，提出 L1 损失用以提高图像质量。该损失将生成器生成的图像与数据集中的真实图像计算 L1 损失。该项损失定义为

$$\mathcal{L}_{L1} = \mathbb{E}_{x,c,x_c}[||x_c - G(x, c)||] \quad (6)$$

其中生成器  $G$  接受输入图像  $x$  以及原域的标签  $c$ ，将图像转换为条件  $c$  光照下的图像  $G(x, c)$ ，其中的  $x_c$  表示数据集中身份与输入的  $x$  相同但是光照条件为  $c$  的图像。如果生成器足够好，那么生成的图像  $G(x, c)$  应该尽可能接近真实图像  $x_c$ 。这里采用的是 1 范数作为生成图像  $G(x, c)$  与真实图像  $x_c$  的损失函数



## 第四章 实验结果与分析

本章首先介绍实验中使用的两个数据集，然后介绍了数据预处理的方法和使用的模型。再将这两个数据集的结果从直观感受、图像质量、生成网络指标、人脸识别指标等角度进行评价，证明了本文模型的优越性。

### 4.1 数据集

本文模型使用了两个数据集进行模型的训练和验证。每个数据集都按照 9:1 的比例划分训练集和测试集。其中一个是在 Basel 人脸模型[32]生成的数据集，该模型能生成任意光照下的人脸，使用该模型，我们生成了如图 4.1(1)所示的 10 种光照条件下的 1000 个不同身份的共计 10000 张人脸图作为数据集。另一个数据集是 CMU Multi-PIE[35]，它包含了 337 个不同身份的人在不同光照角度、不同摄像机角度、不同表情下的图片。本文提取了摄像机正面拍摄的，无表情的，不同光照下的图片。由于该数据集中没有光照点在垂直方向上的足够数据，因此本文只提取了水平方向上(即仰角都为 0)的 6 种光照角度下的图片，光照点位置如图 4.1(2)。虽然该数据集只包含 337 个人，但是有一部分人拍摄了多次，所以提取得到的图片有  $821 \times 6 = 4926$  张。

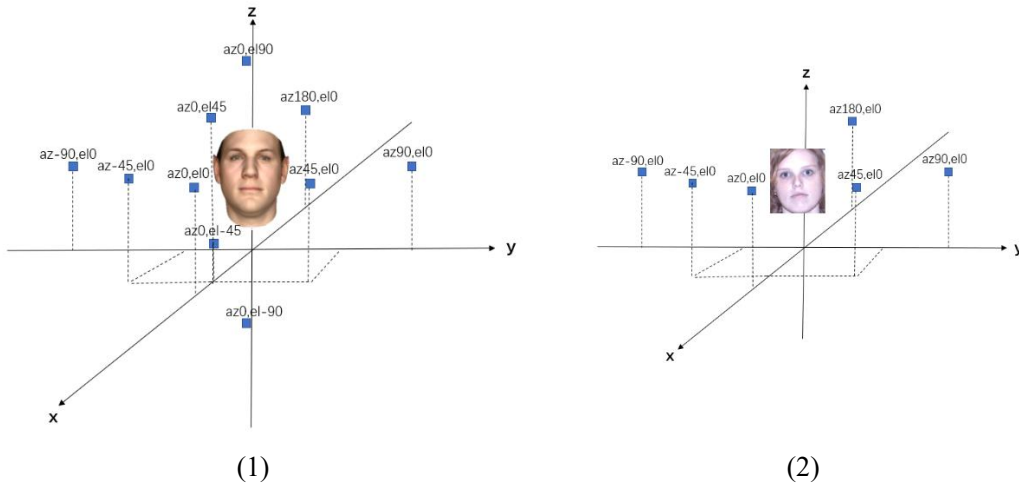


图 4.1. 生成人脸的光照位置。虚线体现了光照点在三维空间中的位置。光照点上方的文字表示该点的方位角(az 为 azimuth 缩写)和仰角(el 为 elevation 缩写)。图中有个特殊点是(az180,el0)这个点，它代表的是正面无光照条件。

