

中图分类号：TP391

论文编号：10006BY0806156

北京航空航天大學  
博士學位論文

人脸图像艺术光影  
感知与表示方法研究

作者姓名 金鑫

学科专业 计算机应用技术

指导教师 赵沁平教授

副导师 陈小武教授

培养学院 计算机学院



# **Perceiving and Representing**

## **Artistic Illumination of Face Images**

A Dissertation Submitted for the Degree of Doctor of Philosophy

**Candidate:** **Xin Jin**

**Supervisor:** **Prof. Qinping Zhao**

**Associate Supervisor: Prof. Xiaowu Chen**

School of Computer Science & Engineering

Beihang University, Beijing, China



中图分类号：TP391

论文编号：10006BY0806156

## 博士 学位 论文

# 人脸图像艺术光影感知与表示方法研究

作者姓名	金 鑫	申请学位级别	工学博士
指导教师姓名	赵沁平、陈小武	职 称	教授、教授
学科专业	计算机应用技术	研究方向	可视计算与虚拟现实
学习时间自	年 月 日	起 至	年 月 日止
论文提交日期	年 月 日	论文答辩日期	年 月 日
学位授予单位	北京航空航天大学	学位授予日期	年 月 日



## 关于学位论文的独创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在指导教师指导下独立进行研究工作所取得的成果，论文中有关资料和数据是实事求是的。尽我所知，除文中已经加以标注和致谢外，本论文不包含其他人已经发表或撰写的研究成果，也不包含本人或他人为获得北京航空航天大学或其它教育机构的学位或学历证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对研究所做的任何贡献均已在论文中作出了明确的说明。

若有不实之处，本人愿意承担相关法律责任。

学位论文作者签名：\_\_\_\_\_

日期： 年 月 日

## 学位论文使用授权书

本人完全同意北京航空航天大学有权使用本学位论文（包括但不限于其印刷版和电子版），使用方式包括但不限于：保留学位论文，按规定向国家有关部门（机构）送交学位论文，以学术交流为目的赠送和交换学位论文，允许学位论文被查阅、借阅和复印，将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，采用影印、缩印或其他复制手段保存学位论文。

保密学位论文在解密后的使用授权同上。

学位论文作者签名：\_\_\_\_\_

日期： 年 月 日

指导教师签名：\_\_\_\_\_

日期： 年 月 日



## 摘要

可视内容理解与场景编辑生成已经成为虚拟现实、可视计算、计算机视觉、计算摄像学等相关研究领域及其交叉方向的国际发展前沿的研究热点。在数字艺术设计创作与数字文化遗产保护等典型应用需求的牵引下,视觉艺术内容理解与生成正在成为符合发展趋势、立足国际前沿的新研究方向。

本论文针对视觉艺术内容的关键对象“人脸”,以及艺术光影效果,深入开展人脸图像艺术光影感知与表示方法研究,通过调研分析相关国内外研究现状及其发展趋势,发现需要重点解决的关键问题:如何基于艺术家的经验知识,使计算机能够感知人脸图像艺术光影,以及表示并重用人脸图像艺术光影?

本论文针对上述关键问题,提出了基于局部光影对比特征的人脸图像艺术光影属性模板构造方法、基于属性模板的人脸图像光影艺术效果度量方法、基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用方法,设计并实现了人脸图像艺术光影生成系统,主要创新点与研究成果包括:

1、提出了一种基于局部光影对比特征的人脸图像艺术光影属性模板构造方法。首先根据人脸图像光影的专业知识与人脸图像数据集,分析并提取人脸图像的局部光影对比特征,发现并构建出描述人脸图像局部光影对比的特征基本单元;然后在人脸图像数据集上,计算局部光影对比特征的统计值,比较“艺术光影”与“非艺术光影”之间的统计值差异,选择差异较大的局部光影对比特征,表示人脸图像艺术光影分布的特征组合规律;根据组合规律,在人脸图像数据集上,自动构造人脸图像艺术光影属性模板,符合艺术家关于人脸图像典型艺术光影分布的描述。

2、提出了一种基于属性模板的人脸图像光影艺术效果度量方法。首先根据局部光影对比特征,定义人脸图像光影效果描述符,通过该描述符,根据主光源方向将典型艺术光影效果样式分为若干子类;通过概率比检验,计算人脸图像光影效果与艺术光影属性模板的匹配程度,能够对人脸图像光影的艺术效果与非艺术效果进行自动分类,在人脸图像数据集中,交叉检验的分类准确率超过90%;根据人脸图像艺术光影平均属性模板,以及艺术家对人脸图像光影艺术效果的主观评价得分,训练回归模型,能够对人脸图像的光影艺术效果进行自动评测,计算机自动评测得分接近艺术家主观评价得分。

3、提出了一种基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用方法。首先邀请艺术家在近似均匀光照条件下的“标准人脸图像”上,绘画与参考艺术人脸图像相似的艺术

光影效果，然后从绘画结果中分离出标准人脸图像，得到人脸图像艺术光影绘画模板，以表示艺术家绘画的人脸图像艺术光影效果；根据人脸图像艺术光影绘画模板，以及人脸特征点定位与人脸图像变形，重用艺术家绘画的艺术光影效果，在输入人脸图像上，生成与参考艺术人脸图像相似的艺术光影效果；如果用户提供的参考人脸图像没有对应的艺术光影绘画模板，根据人脸图像光影描述符，从艺术光影绘画模板对应的参考人脸图像中，匹配出与用户提供参考人脸图像具有最相似光影效果的参考人脸图像，通过调整优化匹配参考人脸图像的艺术光影绘画模板，表示并重用了用户提供参考人脸图像的艺术光影效果，在输入人脸图像上，生成与用户提供参考人脸图像相似的艺术光影效果；如果用户没有提供参考艺术人脸图像，只提供了一幅输入人脸图像，根据输入人脸的脸型与五官分布，从人脸图像艺术光影绘画模板对应的参考人脸图像中，自动推荐一幅参考艺术人脸图像，在输入人脸图像上生成艺术光影效果。

4、设计并实现了人脸图像视频光影生成系统，该系统包含了基于单图像/视频的对象光影迁移生成，以及与本论文工作相关的人脸图像艺术光影生成。首先根据人脸图像艺术光影属性模板构造方法与艺术光影表示方法，构建了人脸图像艺术光影模板库；根据人脸图像光影艺术效果度量方法，该系统能够自动评测人脸图像的光影艺术效果；在此基础上，根据人脸图像艺术光影表示与重用方法，该系统能够参考艺术人脸图像，在输入人脸图像上生成艺术光影效果；通过扩展人脸图像艺术光影重用方法，该系统能够生成卡通、油画、水彩画、抽象画、剪纸、素描、照片等多种风格人脸图像的艺术光影效果。

**关键字：** 可视计算，人脸图像，艺术光影，光影感知，光影表示

## Abstract

The understanding, editing and synthesis of visual contents have been hot topics in the frontier of virtual reality, visual computing, computer vision, computational photography. With its wide application in the digital artwork design and digital cultural heritage protection, the understanding and synthesis of visual arts has been a new hot topic.

We focus on *human face*, which is a major role in image scenes and study the topic of perceiving and representating artistic illumination of face images. We review the related works and research trends and aim to challenge the key problems of perceiving and representing artistic illumination of face images: How to enable computer to perceive the artistic illumination of face images, and how to represent and reuse the artistic illumination based on the experiences and knowledge of human artists?

Focusing on perceiving and representing artistic illumination of face images, we propose methods to learn artistic lighting templates of human faces based on local lighting contrast features, to assess the artistic illumination effects of human faces based on the learned artistic lighting templates, and to represent and reuse of the artistic illumination of face images via the knowledge of human artists. The main contributions of this dissertation are as follows.

1. We propose a method to learn artistic lighting templates of human faces based on local lighting contrast features. The basis units of local lighting contrast features are discovered, which describe the lighting distribution of human face images. The local lighting contrast features are then designed according to the basis units. Then the feature responses are computed in the dataset of artistic and daily face images. The distributions of the feature responses in the two sub-datasets are sorted according to the information gain. The larger the information gain is the more informative the feature is. The most informative features are selected by stepwise feature selection algorithm to form the artistic lighting templates. The lighting distribution in the learned templates corresponds well to typical artistic illumination styles and the description of human artists.

2. We propose a method to assess the artistic illumination effects of human faces based on the learned artistic lighting templates. The Face Illumination Descriptor (FID) is defined on the local lighting contrast features. Weakly supervised clustering is performed in the typical artistic illumination styles according to FID. Artistic illumination styles are divided into several sub-classes mainly caused by the directions of the key light sources. The learned template can be used to further analyze artistic face lighting. We classify artistic and daily

face images in terms of lighting usage based on the learned templates. We also use human experiments to obtain consensus scores of face lighting to which we fit a regression model with our selected features for predicting the aesthetic quality of illumination effects of a face image. On our dataset composed of artistic and daily face images, we achieve above 90% classification accuracies in cross-validated tests of our classification, and the assessment model assigns reasonable numerical scores based on the aesthetic quality in illumination.

3. We propose a method to represent and reuse of the artistic illumination of face images via the knowledge of human artists. The artistic illumination templates are extracted with the help of human artists. The invited professional painters draw the illumination effects of the reference face images in a *standard* face image which contains few light and shadow effects. Then, the illumination templates are extracted from the drawn results. The illumination in a reference artistic face image can be transferred to an input face image through face alignment and image warping. For the user-provided artistic reference image without illumination template, we use FID to match it with the closest illumination from those with illumination templates to that of the user-provided reference face and adjust the corresponding illumination template to match the contrast of the user provided reference face. Then the illumination in the output face image is similar to that of the user-provided one. We can also automatically recommend a synthesized result with a high artistic illumination score according the face shapes and the illumination effects.

4. We develop a system of image/video illumination synthesis, which consists of single image/video based illumination transfer and artistic illumination synthesis of face images. We collect a database of face images (photographs and paintings) associated with hand-drawn illumination templates by artists. Based on this database, we can synthesize artistic illumination effects in human face images. Our system can automatic assess the artistic illumination effects of a face image. For an input face, our system can reference an artistic face image to synthesis artistic illumination effects in the input face image. Our system can synthesis convincing artistic illumination effects in various styles such as cartoon, oil, watercolor, abstract, paper-cuts, sketch and photo face images.

**Key words :** Visual Comupting, Face Image, Artistic Illumination, Illumination Perception, Illumination Reapresentation

# 目 录

<b>第一章 绪论 .....</b>	1
1.1 研究背景与意义 .....	1
1.2 研究现状与分析 .....	2
1.3 本文工作 .....	14
<b>第二章 人脸图像艺术光影属性模板构造 .....</b>	17
2.1 问题与分析 .....	17
2.2 人脸图像局部光影对比特征分析与提取 .....	20
2.3 基于对比特征的艺术光影属性模板构造 .....	22
2.4 实验与分析 .....	26
2.5 本章小结 .....	34
<b>第三章 人脸图像光影艺术效果度量 .....</b>	35
3.1 问题与分析 .....	35
3.2 人脸图像光影效果描述符定义 .....	37
3.3 人脸图像光影艺术效果分类 .....	38
3.4 人脸图像光影艺术效果评测 .....	40
3.5 实验与分析 .....	41
3.6 本章小结 .....	48
<b>第四章 基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用 .....</b>	49
4.1 问题与分析 .....	49
4.2 基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示 .....	52
4.3 基于绘画知识的人脸图像艺术光影重用 .....	54
4.4 用户提供参考人脸图像艺术光影表示与重用 .....	56
4.5 自动推荐参考人脸图像的艺术光影生成 .....	59
4.6 实验与分析 .....	60
4.7 本章小结 .....	65
<b>第五章 人脸图像艺术光影生成系统 .....</b>	67
5.1 人脸图像艺术光影绘画模板库构建 .....	69
5.2 多种风格的人脸图像艺术光影效果生成 .....	72

5.3 本章小结.....	80
结论与展望.....	81
论文工作总结 .....	81
未来工作展望 .....	83
参考文献.....	85
附录.....	95
攻读博士学位期间所获得的研究成果.....	97
发表论文 .....	97
录用论文 .....	97
已投稿在审论文 .....	97
国家发明专利授权 .....	98
发明专利申请受理 .....	98
获得奖励 .....	98
主要参与项目 .....	98
致谢 .....	99
作者简介 .....	101

# 图 目

图 1 视觉艺术内容的计算机分析与感知 <sup>[2][3]</sup> .....	1
图 2 视觉艺术内容的计算机辅助创作生成 <sup>[4]</sup> .....	2
图 3 视觉艺术内容光影效果分析 <sup>[2]</sup> .....	5
图 4 视觉艺术内容典型艺术光源方向 <sup>[29]</sup> .....	6
图 5 图像对象属性表示 <sup>[39]</sup> .....	7
图 6 图像场景属性表示 <sup>[41]</sup> .....	8
图 7 城市图像代表性局部模式 <sup>[46]</sup> .....	9
图 8 基于可变形球谐基模型的人脸反射率估计结果 <sup>[63][65]</sup> .....	11
图 9 基于商图的人脸图像光影迁移结果 <sup>[64][67]</sup> .....	12
图 10 基于局部约束全局优化的光影迁移结果 <sup>[64][68]</sup> .....	13
图 11 基于边缘保持滤波器的单幅图像人脸光照迁移 <sup>[64][69]</sup> .....	13
图 12 主要研究内容 .....	14
图 13 非艺术人脸图像与艺术人脸图像 .....	17
图 14 专业艺术家评价人脸光影的艺术效果与人脸图像的典型艺术光影效果样式 ....	18
图 15 人脸特征点定位与人脸图像矩形区域划分 .....	20
图 16 特征的光影对比方式 .....	21
图 17 人脸图像艺术光影分布的组合规律学习 .....	23
图 18 人脸图像艺术光影属性模板构造 .....	26
图 19 艺术人脸图像样本 .....	27
图 20 非艺术人脸图像样本 .....	27
图 21 16 个人脸矩形区域的 KL 距离累计值排序 .....	30
图 22 3 个统计量与 4 个主要通道的 KL 距离累计值排序 .....	31
图 23 21 种对比方式的 KL 距离累计值排序 .....	32
图 24 构造的人脸图像艺术光影属性模板 .....	33
图 25 人脸图像特征点、局部轮廓与显著局部对比特征示例 .....	38
图 26 人脸图像艺术光影与非艺术光影分类 .....	39
图 27 人脸图像艺术光影效果子类划分 .....	40
图 28 人脸图像光影艺术效果评测 .....	40

图 29 人脸图像光影艺术效果度量结果示例.....	41
图 30 人脸图像艺术光影效果分类 ROC 曲线 .....	42
图 31 人脸图像三角光效果分类 ROC 曲线 .....	42
图 32 人脸图像蝴蝶光效果分类 ROC 曲线 .....	43
图 33 人脸图像环状光效果分类 ROC 曲线 .....	43
图 34 人脸图像二分光效果分类 ROC 曲线 .....	43
图 35 人脸图像艺术光影效果分类 ROC 曲线比较结果 .....	44
图 36 四种人脸图像艺术光影效果样式分类 ROC 曲线比较结果 .....	44
图 37 人脸图像光影艺术效果评测结果.....	46
图 38 人脸图像光影艺术效果评测得分分布.....	47
图 39 自动评测性能比较.....	47
图 40 人脸图像艺术光影生成.....	49
图 41 基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用.....	51
图 42 人脸图像艺术光影绘画模板构造.....	53
图 43 人脸图像变形.....	54
图 44 基于光影绘画模板的艺术光影效果生成.....	55
图 45 用户提供参考人脸图像光影的重用结果.....	59
图 46 参考自动推荐艺术人脸图像的艺术光影生成.....	60
图 47 人脸图像艺术光影绘画模板重用与纹理保持优化.....	61
图 48 与人脸图像光影自动迁移方法的比较.....	62
图 49 人脸图像光影效果匹配准确率.....	62
图 50 耶鲁人脸数据库的人脸图像光影效果匹配结果示例.....	63
图 51 艺术人脸图像光影效果匹配结果示例.....	64
图 52 用户提供参考人脸图像的艺术光影重用.....	64
图 53 参考用户提供光影效果的人脸图像艺术光影重用结果.....	65
图 54 参考系统推荐艺术人脸图像的艺术光影生成结果.....	65
图 55 人脸图像视频光影生成系统.....	67
图 56 人脸图像艺术光影生成系统能够处理多种类型风格的输入人脸图像.....	68
图 57 人脸图像艺术光影效果评测得分统计.....	69
图 58 人脸图像艺术光影绘画模板.....	69

图 59 100 个虚拟标准人脸图像 .....	70
图 60 10 种典型艺术光影效果对应的 1000 个人脸图像艺术光影绘画模板 .....	71
图 61 多种输入人脸图像通过同一个绘画模板生成的艺术光影效果 .....	72
图 62 输入图像为卡通画与油画的艺术光影效果，及其光影艺术效果评测得分 .....	73
图 63 输入图像为抽象画的艺术光影效果，及其光影艺术效果评测得分 .....	74
图 64 输入图像为水彩画与艺术照片的艺术光影效果，及其光影艺术效果评测得分 .....	75
图 65 典型艺术光影效果生成 .....	76
图 66 素描风格的人脸图像艺术光影生成 .....	78
图 67 剪纸风格的人脸图像艺术光影生成 .....	79



## 表 目

表 1 候选特征集合 .....	28
表 2 人脸图像艺术光影平均属性模板 .....	28
表 3 三角光属性模板 .....	29
表 4 蝴蝶光属性模板 .....	29
表 5 环状光属性模板 .....	29
表 6 二分光属性模板 .....	30
表 7 左三角光属性模板 .....	95
表 8 右三角光属性模板 .....	95
表 9 左环状光属性模板 .....	95
表 10 右环状光属性模板 .....	96
表 11 左二分光属性模板 .....	96
表 12 右二分光属性模板 .....	96



## 主要符号表

<b>MRF</b>	马尔科夫随机场 (Markov Random Field)
<b>FID</b>	人脸图像光影描述符 (Face Illumination Descriptor)
<b>FIM</b>	人脸图像光影效果匹配 (Face Illumination Matching)
<b>ASM</b>	主动形状模型 (Active Shape Model)
<b>MFFD</b>	多层自由变形 (Multilevel Free-Form Deformation)



# 第一章 绪论

本章首先从问题来源、国际前沿、问题难点等方面介绍了论文的研究背景与意义，然后从艺术分析感知与光影分析估计、光影特征提取与视觉外观属性表示、图像数据库及光影效果迁移生成等几个方面，调研了相关国内外研究现状，分析了目前的发展趋势与本论文所针对的关键问题，最后给出了本论文的研究内容与组织结构。

## 1.1 研究背景与意义

随着照相机、摄像机、深度摄像机、智能手机的普及，图像、视频、3D 等可视内容数据也与日俱增，可视内容理解与场景编辑生成已经成为虚拟现实、可视计算、计算机视觉、计算摄像学等科学研究领域及其交叉方向国际前沿的研究热点。

艺术家经过长期的训练与积累，获得鉴赏与创作艺术的经验知识，能够辨识与评价艺术作品，进而能够通过可视内容信息的艺术性处理，加工与创作视觉艺术作品<sup>[1]</sup>。如何使计算机也具有理解与生成视觉艺术内容的能力，是一个富有挑战性的问题，也是数字艺术设计创作与数字文化遗产保护等应用中的重要问题。

视觉艺术内容的理解与生成正在成为符合科学发展趋势、瞄准科学研究国际前沿的新研究方向，其关键问题在于：如何利用计算机分析与感知视觉艺术内容，并且辅助视觉艺术内容的创作生成？如图 1 所示，利用计算机分析与感知视觉艺术内容<sup>[2][3]</sup>，如图 2 所示，利用计算机辅助视觉艺术内容的创作生成<sup>[4]</sup>。

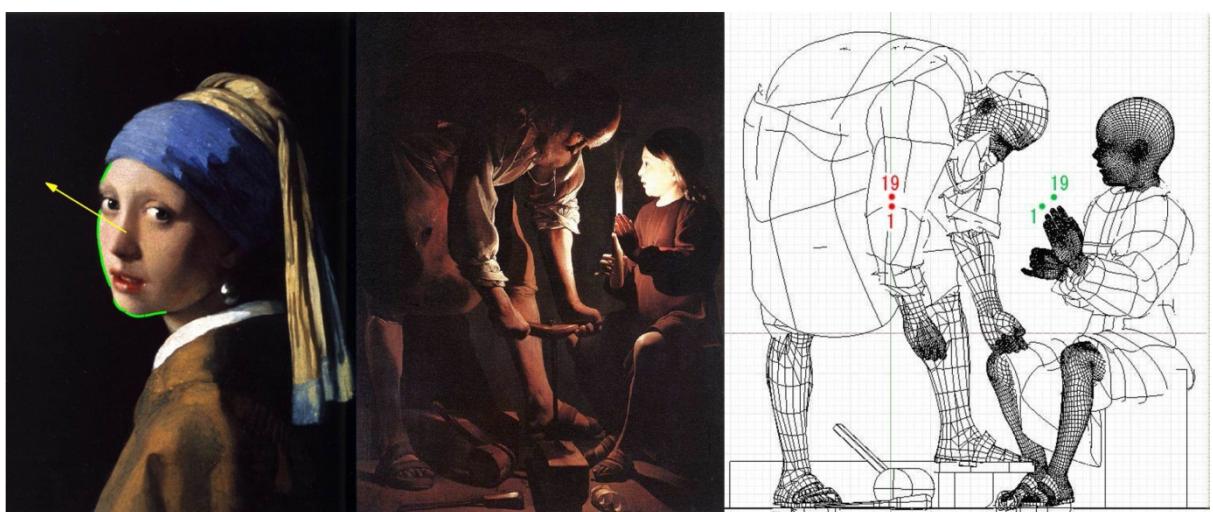


图 1 视觉艺术内容的计算机分析与感知<sup>[2][3]</sup>。利用计算机图形的模拟绘制方法，分析与感知荷兰艺术家约翰内斯·维米尔 (Johannes Vermeer) 的绘画艺术作品“戴珍珠耳环的女孩”(Girl with a Pearl Earring, 1665 年) 与法国艺术家乔治·德·拉·托尔 (Georges de la Tour) 的绘画艺术作品“基督在木匠的商店”(Christ in the Carpenter's Studio, 1645 年)。

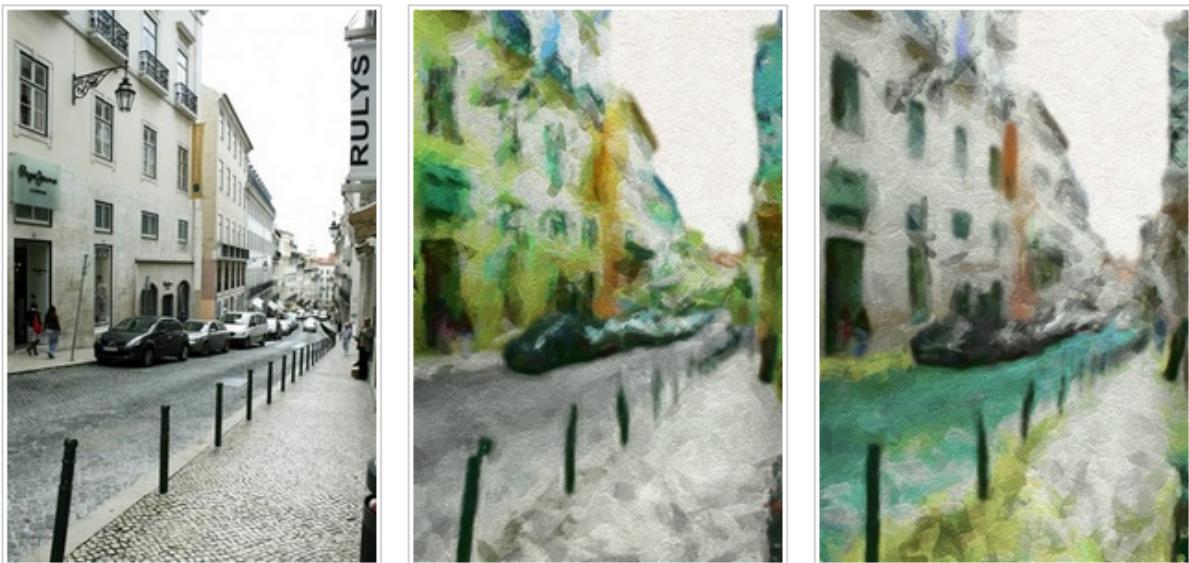


图 2 视觉艺术内容的计算机辅助创作生成<sup>[4]</sup>。基于真实照片生成抽象画艺术作品，左图是真实照片，中图和右图是利用该照片交互创作生成的两种风格的抽象艺术画。

艺术光影的感知与表示是视觉艺术内容理解与生成的关键难点。光影效果是视觉艺术审美最重要的因素之一<sup>[5][6][7][8]</sup>，1839 年，摄影技术的发明人之一约翰·赫歇尔爵士 (Sir John Herschel) 创造了“摄影”的英文单词“photography”。该单词由两个希腊单词“φωτός (phōtos)” 和 “γραφή (graphé)” 组成，前者的意思是“光 (light)”，后者的意思是“画 (draw)”，即“用光作画 (draw with light)”<sup>[9]</sup>。在视觉艺术创作领域，光影艺术效果是影响视觉艺术作品视觉美学质量的重要因素，视觉艺术内容理解与生成的关键难点在于：如何基于艺术家的经验知识，使计算机具有感知与表示艺术光影的能力，如何表示并重用艺术光影，生成具有艺术光影效果的视觉艺术内容？

## 1.2 研究现状与分析

针对上述问题关键难点，通过调研相关研究领域科学技术的国际发展前沿发现：视觉艺术内容的光影感知与表示，主要涉及艺术分析感知与光影分析估计，以及光影特征提取与视觉外观属性表示等相关方法；视觉艺术内容的光影重用与生成，主要涉及图像数据库与光影效果迁移生成等相关方法。

### 1.2.1 艺术分析感知与光影分析估计

图像视觉美学质量分析度量。近期在计算机视觉、计算摄像学、计算美学等领域已经开展了多项图像视觉质量分析、分类与评测方面的研究<sup>[10][11][12]</sup>。

2009 年，美国卡耐基梅隆大学的 Li 等收集了 100 幅印象画派的风景艺术绘画。邀

请 23 名志愿者列举出影响视觉美学质量的主要因素，并且邀请 42 名志愿者对 100 幅绘画依据视觉美学质量进行了打分，同时指出哪些因素影响了打分，然后根据列举的主要影响因素设计并提取特征，能够对绘画的视觉美学质量进行评测<sup>[13]</sup>。

2011 年，日本东京大学的 Nishiya 等提出了一种基于颜色和谐性的照片视觉美学质量度量方法<sup>[14]</sup>。该论文提出：照片视觉美学质量与照片的局部颜色和谐性得分总和相关，得分越高照片视觉美学质量越强，因此该方法从色调、亮度、色品三个方面计算照片的局部颜色和谐性，该方法验证了“局部对比”对图像视觉美学质量具有很大影响，本论文工作于 2010 年提出了利用“局部光影对比”度量人脸图像光影艺术效果<sup>[15]</sup>，与该项工作的思路类似。

2011 年，香港中文大学的 Luo 等收集了 17613 幅照片，根据内容将该照片集分为 7 类，并且根据照片内容设计了一系列显著区域及其特征的提取方法<sup>[16]</sup>，该方法能够显著提高照片视觉美学质量度量的准确度。

2011 年，施乐公司欧洲研究中心的 Marchesotti 等提出了一种面向图像视觉质量度量的局部图像描述符提取方法<sup>[17]</sup>。该方法通过综合统计一系列低层局部特征，通过低层局部特征隐式地对图像视觉美学质量相关的高层语义属性进行编码，最后通过这一系列低层局部图像描述符度量图像的视觉美学质量。

2011 年，美国纽约州立大学石溪分校的 Dhar 等提出一种基于高层描述属性的图像视觉美学质量度量方法，该方法首先提取颜色直方图、颜色空间分布图、多尺度对比图、小波能量特征、颜色对立直方图等低层特征，然后由这些低层特征构建三种类型的高层描述属性分类器：构图属性（有无显著物体、是否符合三分法则、是否是低景深图、是否有反差色）、内容属性（人脸、肖像、动物以及其他 15 种场景）、天空光影属性（洁净、多云、日落），最后由这些高层描述属性综合评测图像视觉美学质量。该方法综合运用了图像低层特征与图像高层描述属性，提高了图像视觉美学质量度量的性能<sup>[18]</sup>。

2012 年，意大利特伦托大学的 Yanulevskaya 等提出了一种抽象艺术绘画的情绪响应强度自动评测方法<sup>[19]</sup>，该方法从特伦托和罗韦雷托现代和当代艺术博物馆收集了 500 幅抽象艺术绘画，然后让测试人员依据 7 级李克特量表（Likert scale），给 500 幅抽象艺术绘画的情绪响应强度打分（1-7），分数越高表示该抽象艺术绘画给人的情绪响应越强。然后利用基于视觉字典的分类度量方法对抽象艺术绘画的情绪响应强度进行分类，能够自动给出一幅抽象艺术绘画是能够引起“正”情绪响应，还是“负”情绪响应，并且能够给出绘画中每个像素对情绪响应强度的影响程度，然而目前缺少对人脸艺术光影

效果的度量方法。

2012 年,由于图像视觉美学质量分析与度量受到越来越多的研究人员的关注,西班牙巴塞罗那自治大学计算机视觉中心的 Murray 等构建了一个面向图像视觉美学质量分析与度量的大规模图像数据库 (A Large-Scale Database for Aesthetic Visual Analysis, AVA)<sup>[20]</sup>,并且提出了一种基于语义标记和视觉美学质量标记的图像检索方法,将视觉美学质量度量引入当前的基于语义的图像检索中,测试了两种策略:(1)学习一个基于语义和视觉美学质量的图像排序器,(2)分别学习一个基于语义的图像排序器和一个基于视觉美学质量的图像排序器,通过在 AVA 数据库上进行定量和定性的分析实验发现,第二种策略比第一种策略的性能高。

在人脸图像视觉美学质量评测与度量方面,2010 年,美国 Akiira 媒体系统公司的 Gray 等提出了一种女性人脸视觉美学质量自动评测方法<sup>[21]</sup>。该方法的特点是无需定位人脸特征点,构建了包含 2056 幅正面女性人脸图像的数据集,其中包含了多种光照、姿势、表情、年龄、种族和背景的女性人脸。该方法利用基于生物学的模型,发现了几种典型的女性人脸美学特征,能够自动给出一幅女性人脸图像的视觉美学质量评测结果,与人类评价结果接近。

2010 年,美国康奈尔大学的 Li 等提出了一种人脸照片视觉美学质量自动度量的方法<sup>[22]</sup>,该方法首先从在线照片分享社区上收集了 500 幅包含人脸的照片,然后在亚马逊的 Mechanical Turk 上进行人工打分实验(0 分到 10 分),最后根据从人脸照片提取的特征,对人脸图像视觉美学质量进行自动分类和评测。

2012 年,加拿大滑铁卢大学的 Khan 等提出了一种人像视觉美学质量的评测方法<sup>[23]</sup>,该论文的数据集包含了 73 幅“视觉质量高”的人像和 72 幅“视觉质量低”的人像,利用多种分类方法比较特征的分类性能:K 近邻分类器、支撑向量机分类器、随机森林分类器、回归分类器等,经过 100 次 10 份随机划分的交叉检验结果表明,该方法提出的 7 个特征的分类准确率要高于传统的大规模局部或全局特征(60 余个),并且支撑向量机分类器的分类性能要高于其他分类器。

上述三种方法虽然针对人脸图像视觉美学质量度量,但是较少考虑人脸图像光影效果方面的度量,而光影效果是影响人脸图像艺术效果的重要因素,这在很大程度上影响了人脸图像视觉美学质量分类与评测的结果。

**图像光影效果分析估计。**针对图像的光照条件估计,在计算机视觉与计算摄像学领域已经提出了大量有效的方法,例如:2009 年,卡耐基梅隆大学的 Lalonde 等,提出了

一种针对单幅户外场景图像的光照估计方法。该方法将户外场景图像中的天空、地面以及垂直表面作为线索估计出太阳所在位置的概率分布，综合这三个线索可以合成太阳位置的概率分布图与天空亮度分布图。该方法利用了 6000000 张网络摄像头拍摄的延时视频图像作为训练数据集，无需依靠采集设备采集环境光照信息，能够生成较好的虚实阴影一致效果，但在场景中光影线索较弱的情况下，此方法存在一定的局限性<sup>[24][25][26][27]</sup>。

2011 年，纽约州立大学石溪分校的 Alexandros Panagopoulos 等人提出了一种基于高阶图模型的光照估计及阴影检测方法。该方法给定单幅图像，描述了一种基于高阶马尔可夫随机场的光照模型，建立了场景几何，场景光源以及场景中阴影分布的联系，联合求解光照参数以及阴影。针对于特定数据集中的某一类物体而言，该方法取得了很好的光照估计效果<sup>[24][28]</sup>。

2011 年，伊利诺伊大学厄巴纳—香槟分校的 Kevin Karsch 等提出了一种基于用户交互的光照估计方法。该方法通过用户手工标注，获得场景中粗略几何信息与光源信息，根据用户标注的粗略信息，同时估计场景基本几何模型、光照条件、反射率属性、相机参数等信息。利用左图输入图像估计出的真实光照条件，绘制虚拟对象，从而生成虚实光影融合效果。然而该方法需要用户参与程度较大，影响了该方法的自动化程度<sup>[29]</sup>。

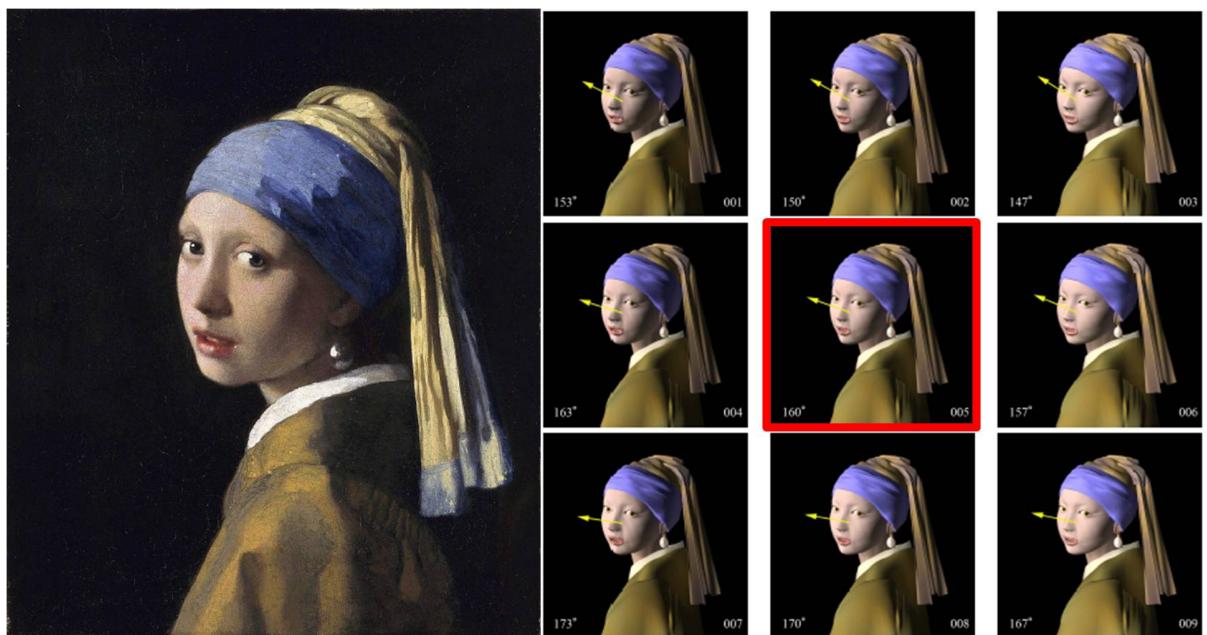


图 3 视觉艺术内容光影效果分析<sup>[2]</sup>

**视觉艺术内容的光影分析感知。**2008 年，美国达斯茅斯学院的 Johnson 等，提出了基于计算机图形模拟的艺术作品光影效果分析方法<sup>[2][3]</sup>，该方法综合利用了基于模型的方法和基于推理的方法，首先建立视觉艺术内容中关键对象的三维模型，利用虚拟光影

生成方法逼近模拟真实艺术作品的光影效果，如图 3 所示，图中左图是荷兰著名艺术家约翰内斯·维米尔 (Johannes Vermeer) 的著名绘画作品“戴珍珠耳环的女孩” (Girl with a Pearl Earring)，右图是计算机渲染的三维光影效果，其中中间一幅图像的光影效果与左图的艺术作品最为接近<sup>[2]</sup>，利用该类方法分析艺术内容，需要构建精细的关键对象三维模型及其材质模型，难以应用于大规模艺术图像数据集的艺术规律统计分析。

2011 年，美国理光研究院的 Stork，提出了视觉艺术内容光影样式分析方法<sup>[31]</sup>，该方法综合利用投射阴影分析，遮挡边界分析以及球面谐波模型分析艺术绘画作品的光影样式，并统计分析出几种典型光源方向的艺术作品，如图 4 所示，左图、中图、右图分别为左光源、右光源、底光源的典型代表艺术作品。该方法没有针对不同类型的绘画作品设计不同的光影分析方法，而本论文针对人脸图像分析艺术光影效果。



图 4 视觉艺术内容典型艺术光源方向<sup>[31]</sup>

### 1.2.2 光影特征提取与视觉外观属性表示

**变光照对象特征提取。**变光照对象特征提取与图像匹配技术路线主要包括：(1) 提取出与光照无关的特征；(2) 把各种光照情况下的图像转换成标准形式下的图像；(3) 描述光照变化规律；(4) 假设形状和反照率可以预先获得等<sup>[32]</sup>。Ansary 等用 X-means 聚类对象视图，认为越靠近聚类中心的图像代表性越强，对每个视图进行贝叶斯信息评判，比较评判分值高的对象视图。在略微降低准确率的情况下减少了相似度度量的计算复杂度，也为异构光场下的视图比较提供了途径<sup>[33]</sup>。奥地利维也纳工业大学的 Vuçini 等提出了变光照条件下的人脸识别方法，该方法通过商图将单一图像合成为不同光照条件下的另一图像，对变光照条件下复杂对象匹配具有参考意义<sup>[32]</sup>。美国加州大学洛杉矶分校的 Tu 等提出了基于学习的分层式对象提取和分析方法，该方法利用三层信息检测并分割对象边缘，该方法为了确保对象提取和分析的效率，其训练阶段花费了大量的系统开销<sup>[34]</sup>。

人脸识别领域的研究人员提出了大量人脸图像光照不变特征提取以及人脸图像去光影的方法，例如：自商图方法<sup>[35]</sup>，2010 年美国休斯敦大学的 Li 等提出的基于整体变分模型（Total Variation Model）的方法<sup>[36]</sup>，2010 年中国科学院计算所的 Han 等提出的基于球面谐波模型的方法<sup>[37]</sup>。该类方法为了提高识别速度，通常只处理较小分辨率的人脸图像，而且只是为了识别去光影后的人脸图像，不考虑光影去除的视觉效果，因而难以直接应用于本论文人脸艺术光影的感知与表示。

**视觉外观属性表示。**2009 年，美国加州大学洛杉矶分校的 Si 等提出了基于纹理与结构的图像对象属性表示方法<sup>[38]</sup>，并在此基础上，于 2012 年提出了混合图像对象属性表示方法<sup>[39]</sup>，该方法从图像对象数据集中提取对象的局部结构、纹理、平整度、颜色四个方面的特征，然后利用信息投影，选择一类对象区别于其他对象最显著的特征集合，利用不同种类特征的不同描述特点，表示图像对象属性（如图 5 所示），可以应用于图像对象的识别分类处理。

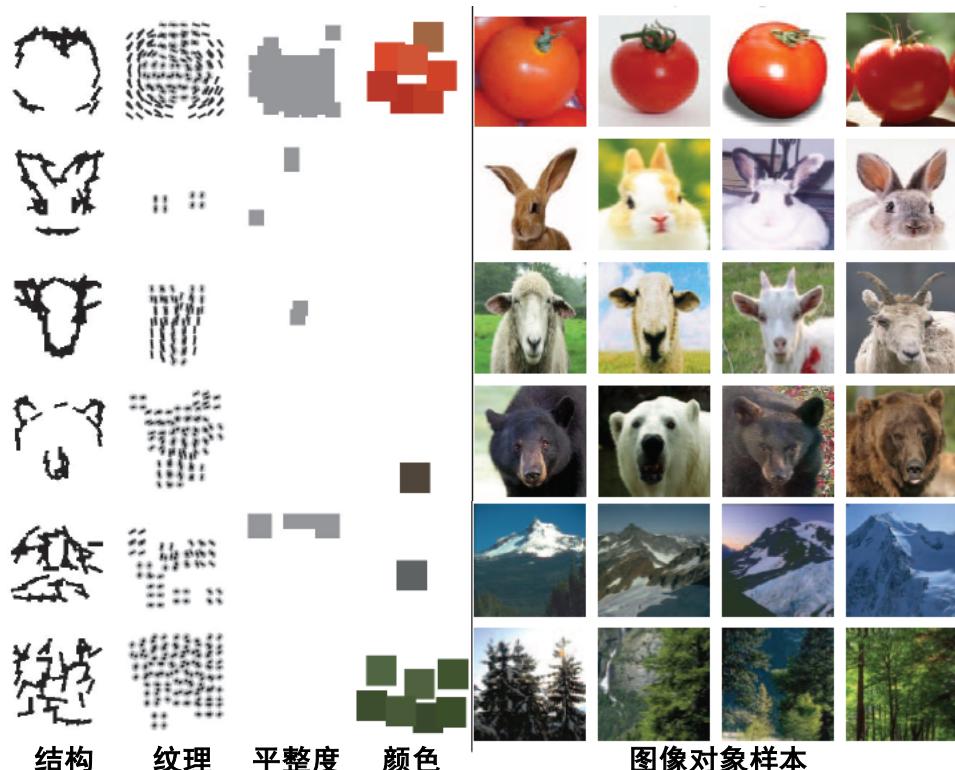


图 5 图像对象属性表示<sup>[39]</sup>

2009 年，美国加州大学洛杉矶分校的 Yao 等提出了基于结构与光流的视频对象动作属性表示方法<sup>[40]</sup>，该方法从视频运动对象数据集中提取视频对象的结构和光流两个方面的特征，然后利用信息投影，选择一类动作区别于其他动作最显著的特征集合，利用不同种类特征的不同描述特点，表示视频对象动作属性，可以应用于视频对象动作的识

