

# 基于 AI 画作生成的个性化文化创意产品设计方法

王晓慧<sup>1</sup>, 覃京燕<sup>1</sup>, 杨士萱<sup>2</sup>, 孙炜焯<sup>2</sup>, 全烘辰<sup>1</sup>  
(1.北京科技大学, 北京 100083; 2.台北科技大学, 台北 10608)

**摘要:** **目的** 基于人工智能的图像生成技术, 特别是 AI 画作生成技术, 将其应用于个性化文化创意产品的设计。**方法** 以八破图艺术风格为例, 研究个性化的 AI 画作生成算法, 挖掘 AI 画作与文化创意产品载体的结合点, 实现个性化文创产品设计。首先, 构建八破图图像库, 研究八破图艺术风格的量化描述, 提取构图、拼接边缘特征等人工特征和基于 VGG 卷积神经网络的高层语义特征。然后, 提出八破图艺术风格的图像拼接算法。最后, 基于所生成的图像设计文化创意产品, 实现基于纸工程的“集珍博物馆”立体书设计。**结果** 个性化 AI 画作与文化创意产品载体之间自然结合点的挖掘, 为文化创意产品设计提供了新的思路。**结论** 研究结果表明了人工智能技术, 例如 AI 图像生成, 应用于个性化文化创意产品设计的可行性和有效性, 进一步为设计学与计算机科学的交叉提供了有效方法。

**关键词:** 人工智能; 图像生成; 文化创意产品; 八破图

**中图分类号:** TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)06-0007-06

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.06.002

## Cultural and Creative Product Design Method Based on AI Painting

WANG Xiao-hui<sup>1</sup>, QIN Jing-yan<sup>1</sup>, YANG Shi-xuan<sup>2</sup>, SUN Wei-zheng<sup>2</sup>, QUAN Hong-chen<sup>1</sup>

(1.University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;

2.National Taipei University of Technology, Taipei 10608, China)

**ABSTRACT:** The work aims to apply the artificial intelligence-based image generation technology, especially AI painting generation technology, to the design of personalized cultural and creative products. With the Bapo Paintings style as an example, the personalized AI painting generation algorithm was studied and the joint point of AI painting and cultural and creative product carrier was excavated to achieve the design of cultural and creative products. First, a library of the Bapo Paintings was constructed to study the quantitative description of the Bapo Paintings style, and extract artificial features such as composition, stitching edge features, and high-level semantic features based on VGG convolutional neural network. Then, an image stitching algorithm of the Bapo Paintings style was proposed. Finally, the cultural and creative products were designed based on the generated image design to achieve the design of a pop-up book of the “Reunion Museum” based on paper engineering. The excavation of natural joint point of personalized AI painting and cultural and creative product carrier provided new ideas for the design of cultural and creative products. The research results show the feasibility and effectiveness of artificial intelligence technologies (such as AI image generation technology) applied to the design of personalized cultural and creative products, to further provide an effective method for the intersection of design and computer science.

**KEY WORDS:** artificial intelligence; image generation; cultural and creative products; Bapo Paintings

收稿日期: 2019-12-23

基金项目: 国家重点研发计划资助(2018YFB0704301); 中央高校基本科研业务费(FRF-TP-18-007A3); 北京科技大学-台北科技大学专题联合研究计划(TW2018004)