## 4.2 预处理

Basel 数据集可以产生仅有人脸的图片，然而 Multi-PIE 数据集中的图片包含了大面积的背景并且包含了脖子和肩膀。因此，有必要对 Multi-PIE 中的人脸进行裁剪。本文使用了目前应用十分广泛的基于级联的特定目标检测器 MTCNN[36]进行人脸检测和裁剪。MTCNN 中的缩放因子等参数全部保持与官方实现一致，人工验证表明 MTCNN 成功将所有输入图片的人脸都检测并裁剪出来。图 4.2 展示了裁剪的结果。



图 4.2. 使用 MTCNN 进行人脸检测与裁剪示意图。

## 4.3 实验指标

本节实验首先给出定性评估，然后在图片质量指标、基于样本的生成网络评估指标、以及光照归一化之后的人脸识别率指标上进行相应的消融实验。在定性评估以及人脸识别实验中我们将本文模型与两种经典的人脸光照处理方法(NPL-QI[25]以及 ITI[46])进行了对比。本节的消融实验以及对比实验验证了本文模型的有效性和优越性。

### 4.3.1 定性评估

本章首先给出模型的生成结果及对其分析。我们分别在 Multi-PIE 数据集和 Basel 数据集上进行测试，可见模型生成效果很好。另外，我们与其他模型的方法进行对比，能看到无论从适用性还是真实度等角度，本文模型都胜于其他模型。

## (1) 模型结果分析

Basel 数据集测试结果。模型在 Basel 数据集的生成结果如图 4.3.1.1 所示。

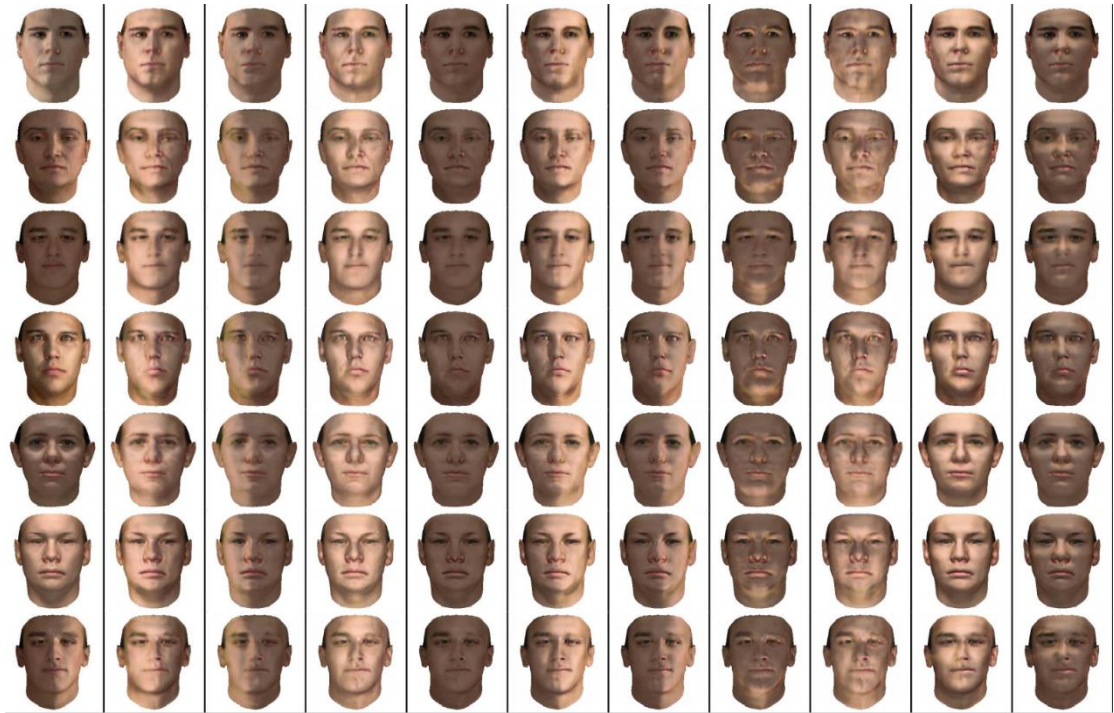


图 4.3.1.1. 模型在 Basel 数据集上的生成结果，其中第一列为真实的测试集样本，从第二列到第七列分别是模型生成在左正光照、左光照、正面光照、无光照、右正光照、右光照、下方光照，下正方光照，上正方光照，上方光照为输入标签时模型的生成结果。