别分类处理。

2012年,上海交通大学的Zhu等提出了基于七巧板模型的图像场景属性表示方法<sup>[41]</sup>,该方法从图像场景数据集中提取场景的局部平整度、纹理、明暗三个方面的特征,然后利用信息投影,选择一类场景区别于其他场景最为显著的特征集合,利用不同种类特征的不同描述特点,表示图像场景属性(如图6所示),可以应用于图像场景的识别分类处理。

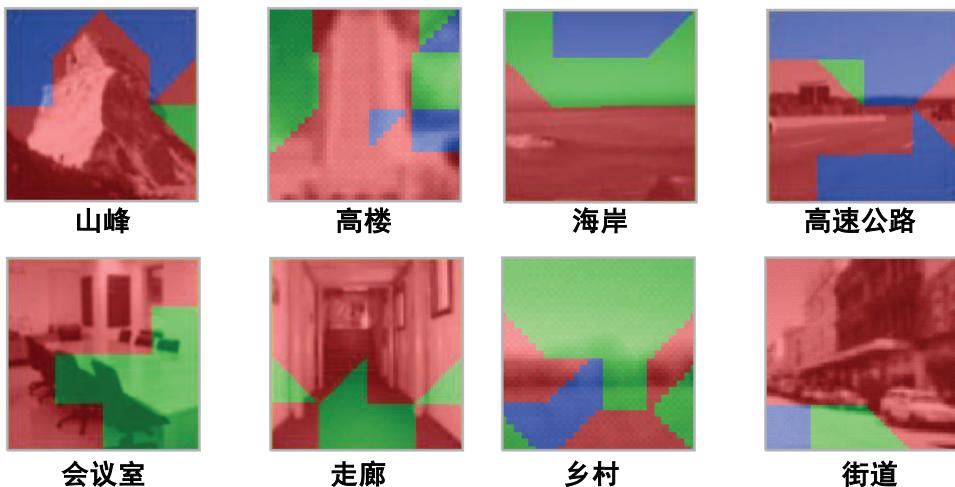


图6 图像场景属性表示<sup>[41]</sup>

来自视知觉、认知机理方面的大量证据表明:早期视觉通道神经细胞可以计算不同尺度和方向上的基本图像结构,以及支持层级渐进的图像结构解释过程<sup>[42]</sup>。与人类视觉通路的“视网膜神经节-简单细胞-(超)复杂细胞(群)-脑区”层次模型相对应,有理由相信图像表示模型相应地遵从“像素-基元/纹理-对象-场景”的层级、渐进解释模型。

在图像基本表示单元方面, Julesz 曾提出“纹理模型”概念,推测纹理是图像基元的集合,其基元在关于人类知觉特征方面具有相同的统计特性,此后他给出了纹理子(textons)定义<sup>[43]</sup>。Marr 根据“纹理模型”,提出了“原始要素图”(primal sketch)并用来描述图像底层特征<sup>[44]</sup>,使用“图像基元”作为图像表示方式。

美国加州大学洛杉矶分校的Zhu等<sup>[45]</sup>对纹理基元给出了具体的数学模型:一种三层产生式图像模型,并且提出了运动基元(motons)和光照基元(lightons)的概念及其数学模型。基于该模型可以从纹理图像中学习textons,图像可以由图像基(image base)线性组合,这些图像基来自图像基字典(base dictionary),而这些图像基是由更小的纹理基元texton产生,这些纹理基元来自纹理基元字典(texton dictionary)。

2012年,美国卡耐基梅隆大学的Doersch等从大规模城市图像数据集中自动发现某城市的代表性局部模式<sup>[46]</sup>,即通过代表性局部图像块能够表示该城市的典型特点。该方

法利用判别聚类方法从谷歌街景图像集合中，自动发现了巴黎照片中出现频率高，且具有巴黎当地特点的代表性图像块集合，图 7 上图和下图分别是是巴黎和伦敦的照片及其代表性局部图像块集合。本论文研究人脸艺术光影的代表性局部光影分布模式，即找出是“什么”产生了一幅人脸图像光影的艺术效果。

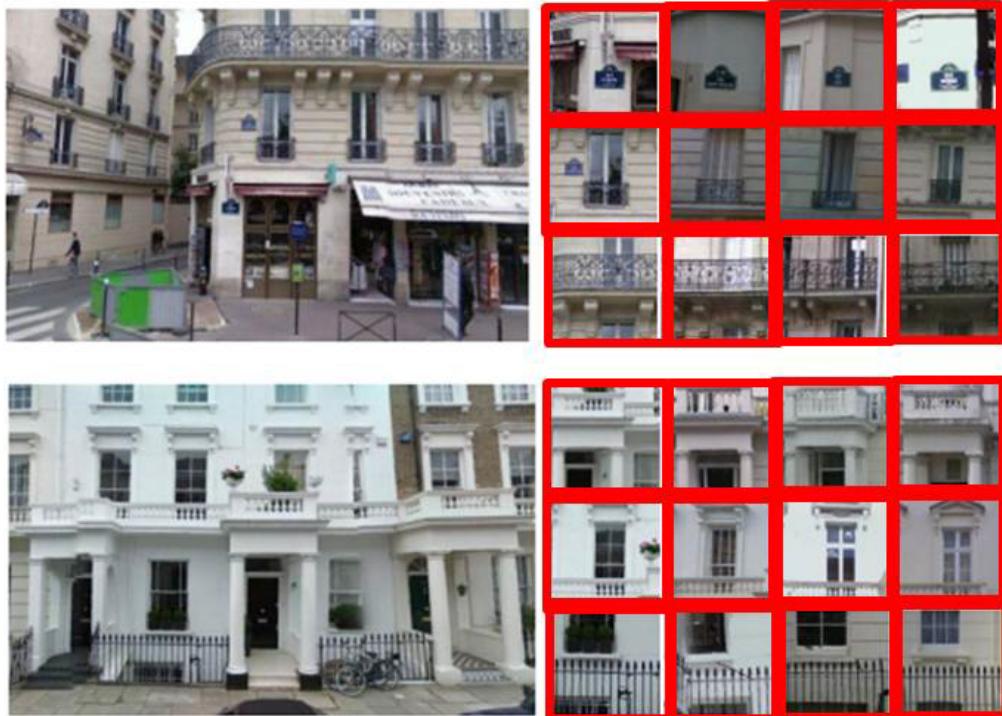


图 7 城市图像代表性局部模式<sup>[46]</sup>

### 1.2.3 图像数据库与光影效果迁移生成

基于图像的光场数据库。利用摄像机阵列可以采集变光照条件下对象的图像，从而获得基于图像的光场数据，并且根据数据组织机制形成基于图像的光场数据库，也可以称为变光照条件下的图像数据库。虽然有哥伦比亚大学的 COIL-20 和 COIL-100 光场数据库 (Columbia University Object Image Library, COIL)，以及 2002 年 Koubaroulis 等建立的 SOIL 数据库 (Surrey Object Image Library, SOIL)，但是目前比较缺乏支持光场检索的光场数据标准库。2005 年阿姆斯特丹大学建立的 ALOI 数据库 (The Amsterdam Library of Object Images, ALOI)<sup>[47]</sup>，收集了 1000 个真实物体的精确图像，是使用率较高的图像数据库，但是缺乏检索和分类功能。

目前典型的人脸图像数据库主要有：FERET 人脸库<sup>[48]</sup>：由 FERET 项目创建，包含 14051 幅多姿态、光照的灰度人脸图像，是人脸识别领域应用最广泛的数据库之一。MIT 人脸库<sup>[49]</sup>：由麻省理工大学媒体实验室创建，包含 16 位志愿者的 2592 幅不同姿态、光照和大小的面部图像。PIE 人脸库<sup>[50]</sup>：由美国卡耐基梅隆大学创建，包含 68 位志愿者

的 41368 幅多姿态、光照和表情的面部图像。ORL 人脸库<sup>[51]</sup>: 由剑桥大学 AT&T 实验室创建, 包含 40 人共 400 幅面部图像, 部分志愿者的图像包括了姿态、表情和面部饰物的变化。PF07 人脸库<sup>[52]</sup>: 由韩国浦项科技大学创建, 包含 200 人的 64000 幅不同光照、姿态、表情的面部图像, 志愿者以韩国人为主 (每个人包含 5 个姿势, 4 个表情和 16 种光照条件)。AR 人脸库<sup>[53]</sup>: 由西班牙巴塞罗那计算机视觉中心建立, 包含 116 人的 3288 幅图像。采集环境严格控制了摄像机参数、光照环境、摄像机距离等。CAS-PEAL 人脸库<sup>[54]</sup>: 由中科院计算所建立, 包含了 1,040 名中国人共 99,450 幅头肩部图像, 涉及姿态、表情、饰物和光照的变化, 部分人脸图像具有背景、距离和时间跨度的变化。然而, 目前缺乏包含多种艺术效果样式的人脸艺术光影数据库。

**本征图像分解**。1978 年, 本征图像分解的概念被首次提出<sup>[55]</sup>, 一幅图像能够被分解为光照分量 (illumination component) 和反射率分量 (reflectance component)。光照分量表示物体上一点所受到的光照强度 (辐照度), 反射率分量描述物体表面对光照的反射情况。其中人脸图像的光照分量能够用于人脸图像的重光照处理, 单幅图像的本征图像分解是一个病态问题, 研究人员提出了一系列基于学习的分解方法<sup>[56][57][58]</sup>, 该类方法通过学习得到的分类器, 区分图像强度变化是由光照引起的还是有反射率引起的。

近期, 研究人员针对本征图像分解问题, 提出了若干假设<sup>[59][60][61][62]</sup>。法国国家信息与自动化研究所的 Bousseau 等<sup>[59]</sup>与北京理工大学的 Shen 等<sup>[60]</sup>将用户交互引入了本征图像分解, 用户通过简单交互指出若干具有相似光照或者具有相似反射率的区域。Bousseau 等<sup>[59]</sup>假设反射率的变化在颜色空间中存在于一个局部的平面上, 然而这个假设在图像中的深黑色区域失效。微软亚洲研究院的 Shen 等假设相似的纹理具有相似的反射率<sup>[62]</sup>; 这个病态问题导致了很多方法难以处理复杂的自然图像, 例如本论文要处理的艺术人脸图像, 该类图像一般都包含复杂的光影效果。

**人脸图像光影效果的迁移与生成**。美国哥伦比亚大学的 Belhumeur 建立了具有 64 个光源的人脸图像采集设备, 提出了基于光照锥的变光照条件下对象图像生成方法<sup>[63]</sup>, 该方法主要用于提高对象识别的准确率, 而且只适用于固定视角下、朗伯表面、低分辨率的人脸图像。

德国马克斯普朗克研究所 (Max-Planck-Institut) 的 Blanz 和 Vetter 利用可变形模型生成二维人脸图像的三维模型, 该方法利用了三维扫描的带纹理的人脸数据集的线性组合, 生成人脸三维模型。2007 年, 卡耐基梅隆大学的 Yang Wang 等提出了等整合了球面谐波表示 (Spherical Harmonics Representation) 与可变形模板, 提出了基于三维球面

谐波基的可变形模板(3D Spherical Harmonic Basis Morphable Model, SHBMM)<sup>[64][65][66]</sup>。该方法首先利用可变形人脸模型估计输入人脸的三维几何信息，利用球谐函数基表示估计的光照条件，并且通过马尔科夫随机场（Markov Random Field, MRF）保持人脸子区域的统计分布和人脸纹理的空间一致性，生成的人脸三维模型可以在新的光照条件下重新渲染，生成新的光影效果，实验表明利用该方法去除人脸图像光影效果后，能提高人脸识别的准确率。该方法能够处理复杂光照条件或者人脸图像过度曝光和曝光不足的情况，如图 8 所示。

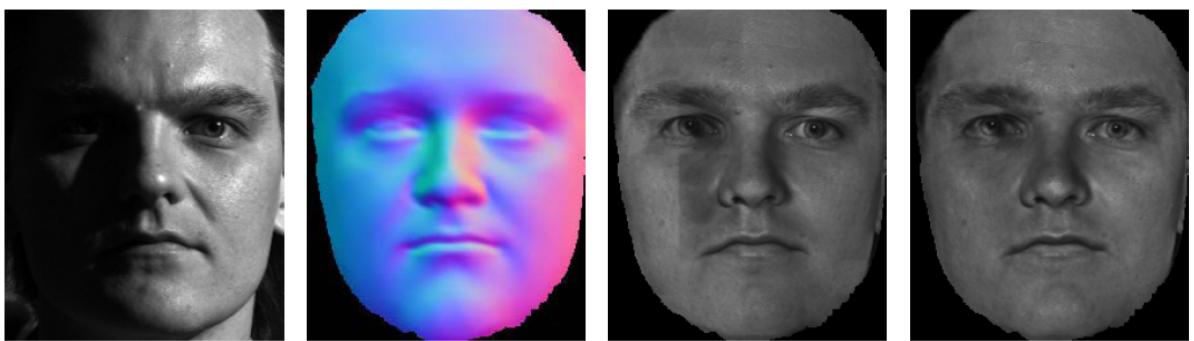


图 8 基于可变形球谐基模型的人脸反射率估计结果<sup>[64][65]</sup>。从左到右分别是：未知光照条件下图像、恢复的人脸几何信息、不用 MRF 恢复的反照率，使用 MRF 后恢复的反照率。

该类方法假设人脸是朗波表面，并用依赖可变形人脸模型来拟合人脸图像估计几何信息，因此生成的重光照结果与真实图像相比真实感较弱，并且如果三维扫描人脸数据集与输入人脸的种族、性别、年龄差异过大，将会影响生成的人脸三维模型的逼真度，从而影响人脸重光照效果。并且，如果利用此类方法生成与参考艺术人脸光影效果类似的光影效果，必须首先估计出参考艺术人脸的光照条件<sup>[64]</sup>。

2007 年美国南加州大学的 Peers 等提出了一种基于商图的人脸光影迁移方法<sup>[64][67]</sup>，该方法需要输入两幅参考图像，一幅是具有某种光影效果的人脸图像，另一幅是该人脸在近似均匀光照条件下的图像，将第一幅图像逐像素的除以第二幅图像得到商图，以该商图表示第一幅人脸图像的光影效果，该商图可以通过变形应用到另一个人脸的均匀光照条件下的图像上，得到另一个人脸在该种光照条件下的光影效果，如图 9 所示。

该类方法需要被拍摄者尽可能在短时间内保持相对静止，以达到两幅不同光照条件下的人脸保持基本对齐，然而，摄影师难以在摄影棚中实现艺术光照布光与均匀光照布光的快速切换。实验室中的光照设备可以实现快速切换，然而大多数实验室光源都是多个点光源的组合<sup>[67]</sup>，难以逼真模拟影棚中大面积面光源的真实光影效果，该类方法难以应用于本论文的人脸图像艺术光影重用与生成。



图9 基于商图的人脸图像光影迁移结果<sup>[64][67]</sup>。从左到右依次为：利用目标光照条件下的参考演员图像、近似均匀光照条件下采集的目标人脸图像、商图、目标人脸在目标光照条件下的光照效果。

2010年，休斯顿大学Qing Li等提出了一种基于对数整体变分（Logarithmic Total Variation, LTV）模型的人脸光影迁移技术，能够将参考人脸的光影迁移到目标人脸上。该方法的优势在于无需已知人脸的几何与材质信息，通过将人脸图像分解为光照信息相关与光照无关的两个部分，并利用参考图像的光照信息替换目标图像的光照信息实现光影迁移。首先利用几何变形技术对参考人脸变形，然后将目标人脸和变形后的参考人脸都分解成为光照相关部分和光照无关部分，最后通过交换两幅人脸图像的光照相关部分，得到目标光照条件下的目标人脸图像。该方法仅需要一幅目标人脸图像和参考人脸图像，不仅能处理彩色图像的重光照，还能用于处理灰度图像的着色和重光照。该方法局限性在于：(1) 难以保持目标人脸的纹理信息；(2) 重光照结果受到目标人脸与参考人脸的几何差异影响严重<sup>[36][64]</sup>。该类方法为了提高识别速度，通常只处理较小分辨率的人脸图像，而且只是为了识别去光影后的人脸图像，不考虑光影去除的视觉效果，因而难以直接应用于本论文的人脸艺术光影生成。

2010年，清华大学的Chen等提出了局部约束全局优化的人脸重光照方法<sup>[64][68]</sup>，该方法利用局部像素窗口内的光影线性变换假设，在基于商图的光影迁移过程中，同时优化局部纹理保持与全局平滑性质，能够在一定程度上减少商图迁移过程中，由几何纹理差异带来的视觉误差。该方法需要两幅参考人脸图像，虽然无法直接应用于本论文的人脸艺术光影效果生成，但是本论文可以借鉴其纹理保持方面的工作。

2011年，北京航空航天大学的Chen等提出了基于边缘保持滤波器的单幅图像人脸光照迁移方法<sup>[64][69]</sup>。该方法针对不同的人脸部分设计了不同的滤波参数。利用加权最小二乘滤波器，将参考人脸图像和输入人脸图像的明度层分解为大尺度层与细节层；并且，在输入人脸图像大尺度层的引导下，对参考人脸图像大尺度层进行滤波，使得滤波结果

与输入人脸图像的大尺度层在结构上对齐；最后，利用滤波后的参考人脸图像的大尺度层替换输入人脸图像大尺度层，生成光照迁移效果。该方法能够处理相对较大的光影对比，然而，滤波参数是针对“纯净”的脸部区域设计，丰富脸部细节（如胡须，毛发等）影响了该方法的输出结果，由于艺术人脸图像中通常存在艺术家创作的各种脸部细节，因而难以直接应用于本论文的人脸艺术光影生成。

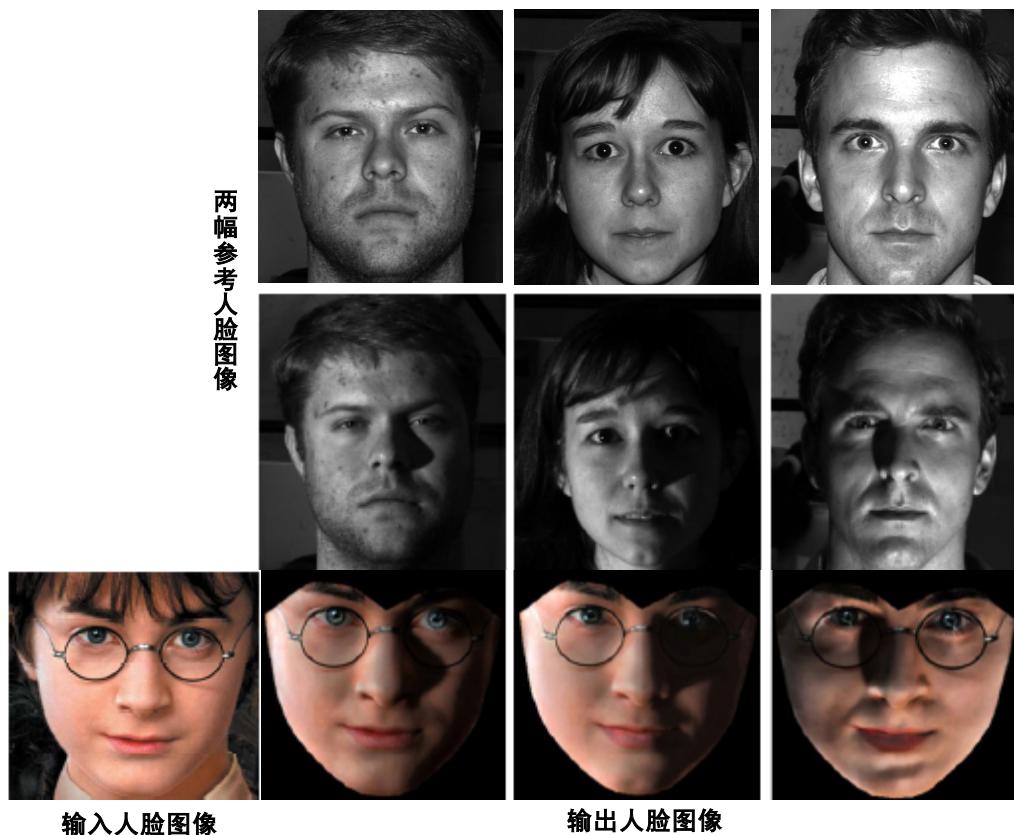


图 10 基于局部约束全局优化的光影迁移结果<sup>[64][68]</sup>



图 11 基于边缘保持滤波器的单幅图像人脸光照迁移<sup>[64][69]</sup>

### 1.2.4 存在的关键问题

人脸是视觉艺术内容中的重点对象，而光影艺术效果是影响视觉艺术内容视觉美学质量的重要因素。本论文开展人脸图像艺术光影感知与表示研究，其面临的关键问题在于：如何基于艺术家的经验知识，使计算机能够感知人脸图像艺术光影，以及表示并重用人脸图像艺术光影？

## 1.3 本文工作

### 1.3.1 研究内容

本论文针对人脸对象，以及艺术光影效果，开展人脸图像艺术光影感知与表示研究。如图 12 所示，主要研究内容包括：(1) 人脸图像艺术光影属性模板构造：重点研究人脸图像光影特征分析与提取、基于光影特征的人脸图像艺术光影属性模板构造；(2) 人脸图像光影艺术效果度量：重点研究基于光影特征的人脸图像光影效果描述符、基于属性模板的人脸图像光影效果分类、基于属性模板的人脸图像光影效果评测；(3) 基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用：重点研究基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用、用户提供参考人脸图像光影表示与重用；(4) 人脸图像艺术光影绘画模板库与人脸艺术光影生成系统。

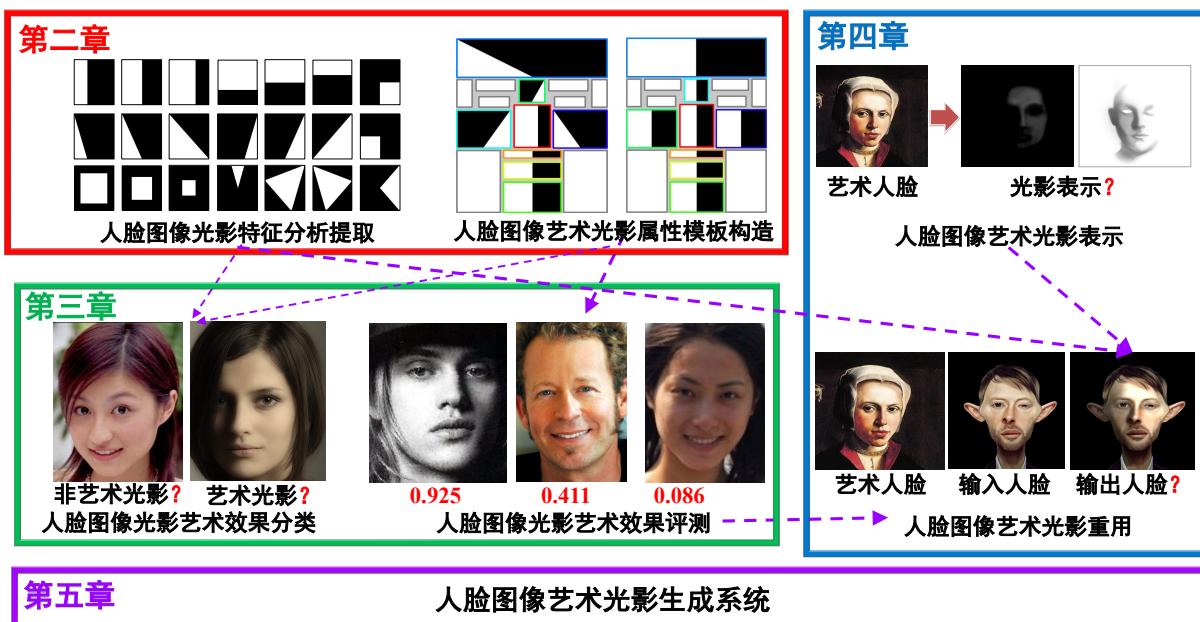


图 12 主要研究内容

本论文的主要研究内容之间的关系如图 12 所示，通过构建的人脸图像数据集，提取人脸图像艺术光影特征，构造人脸图像艺术光影属性模板，基于光影特征与属性模板，能够对人脸图像的光影艺术效果进行分类与评测，在此基础上，对人脸图像艺术光影进

行表示与重用，在上述研究工作的基础上，构建了人脸图像艺术光影模板库，研制了人脸图像艺术光影生成系统。

### 1.3.2 组织结构

本论文的第一章为绪论，介绍本论文的研究背景与意义、研究现状与分析，并简述本论文的主要研究内容与组织结构；第二章详细讨论人脸图像艺术光影属性模板构造方法；第三章详细讨论本论文提出的人脸图像光影艺术效果度量方法；第四章详细讨论本论文提出的基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用方法；第五章介绍人脸图像艺术光影绘画模板库的构建，以及人脸图像艺术光影生成系统，最后一章总结本论文研究工作并展望进一步的研究方向。



## 第二章 人脸图像艺术光影属性模板构造

为了提高计算机感知与表示人脸艺术光影效果的能力，本章提出了基于局部光影对比特征的人脸图像艺术光影属性模板构造方法。该方法首先分析并提取局部光影对比特征，发现并构建出描述人脸图像局部光影对比的特征基本单元；然后在艺术与非艺术人脸图像数据集上，计算局部光影对比特征的统计值，通过比较“艺术光影”与“非艺术光影”之间的统计值差异，选择差异较大的局部光影对比特征，表示人脸图像艺术光影分布的特征组合规律；根据组合规律，自动构造多种人脸图像艺术光影属性模板，为人脸图像光影艺术效果度量，以及人脸图像艺术光影表示奠定基础。

### 2.1 问题与分析

#### 2.1.1 问题提出

艺术家通过长期的训练与积累，获得鉴赏艺术作品的经验，能够辨识与评价人脸图像的光影艺术效果<sup>[5][6][7][8]</sup>。例如：艺术家通常认为，图 13（a）是一幅“非艺术”人脸图像，其光影艺术效果不强；图 13（b）是一幅“艺术”人脸图像，具有较强的艺术光影效果。如何使计算机也具有类似的自动感知能力，是一个富有挑战性的问题。

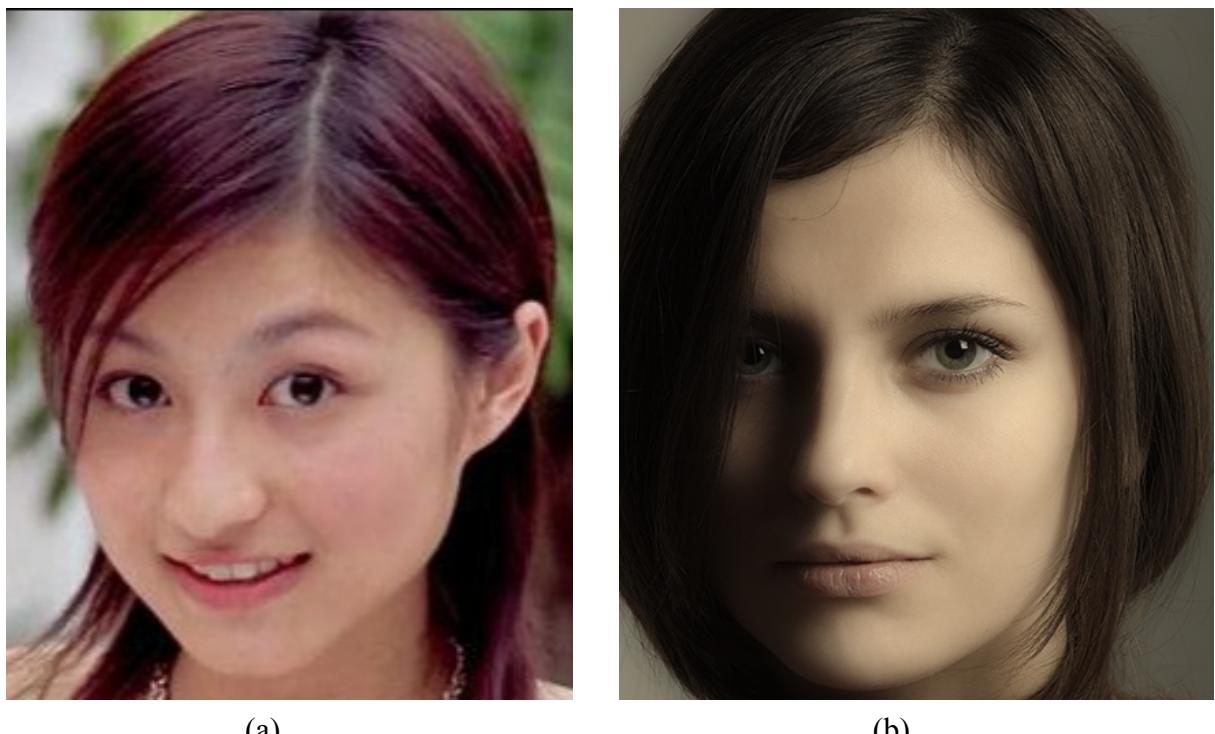


图 13 非艺术人脸图像与艺术人脸图像

艺术家根据人脸局部区域的光影分布，通过主观经验，判断出人脸图像光影是否具

有艺术效果，评价人脸图像光影效果的艺术程度<sup>[70]</sup>。艺术家观察局部区域的光影分布，经常将人脸划分成“三庭五眼”，如图 14 (a) 所示，其中“三庭”是指：根据发际线、眉毛线、鼻底线、下巴线的位置将人脸从上到下分成三个部分，从发际线到眉毛线是上庭，从眉毛线到鼻底线是中庭，从鼻底线到下巴线是下庭；“五眼”是指：根据人眼的宽度将人脸从左到右分成五个部分，根据“三庭五眼”将人脸划分为若干局部区域，例如图 14 (b) 所示的人脸图像局部区域样本。

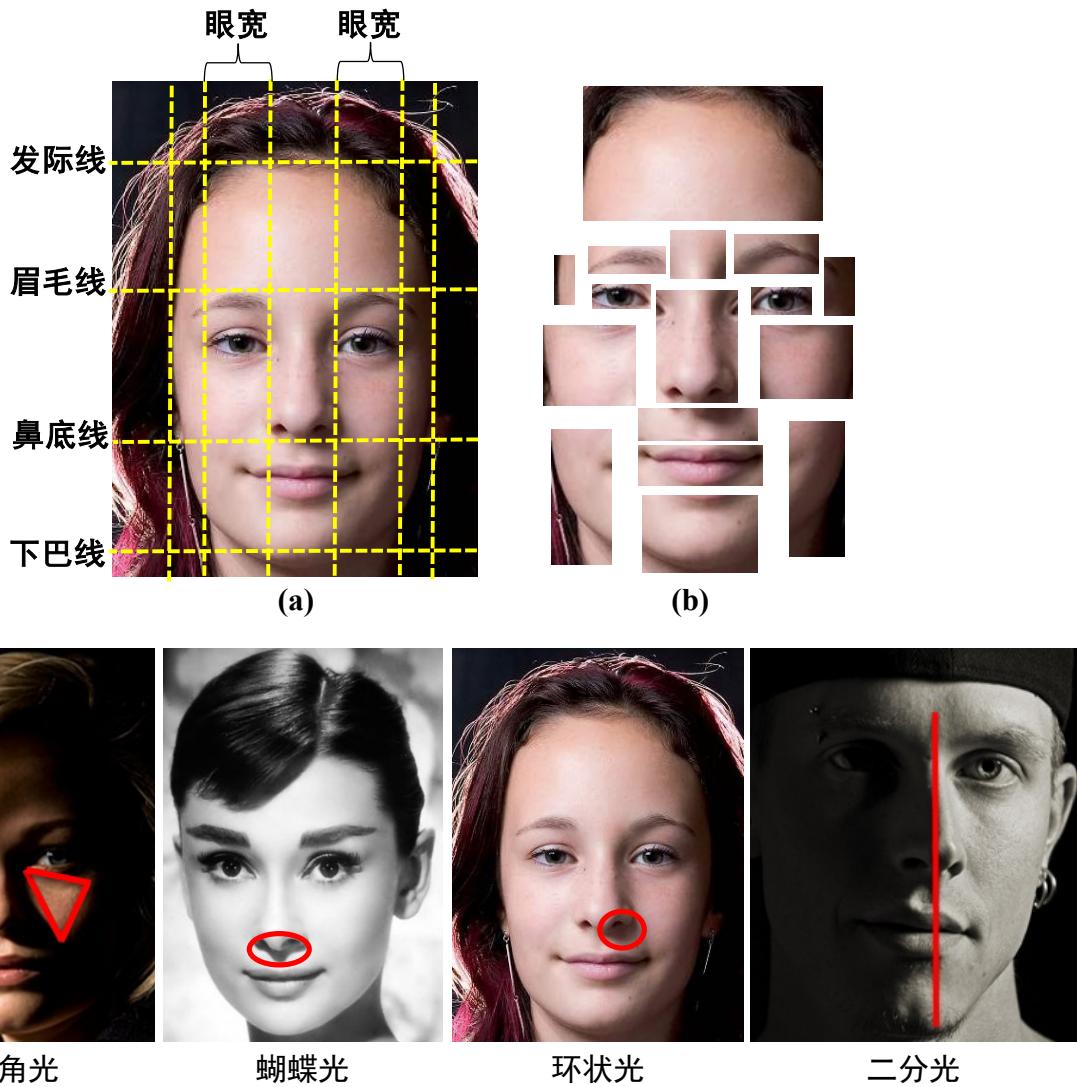


图 14 专业艺术家评价人脸光影的艺术效果与人脸图像的典型艺术光影效果样式

艺术家对人脸艺术光影的描述为：“在人脸恰当区域具有恰当的光影分布”<sup>[7][8]</sup>，艺术人脸图像中存在几种典型光影效果样式<sup>[5][6][7][8]</sup>，例如三角光的主要特点是一侧脸颊具有三角形高亮区域；蝴蝶光的主要特点是鼻尖下方具有蝴蝶状阴影区域；环状光的主要特点是鼻尖一侧具有环状的阴影区域；二分光的主要特点是脸部区域一半处于阴影区域一半处于高亮区域，如图 14 所示。艺术家通常根据艺术人脸图像局部区域的光影对比

及其组合方式，判断人脸图像光影是否具有艺术效果，评价人脸图像光影效果的艺术程度。

因此本章所针对问题的难点在于：如何构建描述人脸图像光影分布的特征基本单元，学习人脸图像艺术光影分布的特征组合规律？从而为人脸图像光影艺术效果感知与度量，以及人脸图像艺术光影表示与重用奠定基础。

### 2.1.2 问题分析

针对上述问题的难点，通过调研相关研究领域科学技术的国际发展前沿发现：人脸图像光影分布的特征基本单元构建，主要涉及面向图像质量自动度量的特征设计与提取等相关方法，人脸图像光影分布组合规律学习，主要涉及图像数据集代表性局部外观模式学习、视觉外观属性共性规律表示等相关方法。

为了自动度量图像质量，针对早期研究方法较少考虑图像内容的问题<sup>[10][11][12]</sup>，2011年香港中文大学的 Luo 等，提出了基于图像内容的图像特征提取方法，将图像依据内容分为七类，为每一类图像设计各自的特征<sup>[16]</sup>；2010 年美国康奈尔大学的 Li 等，从摄影技术、感知因素、多人关系三个方面提取了人脸图像特征<sup>[22]</sup>，然而该工作较少考虑人脸图像中光影方面的特征；2012 年加拿大滑铁卢大学的 Khan 等，提出了一种人像美学特征提取方法<sup>[23]</sup>，描述了人像构图、人脸光影总体对比、人像与背景的光影对比等方面属性，该方法提出的若干全局光影特征，虽然能够描述人像的整体亮度分布，但是难以有效描述本论文所针对的人脸图像艺术光影效果。

为了学习图像数据集的代表性局部外观模式，以及表示图像的视觉外观属性共性规律，2012 年美国卡耐基梅隆大学的 Doersch 等，提出了代表性局部外观模式学习方法，该方法能够从大规模城市图像数据集中，学习出某座城市的代表性局部外观模式，通过代表性局部图像块表示该城市的典型外观特点<sup>[46]</sup>，然而，该工作没有建立代表性局部图像块之间的联系，难以有效表示城市图像的共性属性与规律；2012 年加州大学洛杉矶分校的 Si 等，提出了图像对象属性表示方法<sup>[39]</sup>，通过计算输入图像与视觉外观共性属性的符合程度，对图像对象进行识别分类处理，但是当前缺乏图像光影属性的表示方法。

综合上述分析可以发现：当前的图像质量自动度量方法，较少考虑人脸图像光影方面的局部特征，难以有效支持人脸图像艺术光影特征基本单元的构建；当前的图像属性规律学习与表示方法，较少考虑人脸图像光影方面的共性属性，难以有效支持人脸图像艺术光影分布特征组合规律的学习。

### 2.1.3 总体思路

针对上述问题，本章首先根据艺术家的经验，构造艺术与非艺术人脸图像数据集，分析艺术人脸图像集的光影分布，提取局部光影对比特征，构建描述人脸图像局部光影对比的特征基本单元，然后选择区分度较大的局部光影对比特征，学习人脸图像艺术光影分布的特征组合规律，并且根据组合规律，构造人脸图像艺术光影属性模板，以表示人脸图像艺术光影的共性规律，该模板可以用于人脸图像光影艺术效果度量。

## 2.2 人脸图像局部光影对比特征分析与提取

本节分析并提取局部光影对比特征，构建描述人脸图像光影分布的特征基本单元。根据艺术家的经验，将人脸划分为若干局部矩形区域，并且将每个矩形区域划分为两个子区域，局部光影对比特征的计算方法为：两个子区域在某个计算通道上的某个统计量差异，局部光影对比特征的 4 个属性包括：矩形区域、对比方式、计算通道、统计量。

**矩形区域属性。**根据艺术家“三庭五眼”的划分，如图 15 (a) 所示，通过在人脸区域检测的 90 个特征点，将人脸划分为 16 个局部矩形区域，包括鼻子、左眼、右眼、左眉、右眉、嘴巴、鼻嘴之间、额头、左上脸颊、右上脸颊、左下脸颊、右下脸颊、左眼左部、双眼之间、右眼右部、下巴，如图 15 (b) 所示。

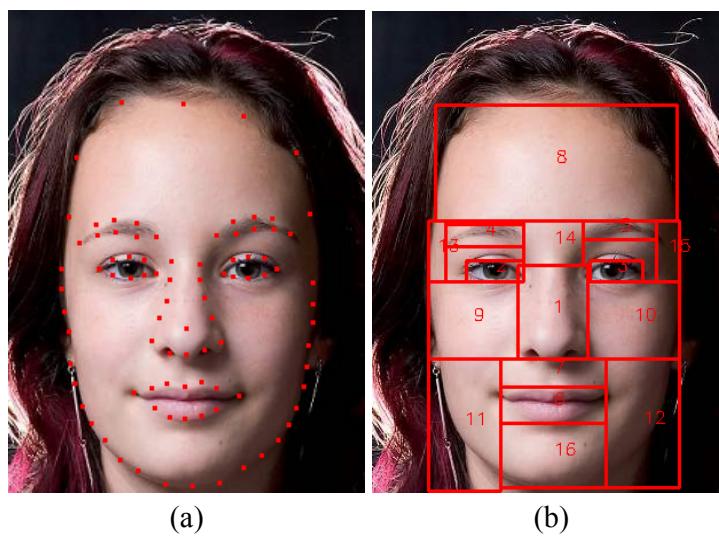


图 15 人脸特征点定位与人脸图像矩形区域划分

**对比方式属性。**根据艺术家对人脸图像艺术光影的描述，人脸局部区域的光影对比是产生艺术效果的关键因素<sup>[70]</sup>，如图 16 所示，通过观察人脸图像局部区域光影的主要分界线，总结归纳出 3 种基本的光影对比方式：左右对比，上下对比，里外对比，如图 16 中 (a) 所示。这三种对比方式能够基本表示人脸图像局部区域明暗分界线的位置，

例如二分光的鼻子区域，其光影分布可以利用左右对比方式近似表示，环状光和蝴蝶光的鼻嘴之间区域，其光影分布可以利用上下对比方式近似表示，三角光的右上脸颊，其光影分布可以利用里外对比方式近似表示。