作者简介: 王晓慧(1987—), 女, 山东人, 博士, 北京科技大学副教授, 主要研究方向为人工智能、交互设计和虚拟现实等。

通信作者: 覃京燕(1976—), 女, 四川人, 博士, 北京科技大学教授, 主要研究方向为交互设计、信息设计以及大数据的信息可视化等。

文化创意产品是对文物本身所蕴含的文化因素的进一步重新审视与省思,然后运用现代设计方法,将文化因素以现代面貌呈现,使人在精神层面探求使用过程中的满足,这是文化创意产品与一般商品的差异之处。林荣泰指出:“文化”是一种生活形态,“设计”是一种生活品味,“创意”是经由感动的一种认同,设计文化创意产品需要萃取文化元素,转化文化符号,赋予其新的美学意涵。同质化时代,设计师需要给消费者创造不同的心理感受,凸显产品的品牌形象,增强品牌认同感和忠实度,形成品牌资产。文化创意产品相当多元,基本上以实用性为主,各式各样的文化创意产品几乎都是日常生活中经常使用的物品。从产品的形貌看,包括生活用品、文具、服饰与配饰、3C用品、餐具、装饰品、玩具及其他。然而,当代社会是个物质泛滥的时代,一个印着名画图像的马克杯,或是有着美丽图案的手提袋,对已经拥有太多杯子与手提袋的现代人来说,已经不具有太大的吸引力,因此,如何将信息与文化产品联结得巧妙而具有创意,以吸引用户的青睐,是文化创意产品设计的真正挑战。文化可以感动人心,文化创意产品要取材于有形文化资产和无形文化资产,将用户的个人喜好等融入其中,这样的文化创意产品就不会是只有外表的空壳,而会具有故事性、传奇性和典故,从而撼动人的情感。随着计算机硬件的发展,尤其是GPU并行计算的兴起,加上大数据的爆发,在2012年左右带来了深度学习(Deep Learning)的大爆发。深度学习是当下人工智能(AI)的重要实现方法。最初,深度学习用于语音识别领域,识别率得到了明显提高。接着,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在图像识别上取得了显著成功。当AlphaGo赢得了与李世石的围棋大战后,再次证明深度学习的有效性,进而逐渐被成功应用到许多领域。接着,生成对抗网络(Generative Adversarial Nets, GAN)在图像生成和风格迁移等领域获得了巨大的成功。

本文探索计算机科学与艺术设计交叉的新方法和新技术,研究个性化的AI画作生成算法,将用户的个人喜好等融入到文化创意产品的内容中,实现个性化的文化创意产品设计,为技术集成创新提供思路和可行性方案。以八破图艺术风格为例,研究基于深度学习算法的八破图艺术风格量化描述方法,提出八破图艺术风格的图像拼接算法。挖掘画作与文化创意产品载体的结合点,使得文化创意产品不再是梵高的画直接印刷在雨伞、水杯等器物上,而是自然地结合。构建基于八破图艺术风格图像拼接算法的个性化文创产品设计流程,完成基于纸工程的“集珍博物馆”立体书设计。

## 1 文化创意产品设计

市场上基于艺术画作的文化创意产品主要分为

两类:基于某个主题的系列文化创意产品和基于某种形式的不同艺术品的文化创意产品。例如基于梵高、莫奈、克里姆特画作的文化创意产品,其形式包括水杯、鼠标垫、围巾、杯垫等功能性器物,属于基于某个主题的系列文化创意产品。基于某种形式的文化创意产品,形式固定,例如雨伞和袜子,将不同的名画印到上面。综上,目前画作与文化创意产品载体的结合比较生硬,没有找到恰当的切入点,更没有考虑个性化的因素,很难赢得用户。

文化创意产品的特征有形状、尺寸、纹理、材料、颜色、图形和细节,但产品的新颖性风格和个性化体现等方面却不是产品的特征,而是人对产品的心理反应。与此同时设计会引发人们的情绪反应,彼得迪斯梅特提出了五类情感:工具型、审美型、社会型、惊喜型和兴趣型<sup>[1]</sup>。工具型情感(如失望或满意)源于产品是否能帮助人实现对情感目标的感知;审美型情感(如厌恶或吸引)与产品是否符合价值观有关;社会型情感(如愤慨或钦佩)产生于人们认为产品符合社会道德标准的程度;惊喜情绪(如惊奇)是由对设计的新奇感驱动的;最后的兴趣情绪(如厌倦或迷恋)是由希望和和挑战的感知引起的。