可以看出模型能清晰且完好保持身份的生成对应光照下的人脸图像。

在 Multi-PIE 数据集上的生成结果如图 4.3.1.2 所示。首先从最基本的效果上看，模型生成的光照能被清晰判定，例如容易判定第二列为左光照。另外，从身份信息保持来看，模型生成的人脸可以很确定的被判定为与输入的人脸是同一个人。

在细节的表现上，模型对于输入图像中的阴影能很好的去除，在第二行中可以看到输入图像的鼻子右方有明显的阴影，当模型生成正面光照图像（第二行第四列）时，阴影被很自然的去除了。另外，不仅是去除阴影，模型对于阴影的生成也很清晰自然，同样以第二行为例，其中右正方向的人脸图像（第二行第六列）中鼻子左边的阴影是原图像没有的，即模型生成的，可见该阴影生成的很真实。

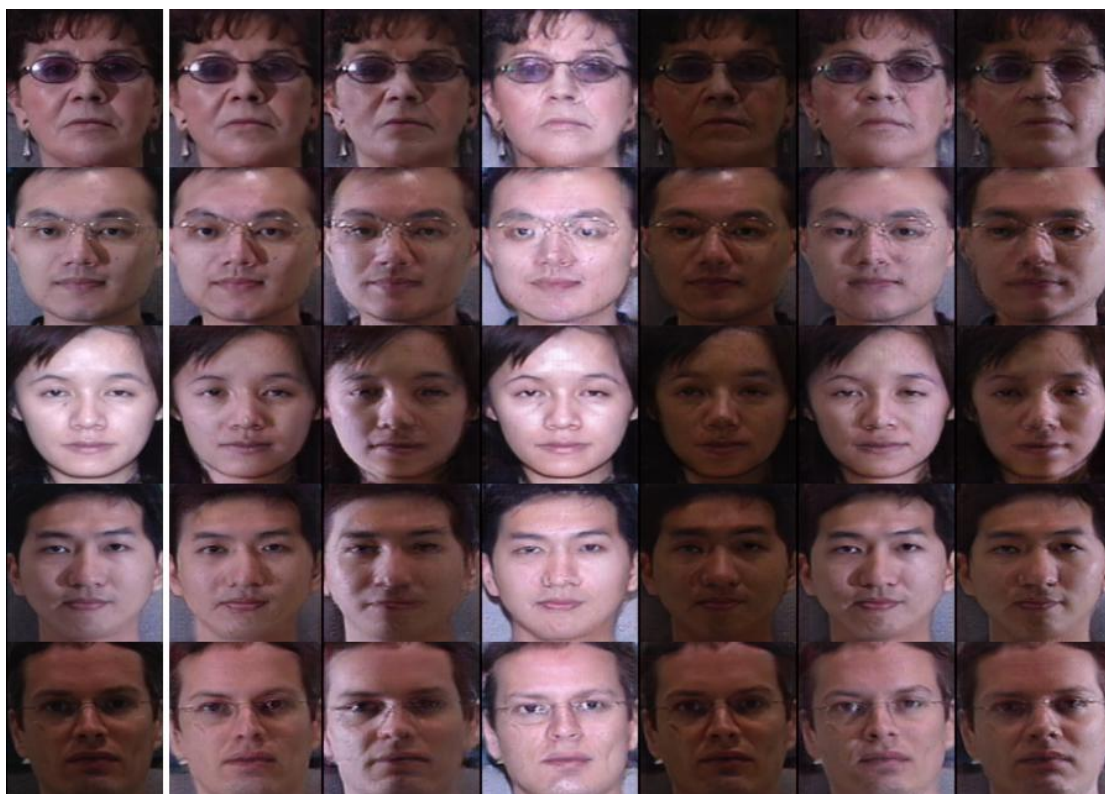


图 4.3.1.2. 是模型在 Multi-PIE 数据集上的生成结果，其中第一列为真实的测试集样本，从第二列到第七列分别是模型生成在左正光照、左光照、正面光照、无光照、右正光照、右光照为输入标签时模型的生成结果。