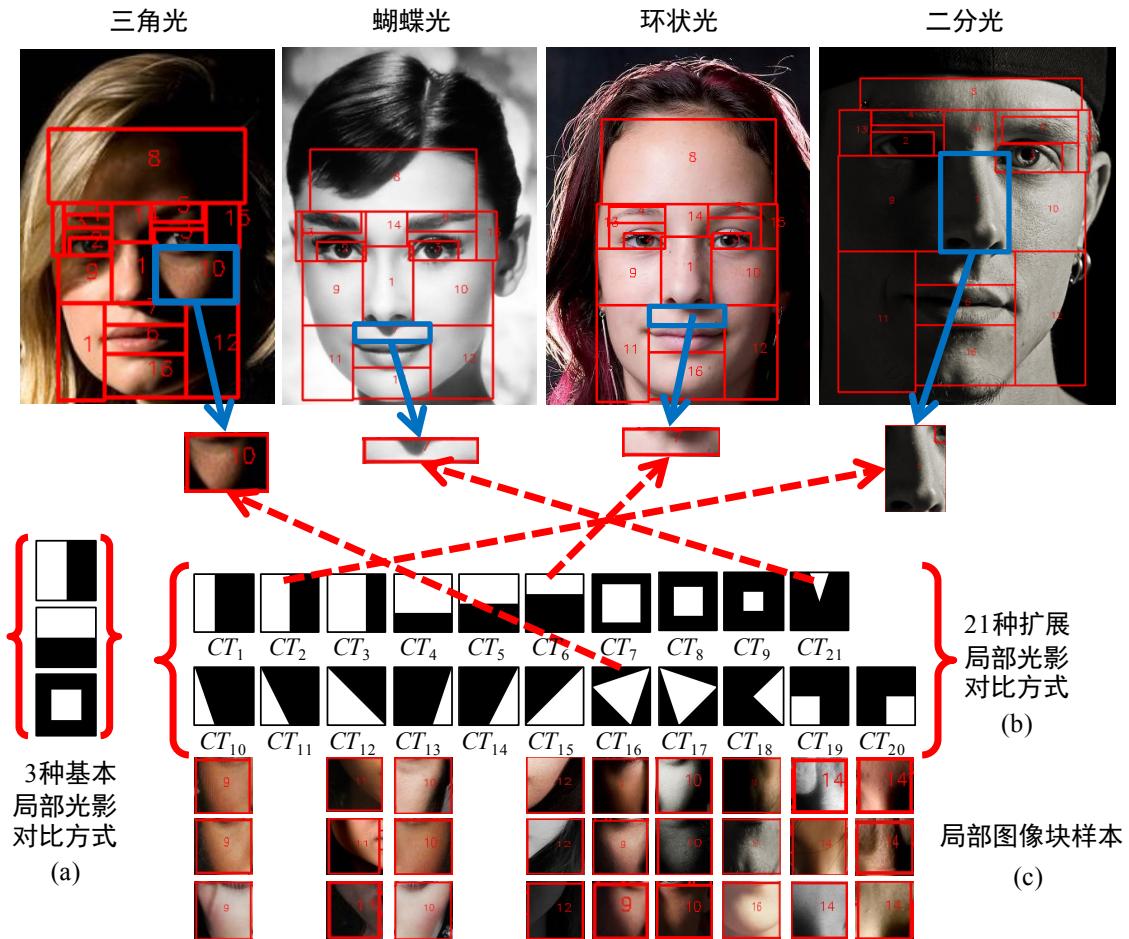


图 16 特征的光影对比方式

以 3 种基本对比方式为基础，根据艺术家的经验，通过进一步分析人脸图像中的局部光影分布，总结归纳出 21 种扩展对比方式 (Contrast Type, CT)。首先将 3 种基本对比方式的分界线位置进行扩展，将 3 种基本对比方式扩展为 9 种，如图 16 (b) 中的  $CT_1$  到  $CT_9$  所示；然后利用 6 种对比方式，表示局部光影分布中出现的斜分界线现象，如图 16 (b) 中的  $CT_{10}$  至  $CT_{15}$  所示。并且针对典型艺术光影效果样式的特点，进一步归纳出了相应的对比方式，以 3 种包含三角形子区域的对比方式，表示三角光的典型特点，如图 16 (b) 中的  $CT_{16}$  至  $CT_{18}$  所示；以左下角与右下角局部矩形区域对比方式，表示二分光在鼻子区域上部的光影分布，如图 16 (b) 中的  $CT_{19}$  与  $CT_{20}$ ；以局部三角对比方式，表示蝴蝶光在鼻嘴之间区域的典型光影分布，如图 16 (b) 中的  $CT_{21}$  所示。图 16 (c) 为部分对比方式对应的局部图像块样本。

**计算通道属性。**分析光影影响的图像像素通道，局部光影对比特征的计算通道包括：与光影直接相关的灰度通道、国际照明委员会（International Commission on Illumination）CIE1976(L\*a\*b\*)色彩空间中明度通道<sup>[71]</sup>、HSV(色调 Hue, 饱和度 Saturation, 亮度 Value)色彩空间的饱和度通道，以及与颜色相关的 HSV 色彩空间色调通道。对于一些存在褶皱的人脸区域（例如嘴唇和前额），人脸侧面的光照能够形成高光和阴影交错出现的效果，所以也比较分析了梯度通道和边界通道。

**统计量属性。**分析能够描述局部光影明暗效果的图像像素统计量，局部光影对比特征的统计量包括：像素平均值  $\mu$ ，像素值的统计直方图  $h$ ，以及为边界通道<sup>[72]</sup>设计的密度统计量  $\rho$ 。

根据局部光影对比特征的 4 个属性，计算局部光影对比特征  $F$  的特征值  $r$ ：在局部矩形区域  $R$  内，根据对比方式  $T$  划分两个子区域  $R_0$  和  $R_1$ ，计算  $R_0$  和  $R_1$  两个子区域内的像素在计算通道  $C$  的统计量  $S$  的差异：

$$\begin{aligned} r_\mu &= |\mu(R_1) - \mu(R_0)|, \\ r_h &= JS(h(R_1) \| h(R_0)), \\ r_\rho &= |\rho(R_1) - \rho(R_0)|, \end{aligned} \quad (\text{公式 2 - 1})$$

其中  $JS(\cdot \| \cdot)$  为两个直方图的离散 JS 距离（Jensen-Shannon Divergence）<sup>[73]</sup>。

## 2.3 基于对比特征的艺术光影属性模板构造

根据局部光影对比特征的四个属性，计算艺术与非艺术人脸图像的局部光影对比特征值的统计值，选择人脸艺术光影的代表性局部光影对比特征，学习出人脸图像艺术光影分布的特征组合规律；通过比较“艺术光影”与“非艺术光影”之间的统计值差异，利用逐步特征选择算法，选择在艺术与非艺术人脸图像集合上统计差异较大的特征，构造相应的人脸图像艺术光影属性模板。

### 2.3.1 组合规律学习

以正样本集合  $\Omega_A = \{I_1, \dots, I_N\}$ ，表示具有艺术光影效果的艺术人脸图像集合，以负样本集合  $\Omega_D = \{J_1, \dots, J_M\}$ ，表示不具有艺术光影效果的非艺术人脸图像集合。从一个候选特征集合  $F_C : \{F_1, \dots, F_L\}$  中自动选择最有代表性的特征子集  $F_S : \{F_1, \dots, F_K\}$ ， $\{r_1(I), \dots, r_K(I)\}$

为选出的特征子集  $F_S: \{F_1, \dots, F_K\}$  在图像 I 上的特征值（公式 2 - 6, 7, 8）。如图 17 所示，对于候选特征  $F_k$ ，分别在正样本与负样本图像集合上计算每一幅图像的特征值  $r_k$ ，然后分别计算  $r_k$  在正样本与负样本图像集合上的直方图  $h_A(r_k)$  与  $h_D(r_k)$ ，根据  $h_A(r_k)$  与  $h_D(r_k)$  的差异排序，差异越大表示在该特征上，正样本与负样本图像的差异越明显，即该特征为正样本的代表性特征，利用代表性特征的组合表示人脸图像艺术光影分布的特征组合规律。

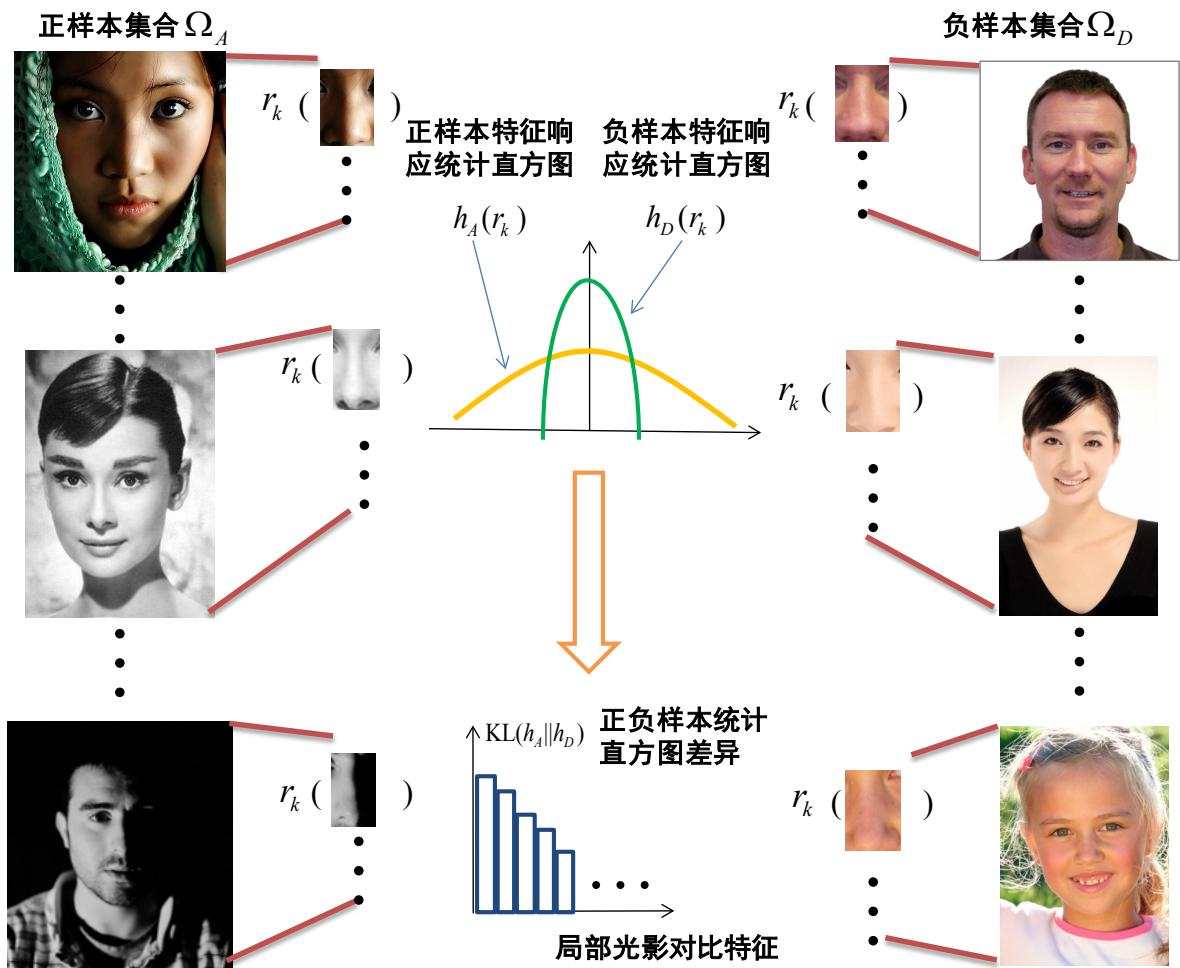


图 17 人脸图像艺术光影分布的组合规律学习

### 2.3.2 属性模板构造

根据组合规律，选择排序后的前  $K$  个特征构造正样本的人脸图像艺术光影属性模板。不同的人脸图像艺术光影样式具有不同的局部光影分布，因此正样本集合可以是整个艺术人脸图像集合，构造出的模板为人脸图像艺术光影平均属性模板；正样本集合也可以是具有某一种艺术光影效果样式（三角光、蝴蝶光、环状光、二分光）的人脸图像集合，

构造出的模板为该样式的人脸图像艺术光影属性模板。当正样本集合为某一种艺术光影样式的人脸图像集合时，例如三角光样式，负样本为非艺术人脸图像集合与具有其余三种艺术光影效果样式（蝴蝶光、环状光、二分光）人脸图像集合的并集。

具体而言，正样本集合  $\Omega_A$  中的图像 I 的概率分布模型为<sup>[38][74]</sup>：

$$p(I) = q(I) \prod_{k=1}^K \left[ \frac{1}{z_k} \exp\{\lambda_k r_k(I)\} \right], \quad (\text{公式 2 - 2})$$

其中  $q(I)$  为负样本集合中图像 I 的概率分布函数， $\lambda_k$  为第  $k$  项的权重参数， $z_k$  为第  $k$  项的归一化常数， $p(I)$  在给定  $\{r_1(I), \dots, r_K(I)\}$  时的其他边缘概率分布与  $q(I)$  相同<sup>[74]</sup>。

利用逐步特征选择算法（如算法 2.1 所示），逐步选择在艺术人脸图像集合与非艺术人脸图像集合上统计差异较大特征，构造人脸图像艺术光影属性模板。给定候选特征集合  $F_C : \{F_1, \dots, F_L\}$ ，从  $q(I)$  开始一步选择一个特征，逐渐逼近  $p(I)$ 。设  $p(I)$  的初始值  $p_0(I) = q(I)$ ，此时的人脸图像艺术光影属性模板  $T$  为空。第  $j$  步，算法选择当前候选特征集合中具有最大信息增益的特征  $F_j$ 。

$$\begin{aligned} F_j &= \arg \max_{F_k} \text{KL}(p_j(r_k(I)) \| p_{j-1}(r_k(I))) \\ &\approx \arg \max_{F_k} \text{KL}(p_j(r_k(I)) \| q(r_k(I))) \\ &\approx \arg \max_{F_k} \text{KL}(h_A(r_k(I)) \| h_D(r_k(I))) \\ \text{gain}(F_j) &\approx \text{KL}(h_A(r_k(I)) \| h_D(r_k(I))) \end{aligned} \quad (\text{公式 2 - 3})$$

其中  $\text{KL}(\cdot \| \cdot)$  为两个直方图的离散 KL 距离（Kullback-Leibler Divergence），即该对比特征  $F_j$  的信息增益，对于有限的样本集合，利用统计直方图  $h_A(r_k(I))$  与  $h_D(r_k(I))$  近似表示概率分布  $p_j(r_k(I))$  与  $q(r_k(I))$ ，在引入特征  $F_k$  之前， $p_{j-1}(r_k(I)) \approx q(r_k(I))$ 。由于 16 个局部矩形区域不存在或存在少量交集，因此假设各区域之间的特征是独立的，因此，当选择了一个区域的一个特征之后，从特征候选集中删除该特征以及该特征所在区域的其余特征。同时，在第  $j$  步，参数  $\lambda_k$  和  $z_k$  可以通过求解公式 2-4 计算得到<sup>[74]</sup>：

$$\begin{aligned} E_q \left[ \frac{1}{z_j} \exp\{\lambda_j r_j(I)\} r_j(I) \right] &= E_{p_j} [r_j(I)] \\ z_j &= E_q [\exp(\lambda_j r_j(I))] \end{aligned} \quad (\text{公式 2 - 4})$$

以在正样本集合上的平均特征值近似表示数学期望  $E_{p_j} [\cdot]$ ，以特征在负样本集合上的平

均特征值近似表示数学期望  $E_q[\cdot]$ , 即  $E_q[\cdot] \approx \text{Mean}_{\Omega_D}(\cdot)$ ,  $E_{p_j}[\cdot] \approx \text{Mean}_{\Omega_A}(\cdot)$ 。当某一次迭代中(假设为第  $K$  步), 当前候选特征集合中的最大信息增益小于一个阈值  $T_{gain}$  时, 或者当选出的特征总数大于特征个数阈值  $T_K$  时, 算法结束, 此时选择的  $K$  个特征组成人脸图像艺术光影属性模板  $T$ , 逐步特征选择算法如算法 2.1 所示。

### 算法 2.1: 逐步特征选择算法

**输入:**  $\Omega_A = \{I_1, \dots, I_N\}$  (正样本集合),  $\Omega_D = \{J_1, \dots, J_M\}$  (负样本集合),  $F_C = \{F_1, \dots, F_L\}$  (候选特征集合),  $T_{gain}$  (信息增益阈值),  $T_K$  (特征总数阈值)

**输出:** 人脸图像艺术光影属性模板  $T$

- 1: **for** 每一个属于  $F_C = \{F_1, \dots, F_L\}$  中的特征  $F$ , **do**
- 2: (1) 计算该特征在集合  $\Omega_A$  与  $\Omega_D$  上的特征响应 (公式 2 - 1);
- 3: (2) 计算该特征的信息增益  $gain(F)$ ;
- 4: (3) 计算该特征的参数参数  $\lambda$  与  $z$  (公式 2 - 4);
- 5: **end for**
- 6: 根据信息增益 gain 对  $F_C$  中的特征进行排序;
- 7: 初始化人脸图像艺术光影属性模板为空集  $T \leftarrow \emptyset$ , 迭代序号  $j \leftarrow 1$ , **do**
- 8: (1) 从当前已排序的候选特征集合中选择具有最大信息增益的特征  $F_j$ ;
- 9: (2) 将  $F_j$  加入模板  $T$ ;
- 10: (3) 从当前候选特征集合中删除  $F_j$ , 以及与  $F_j$  在同一局部区域的局部特征;
- 11: (4)  $j \leftarrow j+1$ ;
- 12: **while**  $gain(F_j) > T_{gain}$  或者  $j \leq T_K$  **do**

例如, 利用 3 种基本对比方式构建候选特征集合, 利用本方法构造出三角光属性模板, 如图 18 所示, (a) 是艺术家对三角光的描述, (b) 是通过人脸特征点定位, 在人脸图像上划分的 16 个矩形区域, (c) 是艺术家根据三角光的局部光影分布特点, 利用 3 种基本对比方式, 在典型三角光人脸图像上手动估计的三角光属性模板, (d) 是利用 3 种基本对比方式, 在三角光数据集上自动构造的三角光属性模板, 图 18 右部为信息增益调色板, 颜色越红表示信息增益越高, 颜色越蓝表示信息增益越低。可以发现: 自动

构造的模板与艺术家手动估计模板的特征对比方式基本符合。

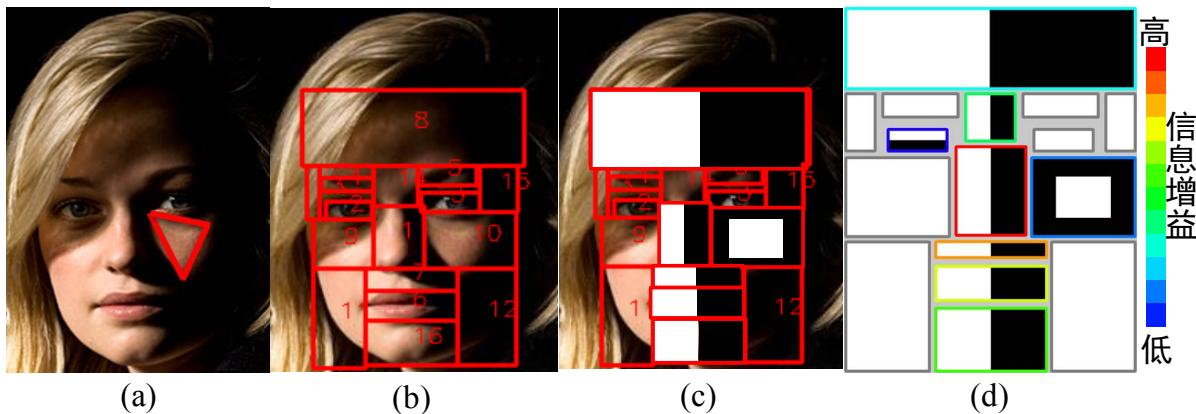


图 18 人脸图像艺术光影属性模板构造

## 2.4 实验与分析

本节包含了三个部分的实验与分析：艺术与非艺术人脸图像数据集构建；多种人脸图像艺术光影属性模板构造；光影属性模板的特征属性统计，及其与艺术家描述的符合程度分析。

### 2.4.1 艺术与非艺术人脸图像数据集构建

根据艺术家的经验，收集了 350 幅光影艺术效果较强的艺术人脸图像，如图 19 所示，以及 500 幅光影艺术效果不强的非艺术人脸图像，如图 20 所示，构建了艺术与非艺术人脸图像数据集。

其中 350 幅艺术人脸图像主要有三个来源：(1) 人像摄影大师的优秀摄影作品，如尤素福·卡什 (Yousuf Karsh)，阿诺德·纽曼 (Arnold Newman) 等；(2) 专业摄影网站的人像专栏<sup>[75][76]</sup>；(3) 经典人像摄影书籍的扫描图像<sup>[5][6][7][8]</sup>；500 幅非艺术人脸图像主要有两个来源：(1) 在线个人图像共享社区或社交网络<sup>[77][78]</sup>；(2) 商业搜索引擎的检索结果<sup>[79][80]</sup>，检索关键词为：“人脸 (Face)”、“生活照 (Daily Life)”等。

在此基础上，邀请艺术家从 350 幅艺术人脸图像中，根据艺术光影分布特点，分别挑选出 4 种艺术光影样式中最具有代表性的人脸图像，作为该 4 种样式的正样本，其中三角光 45 幅，蝴蝶光 30 幅，环状光 54 幅，二分光 34 幅。为了尽可能排除除了光影之外的其他因素影响，该数据集中人种、姿势、性别尽可能随机分布。每一幅人脸图像都利用人脸特征点定位算法 (Active Shape Models, ASM)<sup>[81]</sup> 进行了特征点定位，并且人工修正了部分人脸图像中，由于光影效果等因素引起定位错误的特征点。

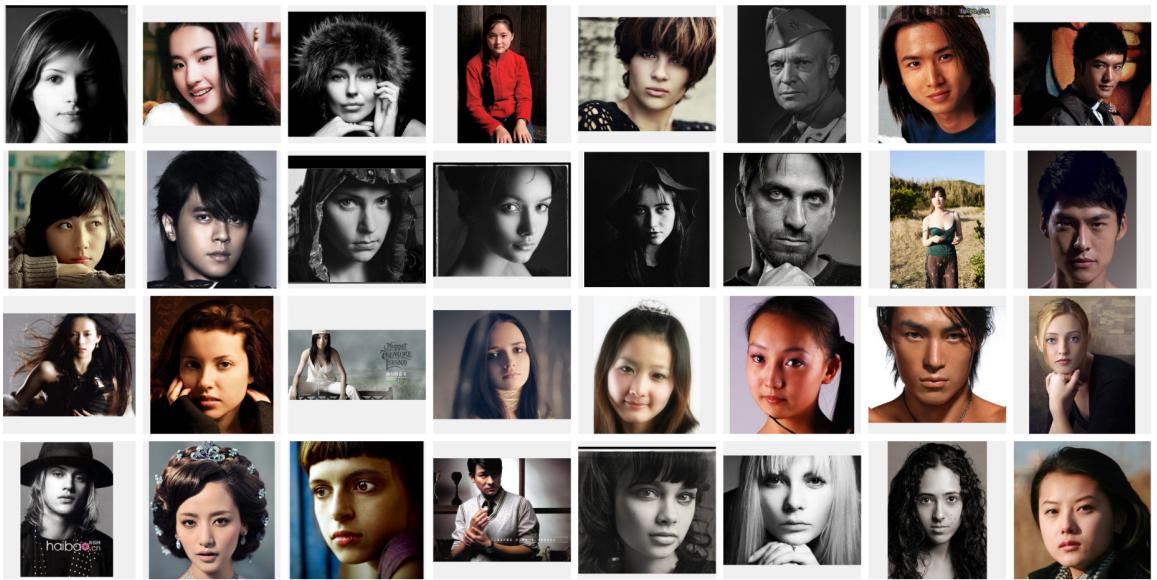


图 19 艺术人脸图像样本

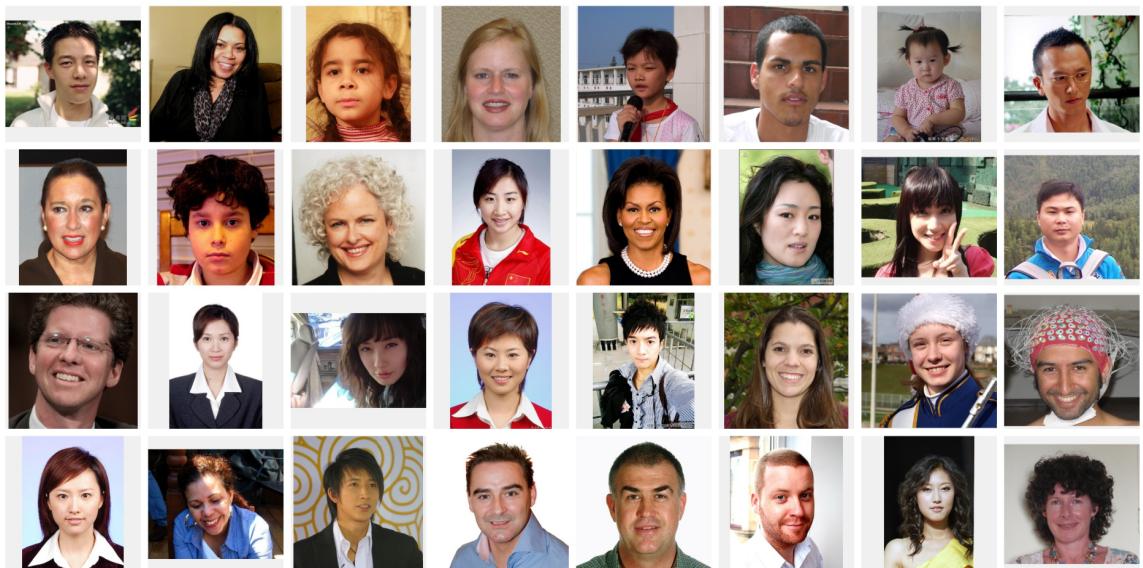


图 20 非艺术人脸图像样本

#### 2.4.2 人脸图像光影属性模板构造

分别利用 3 种基本对比方式与 21 种扩展对比方式设计了两个候选特征集合，如表 1 所示，两个候选特征集合中的统计量均包含了均值、直方图和密度，计算通道均包含了灰度、明度、梯度、饱和度、边界和色调。根据艺术家的经验，统计量和计算通道共组成了 8 种组合，两个候选特征集合均包含了所有的 16 个人脸局部区域，因此包含 3 种基本对比方式的候选特征集合共有  $3 \times 8 \times 16 = 384$  个候选特征，包含 21 种扩展对比方式的候选特征集合共有  $21 \times 8 \times 16 = 2688$  个候选特征。

在每个人脸区域中只选择一个代表性局部光影对比特征，以保证特征的独立性，每个属性模板最多包含 16 个特征，本论文选择每个模板中前 8 个特征作为代表性特征(即，

特征总数阈值  $T_K = 8$ ), 每一个人脸艺术光影属性模板都是由前 8 个代表性局部光影对比特征组成, 各特征按照 KL 距离 (信息增益) 排序, KL 距离越大表示该特征越具有代表性, 人脸区域的编号如图 21 所示。

利用上述两个特征候选集合, 在艺术与非艺术人脸图像数据集上, 构造了对应的人脸图像艺术光影属性模板, 为别为: 人脸图像艺术光影平均属性模板  $T_A$ , 如表 2 所示、三角光属性模板, 如表 3 所示、蝴蝶光属性模板, 如表 4 所示、环状光属性模板, 如表 5 所示、二分光属性模板, 如表 6 所示, 其中根据三角光、环状光和二分光种主光源的方向, 进一步构造了左三角光属性模板, 如附录表 7 所示、右三角光属性模板, 如附录表 8 所示、左环状光属性模板, 如附录表 9 所示、右环状光属性模板, 如附录表 10 所示、左二分光属性模板, 如附录表 11 所示、右二分光属性模板, 如附录表 12 所示。

表 1 候选特征集合

3 种对比方式候选特征集合 ( $3 \times 8 \times 16 = 384$ )				21 种对比方式候选特征集合 ( $21 \times 8 \times 16 = 2688$ )			
对比	统计	通道	区域	对比	统计	通道	区域
左右(CT2) 上下(CT5) 里外(CT8)	均值	灰度	1-16 21 种	均值	灰度	1-16	
	均值	明度		均值	明度		
	直方图	梯度		直方图	梯度		
	直方图	灰度		直方图	灰度		
	直方图	饱和度		直方图	饱和度		
	直方图	明度		直方图	明度		
	密度	边界		密度	边界		
	均值	色调		均值	色调		

表 2 人脸图像艺术光影平均属性模板

艺术光影平均属性模板 (3 种对比方式)						艺术光影平均属性模板 (21 种对比方式)				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	左右	平均值	明度	1	9.68	$CT_3$	平均值	灰度	1	9.68
2	左右	平均值	灰度	7	8.99	$CT_2$	平均值	灰度	7	8.99
3	左右	平均值	明度	6	6.72	$CT_2$	平均值	明度	6	6.72
4	左右	平均值	明度	16	5.31	$CT_2$	平均值	明度	16	5.31
5	左右	平均值	明度	9	2.99	$CT_{14}$	平均值	灰度	14	4.36
6	左右	平均值	灰度	14	2.88	$CT_{14}$	平均值	明度	9	3.84
7	左右	平均值	明度	8	2.44	$CT_{11}$	平均值	灰度	8	2.47
8	左右	平均值	明度	10	1.99	$CT_{11}$	平均值	明度	10	2.38

表3 三角光属性模板

三角光属性模板 (3 种对比方式)						三角光属性模板 (21 种对比方式)				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	左右	平均值	明度	1	15.30	$CT_2$	平均值	明度	7	4.82
2	左右	平均值	灰度	7	14.13	$CT_{18}$	平均值	明度	6	3.60
3	左右	直方图	明度	6	12.60	$CT_3$	平均值	明度	1	3.37
4	左右	平均值	明度	16	7.88	$CT_{20}$	平均值	明度	14	3.03
5	左右	平均值	灰度	14	4.45	$CT_2$	平均值	灰度	16	2.77
6	左右	平均值	明度	8	3.57	$CT_{15}$	直方图	明度	5	2.69
7	里外	平均值	明度	10	1.80	$CT_{11}$	平均值	明度	8	2.68
8	上下	平均值	灰度	2	1.70	$CT_{19}$	直方图	饱和度	2	1.75

表4 蝴蝶光属性模板

蝴蝶光属性模板 (3 种对比方式)						蝴蝶光属性模板 (21 种对比方式)				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	上下	平均值	灰度	2	4.08	$CT_{21}$	平均值	灰度	7	7.86
2	左右	平均值	灰度	10	3.38	$CT_{14}$	平均值	灰度	10	2.34
3	左右	平均值	明度	9	2.56	$CT_4$	平均值	明度	1	2.21
4	上下	平均值	明度	1	2.26	$CT_{11}$	直方图	灰度	9	2.13
5	上下	平均值	明度	3	2.17	$CT_6$	平均值	灰度	2	2.03
6	里外	平均值	灰度	16	2.06	$CT_9$	直方图	饱和度	16	2.02
7	里外	平均值	灰度	7	1.96	$CT_9$	直方图	饱和度	8	1.67
8	上下	直方图	灰度	15	1.37	$CT_9$	直方图	饱和度	14	1.62

表5 环状光属性模板

环状光属性模板 (3 种对比方式)						环状光属性模板 (21 种对比方式)				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	左右	平均值	灰度	7	7.03	$CT_{15}$	平均值	灰度	2	2.48
2	左右	平均值	明度	9	6.78	$CT_{13}$	平均值	灰度	10	2.43
3	左右	平均值	明度	1	6.43	$CT_{11}$	直方图	饱和度	1	2.37
4	上下	平均值	灰度	2	5.06	$CT_{13}$	直方图	梯度	6	2.33
5	左右	平均值	灰度	6	3.07	$CT_3$	平均值	灰度	9	2.05
6	里外	平均值	灰度	16	2.51	$CT_2$	平均值	灰度	7	1.78
7	左右	平均值	明度	10	2.47	$CT_7$	平均值	灰度	16	1.36
8	上下	平均值	明度	3	1.44	$CT_{21}$	平均值	明度	3	1.17

表 6 二分光属性模板

二分光属性模板 (3 种对比方式)						二分光属性模板 (21 种对比方式)					
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL	
1	左右	平均值	明度	1	21.70	$CT_{20}$	平均值	明度	14	5.19	
2	左右	直方图	明度	6	18.61	$CT_1$	直方图	饱和度	1	4.65	
3	左右	平均值	灰度	7	18.28	$CT_2$	直方图	饱和度	6	4.62	
4	左右	平均值	明度	16	13.95	$CT_2$	直方图	饱和度	7	4.25	
5	左右	平均值	明度	8	7.50	$CT_2$	直方图	饱和度	8	4.18	
6	左右	直方图	明度	14	6.43	$CT_3$	直方图	饱和度	16	3.67	
7	左右	平均值	明度	3	2.81	$CT_{18}$	平均值	明度	3	2.09	
8	左右	直方图	明度	4	1.23	$CT_{16}$	平均值	灰度	4	1.63	

#### 2.4.3 光影属性模板的特征属性分析

以下根据 KL 距离累计值，分别分析局部光影对比特征的矩形区域、计算通道、统计量、对比方式四个属性的选择结果。

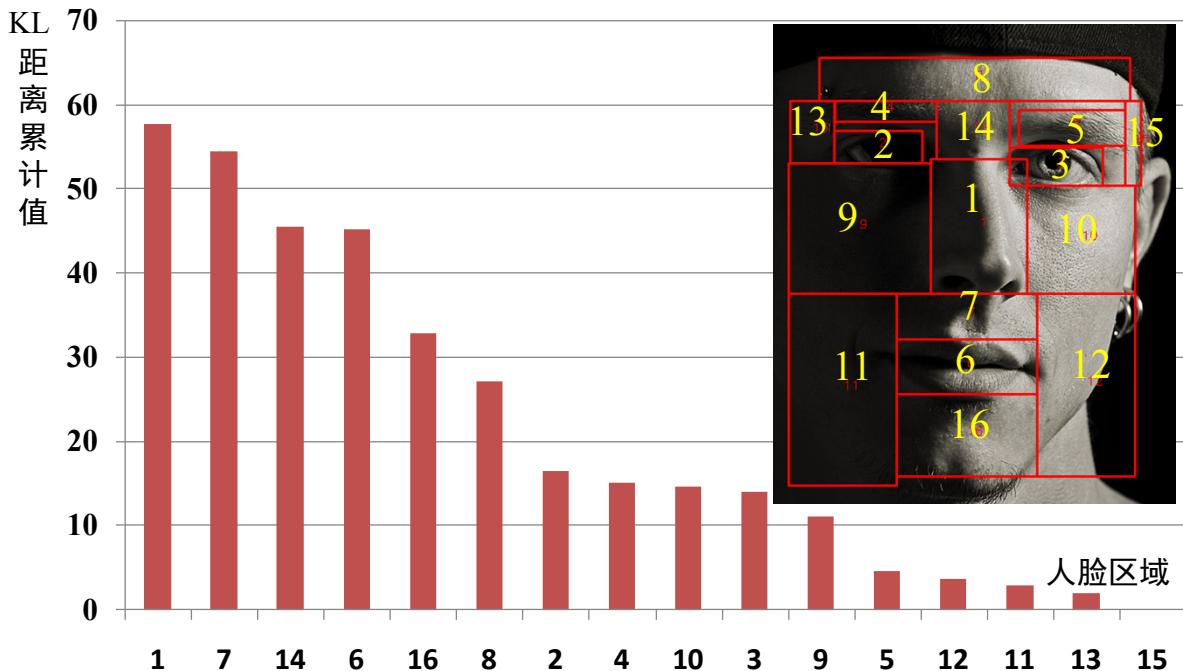


图 21 16 个人脸矩形区域的 KL 距离累计值排序

**矩形区域属性。**鼻子区域和鼻嘴之间区域是信息增益最大的两个区域，符合艺术家关于人脸图像艺术光影分布的描述：鼻子区域和鼻嘴之间区域几何特征明显，是表现光影效果具有代表性的两个局部区域。艺术家关于人脸区域对人脸艺术光影影响的描述为：

越靠近人脸中部的区域对人脸艺术光影的影响越大，构造的人脸图像艺术光影属性模板中信息增益最大的前 6 个区域均位于人脸中部，其次是位于人脸左右部分的 8 个区域，最后是位于人脸两侧的两个区域，符合艺术家关于人脸区域对人脸艺术光影影响的描述，如图 21 所示。

**统计量属性。**大部分选出的统计量为平均值，其次是直方图，而为边界通道专门设计的密度统计量基本没有被选中，这说明平均值统计量对局部对比差异的描述要优于直方图，而密度统计量对局部对比差异的描述能力不强，如图 22 左图所示。

**计算通道属性。**大部分选出的计算通道为与光影最为相关的明度、灰度和饱和度，局部光影在梯度通道和边界通道的对比差异较小，而与颜色相关的色调通道没有被选出，进一步证明了与颜色相比，光影是影响人脸图像艺术效果的重要因素，如图 22 右图所示。

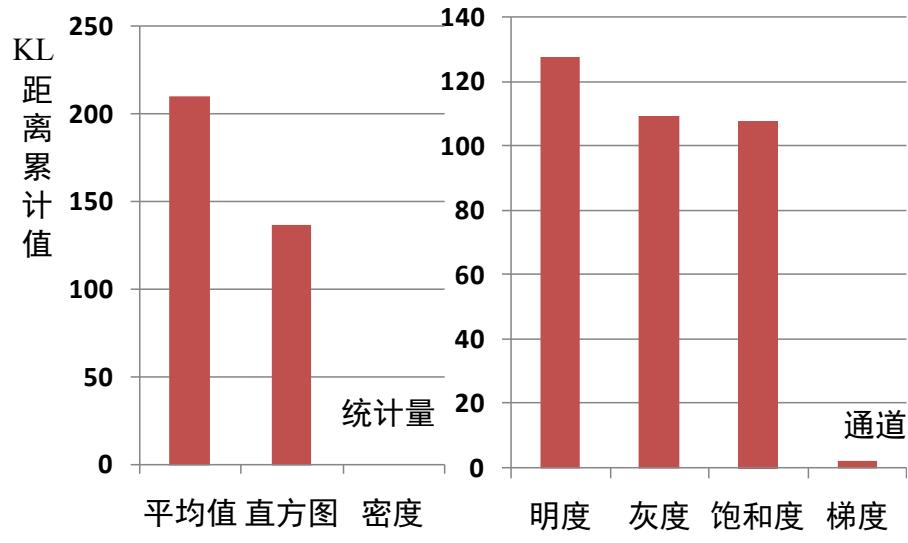


图 22 3 个统计量与 4 个主要通道的 KL 距离累计值排序

**对比方式属性。**分析利用包含 3 种基本对比方式的候选特征集合构造的人脸图像艺术光影属性模板：大部分选出的对比方式为左右对比方式，这符合专业影棚中布光方法（专业摄影师通常将主光源设置在模特与照相机的水平方向），并且 4 种典型艺术光影效果样式中 3 种的主光源方向是左右设置（三角光、环状光、二分光），因此当正样本为包含多种人脸艺术光影效果的 350 幅艺术人脸图像时，以及当正样本为主光源位于人脸水平左右方向二分光样式人脸图像时，构造的二分光属性模板中特征的对比方式均是左右对比；当正样本为主光源位于人脸垂直正上方的蝴蝶光样式人脸图像时，构造的蝴蝶光属性模板中包含多个对比方式为上下的特征；而当正样本为主光源位于人脸水平左右方向与垂直正上方之间的三角光与环状光人脸图像时，构造的三角光与环状光属性模

板中，对比方式为左右的特征所占的比例较大，并且包含了部分对比方式为上下与里外的特征。构造的属性模板所包含特征的对比方式与艺术光影的光源分布规律相符合，可基本描述人脸图像艺术光影的局部分布。

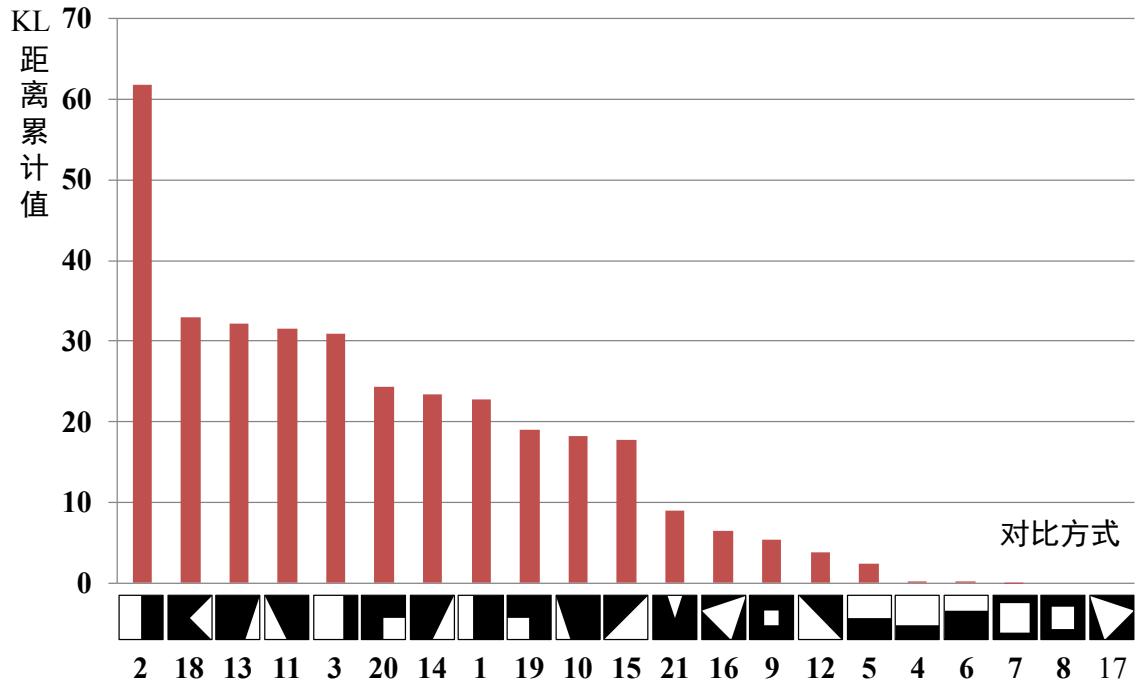


图 23 21 种对比方式的 KL 距离累计值排序

分析利用包含 21 种扩展对比方式的候选特征集合构造的人脸艺术光影属性模板，如图 23 所示，根据每种对比方式对应的 KL 距离累计值排序，自动选出了 16 种最具代表性的局部光影对比方式，即人脸艺术光影最具代表性的局部光影分布。21 种扩展对比方式能够更加细致地描述人脸艺术光影的局部分布，因此利用 21 种扩展对比方式构造的光影属性模板与艺术家描述的符合程度强于利用 3 种基本对比方式构造的光影属性模板。例如，如图 24 所示，利用 21 种对比方式构造的右三角光属性模板，自动选择了左上脸颊的三角光对比方式，这是三角光样式具有代表性的局部光影对比方式，而利用 3 种对比方式构造的右三角光属性模板在同样的位置，选择了左右对比的局部对比方式，与艺术家对三角光描述的符合程度弱于前者；利用 21 种对比方式构造的蝴蝶光属性模板，自动选出了鼻嘴之间的蝴蝶光对比方式，这是蝴蝶光样式最具有代表性的局部光影对比方式，符合艺术家对蝴蝶光样式的描述。第三章人脸光影艺术效果分类结果与第四章人脸光影匹配结果，进一步证明了 21 种扩展对比方式的描述能力相对于 3 种基本对比方式略强，而 3 种基本对比方式的优势在于只需要计算少量特征，即可基本描述人脸图像艺术光影的局部分布。