## (2) 对比分析

本文对比了两种用于人脸光照归一化的方法——NPL-QI[25]以及 ITI[46]。这两种方法本身是用于光照归一化的，但是根据算法原理可以改变训练时的目标光照使得模型能够生成正面光照之外的其他光照条件。这两种方法都属于传统方法，只能处理灰度图。图 4.3.1.3 为三个模型的结果展示。可见 NPL-QI 模型虽然生成的图像较为清晰，但是生成的光照极不自然并且无法消除人脸中的硬阴影。ITI 模型生成的光照较为自然，但是图像清晰度低且硬阴影的问题并没有很好的解决。本文提出的模型首先是能处理三通道图像，并且生成的光照很自然并且阴影的问题也得到了很好的消除，不仅如此，本文模型还能生成对应光照下应有的阴影，这是本文模型结果显得较为真实的一个重要因素。



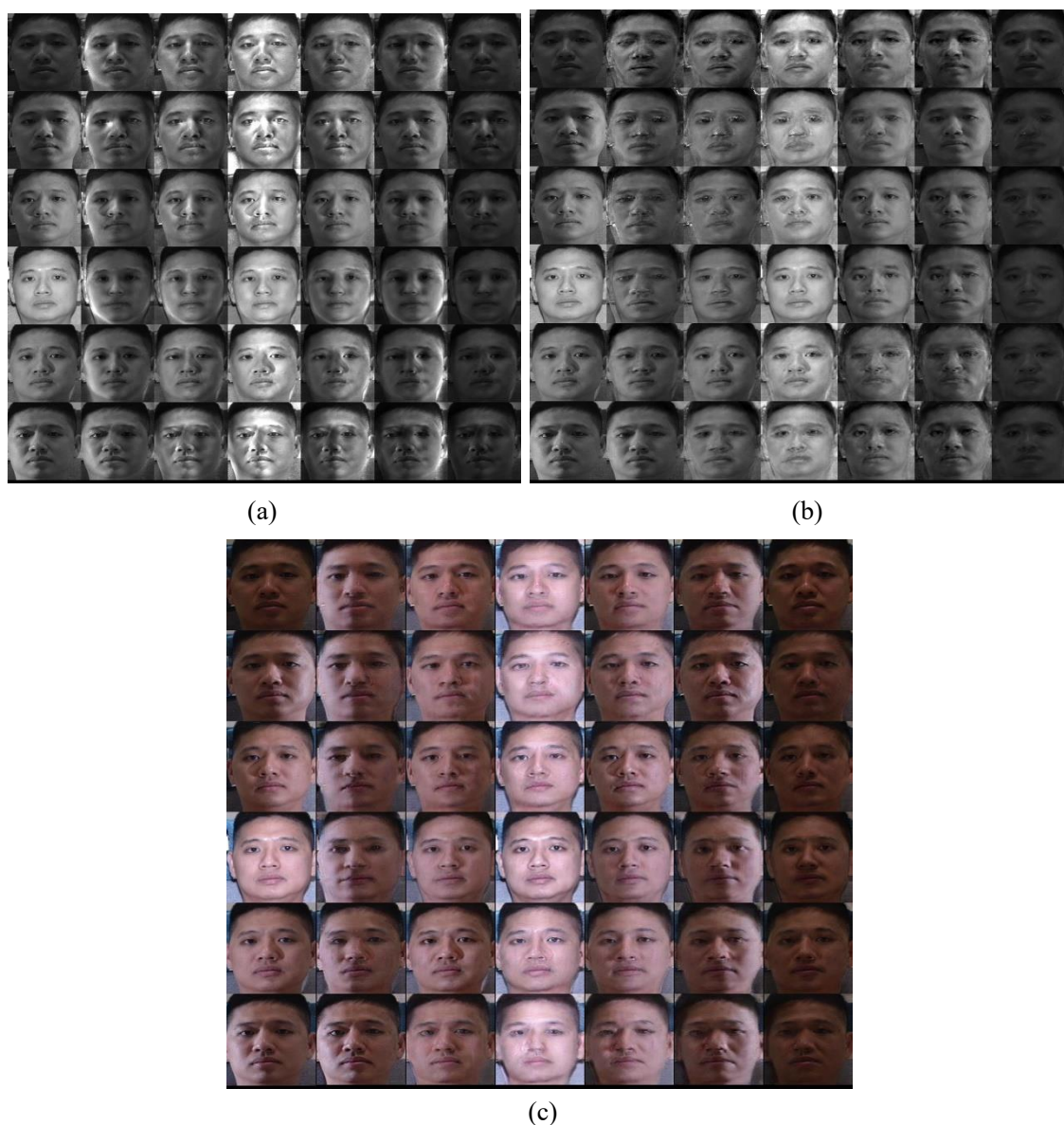


图 4.3.1.3. 对于同一个人使用不同模型进行光照变换的结果。其中每张子图的第一列为输入图像，其余六列为模型的生成结果。(a) NPL-QI 模型的生成结果。(b) ITI 模型的生成结果。(c) 本文模型的生成结果。

#### 4.3.2 图片质量指标

图像质量是指不同成像系统捕捉、处理、存储、压缩、传输和显示形成图像的信号的精度水平。另一个定义将图像质量称为“图像所有视觉显著属性的加权组合”。

图像质量评估是体验质量测量的一部分。图像质量可以通过主观和客观两种方法来评估。主观方法是基于对人的观察者对一幅图像或一组图像的属性的感

知评估，而客观方法是基于能够预测感知图像质量的计算模型。在一组计算机算法可能无法识别的图像中，能察觉到明显的质量差异。

主观方法成本高，需要大量的人，并且不可能实时自动化。因此，图像质量评价研究的目的是设计与主观评价相一致的客观评价算法。它们可用于监控控制质量系统中的图像质量，对图像处理系统和算法进行基准测试，并优化成像系统。

目前常用的图片质量评估方法有峰值信噪比 (psnr, peak signal-to-noise ratio)、结构相似性 (ssim, structural similarity index)、视觉信息保真度 (vif, visual information fidelity) 等。

峰值信噪比[37]表示了信号最大可能功率和影响它的表示精度的破坏性噪声功率的比值。结构相似性的基本观念为自然影像是高度结构化的[37]，亦即在自然影像中相邻像素之间有很强的关联性，而这样的关联性承载了场景中物体的结构资讯，相比于峰值信噪比，结构相似性在图像质量的衡量上更能符合人眼对影像品质的判断[38][39]。视觉信号保真度[40]为基于自然场景统计和由人类视觉系统提取影像信号的概念的图像质量评估参数，实验结果显示它与人类对影像质量的判断非常相近。

本实验中，我们将测试集中的人脸图片输入网络，对于每一张人脸，模型生成不同光照条件下的图片。在对 Multi-PIE 数据集的测试时，模型生成如图 4.1(2) 的 6 种光照条件，对于巴塞尔数据集则生成如图 4.1(1) 的 10 种光照条件下人脸。然后我们对所有生成的人脸图像计算以上的三种图像质量指标。为了验证 L1 损失对于图像质量的提升，本实验在使用 L1 损失和单纯应用 stargan 模型的两种条件下进行了实验。表 4.3.1 展示了模型在这两个数据集上的消融实验结果。从表格可以看出，在 Multi-PIE 数据集上，加入 L1 损失之后对图像质量有明显的提升，不过在 Basel 数据集上 L1 损失对于图像质量的提升就很小，我们认为是因为 Basel 数据集上的人脸图像由于是渲染生成的，因此图像条件简单且单一，在

表 4.3.1. 图像质量指标消融实验结果

数据集	模型方法	峰值信噪比	结构相似性	视觉信息保真度
Multi-PIE	StarGAN	15.818	0.551	0.802
	StarGAN+L1 损失	16.279	0.571	0.828
Basel	StarGAN	18.48	0.795	0.885
	StarGAN+L1 损失	18.87	0.803	0.907

不使用 L1 损失已经可以生成很高质量的图像，所以提升空间较小，这一点从表格中 Basel 数据集的各项指标皆优于 Multi-PIE 可以看出。

### 4.3.3 基于样本的生成网络评估指标

针对生成网络进行的评估需要具有区分真实对象和生成样本，识别模式丢弃（mode dropping）和模式崩塌（mode collapsing），检测过拟合等能力。目前主要的评估方式仍然主要是定性评估，通常需要借助人工检验生成图像的视觉保真度来进行。此类评估非常耗时，且主观性较强、具备一定误导性。鉴于定性评估的内在缺陷，恰当的定量评估指标对于 GAN 的发展和更好模型的设计至关重要。

根据生成网络指标的评估实验[41]以及结合本文任务的限定条件，本文选取了其中的 Fréchet Inception 距离[42]作为评价本文生成模型的指标。

对于适当的特征函数  $\phi$ （默认为 Inception 网络的卷积特征），FID 将  $\phi(P_r)$  和  $\phi(P_g)$  建模为高斯随机变量，且其样本均值为  $\mu_r$  与  $\mu_g$ 、样本协方差为  $C_r$  与  $C_g$ 。两个高斯分布的 Fréchet 距离可通过下式计算

$$FID(P_r, P_g) = \|\mu_r - \mu_g\| + \text{Tr}(C_r + C_g - 2(C_r C_g)^{\frac{1}{2}})$$