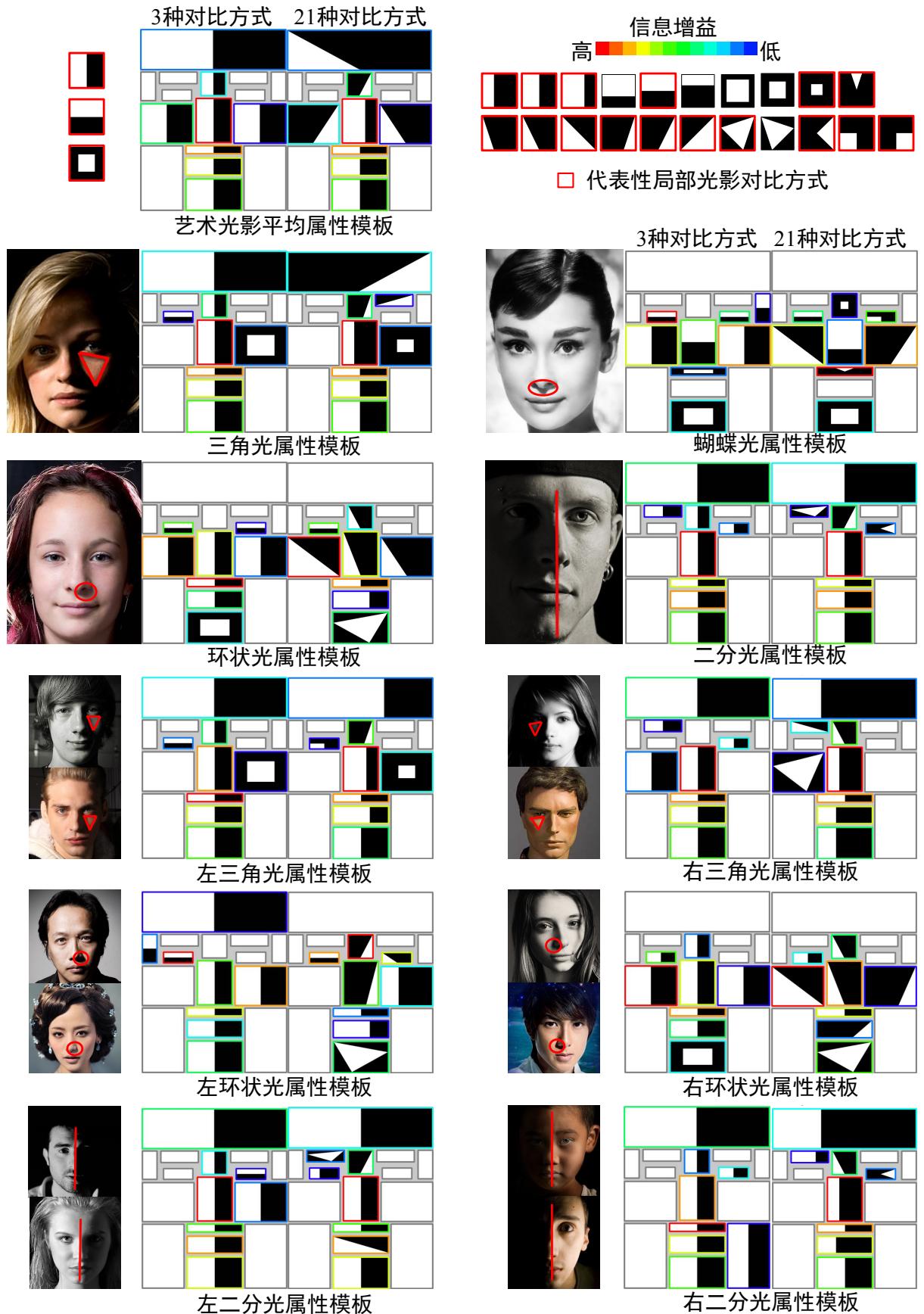


图 24 构造的人脸图像艺术光影属性模板

图 24 为构造的人脸图像艺术光影属性模板可视化结果，第一行左图分别为包含 3 种基本对比方式与 21 种扩展对比方式的特征候选集合构造的人脸图像艺术光影平均属性模板，第一行右图为选择的 16 种代表性局部光影对比方式；第二行和第三行是构造的 4 种典型人脸艺术光影属性模板；第四行至第六行是构造的 3 种典型人脸艺术光影属性模板的子模板；第二行到第六行的每一行从左到右分别为：该样式的人脸图像样本，由包含 3 种基本对比方式特征候选集构造的该样式人脸图像艺术光影属性模板，由包含 21 种扩展对比方式特征候选集构造的该样式人脸图像艺术光影属性模板。所有模板中的特征都根据信息增益进行了排序，图 24 第一行右图上部的信息增益调色板，颜色越红表示信息增益越高，颜色越蓝表示信息增益越低。

## 2.5 本章小结

本章提出了基于局部光影对比特征的人脸图像艺术光影属性模板构造方法。构建了包含 350 幅艺术人脸图像与 500 幅非艺术人脸图像数据集，分析并提取了局部光影对比特征，构建了描述人脸图像局部光影对比的特征基本单元，学习出了人脸图像艺术光影分布的特征组合规律，根据组合规律构造了多种人脸图像艺术光影属性模板，包括人脸图像艺术光影平均属性模板，以及三角光、蝴蝶光、环状光、二分光对应的属性模板，并且根据三角光、环状光和二分光的主光源方向，进一步构造了左、右三角光，左、右环状光，左、右二分光对应的属性模板，构造的人脸图像艺术光影属性模板符合艺术家关于人脸图像艺术光影的描述，为人脸图像光影艺术效果度量，以及人脸图像艺术光影表示提供了理论方法支撑。

### 第三章 人脸图像光影艺术效果度量

针对人脸图像光影自动分类及其艺术效果自动评测问题，本章提出了基于属性模板的人脸图像光影艺术效果度量方法。该方法首先根据局部光影对比特征，定义了人脸图像光影效果描述符，对人脸图像艺术光影效果进行了弱监督聚类，将典型艺术光影效果样式依据主光源方向分为若干子类；通过概率比检验，计算人脸图像光影效果与艺术光影属性模板的匹配程度，能够对人脸图像光影艺术效果与非艺术效果进行自动分类，根据人脸艺术光影平均属性模板，以及艺术家对人脸图像光影艺术效果的主观评价得分，训练回归模型，能够对人脸图像光影艺术效果进行自动评测，计算机自动评测得分结果接近艺术家主观评价得分。

#### 3.1 问题与分析

本章研究的问题是如何使计算机能够对人脸图像光影进行定性度量，即将人脸图像光影自动分为艺术光影与非艺术光影，并且能够对人脸图像光影进行定量度量，即给出人脸图像光影的艺术效果得分。

针对该问题，通过调研相关研究领域科学技术的国际发展前沿发现：与该问题相关的大部分研究工作，通过设计多种视觉特征，拟合人类对视觉质量的评价结果，依据视觉质量对图像进行分类与评测，能够给出大众认可的度量结果，通常分为三个基本步骤：

(1) 依据美学标准，收集图像数据集，根据专家知识将该数据集分为视觉质量“高”和“低”两个子集(艺术/非艺术、专业/非专业等)；(2) 设计多种图像低层与高层特征，并在图像数据集上提取这些特征；(3) 根据提取的特征与人工分类结果训练分类器，以实现对输入图像的分类，或者对提取的特征与人工评价结果进行回归分析，以实现对输入图像艺术效果视觉视觉美学质量的评测。其中代表性的方法包括：基于美学特征的人像视觉质量度量方法[Li ICIP2010]<sup>[22]</sup>、基于图像内容的图像视觉视觉美学质量度量方法[Luo ICCV2011]<sup>[16]</sup>、基于通用图像描述符的图像视觉美学质量度量方法[Marchesotti ICCV2011]<sup>[17]</sup>、基于构图特征的人像视觉美学质量度量方法[Khan CA2012]<sup>[23]</sup>。

2010年，美国康奈尔大学的Li等提出了一种基于美学特征的人像视觉质量度量方法[Li ICIP2010]<sup>[22]</sup>，从摄影技术、感知因素、多人之间关系三个方面提取了人像中的对比度、模糊度、背景简洁度、对称度、构图、色彩构成、一致性、人脸距离、表情、位

置、姿势等方面的特征，利用这些特征与支撑向量机，对人像视觉质量进行分类与评测，然而该方法较少考虑人脸图像光影方面的特征，难以有效度量人脸图像光影艺术效果。

2011 年，香港中文大学的 Luo 等根据内容将图像分为风景、植物、动物、夜景、人像、静物、建筑 7 个类别，分析并提取了一系列基于内容的图像特征，在此基础上，提出了基于图像内容的图像视觉视觉美学质量度量方法[Luo ICCV2011]<sup>[16]</sup>，该方法利用基于内容的图像特征与支撑向量机，进行图像视觉质量的分类，能够显著提高图像视觉质量度量的准确度。在人像特征方面，该方法设计 4 个特征：人脸区域的平均亮度、人脸阴影区域面积占人脸区域的比例、人脸区域面积占整幅图像的比例、人脸区域的清晰度，这四种特征中的前两种描述了人脸区域光影的全局分布，然而该方法难以有效描述艺术人脸图像的局部光影对比，从而难以有效度量人脸图像光影艺术效果。

2011 年，施乐公司欧洲研究中心的 Marchesotti 等提出了一种基于通用图像描述符（generic image descriptors）的图像视觉美学质量度量方法[Marchesotti ICCV2011]<sup>[17]</sup>，不同于之前工作中广泛应用的图像高层美学属性，该方法通过统计一系列低层局部特征，构建通用图像描述符，通过该描述符能够隐式地对图像视觉美学质量相关的高层美学属性进行编码。该方法首先提取图像的尺度不变特征（Scale-Invariant Feature Transform，SIFT）与颜色特征，然后利用视觉词典（Bag-Of-Visual-words，BOV）描述图像的离散局部特征分布，利用费舍尔向量描述图像的连续局部特征分布，最后利用支撑向量机与通用图像描述符度量图像视觉美学质量。该方法能够利用通用图像描述符，隐式地包含图像光影方面的特征，从而能够根据光影视觉美学质量对图像进行分类，然而难以描述几种典型人脸图像艺术光影样式的局部光影对比，从而难以有效度量典型人脸图像艺术光影效果。

2012 年，加拿大滑铁卢大学的 Khan 等提出了一种基于构图特征的人像视觉美学质量度量方法[Khan CA2012]<sup>[23]</sup>，该方法的数据集包含了 73 幅视觉质量高的人像和 72 幅视觉质量低的人像，相对于之前工作中提取的大量局部或全局统计特征，该方法针对人像图像，提出了一种小规模的构图特征集合（7 个特征），描述了人像构图、人脸光影总体对比、人像与背景的光影对比等，然后利用多种分类方法比较特征的分类性能：K 近邻分类器、支撑向量机分类器、随机森林分类器、回归分类器等，经过 100 次 10 份随机划分的交叉检验实验表明：该方法提出的 7 个特征分类准确率要高于传统的大规模局部或全局特征（60 余个），支撑向量机的分类性能要高于其他分类器。针对人像光影对比，该方法提出的特征为：人脸左右局部区域平均亮度的绝对差值、人脸区域与背景区

域平均亮度的绝对差值、人像图像的平均亮度等，这些特征能够描述人像图像的整体亮度分布，但是难以描述人脸图像艺术光影的多种样式，因而难以直接应用于人脸图像光影艺术效果度量。

综合上述分析可以发现：当前的工作大多提取图像低层特征、图像高层描述属性、通用图像描述符等，从构图、颜色、清晰度等多个方面评测与度量图像视觉美学质量，然而目前缺乏针对图像光影，同时也缺少针对人脸图像光影艺术效果的度量方法。

本章在第二章工作的基础上，通过局部光影对比特征，以及人脸图像艺术光影属性模板，对人脸图像光影的艺术效果进行分类与评测。首先根据局部光影对比特征，定义人脸图像光影效果描述符，然后通过该描述符和人脸图像艺术光影属性模板，对人脸图像光影艺术效果进行自动分类；根据艺术家加对人脸图像光影艺术效果的主观评价得分，通过人脸图像艺术光影平均属性模板，自动评测人脸图像光影艺术效果。

### 3.2 人脸图像光影效果描述符定义

本节给出人脸图像光影效果描述符（Face Illumination Descriptor, FID）的定义。分析第二章中选出的代表性局部光影对比特征结果，本节在对比特征的统计分析基础上，通过明度通道的平均值描述人脸图像光影效果。为了减少背景对人脸图像光影效果描述的影响，在矩形区域的基础上引入了每个部分的轮廓约束，只计算轮廓约束内的像素，如图 25 所示，本章改写了第二章的公式 2 - 6，以描述由于主光源方向形成的光影效果差异，利用绝对差值描述主光源的方向：

$$r_{mask}^{\mu}(F_i) = \mu_{I_{R_i(D1)}, C_i} - \mu_{I_{R_i(D2)}, C_i}, \quad (\text{公式 3 - 1})$$

在此基础之上，利用 16 种选出的对比方式，在 16 个局部区域上定义人脸图像  $P$  的光影描述符为一个 256 维的向量  $FID(P)$ ：

$$\begin{aligned} FID(P) &= \{r_{mask}^{\mu}(F_i) | F_i \in F_D\} \\ F_i &: \{R_i, T_i, C_i, S_i\}, F_D : \{F_i | i=1, 2, \dots, 256\} \\ R_i &\in \{R_1, \dots, R_{16}\}, T_i \in \{T_1, \dots, T_{16}\} \\ C_i &= L, S_i = \mu \end{aligned} \quad (\text{公式 3 - 2})$$

其中，所有特征的计算通道均是明度通道，统计量均是平均值，在此基础之上，利用欧式距离定义两幅人脸图像  $P_1$  和  $P_2$  的光影效果距离为：

$$\begin{aligned} D(P_1, P_2) &= ED(FID(P_1), FID(P_2)) \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^{256} (r_{mask}^{\mu_1}(F_i) - r_{mask}^{\mu_2}(F_i))^2} \end{aligned} \quad (\text{公式 3 - 3})$$

其中  $ED(\cdot, \cdot)$  表示欧式距离，距离越小表示光影效果越相似。

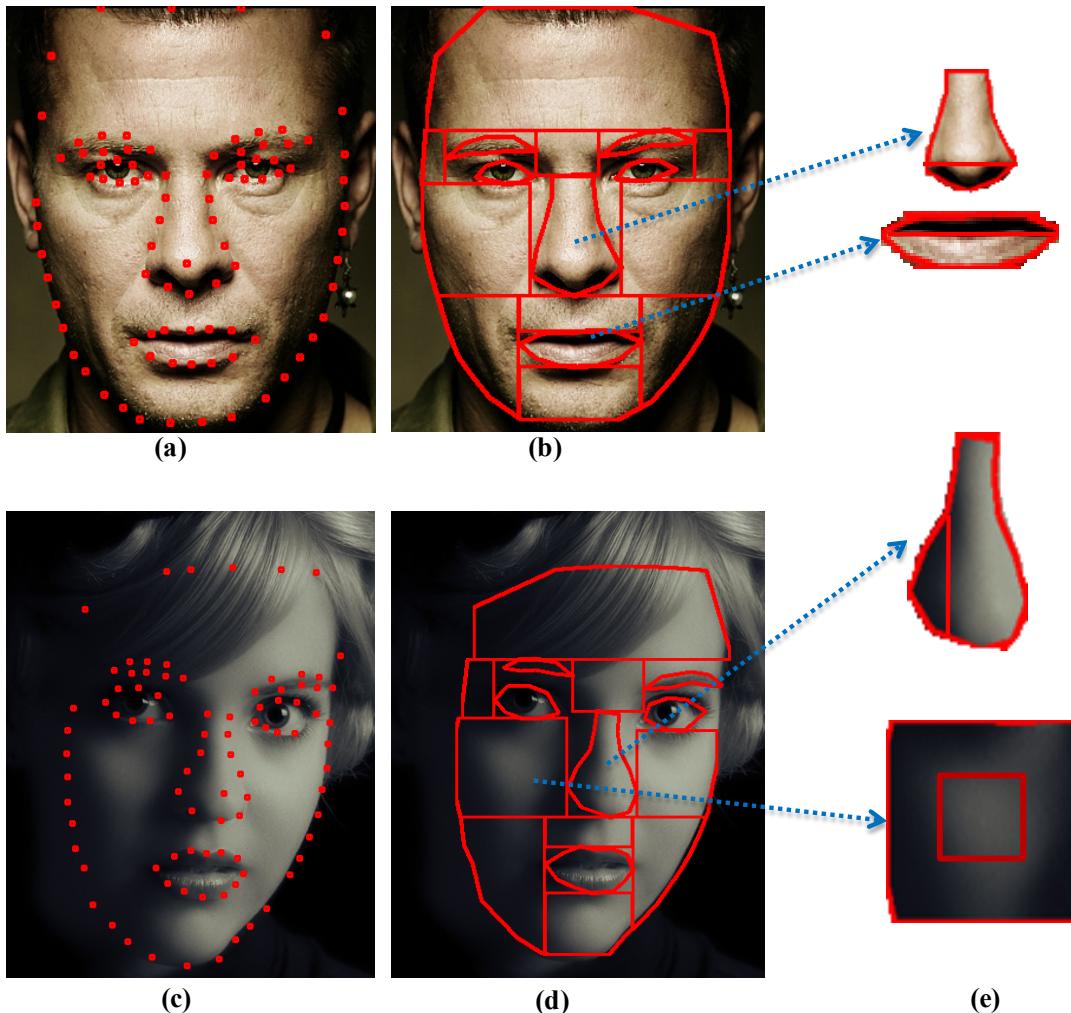


图 25 人脸图像特征点 (a) (c)、局部轮廓 (b) (d) 与显著局部对比特征示例 (e)

### 3.3 人脸图像光影艺术效果分类

艺术光影与非艺术光影。利用人脸图像艺术光影平均属性模板，自动度量一幅人脸图像  $P$  的光影效果，首先利用概率比检验，计算该人脸图像，与艺术光影平均属性模板  $T_A$  之间的匹配程度：

$$\begin{aligned} MatchingScore(P, T_A) &= \log \frac{p(P)}{q(P)} \\ &= \sum_{k=1}^K (\lambda_k r_k(P) - \log z_k) \end{aligned} \quad (\text{公式 3-4})$$

其中  $T_A = \{F_k | k = 1, \dots, K\}$  是人脸图像艺术光影平均属性模板，与该模板的匹配程度越高，说明输入人脸图像光影效果是艺术的可能性越大， $r_k$  为特征  $F_k$  的响应值， $\lambda_k$  和  $z_k$  为  $r_k$  的

参数。利用相等错误率 (Equal Error Rate) 在训练集上计算匹配分数的度量阈值，如果人脸图像  $P$  的光影效果，与艺术光影平均属性模板  $T_A$  的匹配分数大于该度量阈值，则被判断为艺术光影，否则为非艺术光影，如图 26 所示。

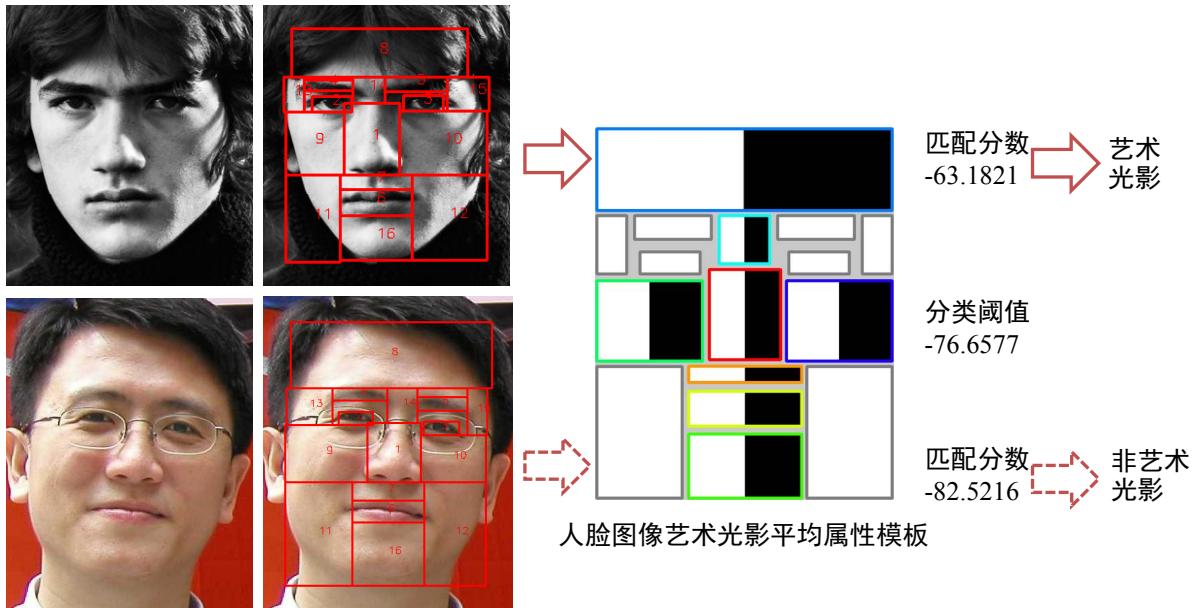


图 26 人脸图像艺术光影与非艺术光影分类。首先将输入图像分为 16 个局部矩形区域，然后在局部矩形区域上计算人脸图像艺术光影属性模板的特征值，根据特征值计算输入人脸图像光影效果与艺术光影属性模板的匹配分数，根据匹配分数与分类阈值之间的大小关系，对输入人脸图像的光影效果进行分类。

多种艺术光影效果样式。根据公式 3 - 4 和第 2.3 节构造的三角光属性模板、蝴蝶光属性模板、环状光属性模板、二分光属性模板，判断人脸图像  $P$  的光影效果属于哪一种艺术光影效果样式。在同一种人脸图像艺术光影样式中，由于主光源的方向不同，光影效果的分布会有不同，首先根据人脸图像光影效果描述符，以及两幅人脸图像的光影效果距离，在每一种人脸图像艺术光影效果样式内部，进行弱监督聚类分析<sup>[39]</sup>，自动发现具有不同主光源方向的子类。

通过基于消息传递的聚类方法<sup>[82]</sup>与公式 3 - 3 定义的人脸图像光影效果距离，三角光、环状光和二分光都分别被自动聚成了两个子类：左和右，分别表示主光源在面对人脸的左方和右方。蝴蝶光未自动聚成两类，因为蝴蝶光的主光源通常在人脸的正上方，主光源方向差异不明显。除了蝴蝶光之外的三种人脸图像艺术光影效果样式均包含两个子类，如图 27 所示，利用人脸图像艺术光影属性模板构造方法，构造出每个子类的人脸图像艺术光影属性模板（如图 24 所示）。分类测试实验中，被判断为某一个子类的人脸图像光影同样也属于其父类。

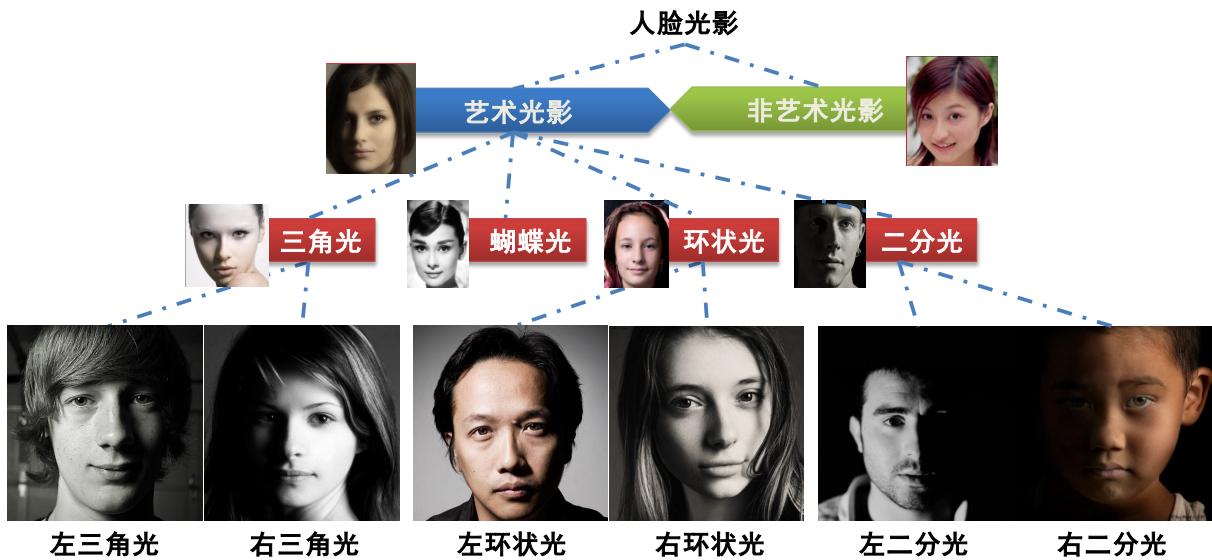


图 27 人脸图像艺术光影效果子类划分

### 3.4 人脸图像光影艺术效果评测

人脸图像  $P$  的光影艺术效果主观评价得分为：通过艺术家的主观评价比较实验，在光影艺术效果方面“击败”其他随机人脸图像  $J$  的概率  $p$ ：

$$\begin{aligned} \text{QualityScore}(P) &= p \\ &= \mathbb{E}_{f(J)}[1(P \text{ wins against } J)] \end{aligned} \quad (\text{公式 3-5})$$

其中  $f$  是人脸图像的概率分布， $1(\cdot)$  为指示函数（indicator function）。

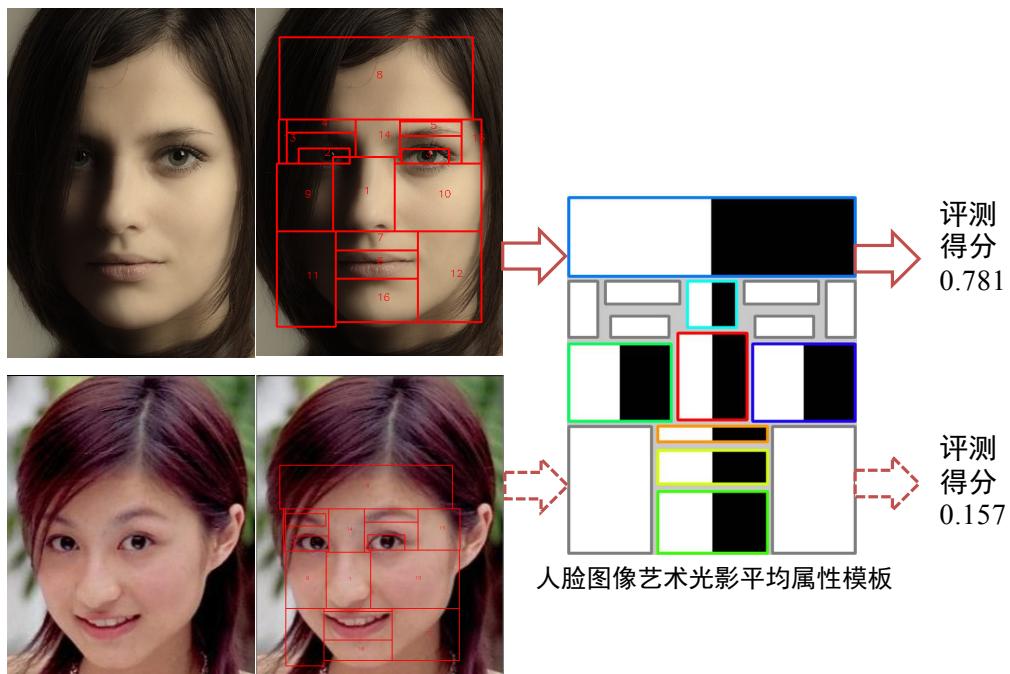


图 28 人脸图像光影艺术效果评测。首先将输入图像分为 16 个局部矩形区域，然后在局部矩形区

域上计算人脸图像光影平均属性模板的特征值，最后根据特征值与回归模型计算输入人脸图像光影艺术效果评测得分。

随机选出  $n$  幅人脸图像与输入人脸图像比较，输入人脸图像“获胜”的次数符合二项分布  $\text{binom}(n, p)$ ，然后通过 Logistic 回归分析，计算人脸图像光影艺术数值得分<sup>[83]</sup>：

$$\log \frac{p}{1-p} = \sum_{k=1}^K (\lambda_k r_k(P) - \log z_k) = \lambda_0 + \sum_{k=1}^K \lambda_k r_k(P) \quad (\text{公式 3-6})$$

该模型能够给出输入人脸图像的光影艺术效果得分  $p \in (0,1)$ ，得分越高表示该人脸图像的光影效果越艺术，如图 28 所示。

### 3.5 实验与分析

本节的实验与分析包括：人脸图像艺术光影效果分类实验，以及人脸图像艺术光影效果评测实验，在此基础上，与相关典型方法进行了度量性能的分析与比较。

#### 3.5.1 人脸图像艺术光影效果分类

艺术光影效果分类。图 29 为人脸图像光影效果的分类结果示例，图 30 至图 34 分别为人脸图像艺术光影效果、三角光效果、蝴蝶光效果、环状光效果、二分光效果的分类分析结果，以及对应分类性能曲线（Receiver Operating Characteristic, ROC），其横轴为假阳性率，纵轴为真阳性率，曲线下方包含的面积越大，表示分类的性能越优。比较了候选特征集为 3 种基本对比方式（“左右”、“上下”、“里外”）与候选集为 21 种扩展对比方式的结果，以及加入聚类分析前后的结果。



图 29 人脸图像光影艺术效果度量结果示例

通过 21 种扩展对比方式作为候选集的分类准确率，均优于通过 3 种基本方式作为

候选集的分类准确率，说明 21 种扩展对比方式的对人脸图像光影分布的描述能力更强。利用弱监督聚类得到了 7 种人脸图像艺术光影样式，及其对应的 7 个人脸图像艺术光影属性模板，分别为：左三角光、右三角光、左环状光、右环状光、左二分光、右二分光、蝴蝶光。

在弱监督聚类得出子类之后，如果输入人脸图像光影效果属于某一个子类，那么它也属于该子类的父类。对每一个模板都进行了“一对所有”（One-to-All）的测试，并且进行了 5 次 5 份随机划分的交叉检验，每一次测试将其中的 4 份作为训练集，1 份作为测试集。弱监督聚类提高了人脸图像光影艺术效果分类准确率，平均分类准确率在 90% 以上，这是在小规模训练样本上，取得的较高的分类准确率。

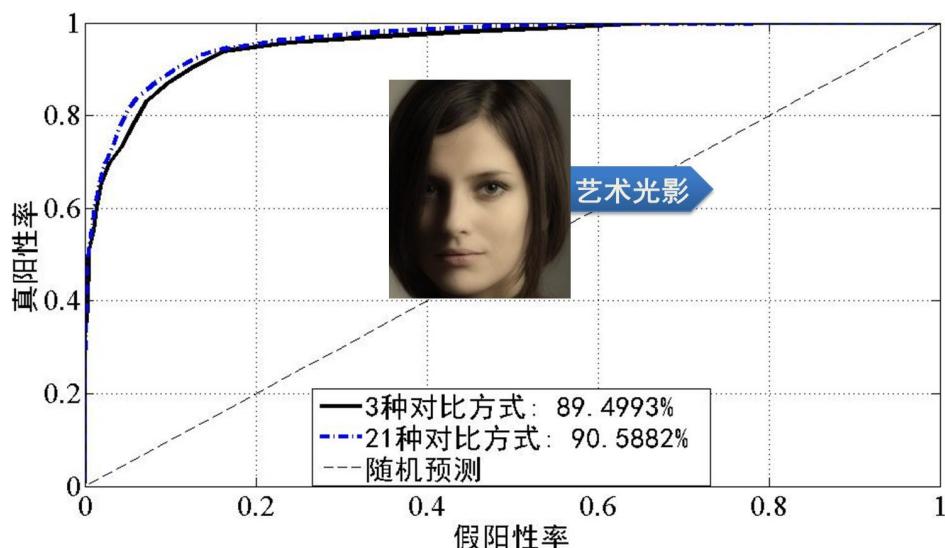


图 30 人脸图像艺术光影效果分类 ROC 曲线

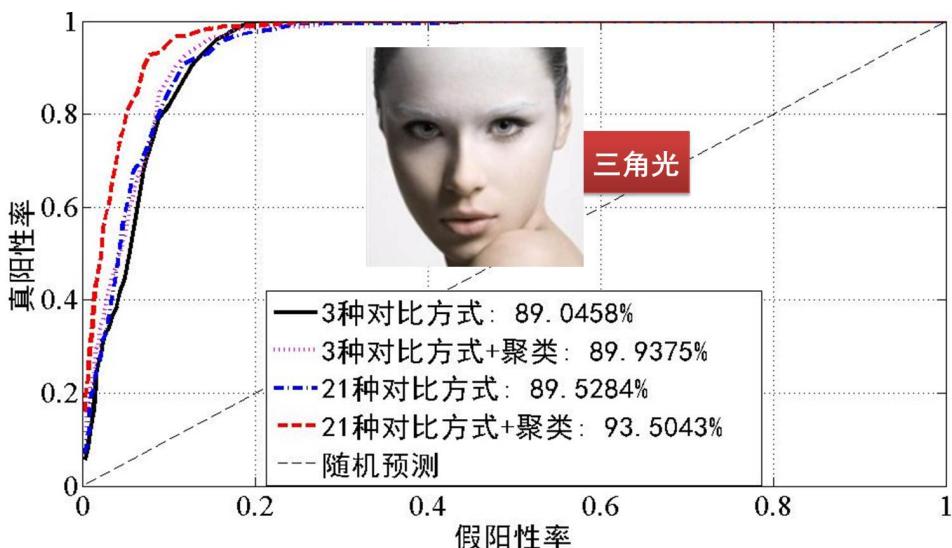


图 31 人脸图像三角光效果分类 ROC 曲线

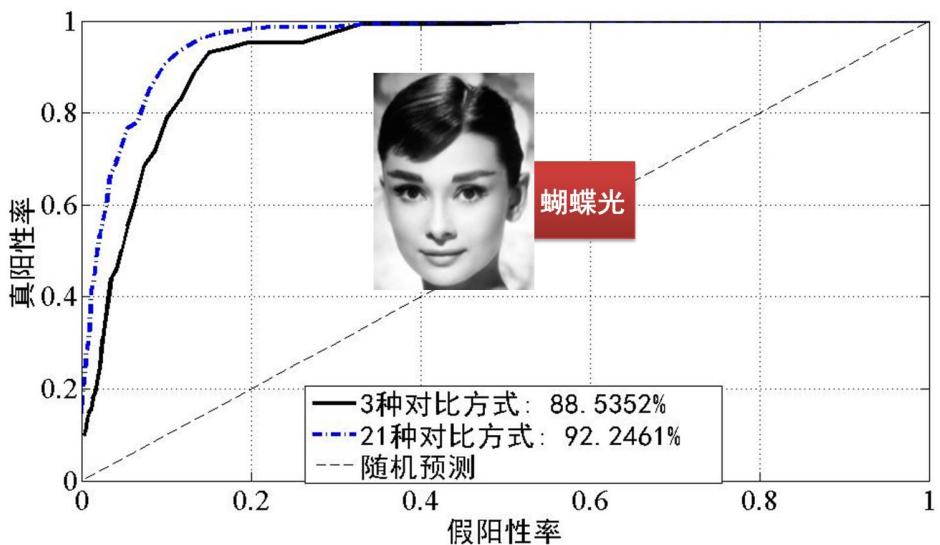


图 32 人脸图像蝴蝶光效果分类 ROC 曲线

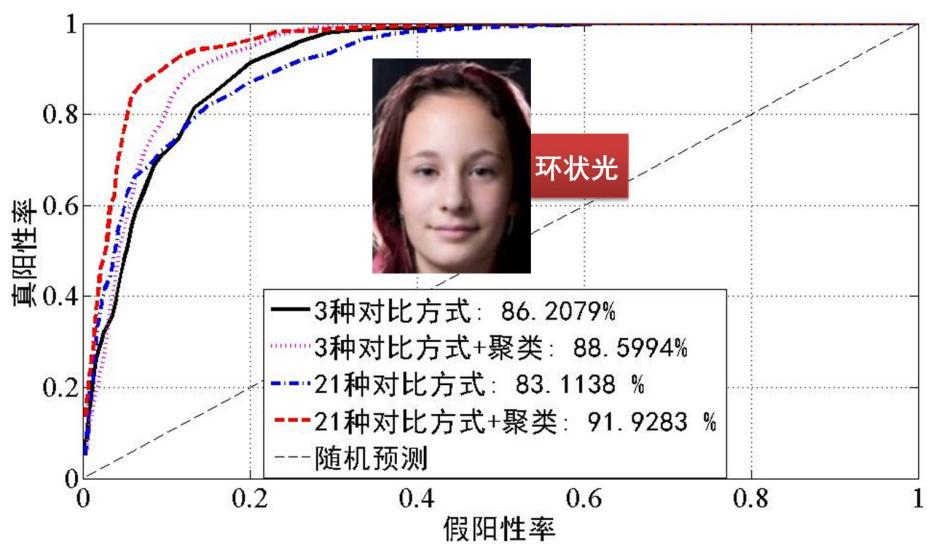


图 33 人脸图像环状光效果分类 ROC 曲线

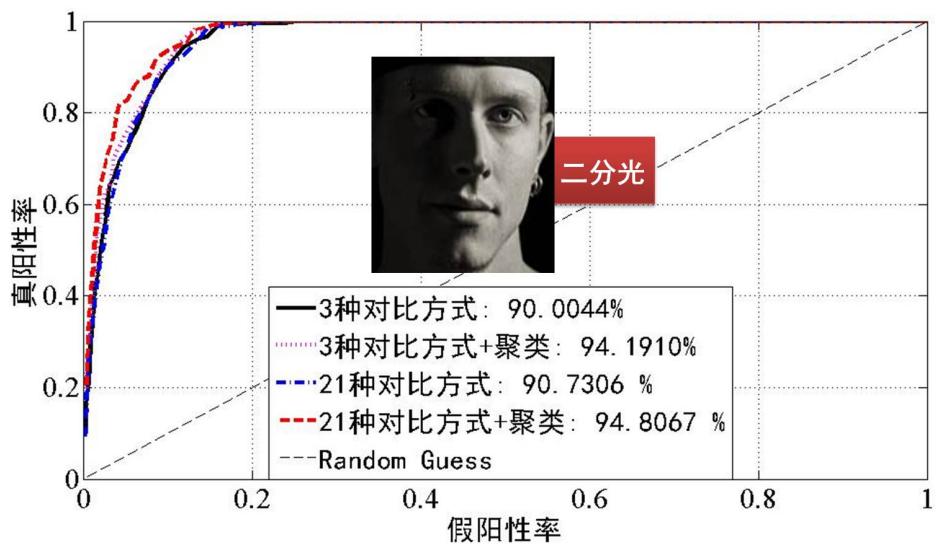


图 34 人脸图像二分光效果分类 ROC 曲线

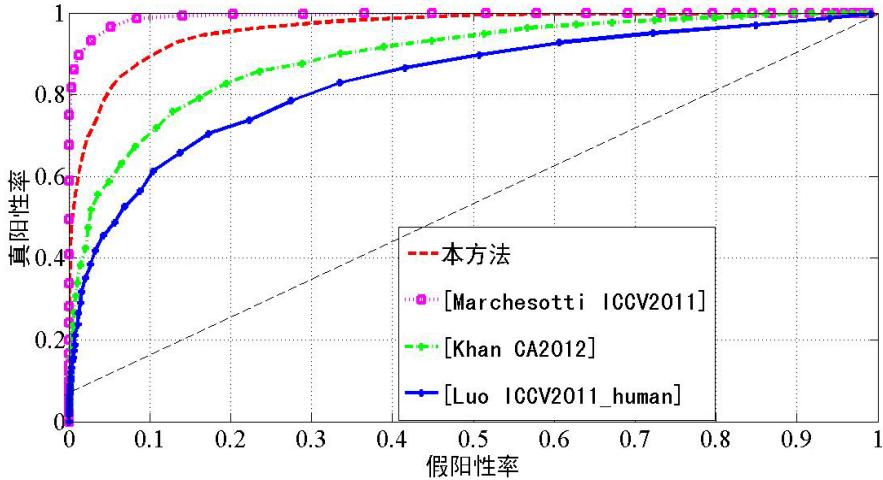


图 35 人脸图像艺术光影效果分类 ROC 曲线比较结果

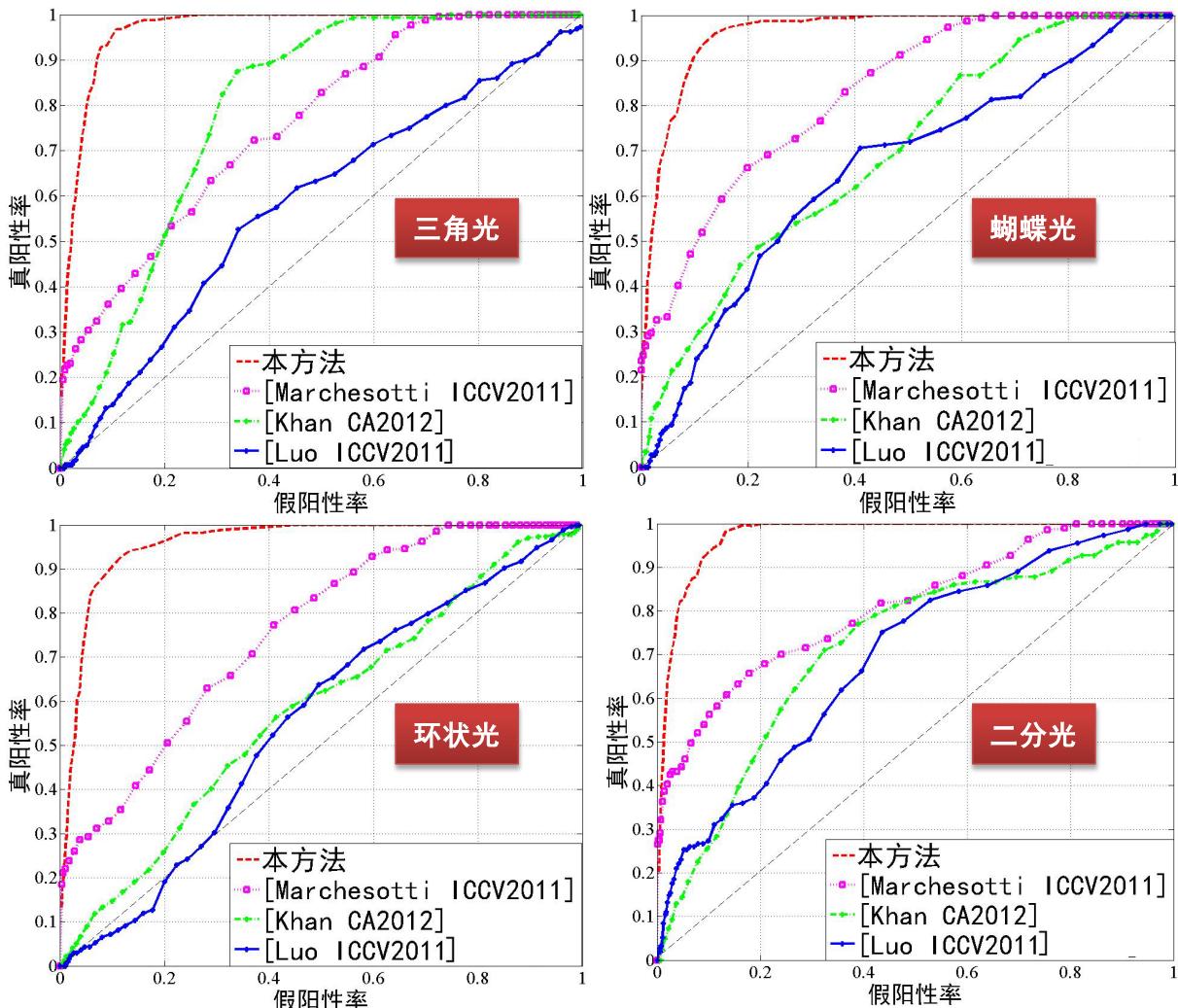


图 36 四种人脸图像艺术光影效果样式分类 ROC 曲线比较结果

**自动分类性能比较。**将本方法与基于美学特征的人像视觉质量度量方法[Li ICIP2010]<sup>[22]</sup>、基于图像内容的图像视觉视觉美学质量度量方法[Luo ICCV2011]<sup>[16]</sup>、基于通用图像描述符的图像视觉美学质量度量方法[Marchesotti ICCV2011]<sup>[17]</sup>、基于构图特