我们在 Multi-PIE 数据集上计算 FID 值在单纯的 StarGAN、加入 L1 损失，同时加入 L1 损失与身份损失（L1+ID）时的值如表格 4.3.3 所示。可见加入了 L1 损失之后 FID 提升显著，继续加入身份损失也有所提升但是提升不大。

### 4.3.4 人脸识别指标

人脸光照变换模型的一个重要应用是提高人脸识别的准确率，将不同光照条件下的人脸变换到（归一化到）同一个光照条件，通常是变换到正面光照，用以减少光照对于人脸识别任务的影响。

**表格 4.3.3.**在 FID 指标上的消融实验结果

数据集	模型方法	FID
Multi-PIE	StarGAN	90.2
	StarGAN+L1 损失	79.8
	StarGAN+L1+ID	76.6

Multi-PIE 测试集中有 30 个不同身份的人，每个人有不同光照条件下的人脸图像，我们将测试集中正面照明条件下的图像作为参考图像（gallery），将其他光照条件下的图像作为查询图像（query）。我们的实验意在说明在光照归一化的效果，因此我们简单的将原始像素作为图像特征用于识别，而不进一步做特征提取或尺寸缩小。分类时，使用 k-最近邻算法（k-nn）作为分类器，其中 k 取 1，即 1-nn 算法。

我们首先进行了消融实验，在原始数据、单纯 StarGAN 进行光照归一化后的图像、StarGAN+L1 损失进行光照归一化后的图像、StarGAN+L1 损失+身份损失进行光照归一化后的图像上计算分类的准确率。其次我们进行了对比实验，将本文模型对比了两种用于人脸光照归一化的方法——NPL-QI[25]以及 ITI[46]。实验结果如表格 4.3.4 所示。

分析消融实验的结果，可见经过光照归一化处理之后，无论是使用哪种模型算法，都能从原始数据的 0.0204 显著提高到 0.8 以上，这说明了我们的模型方法对提高识别率确实有很大的帮助。从模型加入的两个损失项分析，加入 L1 损失之后，对于准确率的提高不大，我们认为 L1 损失主要是提高图像质量，因此对于识别提高不多。而加入身份损失之后，识别率大幅上升，这说明了本文加入的身份损失确实能提高人脸识别的正确率，而这正是本文模型的一个重要用处。

分析对比实验的结果，可见本文提出的模型相比于两种对比模型能提高相当多的正确率。正如 4.3.1 中分析的，两种对比方法都是传统方法，只能处理灰度图，而本文模型能处理彩色图，在本实验的特征空间中，彩色图的维度是灰度图的 3 倍。另外，这两种对比模型的光照不自然，硬阴影无法消除等问题也很大程度上影响了识别效果。

**表格 4.3.4.** 在识别正确率指标上的实验结果

数据集	实验	模型方法	正确率
Multi-PIE	消融实验	无处理	0.0204
		StarGAN	0.8219
		StarGAN+L1 损失	0.8258
		StarGAN+L1+ID	0.8551
	对比实验	NPL-QI	0.6667
		ITI	0.7533
		本文模型	0.8551



## 第五章 总结与展望

在这篇文章中，我们建议重新设计人脸图像光照处理问题作为一种风格转换任务具有生成性的对抗性网络。我们基于 starGAN 做不同光照间的转换。同时，加入新的损失项。利用数据配对性质而加入的 L1 损失可以有效提升生成图像的质量。基于 Facenet 的身份损失项则可以进一步保证转换为其他光照后的人脸与输入的人脸有着相同的身份。在 Multi-PIE 数据集和 Basel 数据集上的实验从图像质量，人脸识别等方面验证了本文方法的有效性。使用我们的方法可以有效地将各种复杂的光照转化为目标光照，具有良好的视觉效果质量。

虽然本文提出的模型在 Multi-PIE 数据集和 Basel 数据集上的生成效果很好，但是与其他光照转换模型相同，仍然存在数据集与数据集之间的白平衡，光照强度等不匹配的问题[34]，即在 Multi-PIE 数据集上训练得到的模型生成的光照条件（白平衡，光照强度等）还无法准确控制，这会限制本文模型的广泛使用。这个问题主要是因为目前的数据集对于光照条件的变化主要是集中于光照角度的变化，而没有其他光照条件的数据。对于这一点，一个想法是希望能有有效的方法在多个数据集上协同训练模型以综合不同数据集中的光照条件，或者另一个想法是融合入传统的图像处理方法用于控制白平衡等其他光照条件。

另外，就算单单从光照角度这一方面来说，由于真实数据集如 Multi-PIE 数据集中无法涵盖所有的光照条件，因此模型目前还无法达到生成任意角度光照下的人脸图像。对于这一个问题，我们希望借助 3D 渲染数据集如 Basel 数据集可以产生任意光照条件数据集的特点，进行 3D 渲染数据集到真实数据集之间的迁移学习，使得模型能在 3D 渲染数据集学习如何生成任意光照条件并将这种能力应用于真实数据。

参考文献:

- [1]. Adini Y, Moses Y, Ullman S. Face Recognition: The Problem of Compensating for Changes in Illumination Direction.[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 19(7):721-732.
- [2]. Taigman Y , Yang M , Ranzato M , et al. DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification[C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE Computer Society, 2014.
- [3]. Zhou E , Cao Z , Yin Q . Naive-Deep Face Recognition: Touching the Limit of LFW Benchmark or Not?[J]. Computer Science, 2015.
- [4]. Schroff F , Kalenichenko D , Philbin J . [IEEE 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) - Boston, MA, USA (2015.6.7-2015.6.12)] 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) - FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering[J]. 2015:815-823.
- [5]. Isola P, Zhu J Y, Zhou T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 1125-1134.
- [6]. Radford A, Metz L, Chintala S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks[J]. arXiv preprint arXiv:1511.06434, 2015.
- [7]. Kim T, Cha M, Kim H, et al. Learning to discover cross-domain relations with generative adversarial networks[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning-Volume 70. JMLR. org, 2017: 1857-1865.
- [8]. Perarnau G, Van De Weijer J, Raducanu B, et al. Invertible conditional gans for image editing[J]. arXiv preprint arXiv:1611.06355, 2016.
- [9]. Zhu J Y, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017: 2223-2232.
- [10]. Choi Y, Choi M, Kim M, et al. Stargan: Unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 8789-8797.
- [11]. Mirza M, Osindero S. Conditional generative adversarial nets[J]. arXiv preprint arXiv:1411.1784, 2014.
- [12]. Schroff F, Kalenichenko D, Philbin J. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 815-823.
- [13]. Pizer S M , Amburn E P , Austin J D , et al. Adaptive Histogram Equalization and Its Variations[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1987, 39(3):355-368.
- [14]. Shan S , Gao W , Cao B , et al. Illumination Normalization for Robust Face Recognition against Varying Lighting Conditions[C]// IEEE International Workshop on Analysis & Modeling of Faces & Gestures. IEEE Computer Society, 2003.
- [15]. Blanz V , Vetter T . Face recognition based on fitting a 3D morphable model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9):0-1074.