征的人像视觉美学质量度量方法[Khan CA2012]<sup>[23]</sup> 进行分类性能比较，其中[Luo ICCV2011]方法比较的是其针对人脸图像的 4 种特征。如图 35 所示，Marchesotti 等提出的通用图像描述符虽然没有考虑图像内容，然而这些特征能够隐式地包含人脸图像光影特征。虽然[Luo ICCV2011]与[khan CA2012]专门针对人像图像视觉质量度量，然而较少考虑人脸图像的光影特征。根据 ROC 曲线下方的面积，如图 36 所示，本方法的 4 种典型人脸艺术光影样式分类性能优于上述三种方法。

### 3.5.2 人脸图像艺术光影效果评测

邀请了 15 名来自艺术系或者艺术工作室的艺术家，进行人脸图像光影艺术效果的主观评价实验，分析了人脸图像光影艺术效果评测结果，并且与相关国际前沿的图像视觉质量评测方法进行了比较分析。

**艺术家的主观评价实验。**在艺术家主观评价实验中，相对于直接给出一幅人脸图像的光影艺术效果数值得分，艺术家更容易给出两幅人脸图像的光影艺术效果的强弱。从艺术与非艺术人脸图像集合中随机选择 50 幅人脸图像作为训练集，对于 50 幅训练集人脸图像中的任意一幅人脸图像  $P$ ，从艺术与非艺术人脸图像集合的剩余人脸图像中，随机选择 50 幅人脸图像  $\{J_1, \dots, J_{50}\}$ ，构成了 50 对待比较人脸图像  $\{(P, J_1), \dots, (P, J_{50})\}$ ，随机分配给艺术家比较，艺术家根据人脸图像的光影效果给出比较结果。一共进行了 2500 次比较，记录训练集中每一幅照片“赢”和“输”的次数，然后利用第 3.4 节的方法，计算训练集中每一幅人脸图像光影艺术效果的主观评测得分。

**艺术光影效果评测。**通过 Logistic 回归分析方法，计算人脸图像艺术光影平均属性模板中每一个特征的系数，由此可以利用公式 3-4 给出人脸图像的光影艺术效果得分。图 39 左上图是 Logistic 回归中艺术家主观打分与本方法自动度量结果的比较，本方法的人脸图像光影艺术效果度量结果，与艺术家主观评价结果相接近。

图 37 为人脸图像光影艺术效果评测示例，得分范围为 0 到 1，得分越高说明该人脸图像的光影效果艺术性越强，本方法能够对人脸图像光影艺术效果给出合理的数值得分。如图 38 所示，曲线分别为非艺术光影（500 幅）、艺术光影（350 幅）、三角光（45 幅）、蝴蝶光（30 幅）、环状光（54 幅）、二分光（34 幅）艺术效果度量得分分布，非艺术光影效果大部分得分都在 0.2 以下，几乎不存在大于 0.9 的高分得分，而艺术光影效果（含 4 种典型艺术光影效果）得分总体均高于非艺术光影效果得分，四种典型艺术光影效果度量得分在 0.9 分左右均存在一定的比例。



图 37 人脸图像光影艺术效果评测结果。在 800 张测试数据中按照得分从 0.0 到 0.9 的十组结果。

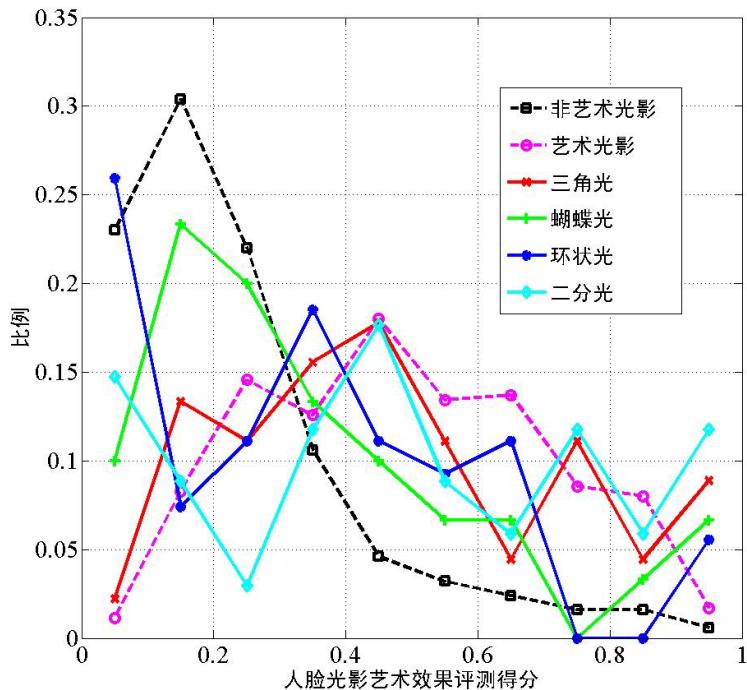


图 38 人脸图像光影艺术效果评测得分分布

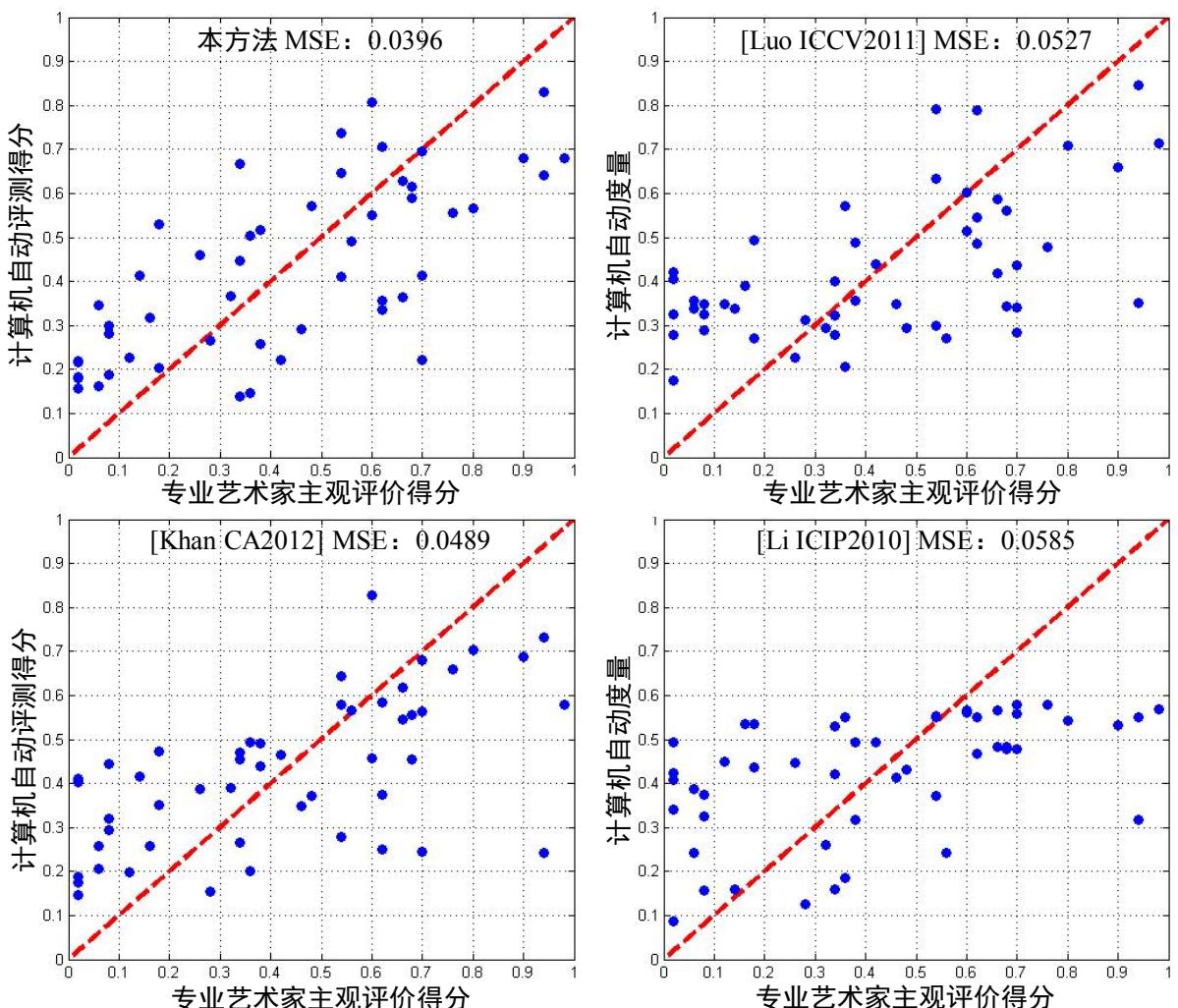


图 39 自动评测性能比较

**自动评测性能比较**。将本方法与[Luo ICCV2011]<sup>[16]</sup>、[Khan CA2012]<sup>[23]</sup>、[Li ICIP2010]<sup>[22]</sup>进行评测性能比较，其中[Luo ICCV2011]<sup>[16]</sup>方法比较的是其针对人脸图像的4种特征。计算了专业艺术家主观评价得分，与各方法自动评测得分的均方根误差（Mean Square Error, MSE），根据MSE衡量自动评测得分与主观评价得分的接近程度。由于本方法专门针对人脸图像光影设计特征，并且通过Logistic回归分析训练回归模型，而上述三种方法均只考虑了人脸图像的全局光影对比，因此本方法的评测性能优于这三种方法，如图39所示。

### 3.6 本章小结

本章首先利用局部光影对比特征，定义了人脸图像光影效果描述符；然后根据该描述符，对人脸图像艺术光影进行了弱监督聚类，能够对人脸图像的光影效果进行自动分类；根据构造的人脸图像艺术光影平均属性模板，结合艺术家主观评价结果，训练回归模型，能够对人脸图像的光影艺术效果进行自动评测。在本论文构建的人脸图像库中，光影艺术效果分类的准确率超过90%；光影艺术效果自动评测结果与专业艺术家的主观评价相接近。本章实验结果进一步证明了：局部光影对比特征是具有代表性的，人脸图像艺术光影属性模板是符合专业艺术家经验知识的。

## 第四章 基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用

针对人脸图像艺术光影表示问题，本章提出了基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用方法。首先邀请艺术家在近似均匀光照条件下的人脸图像上，绘画与参考艺术人脸图像相似的艺术光影效果，构造人脸图像艺术光影绘画模板；根据光影绘画模板，以及人脸特征点定位与人脸变形，重用艺术家绘画的艺术光影效果，在输入人脸图像上，生成与参考艺术人脸图像相似的艺术光影效果；如果用户提供的参考人脸图像没有对应的艺术光影绘画模板，从艺术光影绘画模板对应的参考人脸图像中，匹配出与用户提供参考人脸图像具有最相似光影效果的参考人脸图像，通过调整优化匹配参考人脸图像的艺术光影绘画模板，在输入人脸图像上，生成与用户提供参考人脸图像相似的艺术光影效果；如果用户没有提供参考艺术人脸图像，只提供了一幅输入人脸图像，根据输入人脸的脸型与五官分布，从人脸图像艺术光影绘画模板对应的参考人脸图像中，自动推荐一幅参考艺术人脸图像，在输入人脸图像上生成艺术光影效果。

### 4.1 问题与分析

#### 4.1.1 问题提出

本章的目标是参考艺术人脸图像，在输入人脸图像上，自动生成与参考艺术人脸图像相似的艺术光影效果，如图 40 所示。



图 40 人脸图像艺术光影生成

该问题的难点在于：参考艺术人脸与输入人脸的几何材质均未知，难以利用传统的计算机图形学方法渲染光影效果；参考艺术人脸图像通常具有高对比度光影效果、深色阴影区域、过曝光区域，而且该类人脸图像通常具有复杂的细节（例如画笔细节、毛发、

胡须、化妆等), 从而难以准确提取其包含的艺术光影效果。人类视觉系统对于人脸外观具有高度的敏感性<sup>[68]</sup>, 如何利用参考艺术人脸图像, 在输入人脸图像上生成令人信服的艺术光影效果, 是问题的关键难点。

#### 4.1.2 问题分析

针对上述问题的难点, 通过调研相关研究领域科学技术的国际发展前沿发现: 当前典型的人脸图像重光照方法主要分为: 基于商图的方法、基于可变形模型的方法、基于单幅图像的方法。

基于商图的方法需要输入两幅参考图像, 一幅是具有某种光影效果的人脸图像, 另一幅是该人脸在近似均匀光照条件下的图像<sup>[67][68]</sup>, 然而本章的参考图像包含了绘画大师的绘画人像作品和专业摄影师的摄影人像作品, 这些作品均包含在某种非均匀光照条件下的人脸图像, 然而难以寻找其对应的近似均匀光照条件下的人脸图像。并且, 该类方法需要被拍摄者尽可能在短时间内保持相对静止, 以达到两幅不同光照条件下的人脸图像保持基本对齐, 然而, 摄影师难以在摄影棚中实现艺术光照布光与均匀光照布光的快速切换。实验室中的光照设备可以实现快速切换, 然而大多数实验室光源都是多个点光源的组合<sup>[67][68]</sup>, 难以逼真模拟影棚中大面积面光源的真实光影效果。

基于可变形模型的方法利用三维扫描的带纹理的人脸数据集的线性组合, 生成人脸三维模型<sup>[65][66]</sup>。可以在新的光照条件下重新渲染生成的三维模型, 生成新的光影效果, 如果三维扫描人脸数据集与输入人脸的种族、性别、年龄差异过大, 将会影响生成的人脸三维模型的逼真度, 从而影响人脸重光照效果。并且, 如果利用此类方法生成与参考艺术人脸光影效果类似的光影效果, 必须首先估计出参考艺术人脸的光照条件, 单幅艺术图像的光照条件估计本身就是一个富有挑战性的难题。

基于单幅图像的方法的典型代表有: 基于光照不变特征的方法<sup>[36]</sup>, 基于本征图像分解的方法<sup>[59][60][61]</sup>, 基于边缘保持滤波器的方法<sup>[69]</sup>等。基于光照不变特征的方法<sup>[36]</sup>为了提高人脸识别准确率, 通常只去除人脸图像的光影效果, 不考虑光影去除的视觉效果, 因而难以直接应用于本章的人脸图像艺术光影生成; 基于本征图像的方法将一幅图像能够被分解为光照分量和反射率分量<sup>[59][60][61]</sup>。该类方法难以处理复杂的自然图像, 例如本章要处理的艺术人脸图像, 该类图像一般具有很强的艺术光影效果, 并且具有各种影响光影分离的多种细节; 基于边缘保持滤波器的方法, 将通过边缘保持滤波器得到的大尺度层近似表示图像的光照分量, 并且针对不同的人脸区域设计了不同的滤波参数<sup>[69]</sup>。

该方法能够处理相对较大的光影对比，然而，滤波参数是针对“纯净”的脸部区域设计，艺术人脸图像具有的丰富脸部细节（如画笔纹理、胡须，毛发等）能够影响该方法的输出结果，由于艺术人脸图像中通常存在艺术家创作的各种脸部细节，该方法难以直接应用于本章的人脸艺术光影生成。

综合上述分析可以发现：由于参考艺术人脸图像通常具有很强的艺术光影效果，并且具有各种影响光影提取的细节，当前的人脸图像自动重光照方法，难以准确地从参考艺术人脸图像中提取艺术光影效果，从而难以在输入人脸图像上生成与参考人脸类似的艺术光影效果。

#### 4.1.3 总体思路

艺术家通常长时间的练习，具有丰富的光影绘画经验，能够在一幅相对均匀光照条件下的人脸图像上绘画艺术光影效果。邀请艺术家参考艺术人脸图像，在近似均匀光照条件下的人脸图像上，绘画与参考艺术人脸图像相似的艺术光影效果，然后提取人脸图像艺术光影绘画模板，以表示艺术家绘画的人脸艺术光影效果，人脸图像艺术光影绘画模板不仅表示了与参考人脸图像相似的艺术光影效果，还包含了艺术家的创作因素。

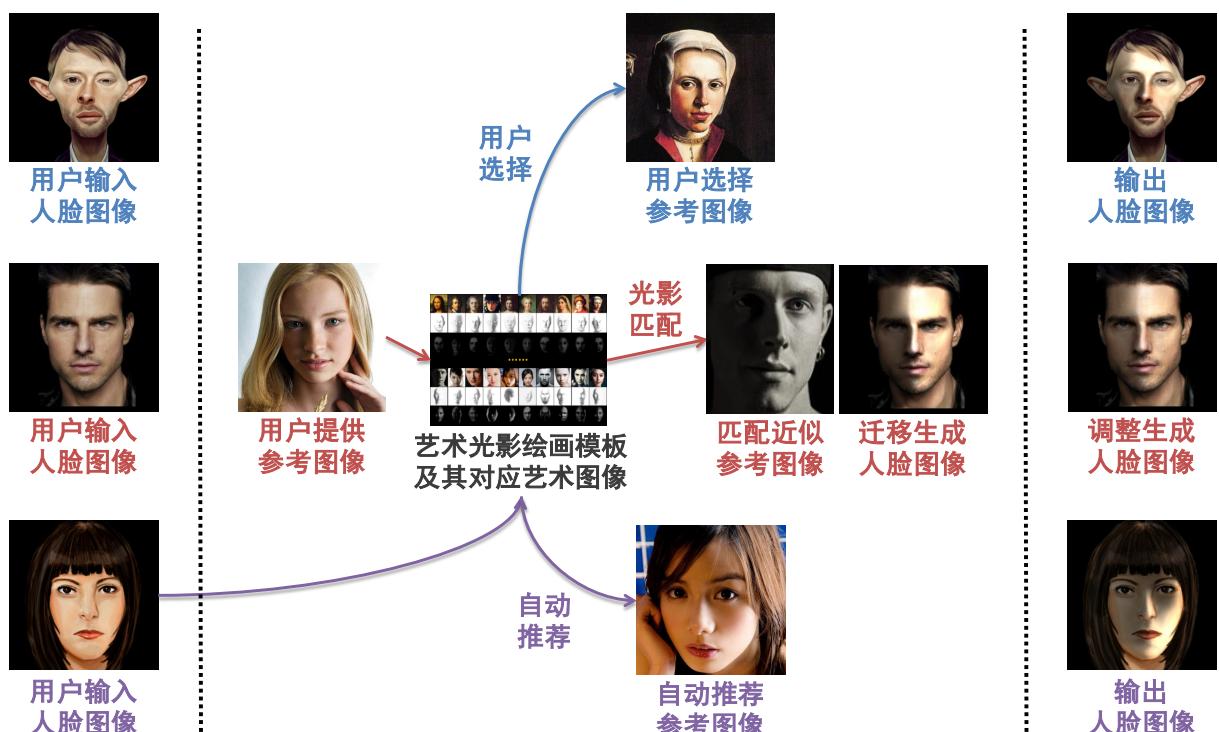


图 41 基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用

如果用户从具有光影绘画模板的参考艺术人脸图像中选择了一幅参考图像，根据人脸图像艺术光影绘画模板，以及人脸特征点定位与人脸变形，重用艺术家绘画的艺术光

影效果，生成输入人脸图像的艺术光影效果，如图 41 第一行所示。

如果用户提供的参考人脸图像没有对应的艺术光影绘画模板，根据人脸光影效果描述符，从已有艺术光影绘画模板对应的人脸图像中，匹配与用户提供参考人脸图像具有最相似光影效果的库中人脸图像，然后利用人脸光影效果描述符，调整匹配的艺术光影绘画模板，使得调整后的光影效果与用户提供参考人脸的光影效果近似，从而表示了用户提供参考人脸的艺术光影效果，最后利用调整后的光影绘画模板，在输入人脸图像上，生成与用户提供参考艺术人脸图像相似的艺术光影效果，如图 41 第二行所示。

如果用户没有提供参考艺术人脸图像，只提供了一幅输入人脸图像，根据输入人脸的脸型与五官分布，从人脸图像艺术光影绘画模板对应的参考人脸图像中，自动推荐一幅参考艺术人脸图像，在输入人脸图像上生成艺术光影效果，如图 41 第三行所示。

## 4.2 基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示

本节首先给出了人脸图像光影效果的生成模型，然后定义了人脸图像艺术光影绘画模板，最后提出了基于绘画知识的人脸图像艺术光影绘画模板提取方法，以表示人脸图像艺术光影效果。

根据艺术家的经验，本章假设具有某种光影效果的人脸图像能够由一幅近似均匀光照条件下的同一个人的人脸图像得到。艺术家通常使用某一方向的主光源生成人脸艺术光影效果，在摄影工作室中，近似均匀光照条件通常由多个方向的面光源共同组成，专业摄影师通过关闭某些光源或者使得某些光源远离被拍摄者，从而使得被拍摄者脸部某些区域的亮度降低；通过增加某些光源或者使得某些光源靠近被拍摄者，从而使得被拍摄者脸部某些区域的亮度增加，以形成光影交错分布呈现的艺术光影效果。人脸绘画的过程与此类似，光影变化过程通过艺术家思考，并最终体现在其绘画的光影效果上。基于上述假设，一幅处于某种艺术光照条件  $c$  下的人脸图像  $P$  可以表示为：

$$P(c) = P(U) \times T_l(c) = P(U) \times T_l(c) \times T_s(c), \quad (\text{公式 4 - 1})$$

其中  $P(U)$  为该人脸在近似均匀条件下的图像（relatively uniform/normal illumination condition，脸部没有明显的阴影和高光效果）。

定义  $T_l(c)$  为人脸图像艺术光影绘画模板，其可以分解为人脸图像艺术光照模板  $T_l(c)$  和人脸图像艺术阴影模板  $T_s(c)$ 。艺术家通常使用“亮面”表示光照和一些高光区域，这些区域通常能够直接面对光源，艺术家通常使用“暗面”表示投射阴影（cast

shadow) 和自阴影 (form/attached shadow)，其中投射阴影通常是由其他部分投射的阴影区域，而自阴影通常是由区域自身不直接面对光源形成。在实际绘画中，艺术家通常分开绘画“亮面”和“暗面”，本章提出的光影绘画模板  $T_l(c)$  包含了光照模板  $T_l(c)$  和阴影模板  $T_s(c)$ ，分别指示了增加和减少即近似均匀光照人脸亮度的部位和程度。光影绘画模板  $T_l(c)$  可以看成从相对均匀光照条件  $U$  到某种其他光照条件  $c$  的一个变换， $T_s(c)$  的取值范围为  $(0,1]$ ，而  $T_l(c)$  的取值范围为  $(1,+\infty)$ 。本章提出的人脸图像光影效果的生成模型（公式 4 - 1）与商图模型或者本征图像模型的区别在于，光影绘画模板  $T_l(c)$  可以分解为光照模板  $T_l(c)$  和阴影模板  $T_s(c)$ 。光照模板  $T_l(c)$  和阴影模板  $T_s(c)$  分别从艺术家绘画的“亮面”和“暗面”得到，如图 42 所示。这不仅是因为符合艺术家绘画光影效果的习惯，并且在本论文人脸艺术光影重用的过程中，能够利用不同的策略分开处理光照模板和阴影模板。

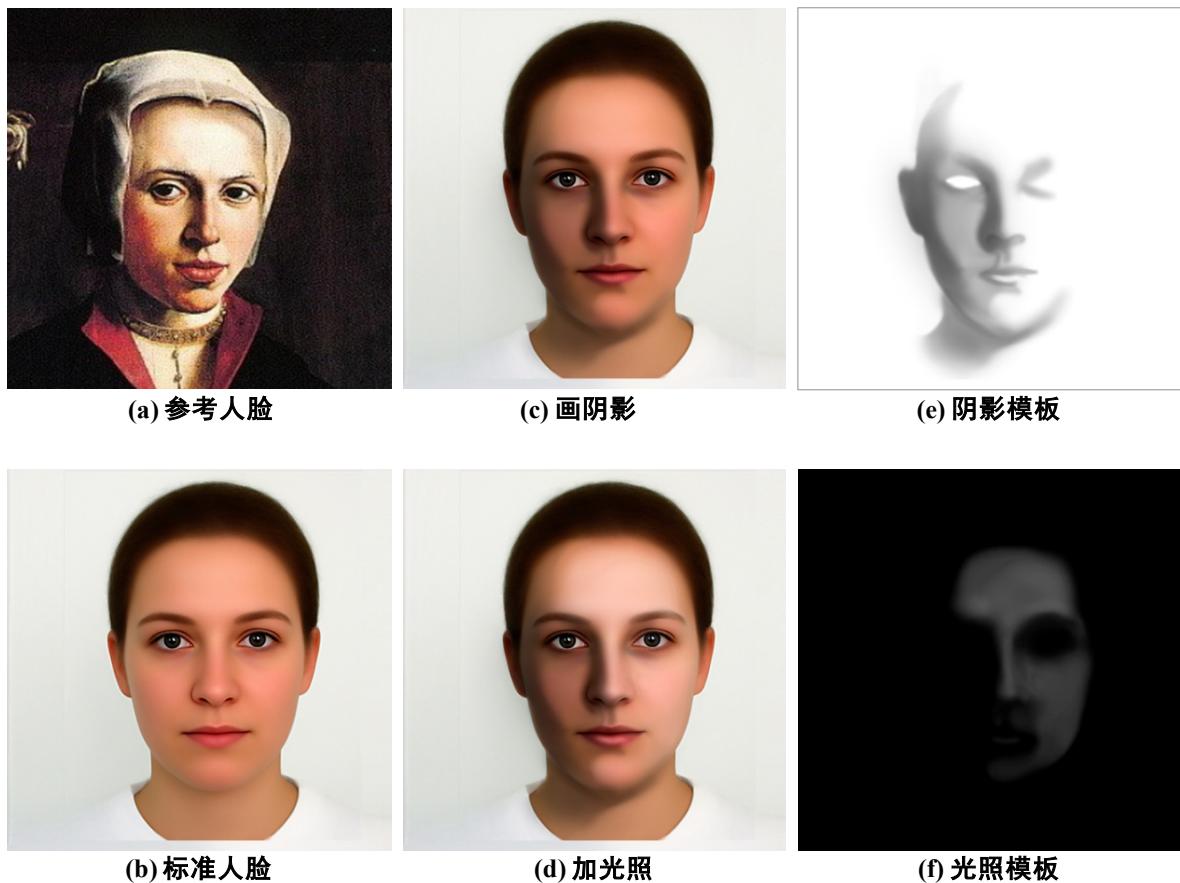


图 42 人脸图像艺术光影绘画模板构造

邀请艺术家利用常用计算机绘图软件，根据参考艺术人脸图像，在“标准人脸”图像上绘画艺术光影效果。如图 42 (b) 所示，该“标准人脸”是由 64 幅人脸的平均人脸

照片生成<sup>[84]</sup>，假设该人脸图像为近似均匀光照条件下的人脸图像，将含有艺术家绘画的艺术光影效果的结果根据公式 4 - 1 与标准人脸分离，提取出相应的人脸图像艺术光影绘画模板，包括光照模板与阴影模板。

### 4.3 基于绘画知识的人脸图像艺术光影重用

根据提取的人脸图像艺术光影绘画模板，在输入人脸图像上生成相应的艺术光影效果。首先对标准人脸（近似均匀光照条件下的人脸）和输入人脸进行特征点定位，接着根据特征点之间的对应关系，将艺术光影绘画模板变形成输入人脸的形状，然后依据第 4.2 节定义的人脸图像光影效果生成模型（公式 4 - 1）生成人脸艺术光影效果。

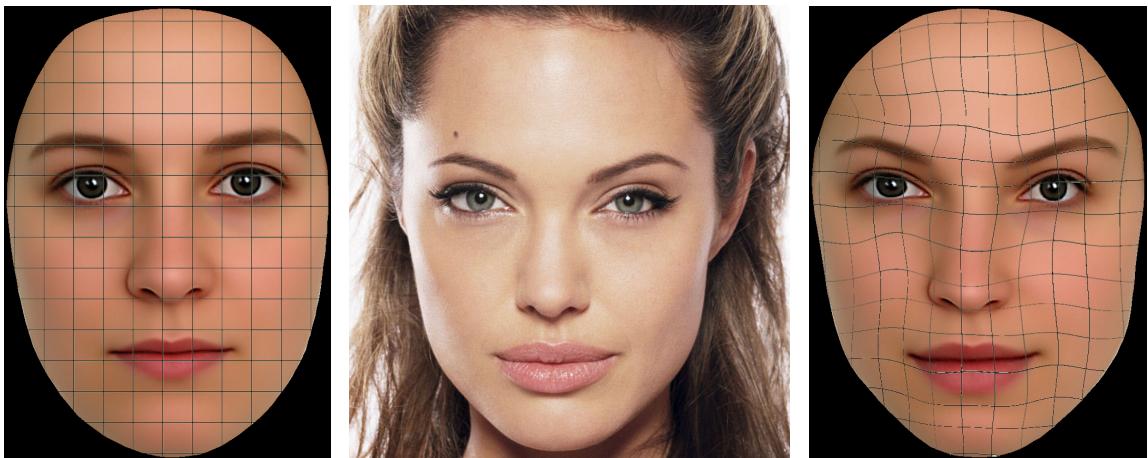


图 43 人脸图像变形。将左图人脸图像按照右图的形状变形成右图。

特征点定位与人脸图像变形。每一幅人脸图像都利用人脸特征点定位算法（Active Shape Models, ASM）<sup>[81]</sup>进行特征点定位，根据与标准人脸图像特征点之间的对应关系，利用图像变形算法<sup>[85]</sup>（Multilevel Free-Form Deformation, MFFD）将艺术光影绘画模板变形成输入人脸的形状，与输入人脸五官对齐，人脸的变形过程为：

$$P_s^W = Warp(P_s, P_d), \quad (公式 4 - 2)$$

其中  $Warp(P_s, P_d)$  表示将人脸  $P_s$  依据  $P_d$  的特征点变形，其变形的结果为  $P_s^W$ 。对于大部分人脸图像，人脸特征点定位算法 ASM 能得到较准确的定位，然而对于一些错误的定位点，采用了少许的用户交互调整。在实验中，通常用户需要 1 分钟左右的时间进行特征点定位调整，图 43 为人脸图像变形示意图，从左至右分别为：变形前人脸，参考人脸与变形后人脸，通过人脸图像变形，将两幅人脸图像的五官对齐，以生成人脸图像的艺术光影效果。

**基于光影绘画模板的艺术光影效果生成。**艺术家参考艺术人脸图像的光影效果，将其绘画在标准人脸上，人脸图像艺术光影绘画模板的形状和五官分布与标准人脸相同。根据公式 4 - 1，设输入人脸图像为  $P^i$ ，在艺术光照条件  $c$  下的参考艺术人脸图像为  $P^r(c)$ ，则输入人脸图像  $P$  在艺术光照条件  $c$  下的人脸图像为  $P^o(c)$ ：

$$P^o(c) = P^i \times T_l^{rw}(c) \times T_s^{rw}(c), \quad (\text{公式 4 - 3})$$

其中  $T_l^{rw}(c)$  与  $T_s^{rw}(c)$  为参考艺术人脸图像  $P^r(c)$  对应的艺术光影绘画模板  $T_l^r(c)$  与  $T_s^r(c)$  根据输入人脸  $P^i$  的变形结果，基于光影绘画模板的艺术光影效果生成如图 44 所示。

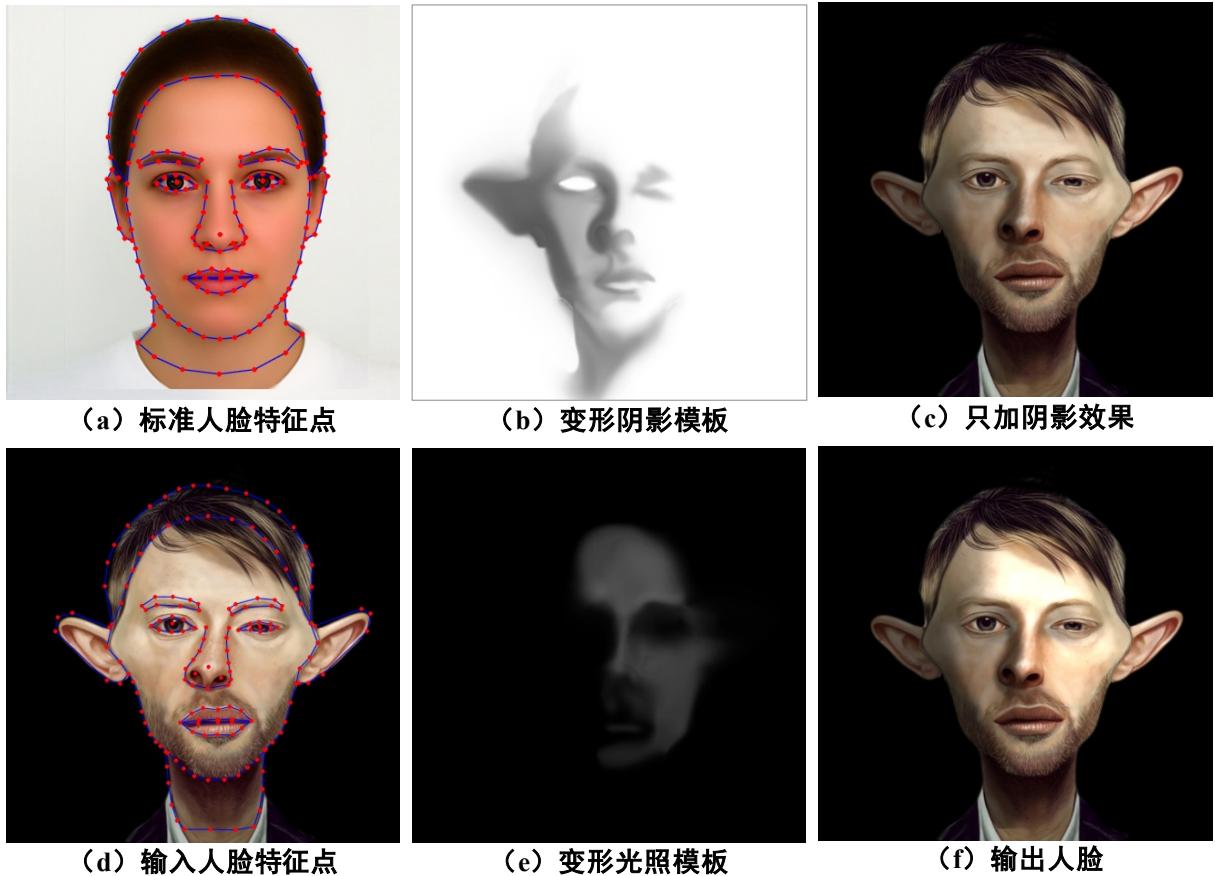


图 44 基于光影绘画模板的艺术光影效果生成。(a) 和 (d) 为标准人脸和输入人脸的特征点定位结果，(b) 与 (e) 为参考艺术人脸图像的光影绘画模板，根据输入人脸特征点的变形结果，(c) 为只利用阴影模板的生成结果，(f) 为利用整个光影绘画模板的生成结果。

**输入人脸图像纹理保持。**公式 4 - 3 和商图的公式相似，不同之处在于，本章将人脸图像光照相关部分分成了光照模板和阴影模板。艺术光影绘画模板是由艺术家绘画，较少受到参考艺术人脸图像本身复杂纹理和脸部细节的干扰，因此可以看成较理想的商图。利用公式 4 - 3 生成的大部分结果都符合人类的视觉效果。类似于公式 4 - 3 的乘法模型假设输入人脸是在近似线性的相机响应函数下生成，然而由于大部分相机拍摄的输

入人脸图像都难以达到这个要求，所有部分输出人脸图像的纹理与输入人脸的纹理有一些差异。为了在视觉上保持输入人脸图像的纹理，在处理单个像素时，不仅考虑其点对点相乘的结果，而且考虑其周围像素对其的影响。对于艺术光影效果生成后纹理有明显变化的输入人脸图像，本节利用文献[68]的方法，将艺术光影绘画模板  $T_l(c) = T_l(c) \times T_s(c)$  视为商图模型中的商图，并且采用局部约束的全局优化方法求解最终输出人脸图像。假设在以像素  $i$  为中心的局部图像块，从近似均匀光照条件到某种艺术光照条件的亮度变化是线性的，并且在局部图像块中的变换参数  $\partial_i$  都相同，求解输出人脸将转化为最优化问题：

$$G = \sum_i \left\{ \sum_{j \in \omega_i} (P^o(c)_j - \alpha_i P^i_j)^2 + \lambda (\alpha_i - T_l(c)_i)^2 \right\} \quad (公式 4-4)$$

其中， $\omega_i$  表示以像素  $i$  中心，窗口大小为  $w_s$  的局部图像块， $\lambda$  为一个非负参数，用来平衡输出人脸图像与输入人脸图像纹理的差异  $(P^o(c)_j - \alpha_i P^i_j)^2$ ，以及局部变换参数与光影绘画模板之间的差异  $(\alpha_i - T_l(c)_i)^2$ ，通过求解一个系数线性系统得到输出结果  $P^o(c)$ 。

#### 4.4 用户提供参考人脸图像艺术光影表示与重用

如果用户提供参考人脸图像的艺术光影效果时，通过人脸图像光影效果匹配，从人脸图像光影绘画模板对应的人脸图像中，自动匹配一幅与用户提供参考人脸图像具有最相似光影效果的人脸图像，然后根据用户提供参考人脸的光影效果自动调整匹配艺术光影绘画模板，使得调整后的光影效果与用户提供参考人脸的光影效果近似，从而表示了用户提供参考人脸的艺术光影效果，利用调整后的艺术光影绘画模板，根据人脸图像艺术光影重用的方法，在输入人脸图像上，生成与用户提供参考人脸图像相似的艺术光影效果，扩展了已有人脸图像艺术光影绘画模板的适用范围。

**参考人脸图像光影效果匹配。**利用人脸图像光影效果描述符及两幅人脸图像的光影效果距离，可以在已有人脸图像艺术光影绘画模板对应的人脸图像数据集中匹配与参考人脸图像具有相似光影效果的人脸图像（Face Illumination Matching, FIM）。如果两幅人脸的光影描述符约相似，其光影效果越相似。

定义从人脸图像数据集  $\Omega$  匹配与待查询人脸图像  $P$  光影效果最相似的前  $N$  幅人脸图像的操作为  $FIM(P, \Omega, N)$ 。人脸图像光影效果匹配如算法 4.1 所示，首先计算人脸图像数据集  $\Omega$  中每一幅人脸和待查询人脸图像  $P$  的光影描述符，然后计算待查询人脸图像

光影描述符  $FID(P)$  与人脸数据集中每一幅人脸图像光影描述符  $\{FID(P_1), \dots, FID(P_M)\}$  之间的距离，最后返回距离最小的前  $N$  幅匹配的人脸图像。

#### 算法 4.1：人脸图像光影效果匹配算法

**输入：**  $\Omega = \{P_1, \dots, P_M\}$  (人脸图像数据集),  $P$  (查询人脸图像),

$N$  (输出匹配人脸图像的个数)

**输出：**  $P^M : \{P_1, \dots, P_N\}$  (输出人脸集, 前  $N$  个匹配人脸)

1: 计算人脸数据集  $\Omega$  中每一幅人脸和输入人脸的光影描述符

$\Omega_{FID} = \{FID(P_1), \dots, FID(P_M)\}$  和  $FID(P)$  (公式 3 - 2);

2: 计算  $FID(P)$  与  $\{FID(P_1), \dots, FID(P_M)\}$  中每一个元素的距离

$\Omega_{ED} = \{ED(FID(P), FID(P_1)), \dots, ED(FID(P), FID(P_M))\}$  (公式 3 - 3);

3: 输出集合  $\Omega_{ED}$  中最小的前  $N$  个匹配结果。

利用提出的人脸图像光影效果匹配算法，在已有艺术光影绘画模板对应的人脸图像数据集中，匹配具有与用户提供参考人脸的光影效果最相似人脸图像。设用户提供的参考人脸图像为  $P^u$ ，匹配的参考人脸图像为  $P^m(c)$ ，其对应的光照条件为  $c$ ，艺术光影效果生成的输入人脸图像为  $P^i$ ，输出人脸图像为  $P^o(c^a)$ ，其相应的光照条件为调整后的  $c^a$ ，已有艺术光影绘画模板对应的人脸图像数据集为  $\Omega^\alpha$ ，则从  $\Omega^\alpha$  匹配与用户提供参考人脸  $P^u$  具有最相似光影效果的人脸图像  $P^m(c)$  可以表示为：

$$p^m(c) = FIM(P^u, \Omega^\alpha, N) \quad (\text{公式 4 - 5})$$

其中  $N=1$ ，表示返回最匹配的第一幅人脸图像。

**人脸图像艺术光影绘画模板调整。** 匹配参考人脸图像  $P^m(c)$  的光影效果与用户提供参考人脸图像  $P^u$  的光影效果之间仍然存在差异，通常匹配人脸与用户提供参考人脸具有相同的主光源方向以及光源分布，而具有不同的光影对比度，这通常是由主光源与辅助光源之间的强度对比不同造成。这种差异可以通过调整艺术光影绘画模板，使生成结果人脸的光影效果与用户提供的参考人脸的光影效果尽可能相似，本节利用人脸图像光影效果描述符调整艺术光影绘画模板。

在艺术家绘画光影效果时，一些中间过程的光影绘画模板会比最终绘画的光影绘画

模板对比度大或者小，艺术家经常通过调整输入色阶（Level）与输出色阶来调整光影绘画模板的对比度。人脸图像光影描述符包含了 256 个局部光影对比特征，定义人脸  $P$  的整体光影对比度为：

$$AC(P) = \sum FID(P) = \sum_{i=1}^{256} |r_{mask}^{\mu}(F_i)|, \quad (\text{公式 4 - 6})$$

其中  $FID(P)$  的计算方法参见公式 3 - 2， $AC(P)$  越大表示人脸  $P$  的总体光影对比度越大。

#### 算法 4.2：人脸图像艺术光影绘画模板调整算法

**输入：** 输入人脸图像  $P^i$ ，用户提供的参考人脸图像为  $P^u$ ，人脸图像艺术光影绘画模板库中人脸图像集合  $\Omega^\alpha$

**输出：** 输出调整后人脸图像艺术光影绘画模板，以及输出人脸图像

1：根据算法 4.1，计算  $\Omega^\alpha$  集合中与  $P^u$  具有最相似光影效果的参考人脸  $p^m(c)$ ：

$$p^m(c) = FIM(P^u, \Omega^\alpha, N), \quad N=1.$$

2：如果  $AC(P^o(c^\alpha)) > AC(P^u)$ ，则根据公式 3 - 3 计算参数  $\alpha = (h_L^*, l_s^*)$ ：

$$(h_L^*, l_s^*) = \arg \min_{(h_L, l_s)} ED(FID(P^u), FID(P^o(c^{(h_L, l_s)}))), \text{ 其中 } h_L \in [235, 255], l_s \in (0, 20],$$

$P^o(c^{(h_L, l_s)})$  是  $P^i$  与  $T_l^m(c)$  和  $T_s^m(c)$  在参数  $(h_L, l_s)$  下的生成结果

输出  $T_l^m(c^{(h_L^*, l_s^*)})$  和  $T_s^m(c^{(h_L^*, l_s^*)})$ ，以及  $P^o(c^{(h_L^*, l_s^*)})$ 。

3：如果  $AC(P^o(c^\alpha)) \leq AC(P^u)$ ，则根据公式 3 - 3 计算参数  $\alpha = (l_s^*, h_s^*)$ ：

$$(l_s^*, h_s^*) = \arg \min_{(h_s, l_s)} ED(FID(P^u), FID(P^o(c^{(l_s, h_s)}))), \text{ 其中 } h_s \in [235, 255], l_s \in (0, 20];$$

$P^o(c^{(l_s, h_s)})$  是  $P^i$  与  $T_l^m(c)$  和  $T_s^m(c)$  在参数  $(l_s, h_s)$  下的生成结果

输出  $T_l^m(c^{(l_s^*, h_s^*)})$  和  $T_s^m(c^{(l_s^*, h_s^*)})$ ，以及  $P^o(c^{(l_s^*, h_s^*)})$

利用匹配人脸图像  $P^m(c)$  对应的艺术光影绘画模板按照第 4.3 节的方法生成初始输出结果  $P^o(c)$ ，如果  $P^o(c)$  的整体光影对比度大于用户提供参考人脸  $P^u$  的整体对比度，调暗光模板并调亮影模板，相反，如果  $P^o(c)$  的整体光影对比度小于  $P^u$  的整体对比度，则调亮光模板并调暗影模板。直到在所有的调整参数组合中找到一个艺术光影绘画模板，

使得根据该光影绘画模板生成的输出结果  $P^o(c^a)$  的光影描述符与  $P^u$  的光影描述符距离最小，从而得到具有与用户提供参考人脸图像光影效果最相似光影效果的输出结果  $P^o(c^a)$ ，其中  $p^m(c)$  所对应的光照模板和阴影模板分别为  $T_l^m(c)$  和  $T_s^m(c)$ ，设  $h_L$  和  $l_L$ ， $h_S$  和  $l_S$  分别是光照模板  $T_l^m(c)$  和阴影模板  $T_s^m(c)$  的最高输出色阶和最低输入色阶，根据艺术家的绘画经验，色阶的调整通常在 20 以内，本节设  $h_L, h_S \in [235, 255]$ ， $l_L, l_S \in (0, 20]$ ，并且均是整数，减小  $h_L$  或者增加  $l_S$  能够减小  $P^o(c)$  的整体对比度，增大  $l_L$  或者减小  $h_S$  能够增大  $P^o(c)$  的整体对比度。确定需要减小还是增大  $P^o(c)$  的整体对比度后，在  $h_L$  和  $l_S$  或者  $l_L$  和  $h_S$  的 400 种组合中寻找使得  $P^o(c^a)$  与  $P^u$  光影描述符距离最小的参数组合，人脸图像艺术光影绘画模板调整如算法 4.2 所示，用户提供参考人脸图像艺术光影重用的过程如图 45 所示。

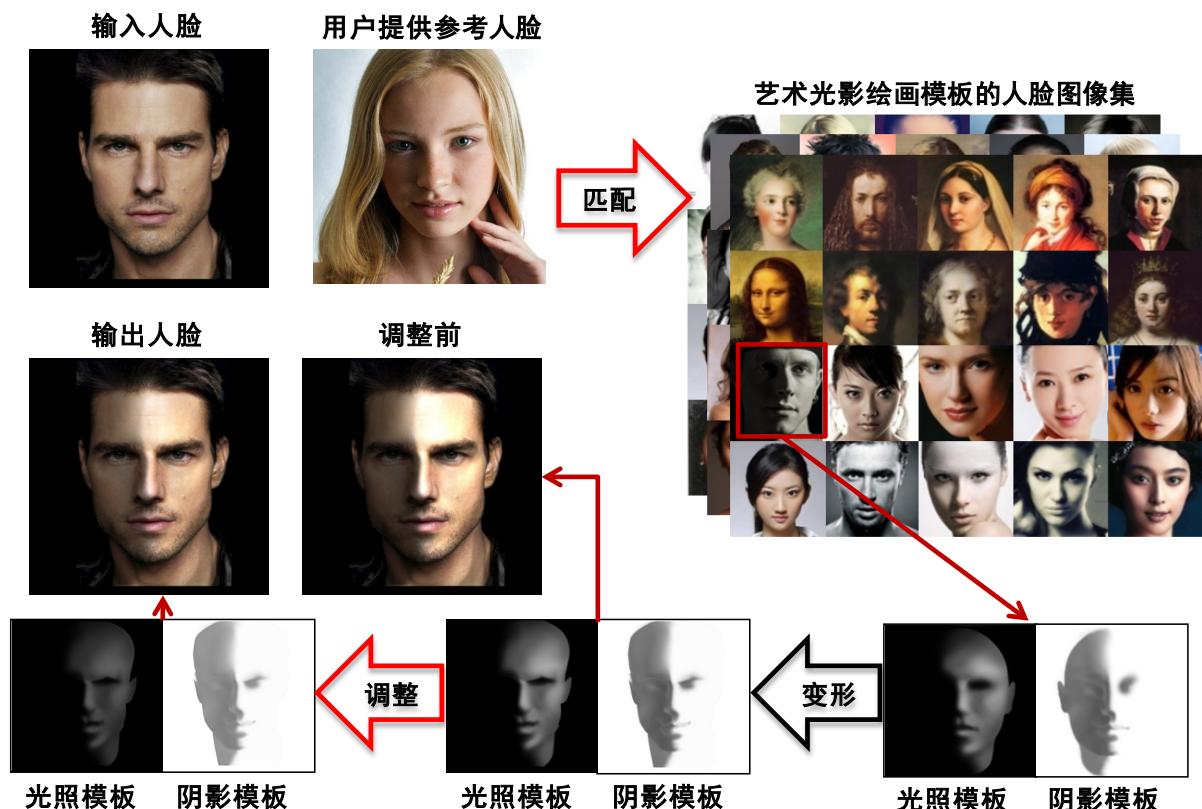


图 45 用户提供参考人脸图像光影的重用结果

#### 4.5 自动推荐参考人脸图像的艺术光影生成

如果用户没有选择参考艺术人脸图像，也没有提供参考艺术人脸图像，根据输入人脸的脸型和五官分布，从艺术光影绘画模板对应的人脸图像集中，自动推荐一幅参考艺

术人脸，并根据此参考艺术人脸图像对应的光影绘画模板，在输入人脸图像上生成相应的艺术光影效果。

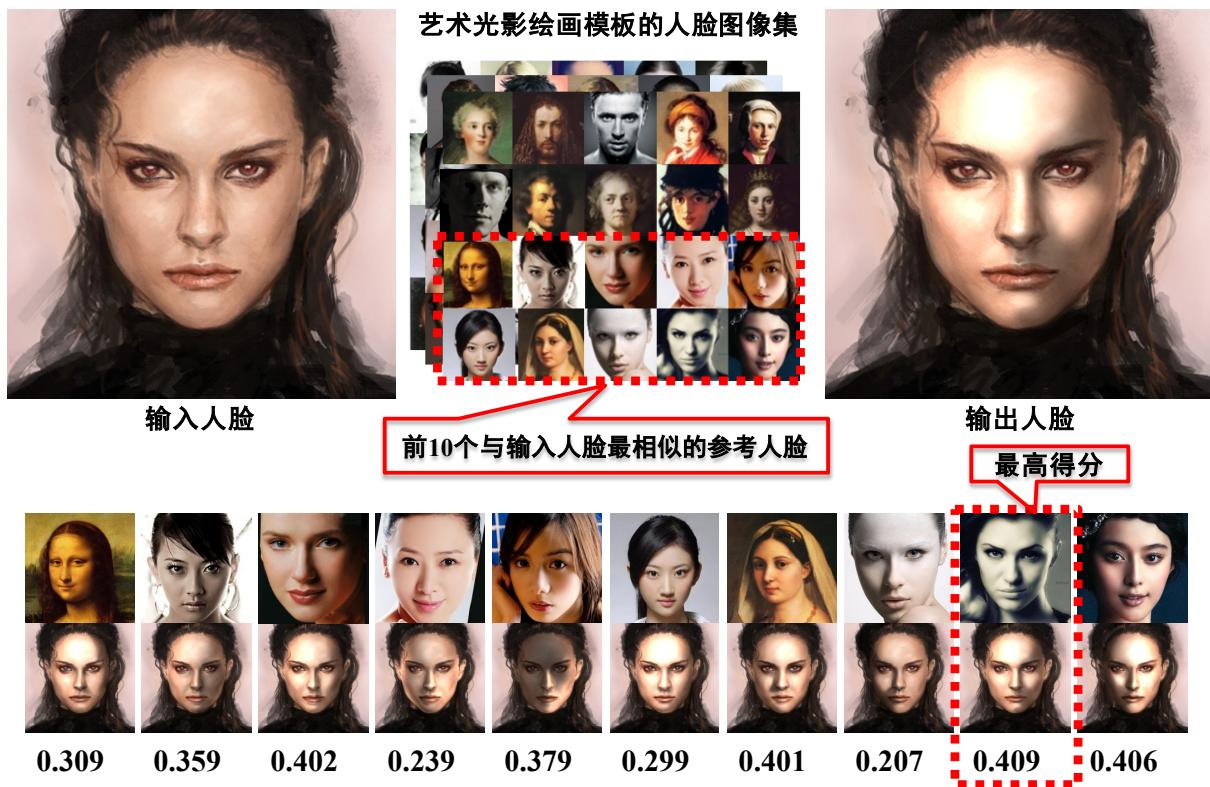


图 46 参考自动推荐艺术人脸图像的艺术光影生成

为了设计适合输入人脸的艺术光影效果，艺术家通常考虑人脸的脸型和五官分布，因此，对于相似的脸型和五官分布，艺术家通常会设计相似的艺术光影效果。该系统首先根据输入人脸的脸型和五官分布，在人脸图像艺术光影绘画模板的人脸图像集合中，匹配与输入人脸具有最相似脸型和五官分布的 10 幅参考人脸图像，并利用其对应的艺术光影绘画模板，生成相应的艺术光影效果，其中两个人脸脸型和五官分布的相似度度量采用了文献[91]中的形状上下文距离尺度。接着利用人脸图像光影艺术效果评测方法，对 10 个结果进行光影效果艺术评测，最后选择其中得分最高的作为输入人脸图像光影效果的艺术化生成结果。

## 4.6 实验与分析

本节包含了三个部分的实验与分析：人脸图像艺术光影绘画模板重用，用户提供参考人脸图像艺术光影效果的重用，以验证基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用方法，是否能生成与参考人脸图像相似的，并且视觉可信的人脸图像艺术光影效果。

#### 4.6.1 人脸图像艺术光影绘画模板重用

本节首先利用参考艺术人脸图像对应的艺术光影绘画模板，在输入人脸图像上生成与参考人脸图像相似的艺术光影效果，然后利用纹理保持优化方法，生成最终的输出结果，如图 47 所示。本方法不是为了生成物理上精确光影效果，而是能够在输入人脸上生成与参考艺术人脸艺术光影效果相似，并且视觉可信的艺术光影效果。

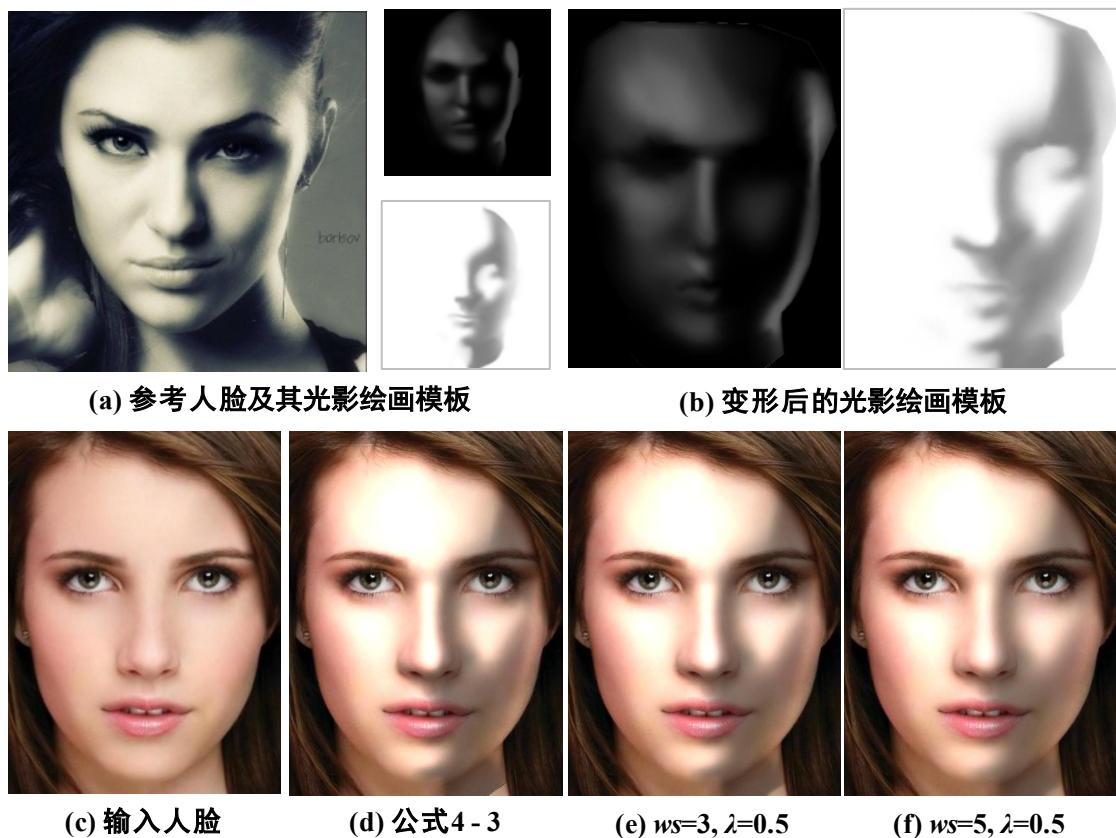


图 47 人脸图像艺术光影绘画模板重用与纹理保持优化。(a) 为参考人脸图像及其对应的光影绘画模板，(b) 为利用公式 4-2，根据输入人脸 (c) 变形后的艺术光影绘画模板，(d) 为在输入人脸图像上，利用公式 4-3 生成的艺术光影效果，(e) 和 (f) 为利用公式 4-4 进行纹理保持优化后的输出人脸图像及其艺术光影效果。

文献[64][69]的人脸图像光影自动迁移方法，针对“干净”的人脸皮肤区域设计，将边缘保持滤波器得到的大尺度层作为光照分量的一个粗略近似，并且针对不同的人脸区域设计了不同的滤波参数，该方法能够处理相对较大的光影对比。然而，参考艺术人脸大多具有艺术家创作的特殊纹理、细节、笔触等艺术效果，本章利用艺术家绘画人脸艺术光影的经验知识，表示了人脸艺术光影，并在计算机中加以重用，能够生成与参考艺术人脸相类似的光影效果，并且基本排除了参考艺术人脸图像中特殊纹理、细节、笔触等艺术效果的干扰，对比实验示例如图 48 所示。



图 48 与人脸图像光影自动迁移方法的比较

#### 4.6.2 用户提供参考人脸图像光影的重用

本节首先根据用户提供的参考人脸图像，在已有艺术光影绘画模板对应的人脸图像中，匹配出一幅参考人脸图像，然后在输入人脸图像上生成该匹配参考图像的光影效果，最后利用艺术光影绘画模板调整方法，根据用户提供的参考人脸图像的光影效果，调整生成输出人脸图像的艺术光影效果，以验证用户提供参考人脸图像艺术光影表示与重用方法，是否能够生成与用户提供参考人脸图像相似的，并且视觉可信的艺术光影效果。

在耶鲁人脸图像数据库<sup>[88]</sup>上进行了人脸图像光影效果匹配测试，该人脸图像数据库包含了 38 人在 64 种光照条件下的正面人脸图像。由于该数据库的光源分布密集，人眼也很难判断某些相差角度很小的光源形成的光影效果，采用前 3 命中率评价人脸图像光影效果匹配的准确率：如果人脸图像光影效果匹配算法（算法 4.1， $FIM(P, \Omega, 3)$ ）返回的前 3 个结果中包含正确结果，即认为该次匹配正确。

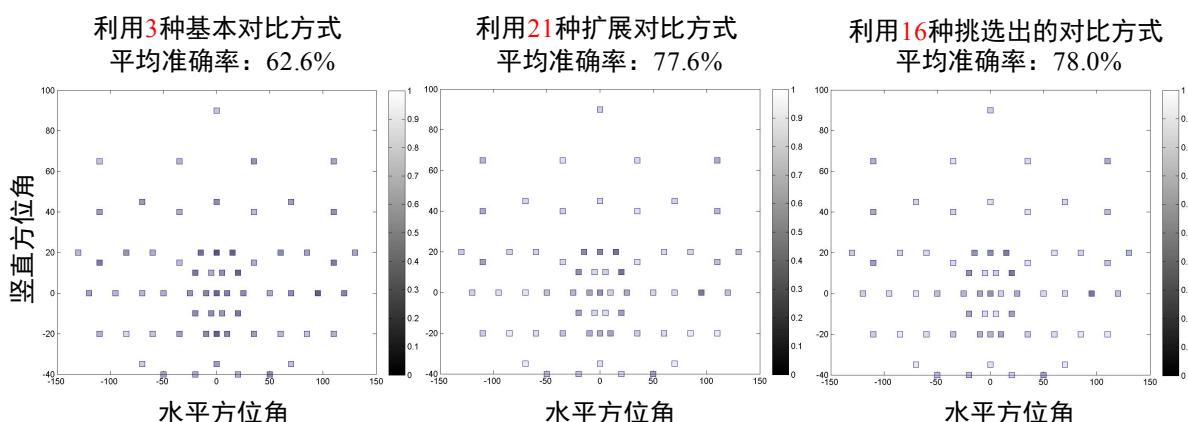


图 49 人脸图像光影效果匹配准确率。64 种光照方向以水平方位角和竖直方位角确定，方位角是相对于照相机成像轴的方向，该成像轴与人脸垂直。每一个光照方向的平均准确率以一个小方块的形式表示，该小方块亮度越高代表平均准确率越高。

设耶鲁人脸图像数据库<sup>[88]</sup>中 38 人的正面人脸图像数据集合为  $\{\Omega^{y_i} | i=1, \dots, 38\}$ ，其中  $\Omega^{y_i} = \{P_i^j | j=1, 2, \dots, 64\}$ ，对于每一幅图像  $P_i^j$ ，进行光影效果匹配（算法 4.1） $FIM(P_i^j, \Omega^{y_k}, 3)$ ，算法将返回  $\Omega^{y_k}$  中具有与测试人脸图像  $P_i^j$  光影效果最相似的 3 幅人脸图像，其中  $k=1, 2, \dots, 38, k \neq i$ 。每一幅测试人脸图像  $P_i^j$  的匹配准确率为：匹配正确的次数与测试总数（37）的比值。每一个光照方向  $j$  上的匹配准确率为该光照方向上的所有人脸图像  $\{P_i^j | i=1, 2, \dots, 38\}$  匹配准确率的平均值。

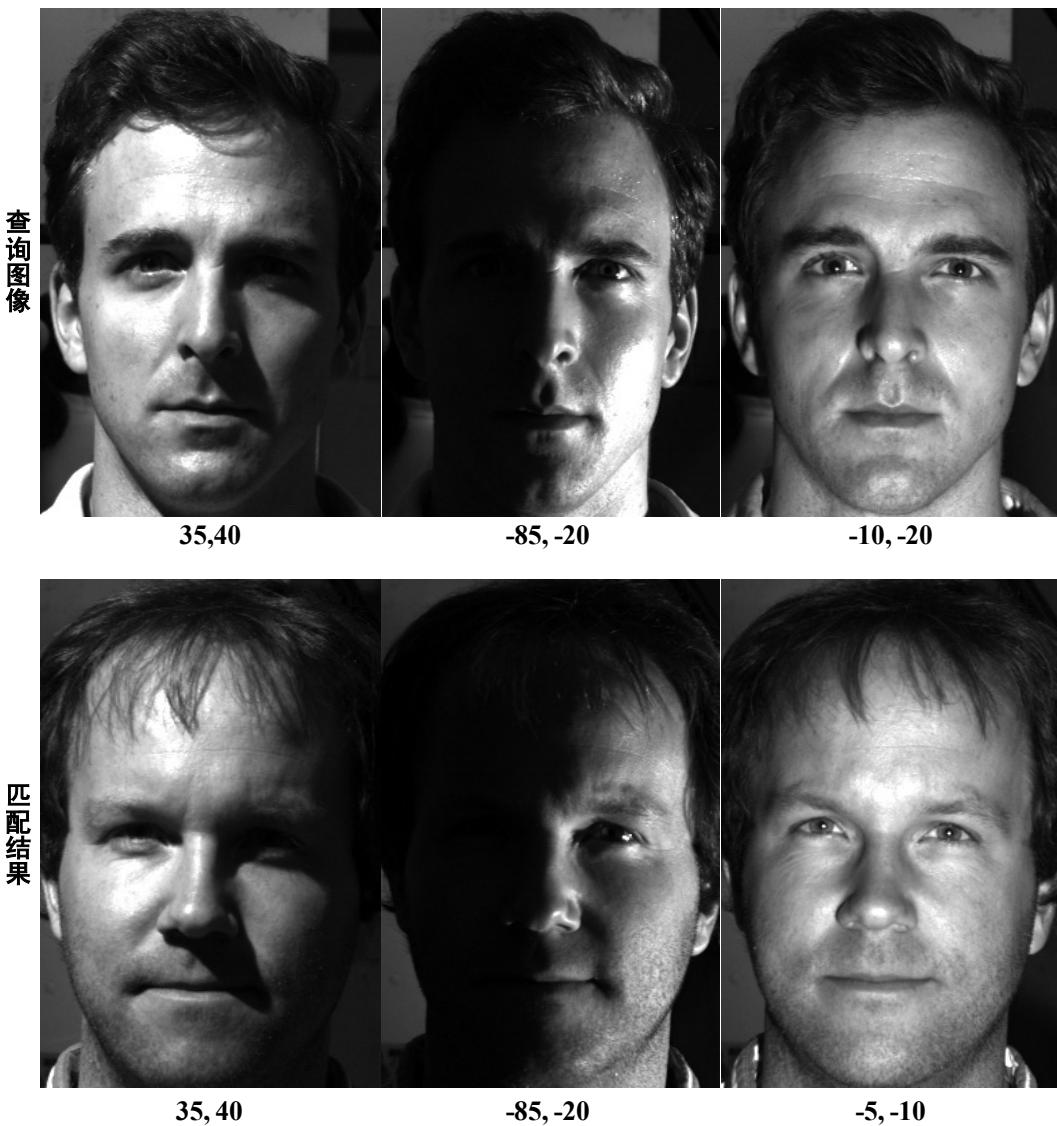


图 50 耶鲁人脸数据库的人脸图像光影效果匹配结果示例。图像下方的数字分别是水平方位角和竖直方位角，其中  $(-10, -20)$  与  $(-5, -10)$  表示两个光源方位的人脸图像。

图 49 为耶鲁人脸图像数据库<sup>[88]</sup>的 64 种光照方向的平均光影匹配准确率。采用了第 2.4.2 节挑选出的 16 种对比方式，其准确率优于采用 21 种扩展对比方式，以及 3 种基本对比方式。这说明 21 种扩展对比方式对人脸图像光影分布的描述能力比 3 种基本对比

方式强，并且 16 种对比方式是具有代表性的。图 50 为耶鲁人脸图像数据库<sup>[88]</sup>的人脸图像光影效果匹配示例，更多的艺术人脸图像光影效果匹配结果如图 51 所示。



图 51 艺术人脸图像光影效果匹配结果示例

如图 52 所示，当匹配了与用户提供参考人脸图像光影效果近似的参考图像后，通过艺术光影绘画模板的调整，生成了与用户提供参考人脸图像光影效果相似的艺术光影绘画模板，将这个模板应用到输入人脸图像上，生成最终的输出人脸图像，该输出人脸与用户提供参考人脸具有相类似的光影效果，更多用户提供参考人脸图像光影的重用如图 53 所示。



图 52 用户提供参考人脸图像的艺术光影重用。(a) 为输入人脸图像，(b) 为用户提供的参考艺术人脸图像，(c) 为匹配的参考艺术人脸图像，其对应的阴影模板和光照模板为 (e) 和 (f)，(d) 为直接利用 (e) 和 (f) 在 (a) 上生成的艺术光影效果，该光影效果与用户提供的参考艺术人脸的艺术光影效果在光影对比度上仍有所不同，通过人脸图像艺术光影绘画模板调整算法，调整 (e) 和 (f) 的变形结果 (g) 和 (h) 为 (i) 和 (j)，(k) 为根据调整后的艺术光影绘画模板 (i) 和 (j) 在输入人脸上生成艺术光影效果。



图 53 参考用户提供光影效果的人脸图像艺术光影重用结果。(a)为用户提供的参考艺术人脸图像，已有的艺术光影绘画模板对应的参考人脸图像中不包含该图像，(b)为输入人脸图像，用户需要在该图像上生成与(a)相似的艺术光影效果，(c)为本方法匹配的与参考人脸图像具有最相似光影效果的参考人脸图像，(d)为直接利用(c)在输入人脸图像(b)上生成的艺术光影效果，(e)为调整(c)的艺术光影绘画模板后，生成的艺术光影效果，可以发现相对于(d)而言，(e)的光影效果更加接近于用户提供参考人脸图像(a)的艺术光影效果。

#### 4.6.3 自动推荐参考艺术人脸图像光影重用

图 54 为参考自动推荐艺术人脸图像的艺术光影生成结果，输出人脸的得分在系统匹配的前十名与输入人脸脸型与五官分布最相似的参考人脸的生成结果中是最高的，但是并不是参考库中所有参考人脸图像生成结果中得分最高的，这表明并不是得分越高的光影效果越适合输入人脸。



图 54 参考系统推荐艺术人脸图像的艺术光影生成结果，及其光影艺术效果评测得分

### 4.7 本章小结

本章根据艺术家绘画经验知识，表示并重用艺术人脸图像的艺术光影效果，针对用户提供的艺术参考人脸图像，通过人脸图像光影效果匹配与人脸图像艺术光影绘画模板

调整，扩展了已有人脸图像艺术光影绘画模板集合的适用范围，并且根据输入人脸的脸型和五官分布，自动推荐最适合输入人脸的参考艺术图像，生成艺术光影效果。该方法能够记录和重用画家绘画人脸艺术光影经验知识，根据一幅参考艺术人脸的艺术光影效果，能够在输入人脸图像上生成与参考艺术光影效果相似的，并且视觉上可信的艺术光影效果。

## 第五章 人脸图像艺术光影生成系统

面向数字艺术设计创作、影视电视作品制作、数字文化遗产保护的应用需求，本章设计并实现了人脸图像视频光影生成系统，该系统包含了基于单图像/视频的对象光影迁移生成<sup>[64][69][86]</sup>，以及与本论文工作相关的人脸图像艺术光影生成。如图 55 所示，该系统的数据模块包含了人脸图像视频数据库、艺术光影属性模板库、艺术光影绘画模板库；几何处理模块包含了人脸特征点定位与图像变形；光影处理模块包含了局部光影对比特征提取、人脸图像光影匹配、图像光影分层、光影空域插值与光影时域插值；光影生成模块包含了光影迁移、光影效果调整、光影效果风格化处理。该系统包含了图像视频光影迁移、人脸图像光影属性模板构建、人脸图像光影艺术效果分类、人脸图像光影艺术效果评测、人脸图像艺术光影生成等系列工具。



图 55 人脸图像视频光影生成系统

其中图像视频光影迁移生成<sup>[64][69][86]</sup>，仅需一幅参考图像或者一段视频、无需 3D 几何信息及表面材质信息，通过人脸图像特征点定位、图像变形、光影分层、光影插值、光影迁移就能够在输入图像视频上生成与参考图像视频相似的光影效果。

人脸图像艺术光影生成，首先根据人脸图像艺术光影表示方法，构建了人脸图像艺术光影模板库，在此基础上，根据人脸艺术光影重用方法，设计并实现了人脸艺术光影生成系统，该系统能够根据参考图像艺术光影，在输入人脸图像上的近似的艺术光影效

果。该系统能够参考用户从模板库中选择的艺术人脸图像，也可以参考用户提供的艺术人脸图像，并且能够参考系统推荐的艺术人脸图像，生成包括卡通画、水彩画、油画、抽象画、艺术照片等多种风格的艺术光影效果。针对用户输入的剪纸人脸图像与素描人脸图像，该系统能够进行艺术光影效果的风格化生成，并且该系统能够对人脸图像光影艺术效果进行评测。实验结果表明，该系统能够输出与参考艺术人脸图像相似的、视觉可信的人脸图像艺术光影生成结果，并且使得输出人脸图像的光影艺术效果评测得分能够高于输入人脸图像的光影艺术效果评测得分。如图 56 所示，该系统能够生成多种类型风格人脸图像的艺术光影效果。

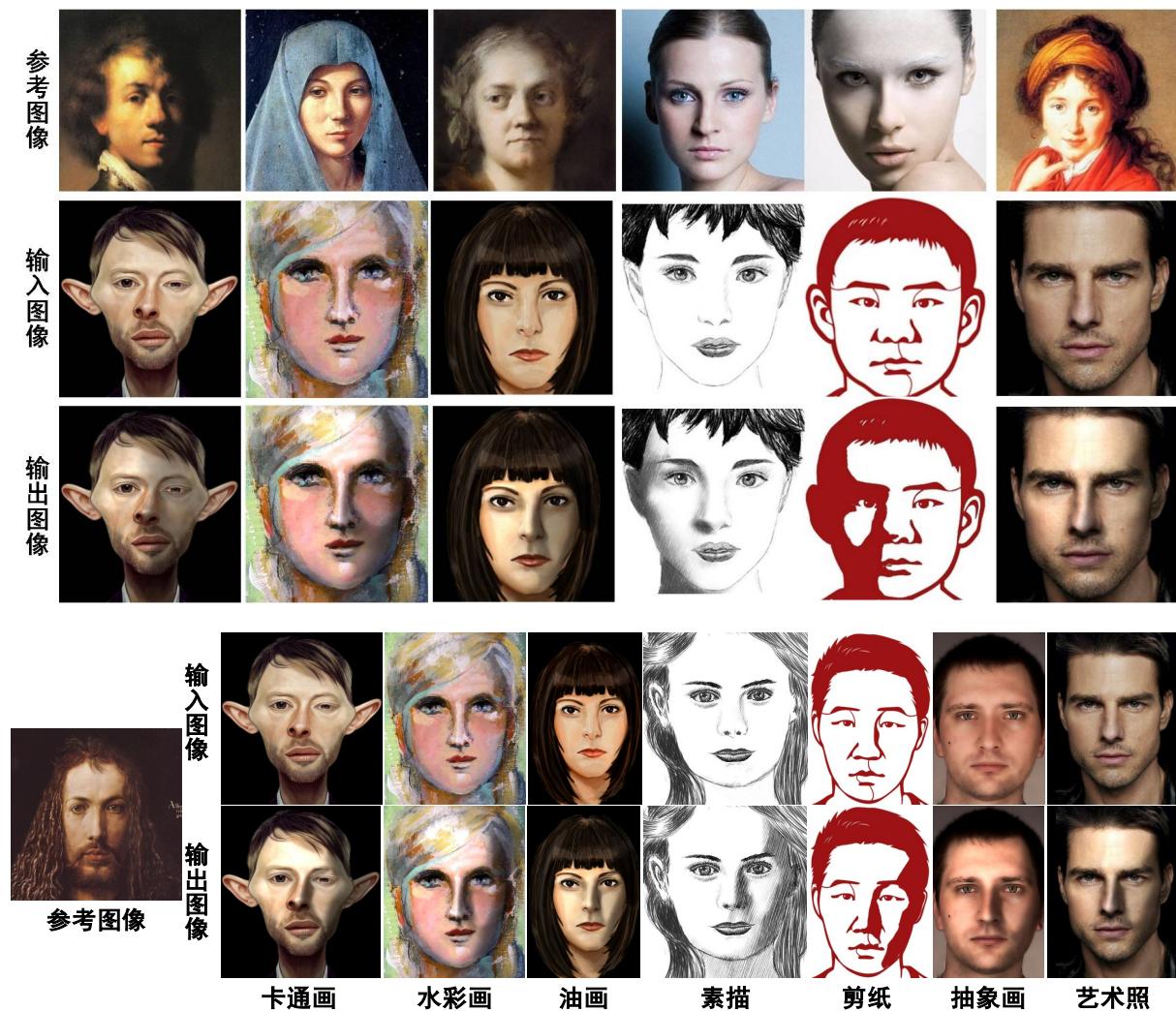


图 56 人脸图像艺术光影生成系统能够处理多种类型风格的输入人脸图像

统计 20 幅输入人脸图像的艺术光影效果评测得分，利用人脸图像艺术光影生成系统提供的三种不同的艺术光影效果生成方式，并且统计了共约 50 幅输出人脸的艺术光影效果评测得分，如图 57 的得分统计直方图所示，输出人脸的艺术光影效果评测得分都能够高于输入人脸的艺术光影效果评测得分。

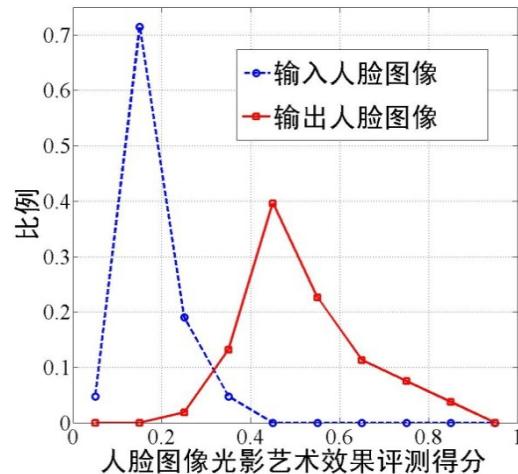


图 57 人脸图像艺术光影效果评测得分统计

## 5.1 人脸图像艺术光影绘画模板库构建

根据人脸图像艺术光影表示方法，邀请艺术家利用常用计算机绘图软件在标准人脸（参见第 4.2 节）上绘画典型艺术光影效果，图 58 为提取的典型人脸艺术光影样式的光影绘画模板示例，在此基础上，构建了人脸图像艺术光影绘画模板库，由于艺术家绘画的质量因人而异，在艺术家绘画的总共约 80 个人脸图像艺术光影绘画模板中筛选出约 60 个人脸图像艺术光影绘画模板，包含 4 种典型的人脸艺术光影效果样式。