- [16].Zhao W Y , Chellappa R . Symmetric Shape-from-Shading Using Self-ratio Image.[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(1):55-75.
- [17].Xie X , Lam K M . Face recognition under varying illumination based on a 2D face shape model[J]. Pattern Recognition, 2005, 38(2):221-230.
- [18].Choi S I , Kim C , Choi C H . Shadow compensation in 2D images for face recognition[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(7):2118-2125.
- [19].Chen W , Er M J , Wu S . Illumination Compensation and Normalization for Robust Face Recognition Using Discrete Cosine Transform in Logarithm Domain.[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society, 2006, 36(2):458.
- [20].Shashua A , Riklin-Raviv T . The Quotient Image: Class-Based Re-Rendering and Recognition with Varying Illuminations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(2):129-139.
- [21].Zhang L . Face synthesis and recognition from a single image under arbitrary unknown lighting using a spherical harmonic basis morphable model[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2005.
- [22].Lee J , Moghaddam B , Pfister H , et al. A bilinear illumination model for robust face recognition[J]. IEEE Intl.conf.on Comp.vis, 2005, 2:1177-1184 Vol. 2.
- [23].Qing L , Shan S , Gao W , et al. FACE RECOGNITION UNDER GENERIC ILLUMINATION BASED ON HARMONIC RELIGHTING[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 19(04):513-531.
- [24].Ramamoorthi R . Analytic PCA Construction for Theoretical Analysis of Lighting Variability in Images of a Lambertian Object[M]. IEEE Computer Society, 2002.
- [25].Wang H , Li S Z , Wang Y . Generalized Quotient Image[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2004.
- [26].Fang Y , Tan T , Wang Y . Fusion of global and local features for face verification[C]// Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on. IEEE, 2002.
- [27].Component-based LDA face description for image retrieval and MPEG-7 standardisation[J]. Image and Vision Computing, 2005, 23(7):631-642.
- [28].Kim C , Oh J Y , Choi C H . Combined subspace method using global and local features for face recognition[C]//Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2005. IEEE, 2005, 4: 2030-2035.
- [29].An G , Wu J , Ruan Q . Independent Gabor analysis of multiscale total variation-based quotient image[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15: 186-189.
- [30].Du S , Ward R . Wavelet-based illumination normalization for face recognition[C]//IEEE International Conference on Image Processing 2005. IEEE, 2005, 2: II-954.
- [31].Chen X , Duan Y , Houthooft R , et al. Infogan: Interpretable representation learning by information maximizing generative adversarial nets[C]//Advances in neural information processing systems. 2016: 2172-2180.
- [32].Paysan P , Knothe R , Amberg B , et al. A 3D face model for pose and illumination invariant face recognition[C]//2009 Sixth IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Ieee, 2009: 296-301.
- [33].Kulkarni T D , Whitney W F , Kohli P , et al. Deep convolutional inverse graphics network[C]//Advances in neural information processing systems. 2015: 2539-2547.

- [34]. Ma W, Xie X, Yin C, et al. Face Image Illumination Processing Based on Generative Adversarial Nets[C]//2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2018: 2558-2563.
- [35]. Gross R, Matthews I, Cohn J, et al. Multi-pie[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(5): 807-813.
- [36]. Zhang K, Zhang Z, Li Z, et al. Joint Face Detection and Alignment Using Multitask Cascaded Convolutional Networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10):1499-1503.
- [37]. Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE transactions on image processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [38]. Wang Z, Bovik A C. Mean squared error: Love it or leave it? A new look at signal fidelity measures[J]. IEEE signal processing magazine, 2009, 26(1): 98-117.
- [39]. Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms[J]. IEEE Transactions on image processing, 2006, 15(11): 3440-3451.
- [40]. Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality[C]//2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. IEEE, 2004, 3: iii-709.
- [41]. Xu Q, Huang G, Yuan Y, et al. An empirical study on evaluation metrics of generative adversarial networks[J]. arXiv preprint arXiv:1806.07755, 2018.
- [42]. Heusel M, Ramsauer H, Unterthiner T, et al. Gans trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2017: 6626-6637.
- [43]. Yi D, Lei Z, Liao S, et al. Learning face representation from scratch[J]. arXiv preprint arXiv:1411.7923, 2014.
- [44]. Sim T, Baker S, Bsat M. The CMU pose, illumination, and expression (PIE) database[C]//Proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition. IEEE, 2002: 53-58.
- [45]. Kim T, Cha M, Kim H, et al. Learning to discover cross-domain relations with generative adversarial networks[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning-Volume 70. JMLR. org, 2017: 1857-1865.
- [46]. Liu J, Zheng N, Xiong L, et al. Illumination transition image: parameter-based illumination estimation and re-rendering[C]//2008 19th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2008: 1-4.

## 致 谢

# 毕业论文（设计）成绩评定记录 Grading Sheet of the Graduation Thesis (Design)

<p>指导教师评语 Comments of Supervisor:</p>          <p>成绩评定 Grade:</p>          <p>指导教师签名 Supervisor Signature :</p> <p>Date:</p>		
<p>答辩小组意见 Comments of the Defense Committee:</p>          <p>成绩评定 Grade:</p>          <p>签名: Signatures of Committee Members</p> <p>Date:</p>		
<p>院系负责人意见 Comments of the Academic Chief of School:</p>          <p>成绩评定 Grade:</p>          <p>签名 Signature:</p> <p>院系盖章 Stamp:</p> <p>Date:</p>		