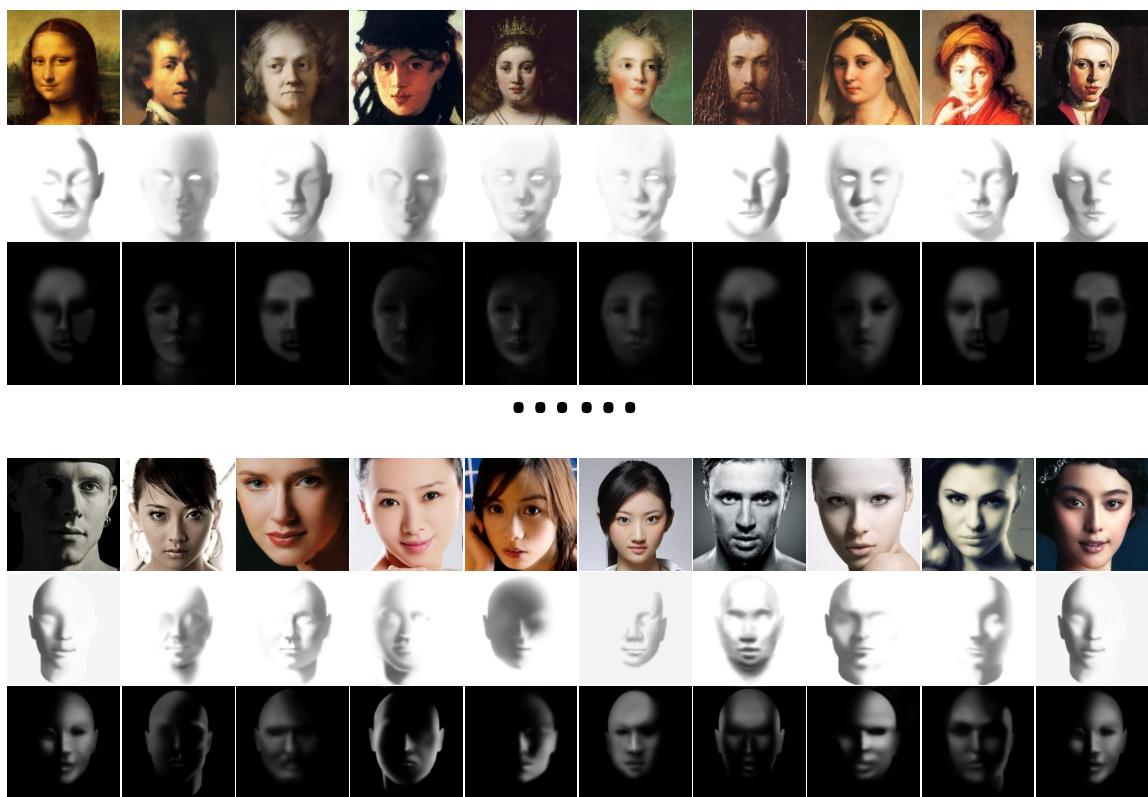


图 58 人脸图像艺术光影绘画模板

由于标准人脸（参见第 4.2 节）与输入人脸在脸型与五官分布上存在差异，影响了人脸艺术光影生成效果，针对艺术家选出的 10 种典型艺术光影效果，利用虚拟人脸生成软件 FaceGen<sup>[86]</sup>生成了 100 个典型的虚拟标准人脸，包含 25 个西方男性人脸、25 个西方女性人脸、25 个东方男性人脸、25 个东方女性人脸，涵盖了典型的脸型与五官分布，如图 59 所示。

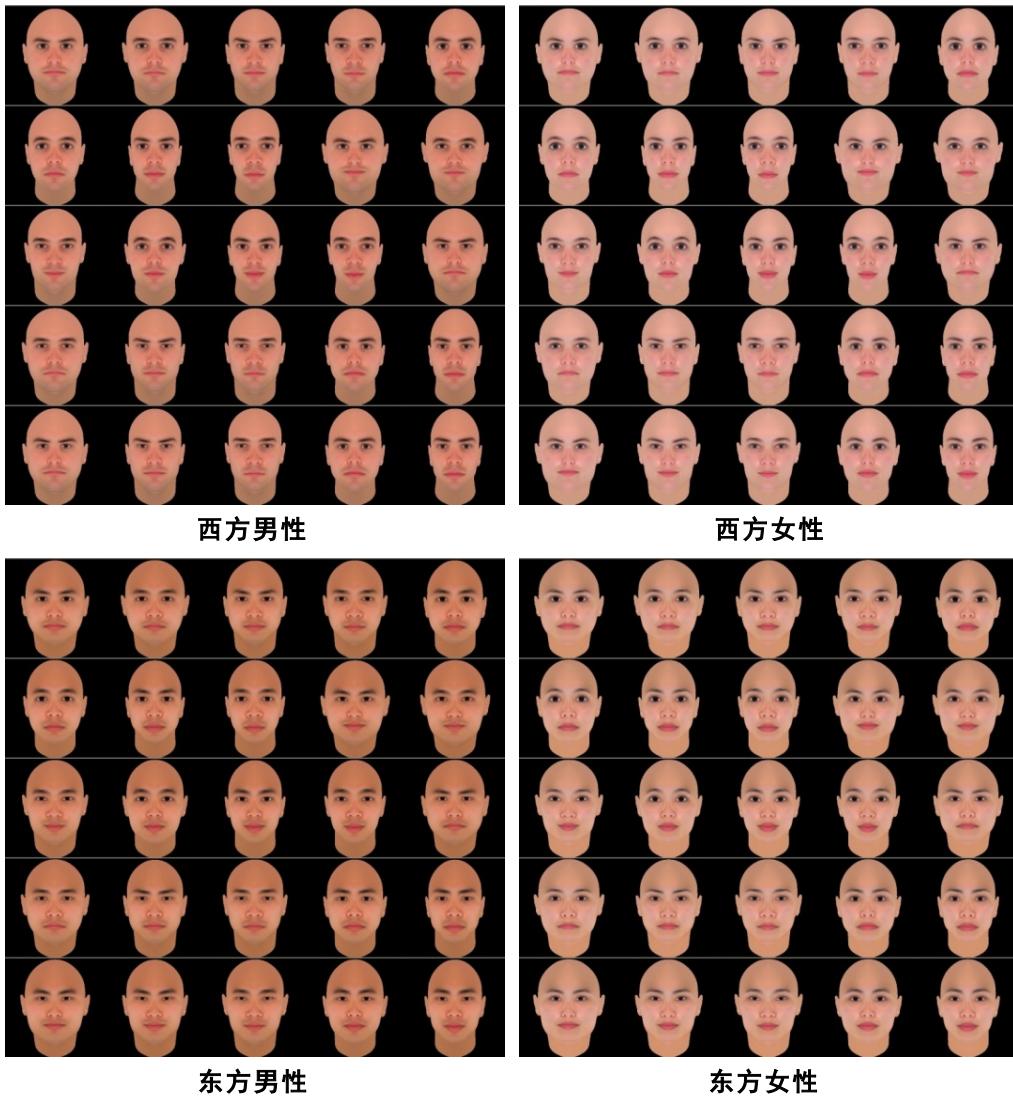


图 59 100 个虚拟标准人脸图像

在这 100 个典型虚拟标准人脸上，邀请艺术家绘制了 10 种典型艺术光影效果对应的共 1000 个人脸图像艺术光影绘画模板（如图 60 所示，包含 1000 个阴影模板和 1000 个光照模板），如果用户选择了这 10 种典型艺术光影效果中的一种作为参考人脸图像艺术光影，系统将自动从其对应的 100 个虚拟标准人脸中，选择与输入人脸脸型与五官分布最相似的一个虚拟标准人脸，利用其对应的人脸图像艺术光影绘画模板，生成输入人脸图像的艺术光影效果。

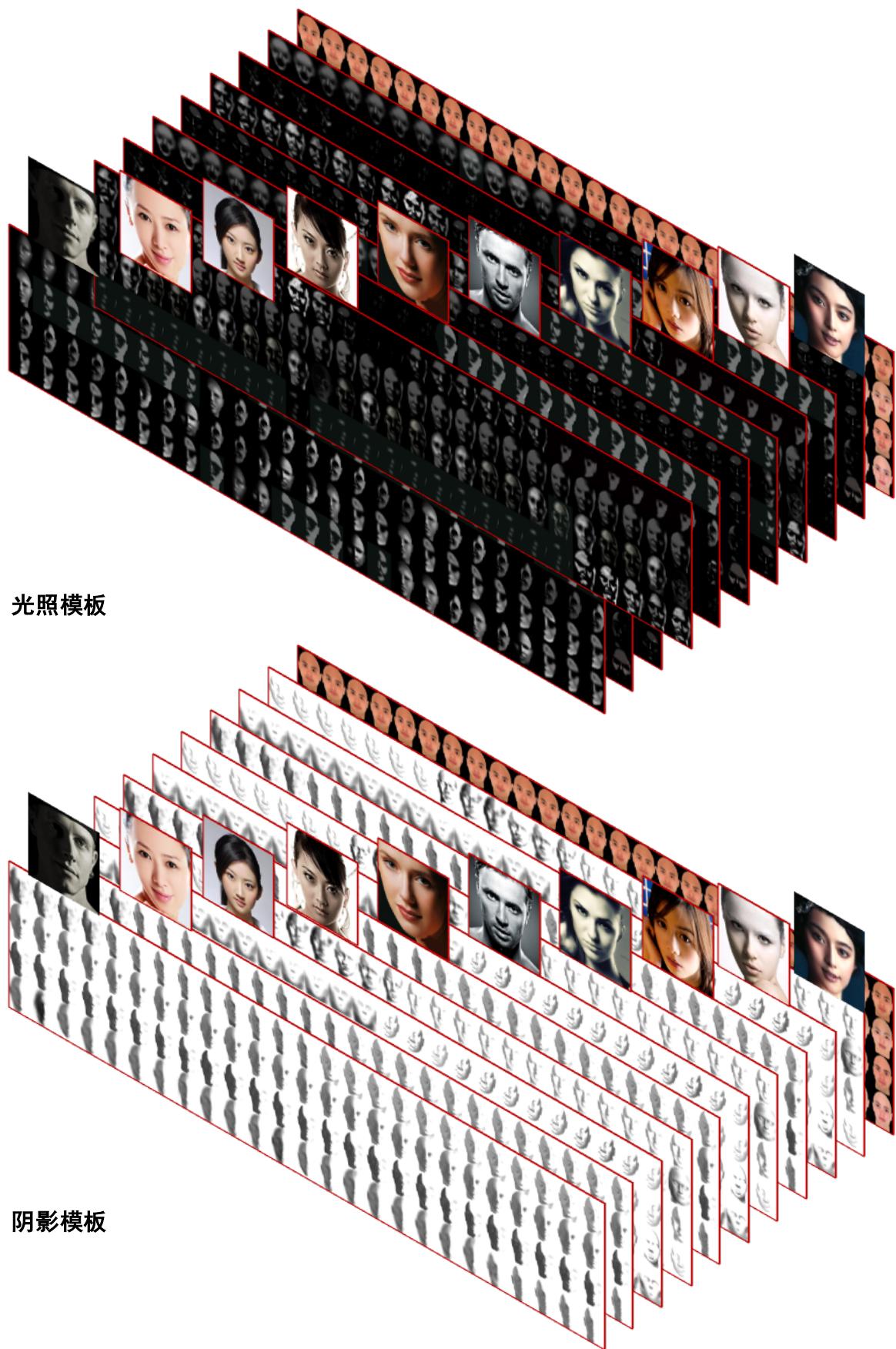


图 60 10 种典型艺术光影效果对应的 1000 个人脸图像艺术光影绘画模板

## 5.2 多种风格的人脸图像艺术光影效果生成

### 5.2.1 绘画风格的光影效果生成

人脸图像艺术光影绘画模板库能够直接应用于多种人脸绘画，例如卡通画、油画，水彩画等，并且还能直接应用于计算机生成的绘画与艺术照片。通过非真实感绘制生成的方法，从照片生成绘画风格的人脸图像，例如通过文献[89]和[90]方法生成的人脸抽象画，然后在计算机生成的绘画上生成艺术光影效果。由于本论文的人脸图像艺术光影绘画模板是参考艺术人脸图像，并由艺术家绘画，不适合应用于普通生活照片，然而，对于一些光影效果不明显的艺术人脸照片，利用艺术光影绘画模板也能够生成效果较好的艺术光影效果。

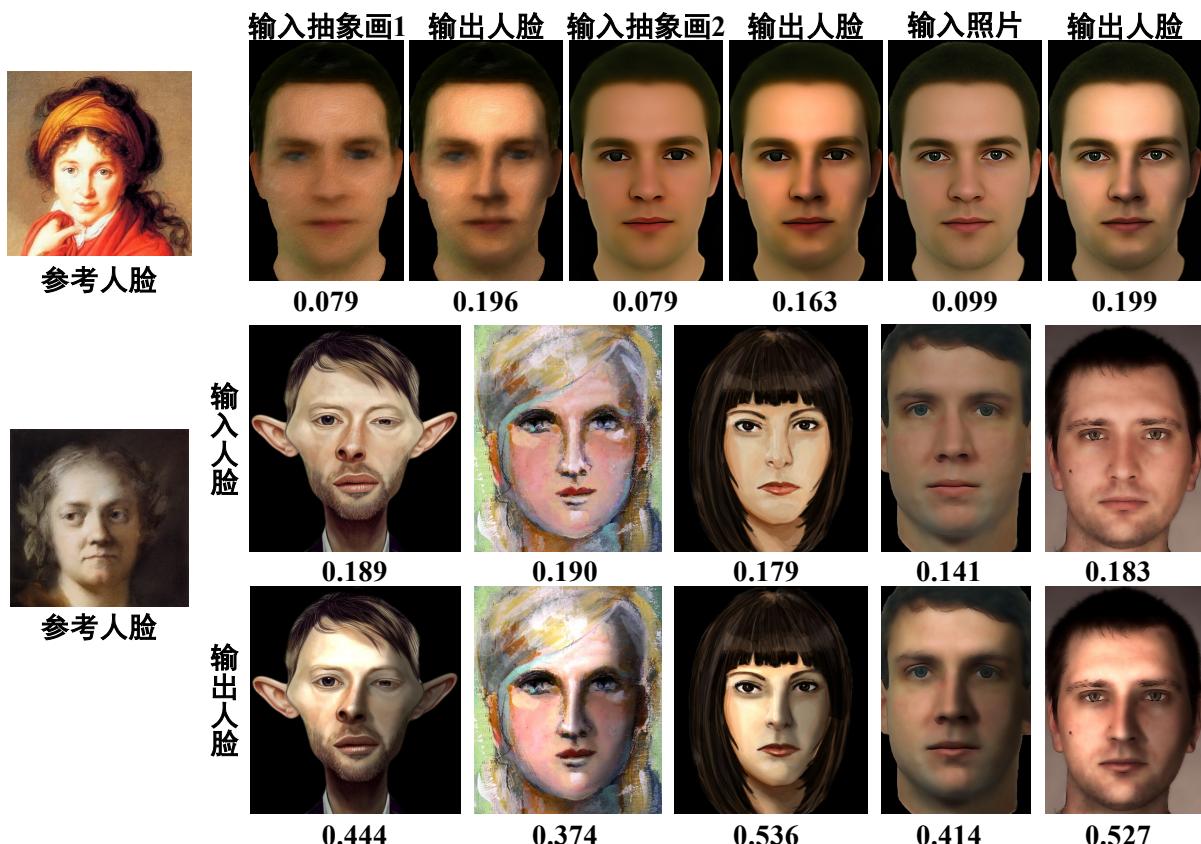


图 61 多种输入人脸图像通过同一个绘画模板生成的艺术光影效果，及其光影艺术效果评测得分

同一个模板，多个输入。同一个人脸图像艺术光影绘画模板可以应用于多种风格的输入人脸绘画图像上，这验证了人脸图像艺术光影绘画模板的可重用性，图 61 显示了同一个模板应用于多种输入人脸图像的结果，例如抽象画、水彩画、计算机生成的绘画等。图 61 第一行显示了同一个参考人脸图像的艺术光影绘画模板，应用于同一个人脸的多种风格（抽象画<sup>[89]</sup>、抽象画<sup>[90]</sup>、艺术照片）；第二行显示了同一个参考人脸图像

的艺术光影绘画模板，应用于多个人脸的多种风格图像的结果，输出人脸图像的光影艺术效果评测得分，高于输入人脸图像的光影艺术效果评测得分。

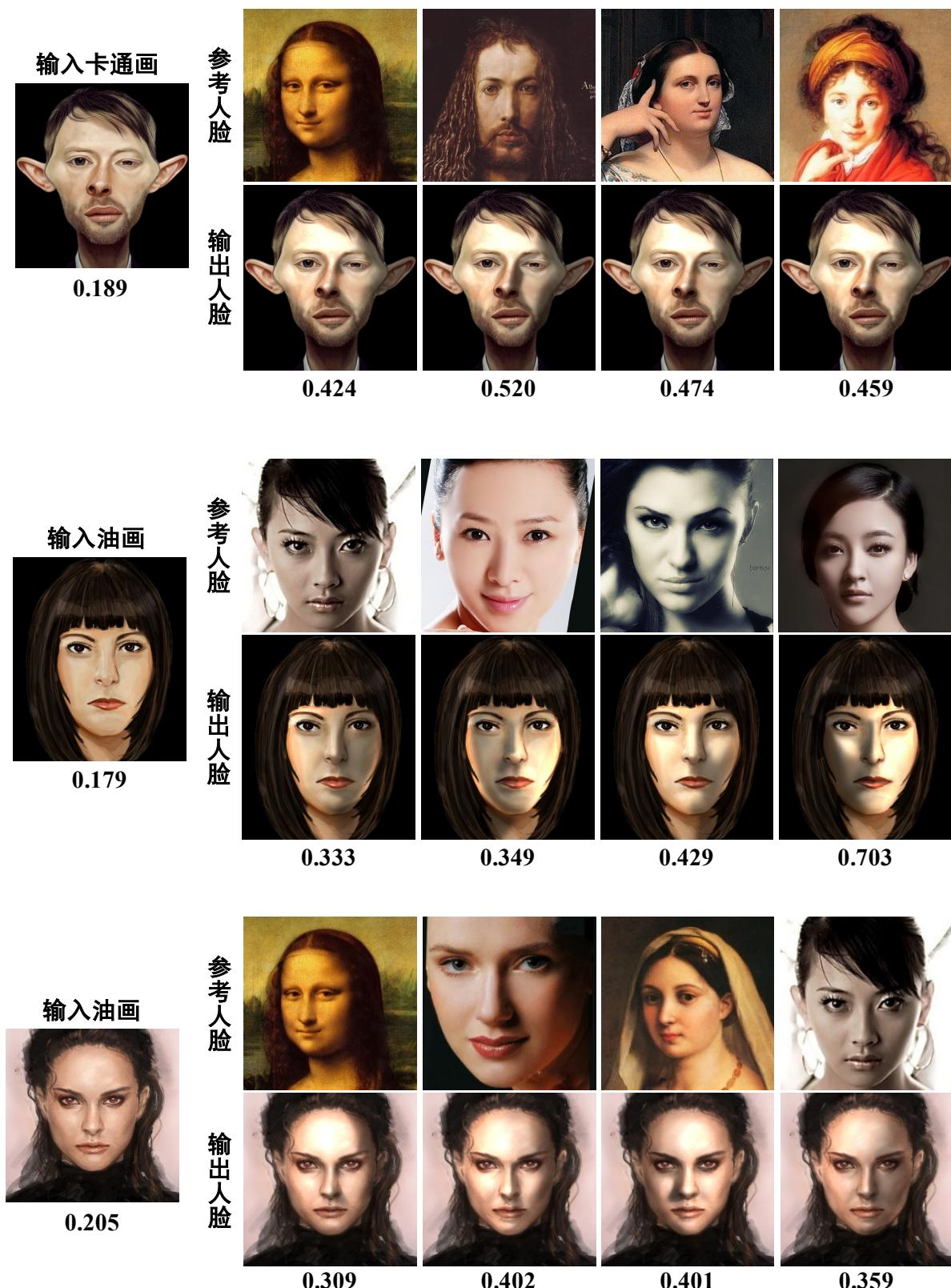


图 62 输入图像为卡通画与油画，同一个人脸图像由多个艺术光影绘画模板生成的艺术光影效果，及其光影艺术效果评测得分

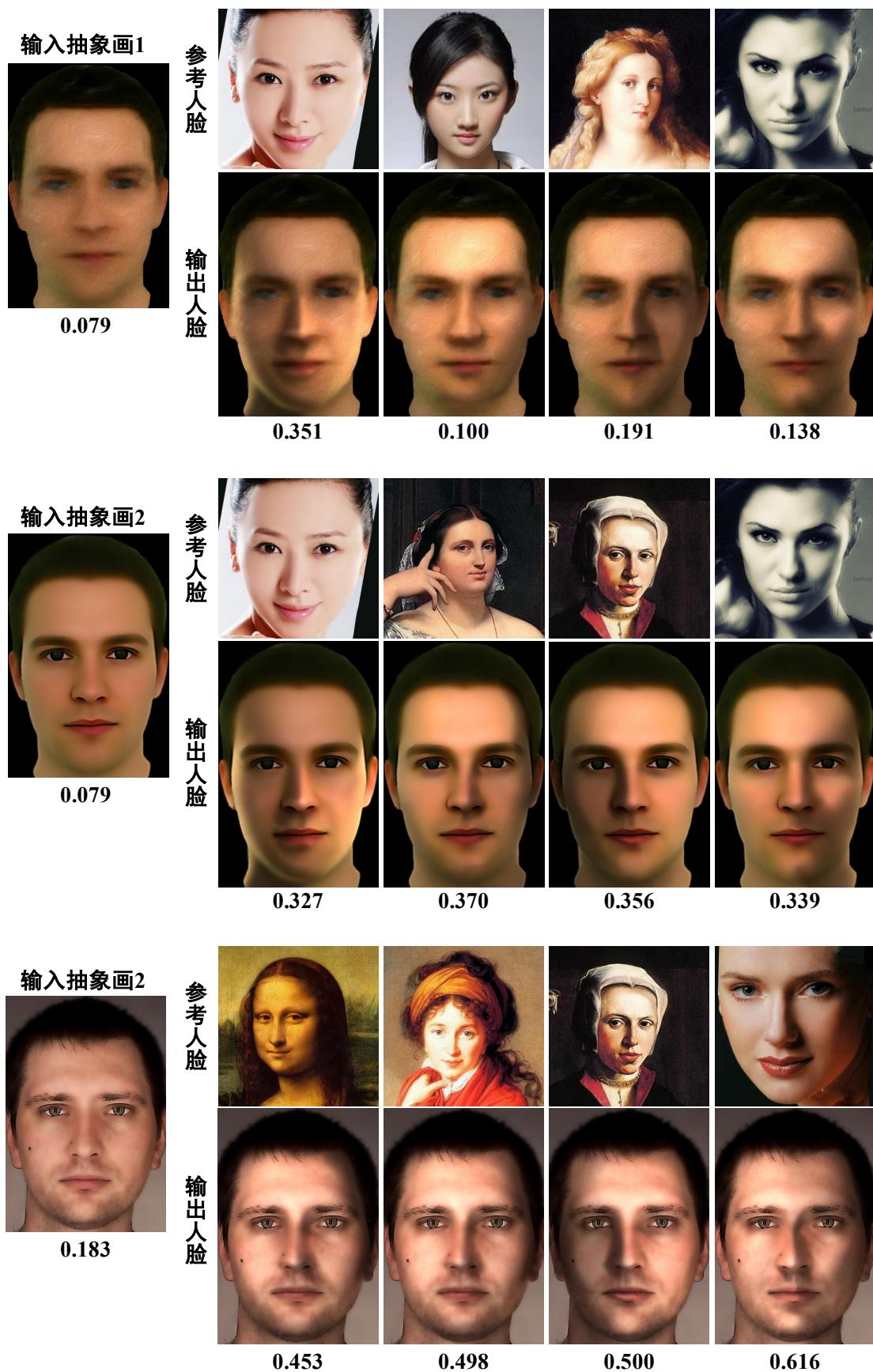


图 63 输入图像为抽象画，同一个人脸图像由多个艺术光影绘画模板生成的艺术光影效果，及其光影艺术效果评测得分

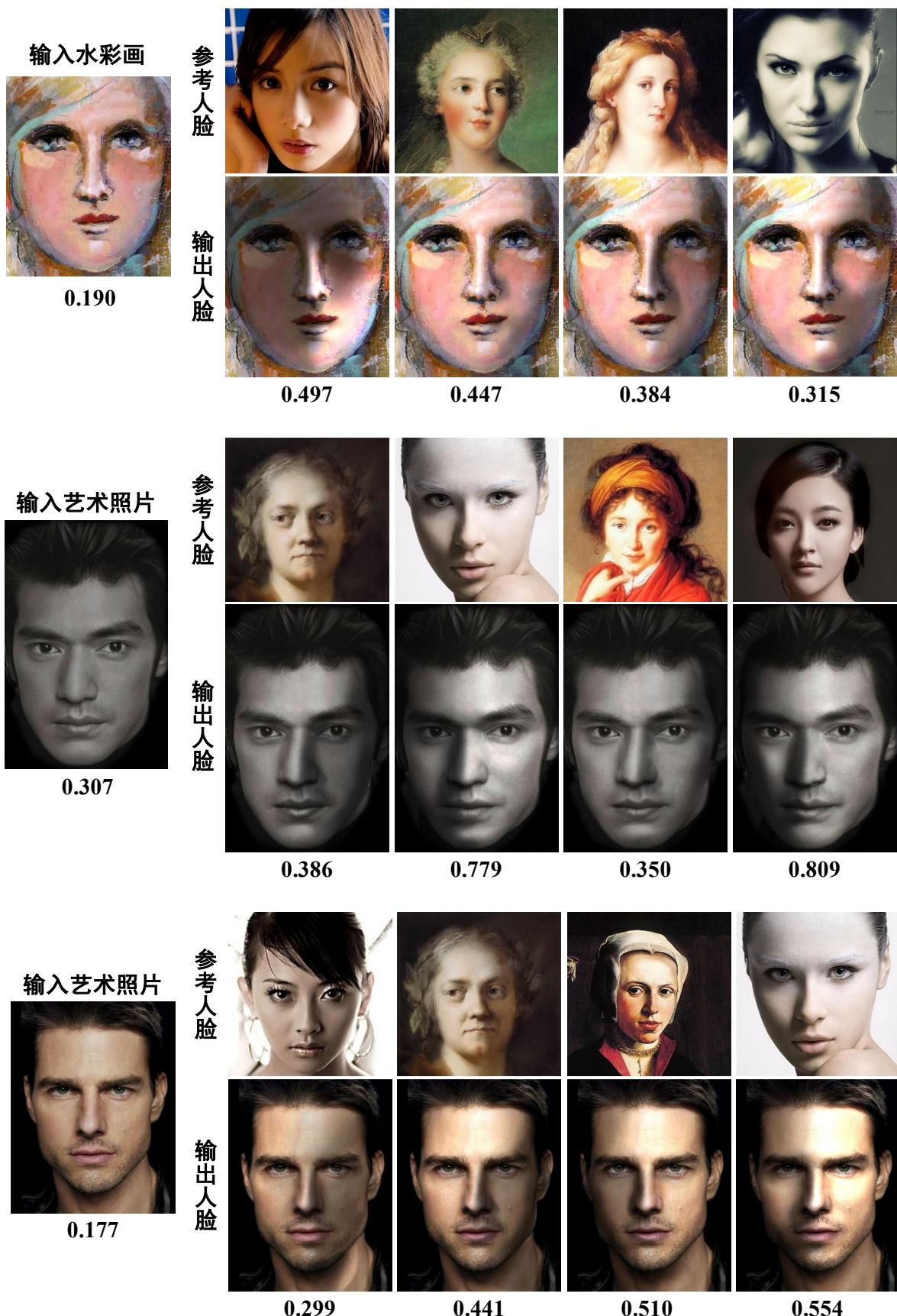


图 64 输入图像为水彩画与艺术照片，同一个人脸图像由多种艺术光影绘画模板生成的艺术光影效果，及其光影艺术效果评测得分

**同一个输入，多个模板。**对于同一个输入人脸图像，该系统能够利用多种艺术光影绘画模板，生成多种艺术光影效果。图 62、图 63 以及图 64 显示了当输入人脸图像为卡通画、油画、抽象画 1<sup>[89]</sup>、抽象画 2<sup>[90]</sup>、水彩画、艺术照片等风格时，多个艺术光影绘画模板所生成的艺术光影效果。用户能够利用该系统生成同一个输入人脸的多种艺术光影效果，并从中选择自己需要的光影效果，图 62 中包含了多种典型艺术光影效果，输出人脸图像的光影艺术效果评测得分高于输入人脸图像的光影艺术效果评测得分。

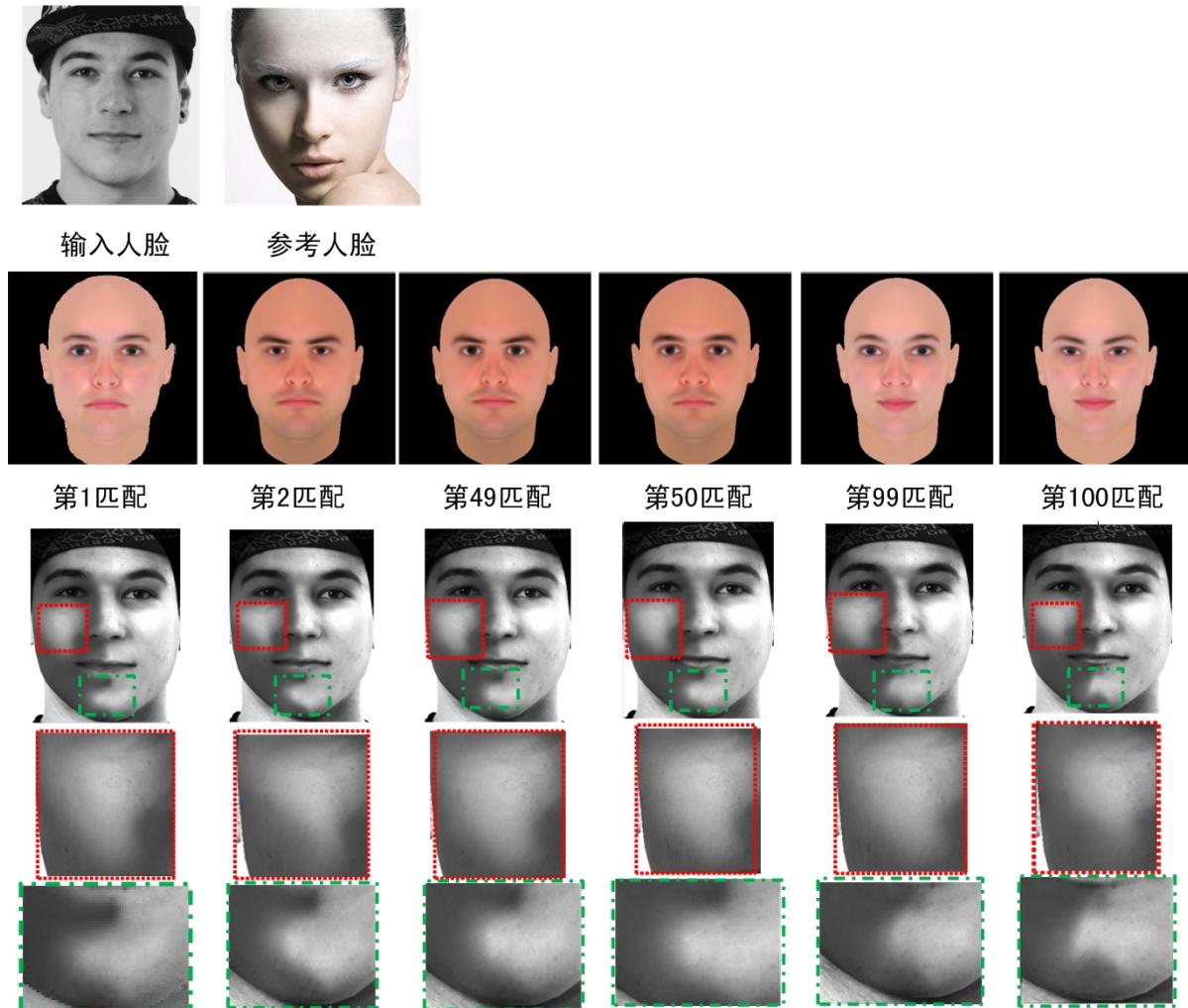


图 65 典型艺术光影效果生成。从左到右依次显示了与输入人脸脸型与五官分布匹配的第 1、2、49、50、99、100 个虚拟标准人脸对应的光影绘画模板生成的艺术光影效果。

**10 种典型艺术光影效果生成。**如果用户选择了 10 种典型艺术光影效果中的一种作为参考人脸图像光影，系统将自动从其对应的 100 个虚拟标准人脸中，选择与输入人脸脸型与五官分布最相似的一个虚拟标准人脸，利用其对应的人脸图像艺术光影绘画模板生成输入人脸图像的艺术光影效果。其中两个人脸脸型和五官分布的相似度度量，采用文献[91]中的形状上下文距离尺度，参考不同匹配结果的生成效果如图 65 所示，脸型与五官分布与输入人脸越相似，生成的艺术光影效果越接近参考艺术光影效果。

### 5.2.2 剪纸与素描风格的光影效果生成

人脸图像艺术光影绘画模板能够直接应用到抽象风格人脸图像、水彩风格人脸图像等艺术形式，但是对于剪纸风格和素描风格的光影效果，艺术家进行了特殊处理，当人脸图像艺术光影绘画模板应用到剪纸风格和素描风格的人脸图像时，需要进行变换，以生成剪纸风格的光影效果和素描风格的光影效果。

**剪纸风格的人脸图像艺术光影生成。**近期，北京理工大学的 Meng 等提出了一种由人脸图像生成对应剪纸风格艺术作品的方法<sup>[92]</sup>，该方法基于一组由艺术家绘画的艺术剪纸模板生成输入人脸图像的剪纸风格。该方法侧重于脸部五官特征的剪纸风格化，只处理近似均匀光照条件下的剪纸风格人脸图像生成，然而，光影效果是剪纸艺术中的重要特点，该系统利用人脸图像艺术光影绘画模板库，能够生成具有鲜明光影效果的剪纸风格人脸图像，从而更加接近人类艺术家创作的剪纸风格人脸图像艺术作品。

剪纸风格人脸图像艺术作品通常具有二值化的效果（红色前景和白色背景），剪纸风格的光影效果也通过二值化的效果表现，艺术家常用白色表示“亮面”，红色表示“暗面”，从而得到高对比度的二值化光影效果，能够给人以很强烈的视觉冲击。该系统利用人脸图像艺术光影绘画模板库中的阴影模板，经过二值化处理<sup>[93]</sup>得到剪纸风格光影效果，以生成红色表示的阴影区域。

剪纸艺术作品通常需要保持各红色区域之间的连通性，文献[92]预先定义了一组连通曲线，使得输出人脸图像区域连通。在该系统生成红色阴影区域之后，预先定义的连通曲线会产生冗余，该系统首先去除所有的连通曲线，在红色阴影区域生成后，再根据连通性增加需要的连通曲线。

对于输入近似均匀光照条件下的人脸剪纸图像（没有明显光影效果的人脸剪纸和素描），该系统通过人脸图像艺术光影绘画模板的风格化处理，输出人脸艺术光影效果的剪纸风格，如图 66 所示，第一行左图为艺术家的剪纸作品，其运用了鲜明对比的光影效果，第一行中图为文献[92]生成的人脸剪纸图像，该人脸上并未包含高对比度的光影效果，没有体现艺术人像剪纸风格的特征，该图像可以作为该系统的输入图像，加上阴影模板后，输出人脸剪纸效果如第二行右图所示，该系统输出的人脸剪纸图像的光影效果与艺术家剪纸作品类似，第二行左图为参考人脸照片的光影效果，中图为输入人脸剪纸，右图为输出结果，该输出剪纸的光影效果与参考照片的光影效果相似。

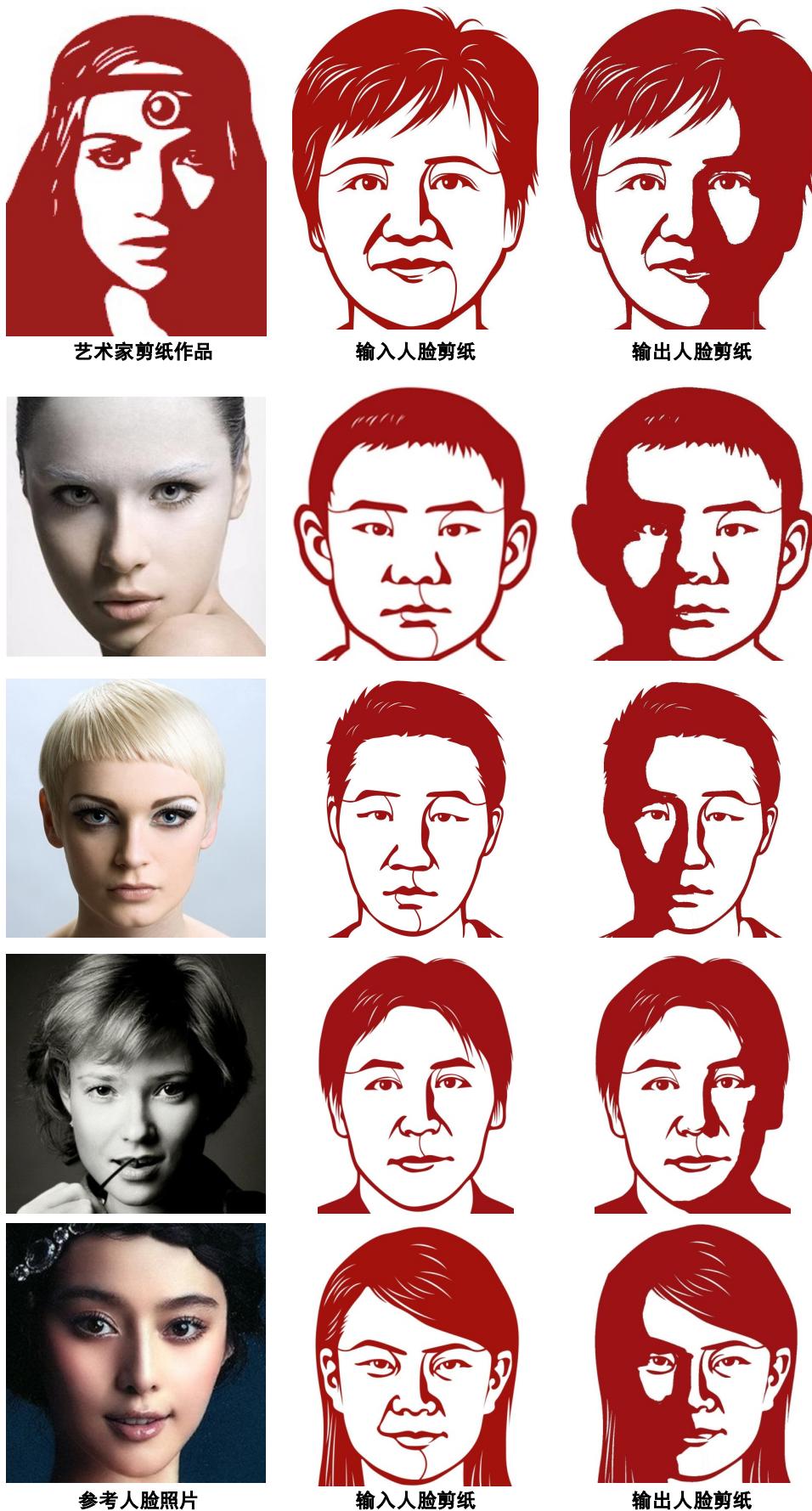
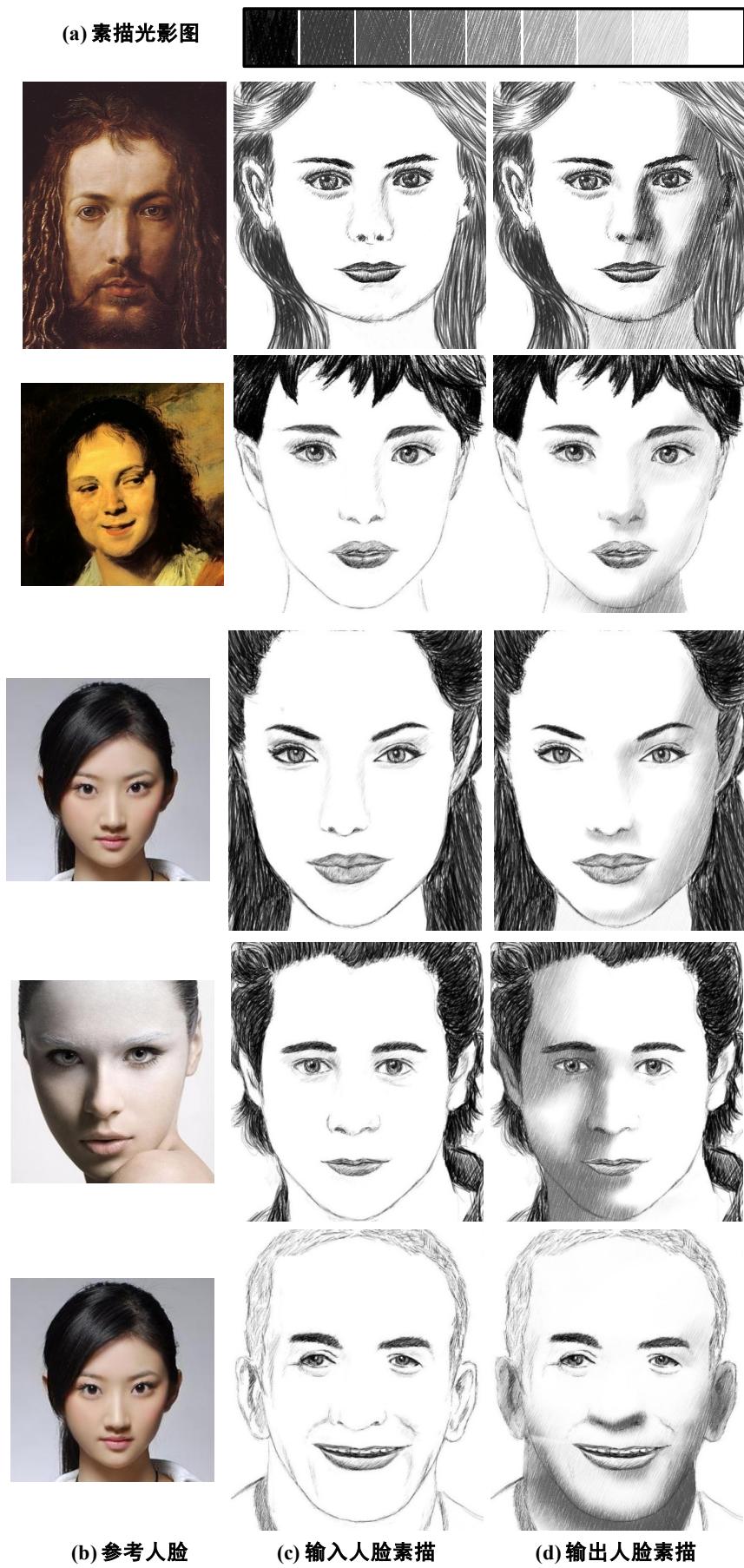


图 66 素描风格的人脸图像艺术光影生成



**素描风格的人脸图像艺术光影生成。**艺术家通常通过交叉线纹理(hatching texture)表现素描人脸的光影风格，艺术家通过画笔笔触的浓密表现光影的强弱。艺术家首先绘画一幅近似均匀光照条件下的素描人脸图像，然后绘画一个素描光影图，如图 67 (a) 所示，该图包含了离散的从弱到强的光影强度所对应的光影效果，最后利用人脸图像艺术光影绘画模板指导该艺术素描光影图，在输入人脸图像上生成强弱适当的艺术光影素描效果。为了生成连续的素描风格光影变化效果，相邻光影强度之间的光影强度通过线性插值生成。

如图 67 (a) 所示，该系统能够利用艺术家提供的素描光影图，生成输入素描人脸图像的艺术光影效果素描风格，输出人脸素描图像的艺术光影效果与参考人脸图像的艺术光影效果相似，艺术家只需要提供素描光影图，以及一幅光影效果不明显输入人脸素描，即可生成多种光影效果的人脸素描图像。

### 5.3 本章小结

本章设计了人脸图像视频光影生成系统，该系统包含了基于单图像/视频的对象光影迁移生成，以及与本论文工作相关的人脸图像艺术光影生成。首先根据艺术家绘画经验知识构建了人脸图像艺术光影模板库，在此基础之上设计并实现了人脸图像艺术光影生成系统，记录和重用画家经验知识，给用户提供了一种简洁的方式生成人脸图像的艺术光影效果，利用该系统，用户可以参考模板库的人脸图像艺术光影，也可以参考用户提供的艺术光影，生成输入人脸图像的艺术光影效果，仅需“一键操作”，就可以便捷快速地艺术化人脸图像光影，并且能够生成多种风格人脸图像的光影艺术效果。

## 结论与展望

本论文研究工作的核心内容是人脸图像艺术光影感知与表示，主要的研究成果包括基于局部光影对比特征的人脸图像艺术光影属性模板构造方法、基于属性模板的人脸图像光影艺术效果度量方法、基于绘画知识的人脸图像艺术光影表示与重用方法、人脸图像艺术光影生成系统。

## 论文工作总结

本论文首先从图像视觉美学质量分析度量、图像光影效果分析估计、视觉艺术内容的光影分析感知、变光照对象特征提取、视觉外观属性表示、基于图像的光场数据库、本征图像分解、人脸图像光影效果的迁移与生成等几个方面，调研了相关国内外研究现状，分析了目前的发展趋势，总结出人脸艺术光影感知表示方面存在关键问题：如何基于艺术家的经验知识，使计算机能够感知人脸图像艺术光影，以及表示并重用人脸图像艺术光影？针对该问题提出了相关新方法新算法，研制了人脸图像艺术光影生成系统。

第二章提出了一种人脸图像艺术光影属性模板构造方法。首先根据艺术家的经验，构建了人脸图像数据集，该数据集包含 350 幅艺术人脸图像与 500 幅非艺术人脸图像；受艺术家分析人脸艺术光影效果方法的启发，分析艺术人脸图像集的光影分布，提取局部光影对比特征，构建描述人脸图像局部光影对比的特征基本单元，然后选择区分度较大的局部光影对比特征，学习人脸图像艺术光影分布的特征组合规律，并且根据组合规律，构造人脸图像艺术光影属性模板，以表示人脸图像艺术光影的共性规律。通过该方法，自动构造了符合艺术家关于人脸图像艺术光影描述的艺术光影属性模板，包括：人脸图像艺术光影平均属性模板、三角光属性模板、蝴蝶光属性模板、环状光属性模板、二分光属性模板。并且根据三角光、环状光和二分光的主光源方向，进一步构造了左三角光属性模板、右三角光属性模板、左环状光属性模板、右环状光属性模板、左二分光属性模板、右二分光属性模板，为人脸图像光影艺术效果度量，以及人脸图像艺术光影表示提供了理论方法支撑。

第三章提出了一种人脸图像光影艺术效果度量方法。根据提取的局部光影对比特征与构造的人脸艺术光影属性模板，进一步对人脸光影艺术效果进行定性度量与定量度量。首先根据局部光影对比特征，定义人脸图像光影效果描述符；然后根据人脸图像艺术光

影属性模板和光影效果描述符，对人脸图像光影艺术效果进行自动分类，包括人脸图像光影艺术效果与非艺术效果的分类，以及多种人脸图像艺术光影效果样式的分类，在人脸图像数据集中，交叉检验的平均分类准确率超过 90%；并且根据人脸图像艺术光影平均属性模板，对人脸图像光影艺术效果的进行自动评测，计算机自动评测结果与艺术家主观评价结果相近。本章的实验结果进一步证明了第二章提取出的局部光影对比特征是具有代表性的，构造的人脸艺术光影属性模板是符合专业摄影或绘画知识的。

第四章提出了一种基于绘画知识的人脸艺术光影表示与重用方法。首先根据艺术家绘画经验知识，构造了人脸图像艺术光影绘画模板，表示艺术家绘画的艺术光影效果；然后根据人脸图像艺术光影绘画模板，以及人脸特征点定位与人脸变形，重用艺术家绘画的艺术光影效果，在输入人脸图像上，生成与参考艺术人脸图像相似的艺术光影效果；针对用户提供参考人脸图像，根据人脸图像光影描述符，从人脸图像艺术光影绘画模板对应的参考人脸图像中，匹配出与用户提供参考人脸图像具有最相似光影效果的参考人脸图像，并且通过人脸图像光影效果描述符，调整匹配参考人脸图像的艺术光影绘画模板，表示并重用了用户提供参考人脸图像的艺术光影效果，在输入人脸图像上，生成与用户提供参考人脸图像相似的艺术光影效果，扩展了已有人脸图像艺术光影绘画模板集合的适用范围；如果用户没有提供参考艺术人脸图像，只提供了一幅输入人脸图像，根据输入人脸的脸型与五官分布，从人脸图像艺术光影绘画模板对应的参考人脸图像中，自动推荐一幅参考艺术人脸图像，在输入图像上生成艺术光影效果。该方法能够记录和重用画家绘画人脸艺术光影经验知识，能够根据参考艺术人脸的艺术光影效果，在输入人脸上生成与参考艺术光影效果相似的，并且视觉上可信的艺术光影效果。

第五章设计并实现了人脸图像视频光影生成系统，该系统包含了基于单图像/视频的对象光影迁移生成，以及与本论文工作相关的人脸图像艺术光影生成。该系统能够记录和重用画家经验知识，给用户提供了一种简洁的方式生成人脸艺术光影效果。该系统能够参考用户从库中选择的艺术人脸图像，也可以参考用户提供的艺术人脸图像，并且可以参考系统推荐的艺术人脸图像，在输入人脸图像上生成与参考艺术人脸图像相似的艺术光影效果。可以便捷快速地艺术化人脸光影，能够生成包括油画、水彩画、剪纸、素描、照片等多种类型人脸图像的艺术光影效果。

## 未来工作展望

人类艺术家具有丰富的感知艺术与创作艺术的经验，在视觉艺术领域，计算机需要经过复杂的运算，才能判断图像的视觉美学质量，利用计算机生成场景，需要精确的三维几何模型、对象材质属性、场景光照条件，而具有丰富经验的艺术家能够很容易辨识与评价艺术作品，并且不通过精确的三维几何与材质模型计算，能够绘画效果逼真的图像作品，两者之间互有优势，如果能够利用计算机表示并重用艺术家丰富的经验知识，感知与创作艺术作品的自动化时代就即将到来，甚至能够产生大量基于艺术家知识的场景解析与场景生成方法，在这个大方向上，本论文的工作仅仅是个开始，还有很多重要课题等待着更加深入的研究。这里仅列出其中的几个方面：

(1) 人像艺术光影感知与表示：本论文重点研究正面人像中的人脸部分，除了人脸之外的其他部分还包括：头发、身体、四肢、服饰等等，这些部分在几何结构与材质方面的复杂度高于人脸部分，但是人类的视觉感知对人脸区域的敏感度远远大于其他部分，这就使得整体人像，甚至多人图像的艺术光影感知与表示方面的研究具有一定的可行性，是一个有意义的研究方向。

(2) 艺术人像自动感知与生成：虽然光影效果是艺术人像最为重要的影响因素，艺术人像还包括发型、服装、姿势、表情、化妆、布景、抓拍等其他因素，如果使得计算机能够从其他角度感知艺术人像，以及如何利用计算机对人像进行自动修正与增强，是富有挑战性的科学技术难题，也是艺术创作平民化与个性化的重要步骤。

(3) 艺术家创作过程的表示与重用：本论文表示与重用的是艺术家创作的结果：人脸图像艺术光影效果，然而在计算机场景生成的研究中，艺术家创作的过程往往是非常重要的辅助生成与修改的手段，这其中富有挑战性的难点问题在于：如何在计算机中表示与重用艺术创作过程，以及如何处理艺术家的个性创作方式等。



## 参考文献

- [1] 辞海编辑委员会. 辞海 [M]. 第六版. 上海: 上海辞书出版社, 2009.
- [2] Johnson M. K., Stork D. G., Biswas S., et al. Inferring Illumination Direction Estimated from Disparate Sources in Paintings: An Investigation into Jan Vermeer's Girl with a Pearl Earring [A]. In Proceedings of the Computer Image Analysis in the Study of Art [C]. San Jose, California, USA. January 28-29, 2008: 68100I-1-12
- [3] Stork D. G. and Furuichi Y. Image Analysis of Paintings by Computer Graphics Synthesis: An Investigation of the Illumination in Georges de la Tour's Christ in the Carpenter's Studio [A]. In Proceedings of the Computer Image Analysis in the Study of Art [C]. San Jose, California, USA. January 28-29, 2008: 68100J-1-12
- [4] Zhao M. and Zhu S. Abstract Painting with Interactive Control of Perceptual Entropy [J]. Transactions on Applied Perception (TAP). 2013, Vol. 10, No. 1: 5:1-5:21
- [5] Hurter B. The Best of Photographic Lighting Techniques and Images for Digital Photographers [M]. 2nd edn. New York, USA: Amherst Media, 2007.
- [6] Hunter F., Biver S. and Fuqua P. Light: Science and Magic: An Introduction to Photographic Lighting [M]. 3rd edn. New York, USA: Focal Press, 2007.
- [7] Grey C. Master Lighting Guide for Portrait Photographers [M]. New York, USA: Amherst Media, 2004.
- [8] Prakel D. Basics Photography: Lighting [M]. Switzerland: AVA Publishing, 2007.
- [9] Wikipedia. Photography [EB/OL]. <http://en.wikipedia.org/wiki/photography>, 2012-11-24
- [10] Tong H., Li M., Zhang H., et al. Classification of Digital Photos Taken by Photographers or Home Users [A]. In Proceedings of the 5th Pacific Rim Conference on Advances in Multimedia Information Processing (PCM) [C]. Tokyo, Japan. November 30 - December 3, 2004: 198-205
- [11] Ke Y., Tang X. and Jing F. The Design of High-level Features for Photo Quality Assessment [A]. In Proceedings of the 19th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. New York, USA. June 17-22, 2006: 419-426
- [12] Datta R., Joshi D., Li J., et al. Studying Aesthetics in Photographic Images using a

- Computational Approach [A]. In Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision (ECCV) [C]. Graz, Austria. May 7–13, 2006: 288-301
- [13] Li C. and Chen T. Aesthetic Visual Quality Assessment of Paintings [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing. 2009, Vol. 3, No. 2: 236-252
- [14] Nishiyama M., Okabe T., Sato I., et al. Aesthetic Quality Classification of Photographs Based on Color Harmony [A]. In Proceedings of the 24th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Colorado Springs, USA. June 21-25, 2011: 33-40
- [15] Jin X., Zhao M., Chen X., et al. Learning Artistic Lighting Template from Portrait Photographs [A]. In Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV) [C]. Heraklion, Crete, Greece. September 5-11, 2010: 101-114
- [16] Luo W., Wang X. and Tang X. Content-based Photo Quality Assessment [A]. In Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Barcelona, Spain. November, 6-13, 2011: 2206-2213
- [17] Marchesotti L., Perronnin F., Larlus D., et al. Assessing the Aesthetic Quality of Photographs using Generic Image Descriptors [A]. In Proceedings of the 13th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Barcelona, Spain. November 6-13, 2011: 1784-1791.
- [18] Dhar S., Ordonez V. and Berg T. L. High Level Describable Attributes for Predicting Aesthetics and Interestingness [A]. In Proceedings of the 24th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Colorado Springs, USA. June 21-25, 2011: 1657-1664
- [19] Yanulevskaya V., Uijlings J., Bruni E., et al. In the Eye of the Beholder: Employing Statistical Analysis and Eye Tracking for Analyzing Abstract Paintings [A]. In Proceedings of the 20th ACM International Conference on Multimedia [C]. Nara, Japan. October 29 – November 2, 2012: 349-358
- [20] Murray N., Marchesotti L. and Perronnin F. AVA: A Large-Scale Database for Aesthetic Visual Analysis [A]. In Proceedings of the 25th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Providence, Rhode Island, USA. June 6-21, 2012: 2408-2415

- [21] Gray D., Yu K., Xu W., et al. Predicting Facial Beauty without Landmarks [A]. In Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV) [C]. Heraklion, Crete, Greece. September 5-11, 2010: 434-447
- [22] Li C., Gallagher A., Loui A. C., et al. Aesthetic Quality Assessment of Consumer Photos with Faces [A]. In Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) [C]. Hongkong, China. Septemper 26-29, 2010: 3221-3224
- [23] Khan S. S. and Vogel D. Evaluating Visual Aesthetics in Photographic Portraiture [A]. In Proceedings of the 8th Annual Symposium on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization, and Imaging [C]. Annecy, France. June 4-6, 2012: 55-62
- [24] 王珂. 硕士学位论文. 基于图像/视频的虚实光照融合方法研究与实现[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2012.
- [25] Lalonde J. F., Narasimhan S. G. and Efros A. A. What Do the Sun and Sky Tell Us About the Camera [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV). 2010, Vol. 88, No. 1: 24-51
- [26] Lalonde J. F., Efros A. A., and Narasimhan S. G. Estimating Natural Illumination from a Single Outdoor Image [A]. In Proceedings of 12th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Kyoto, Japan, September 27 - October 4, 2009: 183-190
- [27] Lalonde J. F., Efros A. A. and Narasimhan S. G. Estimating Natural Illumination from a Single Outdoor Image [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV). 2012, Vol. 98, No. 2: 123-145
- [28] Panagopoulos A., Wang C., Samaras D., et al. Illumination Estimation and Cast Shadow Detection through a Higher-order Graphical Model [A]. In Proceedings of the 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Colorado Springs, USA, June 21-25, 2011: 673-680
- [29] Karsch K., Hedau V., Forsyth D., et al. Rendering Synthetic Objects into Legacy Photographs [A]. In Proceedings of the 4th ACM SIGGRAPH Conference and Exhibition on Computer Graphics and Interactive Techniques in Asia (SIGGRAPH Asia) [C]. Hong Kong, China, December 12-15, 2011. Also in Transactions on Graphics (TOG). 2011, Vol. 30, No. 6: 157:1-157:12
- [30] Murray N., Marchesotti L. and Perronnin F. Learning to Rank Images using Semantic

- and Aesthetic Labels. In Proceedings of British Machine and Vision Conference (BMVC) [C]. Surrey, England. September 3-7, 2012: 110.1-110.10
- [31] Stork D. G. Computer Analysis of Lighting Style in Fine Art: Steps towards Inter-Artist Studies [A]. In Proceedings of Computer Vision and Image Analysis of Art II [C]. January 25-26, 2011: 7869-02-1-11
- [32] Vuçini E., Gökm̄en M. and Gröller E. Face Recognition under Varying Illumination [A]. In Proceedings of the 15th International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision (WSCG) [C]. Plzen-Bory, Czech Republic. January 29 - February 1, 2007: 57-64
- [33] Ansary T. F., Daoudi M. and Vandeborre J. P. A Bayesian 3-D Search Engine Using Adaptive Views Clustering [J]. IEEE Transactions on Multimedia (TOM). 2007, Vol. 9, No. 1: 78-88
- [34] Zheng S., Tu Z. and Yuille A. L. Detecting Object Boundaries Using Low-, Mid-, and High-level Information [A]. In Proceedings of the 20th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Minneapolis, Minnesota, USA. June 18-23, 2007: 1-8
- [35] Wang H., Li S. and Wang Y. Face Recognition under Varying Lighting Conditions Using Self Quotient Image [A]. In Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG) [C]. Seoul, South Korea, May 16-18, 2004: 819-824
- [36] Li Q., Yin W. and Deng Z. Image-based Face Illumination Transferring Using Logarithmic Total Variation Models [J]. The Visual Computer. 2010, Vol. 26, No. 1: 41–49
- [37] Han H., Shan S., Qing L., et al. Lighting Aware Preprocessing for Face Recognition across Varying Illumination [A]. In Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV) [C]. Heraklion, Crete, Greece. September 5-11, 2010: 308-321
- [38] Si Z., Gong H., Wu Y., et al. Learning Mixed Templates for Object Recognition [A]. In Proceeding of the 22th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Miami, Florida, USA, June 20-29, 2009: 272-279
- [39] Si Z. and Zhu S. Learning Hybrid image Template (HiT) by Information Projection [J].

IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). 2012, Vol. 34, No.7: 1354-1367

- [40] Yao B. and Zhu S. Learning Deformable Action Templates from Cluttered Videos [A]. In Proceedings of 12th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Kyoto, Japan, September 27 - October 4, 2009: 1507-1514
- [41] Zhu J., Wu T., Zhu S., et al. Learning Reconfigurable Scene Representation by Tangram Model [A]. In Proceedings of the IEEE Workshop on Application of Computer Vision (WACV) [C]. Breckenridge, Colorado, USA. January 9-11, 2012: 449-456
- [42] Hubel D. H. and Wiesel T. N. Receptive Fields, Binocular Interaction and Functional Architecture in The Cat'S Visual Cortex [J]. Journal of Physiology. 1962, Vol. 160:106-154
- [43] Julesz B. Textons, the Elements of Texture Perception and Their Interactions [J] Nature. 1981, Vol. 290: 91-97
- [44] Marr, D. Vision [M]. New York, NY: W.H. Freeman and Company. 1982.
- [45] Zhu S., Guo C., Wang Y., et al. What are Textons? [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV). 2005, Vol. 62, No. 1-2: 121-143
- [46] Doersch C., Singh S., Gupta A., et al. What Makes Paris Look like Paris? [A]. In Proceedings of the 39th International Conference and Exhibition on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH) [C]. Los Angeles, USA, August 5-9, 2012. Also in ACM Transactions on Graphics (TOG). 2012, Vol. 31, No. 3: 101:1-101:9
- [47] Geusebroek J. M., Burghouts G. J. and Smeulders A W M. The Amsterdam Library of Object Images [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV). 2005, Vol. 61, No. 1: 103-112
- [48] Phillips P., Moon H., Rizvi S. A., et al. The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). 2000, Vol. 22, No. 10: 1090-1104
- [49] Turk M. and Pentland A. Eigenfaces for Recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience. 1991, Vol. 3, No. 1: 71-86
- [50] Sim T., Baker S. and Bsat M. The CMU Pose, Illumination and Expression Database [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). 2003, Vol. 25,

No. 12:1615-1618

- [51] Samaria F. S. and Harter A. C. Parameterization of a Stochastic Model for Human Face Identification [A]. In Proceedings of the 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision [C]. Sarasota, Florida, USA. December 5-7, 1994: 245-248
- [52] Lee H. S., Park S., Kang B. N., et al. The POSTECH Face Database (PF07) and Performance Evaluation [A]. In Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG) [C]. Amsterdam, The Netherlands. September 17-19, 2008: 1-6
- [53] Martinez A. M. and Benavente R. The AR Face Database [R]. Barcelona, Spain : Computer Vision Center (CVC), Technical Report 24 , 1998
- [54] 张晓华, 山世光, 曹波等. CAS-PEAL 大规模中国人脸图像数据库及其基本评测介绍 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 第 17 卷第 1 期: 9-17
- [55] Barrow H. G.. and Tenenbaum J. M. Recovering Intrinsic Scene Characteristics from Images [J]. Computer Vision Systems (CVS). 1978: 3–26
- [56] Bell M. and Freeman W. T. Learning Local Evidence for Shading and Reflectance [A]. In Proceedings of the Eighth International Conference on Computer Vision (ICCV) [C]. Vancouver, British Columbia, Canada, July 7-14, 2001: 670-677
- [57] Tappen M. F., Freeman W. T. and Adelson E. H. Recovering Intrinsic Images from A Single Image [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). 2005, Vol. 27, No. 9: 1459–1472
- [58] Tappen M. F., Adelson E. H. and Freeman W. T. Estimating Intrinsic Component Images Using Non-linear Regression [A]. In Proceedings of the 19th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. New York, NY, USA, June 17-22, 2006: 1992–1999
- [59] Bousseau A., Paris S. and Durand F. User-assisted Intrinsic Images [A]. In Proceedings of the 4th ACM SIGGRAPH Conference and Exhibition on Computer Graphics and Interactive Techniques in Asia (SIGGRAPH Asia) [C]. Yokohama, Japan, December 16-19, 2009. Also in Transactions on Graphics (TOG). 2009, Vol. 28, No. 5: 130:1-130:10
- [60] Shen J., Yang X., Jia Y., et al. Intrinsic Images Using Optimization [A]. In Proceedings

- of the 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Colorado Springs, USA, June 21-25, 2011: 3481–3487
- [61] Shen L. and Yeo C. Intrinsic Images Decomposition Using a Local and Global Sparse Representation of Reflectance. In Proceedings of the 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Colorado Springs, USA, June 21-25, 2011: 697–704
- [62] Shen L., Tan P. and Lin S. Intrinsic Image Decomposition with Non-local Texture Cues [A]. In Proceedings of the 21th IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Anchorage, Alaska, USA. June 24-26, 2008: 1-7
- [63] Belhumeur P. N. and Kriegman D. J. What is the Set of Images of An Object under All Possible Lighting Conditions? [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV). 1998, Vol. 28, No. 3: 270-277
- [64] 陈萌萌. 硕士学位论文. 基于视频图像的光照迁移方法研究与实现[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2011.
- [65] Wang Y., Liu Z., Hua G., et al. Face Re-lighting from a Single Image Under Harsh Lighting Conditions [A]. In Proceedings of the 20th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Minneapolis, Minnesota, USA, June 18-23, 2007: 1–8
- [66] Wang Y., Zhang L., Liu Z., et al. Face Re-Lighting from a Single Image under Arbitrary Unknown Lighting Conditions [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). 2009, Vol. 31, No. 11: 1968-1984
- [67] Peers P., Tamura N., Matusik W, el al. Postproduction Facial Performance Relighting Using Reflectance Transfer [A]. In Proceedings of the 34th International Conference and Exhibition on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH) [C]. San Diego, California, USA, August 5-9, 2007. Also in ACM Transactions on Graphics (TOG). 2007, Vol. 26, No. 3: 40:1-40:10
- [68] Chen J., Su G., He J. and Ben S. Face Image Relighting Using Locally Constrained Global Optimization [A]. In Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV) [C]. Heraklion, Crete, Greece. September 5-11, 2010: 44-57
- [69] Chen X., Chen M., Jin X., et al. Face Illumination Transfer Through Edge-preserving

- Filters [A]. In Proceedings of the 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. Colorado Springs, USA, June 21-25, 2011: 281–287
- [70] 熊正寅. 人像照片整修 [M]. 上海: 上海人民美术出版社, 1983.
- [71] Margulis D. Photoshop LAB Color: The Canyon Conundrum and Other Adventures in the Most Powerful Colorspace [M]. Berkeley, USA: Peachpit Press, 2005.
- [72] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). 1986, Vol. 8, No. 6: 679- 698
- [73] Lin J. Divergence Measures based on The Shannon Entropy [J]. IEEE Transactions on Information Theory. 1991, Vol. 37, No. 1: 145-151
- [74] Della Pietra S., Della Pietra V. and Lafferty J. Introducing Features of Random Fields [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). 1997, Vol. 19, No. 4: 380-393
- [75] Photo [Z]. [www.photo.net](http://www.photo.net)
- [76] Portrait photos [Z]. [www.portrait-photos.org](http://www.portrait-photos.org)
- [77] Flickr [Z]. [www.flickr.com](http://www.flickr.com)
- [78] Weibo [Z]. [www.weibo.com](http://www.weibo.com)
- [79] Google [Z]. [www.google.com](http://www.google.com)
- [80] Baidu [Z]. [www.baidu.com](http://www.baidu.com)
- [81] Milborrow S. and Nicolls F. Locating Facial Features with an Extended Active Shape Model [A]. In Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision (ECCV) [C]. Marseille, France, October 12-18, 2008: 504–513
- [82] Frey B. J., Dueck D. Clustering by Passing Messages between Data Points [J]. Science. 2007, Vol. 315: 972-976
- [83] Faraway J. J. Extending the Linear Model with R [M]. Boca Raton, Florida, USA: Chapman and Hall/CRC, 2006.
- [84] Beauty Check Project [Z]. <http://beautycheck.de/cmsms/>
- [85] Lee S., Wolberg G., Chwa K. Y., et al. Image Metamorphosis with Scattered Feature Constraints [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (TVCG). 1996, Vol. 2, No. 4: 337–354
- [86] Wu H., Chen X., Yang M., et al. Facial Performance Illumination Transfer from A Single

Video using Interpolation in Non-skin Region [A]. The 26th International Conference on Computer Animation and Social Agents [C]. Istanbul, Turkey, May 16-18, 2013. To Appear.

- [87] Facegen [Z]. <http://www.facegen.com/>
- [88] Georgiades A. S., Belhumeur P. N. and Kriegman D. J. From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). 2001, Vol. 23, No. 6: 643-660
- [89] Kang H., Lee S. and Chui C. K. Flow-based Image Abstraction [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (TVCG). 2009, Vol. 15, No. 1: 62–76
- [90] Zhao M. and Zhu S. Sisley the Abstract Painter [A]. In Proceedings of the 8th International Symposium on Non-Photorealistic Animation and Rendering (NPAR) [C]. Annecy, France. June 7-10, 2010: 99–107
- [91] Belongie S., Malik J. and Puzicha J. Shape Matching and Object Recognition using Shape Contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). 2002, Vol. 24, No. 4: 509–522
- [92] Meng M., Zhao M., and Zhu S. Artistic Paper-cut of Human Portraits [A]. In Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia (MM) [C]. Firenze, Italy. October 25-29, 2010: 931–934
- [93] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (TSMC). 1979, Vol. 9, No. 1: 62–66



## 附 录

表 7 左三角光属性模板

左三角光属性模板 (3 种对比方式)						右三角光属性模板 (21 种对比方式)				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	左右	平均值	明度	7	4.83	$CT_1$	平均值	明度	1	5.37
2	左右	平均值	灰度	6	4.32	$CT_{15}$	平均值	灰度	7	5.08
3	左右	平均值	明度	1	3.12	$CT_1$	平均值	明度	6	4.70
4	左右	平均值	灰度	16	2.81	$CT_{10}$	平均值	灰度	14	4.40
5	左右	平均值	灰度	3	2.75	$CT_{12}$	直方图	饱和度	4	3.77
6	左右	平均值	明度	4	2.50	$CT_1$	平均值	明度	8	3.45
7	左右	平均值	灰度	12	2.12	$CT_{11}$	平均值	明度	16	3.29
8	左右	直方图	灰度	2	1.86	$CT_{15}$	平均值	灰度	3	3.17

表 8 右三角光属性模板

右三角光属性模板 (3 种对比方式)						右三角光属性模板 (21 种对比方式)				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	左右	平均值	明度	7	5.37	$CT_{19}$	平均值	灰度	7	6.14
2	左右	平均值	灰度	1	3.71	$CT_{20}$	平均值	明度	14	5.88
3	左右	平均值	灰度	16	3.27	$CT_{14}$	直方图	饱和度	1	5.33
4	左右	平均值	灰度	6	3.17	$CT_{18}$	平均值	明度	6	5.19
5	左右	直方图	明度	8	1.95	$CT_{19}$	平均值	灰度	2	3.98
6	左右	平均值	灰度	14	1.64	$CT_3$	平均值	明度	16	3.53
7	上下	直方图	饱和度	13	1.36	$CT_{19}$	平均值	明度	8	3.29
8	里外	直方图	梯度	3	1.30	$CT_{15}$	直方图	饱和度	5	1.89

表 9 左环状光属性模板

左环状光属性模板 (3 种对比方式)						右环状光属性模板 (21 种对比方式)				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	左右	平均值	明度	2	3.94	$CT_{11}$	直方图	灰度	1	4.21
2	左右	平均值	明度	9	2.75	$CT_2$	平均值	明度	2	3.94
3	左右	平均值	明度	1	2.04	$CT_{13}$	直方图	灰度	6	3.40
4	左右	平均值	灰度	7	1.86	$CT_{13}$	平均值	灰度	10	3.03
5	左右	平均值	灰度	6	1.85	$CT_{11}$	平均值	明度	9	3.02
6	里外	平均值	灰度	16	1.11	$CT_{15}$	直方图	饱和度	7	2.40
7	左右	平均值	明度	10	1.06	$CT_{10}$	直方图	明度	13	1.97
8	上下	平均值	灰度	12	0.94	$CT_{10}$	平均值	灰度	14	1.91

表 10 右环状光属性模板

左环状光属性模板（3 种对比方式）						右环状光属性模板（21 种对比方式）				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	上下	平均值	灰度	2	2.37	$CT_{14}$	平均值	明度	10	4.47
2	左右	平均值	灰度	1	2.20	$CT_{19}$	平均值	灰度	12	3.77
3	上下	平均值	灰度	13	2.11	$CT_{10}$	平均值	灰度	3	3.43
4	左右	平均值	灰度	7	1.75	$CT_{14}$	直方图	饱和度	1	2.98
5	左右	平均值	灰度	16	1.71	$CT_{13}$	直方图	灰度	7	2.95
6	左右	平均值	灰度	6	1.68	$CT_{11}$	直方图	饱和度	4	2.59
7	左右	平均值	灰度	10	1.60	$CT_{13}$	平均值	灰度	14	2.47
8	左右	平均值	灰度	8	1.38	$CT_5$	平均值	灰度	2	2.37

表 11 左二分光属性模板

左环状光属性模板（3 种对比方式）						右环状光属性模板（21 种对比方式）				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	左右	直方图	明度	7	6.51	$CT_{20}$	平均值	明度	14	10.25
2	左右	平均值	明度	14	6.11	$CT_{18}$	直方图	饱和度	6	9.91
3	左右	直方图	明度	8	6.03	$CT_{13}$	直方图	明度	1	9.47
4	左右	直方图	明度	6	5.22	$CT_2$	直方图	饱和度	7	6.51
5	左右	直方图	明度	1	4.72	$CT_3$	直方图	饱和度	16	6.37
6	左右	平均值	明度	16	3.23	$CT_{13}$	直方图	饱和度	8	6.15
7	左右	直方图	明度	10	2.31	$CT_{16}$	平均值	灰度	4	4.74
8	上下	密度	边界	3	2.22	$CT_{10}$	平均值	明度	11	2.91

表 12 右二分光属性模板

左二分光属性模板（3 种对比方式）						右二分光属性模板（21 种对比方式）				
序号	对比	统计	通道	区域	KL	对比	统计	通道	区域	KL
1	左右	直方图	明度	6	4.64	$CT_{18}$	直方图	饱和度	1	7.98
2	左右	直方图	明度	7	3.30	$CT_{11}$	直方图	饱和度	14	6.37
3	左右	直方图	明度	8	3.29	$CT_2$	直方图	饱和度	6	4.64
4	左右	平均值	明度	1	3.23	$CT_1$	直方图	饱和度	16	4.53
5	左右	直方图	明度	16	3.18	$CT_{18}$	平均值	明度	3	4.13
6	左右	直方图	明度	4	1.94	$CT_{10}$	平均值	明度	7	3.62
7	左右	平均值	灰度	3	1.93	$CT_2$	直方图	饱和度	8	3.29
8	左右	平均值	明度	12	1.89	$CT_3$	直方图	饱和度	4	2.31

## 攻读博士学位期间所获得的研究成果

### 发表论文

- [1] Xin Jin, Mingtian Zhao, Xiaowu Chen, Qinping Zhao and Song-Chun Zhu. *Learning Artistic Lighting Template from Portrait Photographs*. In Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision (ECCV 2010), Heraklion, Crete, Greece, September 5-11, pp.101-114, 2010. (中国计算机学会推荐的**B**类国际会议, CPCI-S (原ISTP)收录: WOS: 000286578100008, EI 收录: 20104613376227, 已被ICCV2011等论文引用 5 次)
- [2] Xiaowu Chen, Xin Jin\* (通信作者), Qinping Zhao and Hongyu Wu. *Artistic Illumination Transfer for Portraits*. In Proceedings of Eurographics Symposium on Rendering (EGSR 2012, 中国计算机学会推荐的**B**类国际会议). Paris, France, June 27-29, 2012. (published in **Computer Graphics Forum (CGF)**, Vol. 31, No. 4, pp.1425-1434, 2012. 中国计算机学会推荐的**B**类国际期刊, 2011 年影响因子: 1.634, SCI(E)收录: WOS: 000305993000007, 已被引用 2 次)
- [3] Xiaowu Chen, Mengmeng Chen, Xin Jin\* (通信作者) and Qinping Zhao. *Face Illumination Transfer through Edge-preserving Filters*. In Proceedings of the 24th IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2011), Colorado Springs, USA, June 20-25, pp.281-287, 2011. (中国计算机学会推荐的**A**类国际会议, CPCI-S(原ISTP)收录: WOS: 000295615800037, EI 收录: 20113814348204, 已被引用 10 次)
- [4] Xiaowu Chen, Ke Wang and Xin Jin\* (通信作者). *Single Image Based Illumination Estimation for Lighting Virtual Object in Real Scene*. In Proceedings of the 12th International Conference on Computer-Aided Design and Computer Graphics (CAD/Graphics 2011). Jinan, China, September 15-17, pp.450-455, 2011. (EI 收录: 20114714531344, 已被引用 2 次)
- [5] Xin Jin, Xiaowu Chen, Bin Zhou, Hongchang Lin. *Cooperatively Resolving Occlusion between Real and Virtual in Multiple Video Sequences*. In Proceedings of the 6th Annual ChinaGrid Conference. Dalian, China, August 22-23, pp.234-240, 2011. (EI 收录: 20114614513474)

### 录用论文

- [1] Xiaowu Chen, Xin Jin\* (通信作者) and Ke Wang. *Lighting Virtual Objects in a Single Image via Coarse Scene Understanding*. Science China Information Sciences.已录用(2013 年 02 月 07). (SCI(E)检索, 中国计算机学会推荐的**B**类英文期刊, 2011 年影响因子: 0.388)

### 已投稿在审论文

- [1] Xiaowu Chen, Xin Jin\* (通信作者), Qinping Zhao and Hongyu Wu. *Discovering Representative Local Lighting Patterns in Artistic Portraits*. 已投稿 International Journal of Computer Vision (IJCV). (SCI(E)检索, 中国计算机学会推荐的**A**类国际期刊, 2011 年影响因子: 3.741, 已根据大修意见修改提交, 正在等待审稿意见)

## 国家发明专利授权

- [1] 陈小武, 赵沁平, 金鑫, 陈萌萌, 吴洪宇。国家发明专利授权, 名称: 基于梯度操作的对象光照迁移方法。发明专利号: 201110299716.2; 授权公告日: 2013 年 2 月 6 日。(学生排名第一)

## 发明专利申请受理

- [1] 陈小武, 赵沁平, 金鑫, 吴洪宇。发明专利申请受理, 名称: 一种肖像光照艺术性的自动评测方法。申请受理时间: 2011 年 10 月 9 日。发明专利申请受理号: 201110299729.X (学生排名第一)
- [2] 陈小武, 赵沁平, 金鑫, 吴洪宇。发明专利申请受理, 名称: 一种基于画家知识的肖像艺术光影效果生成方法。申请受理时间: 2011 年 10 月 9 日。发明专利申请受理号: 201110299880.3 (学生排名第一)

## 获得奖励

- [1] 2012 年度研究生国家奖学金
- [2] 2012 年度北京航空航天大学研究生“十佳学术论文奖（会议类）”
- [3] 2011 年度北京航空航天大学研究生发表优秀学术论文奖

## 主要参与项目

- [1] 国家自然科学基金重点项目“大规模光场数据分析与表示理论及其关键技术研究”(60933006), 2010 年 1 月至 2013 年 12 月。
- [2] 国家 863 计划课题“基于视频素材的虚拟场景生成系统及其关键技术研究”(2009AA01Z331), 2009 年 1 月至 2011 年 5 月。

## 致 谢

在论文完成之际，对我的导师赵沁平教授、副导师陈小武教授表示诚挚的敬意和衷心的感谢！

从 2006 年入学开始，陈老师就将我带进了一个崭新的方向：增强现实，当时感到非常的新鲜、有趣、好玩，激起了我对科研工作浓厚的兴趣，该方向是虚拟现实、计算机图形学、计算机视觉领域的交叉方向，陈老师带我饱览相关领域的最新研究现状，拓宽我的知识面，陈老师让我尝试解决协同式增强现实中的关键问题，为日后我的科研工作奠定了坚实的基础。

在攻读博士学位期间，陈老师对我严格要求，悉心指导，谆谆教诲。为我提供了优秀的研究环境和团队，并在生活上给予了保障和关怀，使我能够顺利完成论文研究。陈老师孜孜以求的敬业精神，严谨求实的治学态度，精益求精的工作作风，忘我投入的工作精神，使我受益匪浅并将终身受益。

陈老师对本论文的选题、研究和撰写工作给予了大量的指导和中肯的建议。在博士学位攻读期间，论文撰写至今已经与陈老师经过了多个阶段的讨论，从最开始的哲学问题探讨，到后来的大纲确定，到最后的论文修改定稿，陈老师都付出了大量的心血，其中第二章就经过了 5 次逐段逐句的修改，再次对陈老师表示衷心的感谢和由衷的祝福！

感谢虚拟现实技术与系统国家重点实验室给我提供了优秀的学习和研究环境，感谢带过我的郭侃侃、蒋恺，以及潘章晟、葛学东、林鸿昌、罗茜茜、周强、桑毅、熬健旺、张保利，感谢同届兄弟周彬、柳振中、刘冠强在生活、学习和科研工作中给过我的巨大帮助；感谢与我合作过，并给我很大帮助的往届师弟师妹：徐舫、赵东悦、马永春、陈萌萌、李鑫、刘祎理、杨昊林、池昌鉴、王珂、杨自强、颜勇、穆珺、苑超；感谢和我密切合作，并配合我工作，且对我有很大帮助的实验室现役同仁：李发明、李青、邹冬青、张恒源、贾国栋、吴洪宇、宋亚斐、郭侃、郭宇、陈召东、李健伟、刘怡、杨梦夏、谭文婷、丁峰、胡海锋、陈书骞、符强、张宇、方志宏、王晓诗、张晗、唐玉峰、卢飞翔，还有在远在医院养病的王林，祝你早日康复。

感谢加州大学洛杉矶分校的朱松纯老师、中山大学的林倞老师，二位老师在课题合作期间对我的指导，使我受益匪浅，同时感谢在莲花山研究院合作期间与我一起讨论并给过我很大帮助的赵明天、曾坤、朱俊、赵友东、罗平、段炎彪、赵一彪、孟梦、周全，以及莲花山的艺术家与标图师们，还有莲花山研究院的李大爷及餐厅工作人员。

感谢北航新媒体艺术与设计学院的谢正强老师，以及为本文贡献人脸图像艺术光影绘画模板的艺术家们，没有你们的经验知识，我无法完成本论文的工作。

特别感谢我的父母和家人，将近 30 年的养育之恩，以及将近 24 年的读书生涯，你们的支持和鼓励是我取得一切成绩的坚强后盾！

尤其要感谢我的爱妻蒋尚秀，7 年的艰苦陪伴，默默的给了我莫大的支持和帮助。

最后，感谢在我成长道路上所有关心、支持、帮助过我的人们。

金鑫 2013 年 5 月  
于北航虚拟现实技术与系统国家重点实验室

## 作者简介

金鑫，男，1983年12月2日出生于安徽省安庆市。2002年9月考入北京化工大学信息科学技术学院，攻读计算机科学与技术专业，2006年7月本科毕业并获得学士学位。2006年9月考入北京航空航天大学计算机学院，攻读计算机应用技术专业，2008年9月开始在本专业提前攻博至今。