产品中的文化体验有娱乐性、教育性、审美性和创造性。娱乐性是指消费者在体验过程中心情放松,是一种令人愉快的体验活动;教育性是指在体验过程中能获取相关知识,比如了解陶艺造型和寓意、陶艺的生产过程;审美性是指消费者沉浸在某一事物环境之中获得的愉悦感;创造性是指能创造一个基于个人体验、独一无二的产品<sup>[2]</sup>。

## 2 基于人工智能的画作生成

经典艺术画作因其独特的表现手法受到经久不衰的追捧。生成具有某种艺术风格的画作一直是近年来图像处理 and 图形学领域的研究热点。卷积神经网络的提出为图像处理提供了新的方法,并在图像识别领域取得了显著成功<sup>[3]</sup>。随后,卷积神经网络被用于艺术风格图像的自动生成<sup>[4-5]</sup>。接着,生成对抗网络<sup>[6]</sup>为画作的生成提供了强大的算法支持。2018年10月,一幅由人工智能创作出的肖像画在纽约佳士得拍卖会上拍出了43.2万美元的高价(折合人民币约300万元)。这幅画名为《埃德蒙·贝拉米肖像》(Portrait of Edmond Belamy),是由人工智能系统虚构出来的形象。作品基于生成性对抗网络创作而成,训练数据是超过15 000幅的14世纪到20世纪的人像画,系统自动生成若干新作品,直到成功骗过专门判断作品是由人还是机器创作的测试。最近,罗格斯的艺术和人工智能实验室创建的AICAN,已经学习了现有的风格和美学,并可以产生自己的创新图像,实验发现,75%的人无法区分画作是AICAN生成的还是艺术家创作的。

图像生成中的一个关键问题是如何确保生成的图像看起来真实。Jun-Yan 等人提出了一种利用生成对抗网络直接从数据中学习自然图像流形的方法，该模型能自动调整输出以保持所有编辑尽可能的逼真，并且所有操作都是用约束优化来表示的<sup>[7]</sup>。Facebook 公司 AI 研究团队开发了深度卷积生成对抗网络 (Deep Convolutional Generative Adversarial Network, DCGAN)<sup>[8]</sup>，可以产生一些高度逼真的图像，但是目前仅针对特定类别，如人脸、唱片封面和房间内饰。Scott Reed 等人基于生成对抗网络提出了仅根据文本描述来生成图像的方式，即模型首先获取了关于图像合成的文本描述，其次学习并捕捉了文本中描述重要视觉信息的特征，然后使用这些特征来合成出能愚弄人的逼真图像<sup>[9]</sup>。Jun-Yan 等人开发了一套图像到图像的转换算法<sup>[10]</sup>，之后提出了 CycleGAN 框架，将一组图像中的视觉风格迁移到其他图像<sup>[11]</sup>。此外，还提出了基于学习的交互式着色方法<sup>[12]</sup>。

### 3 个性化的 AI 画作生成算法研究

构建个性化的 AI 画作生成算法，使得生成的 AI 画作不再是现有画作的仿造，而是带有用户信息的能

激起用户同理心的画作。这样的画作作为后续文化创意产品设计的内容，使每个用户购买到的文化创意产品都不一样，满足用户追求个性化、体验化、情感化的需求，可以大大提升用户体验。

本文将中国的艺术形式“八破图”<sup>[13]</sup>引入计算机图像处理中。八破图常以格外具象的手法，描绘昙花一现的文化遗存，如虫蛀的书迹、破损书页、烧焦画作、残留的法帖以及撕裂的信笺<sup>[13]</sup>。“八破”这一名称揭示出画中隐藏的信息——长存的美好期冀。这种艺术形式特别符合现代人拼图的需求。虽然美图秀秀等软件提供简单的拼图模板，但是拼图本身不包括任何的图像处理功能，更没有体现艺术风格。本文基于八破图艺术风格构建的图像拼接系统，允许用户输入多幅图，并且输出具有八破图艺术风格的拼接图像，为用户提供个性化的图像处理结果。八破图举例见图 1 (图片摘自 <https://www.mfa.org/exhibitions/chinas-8-brokens>)。

本文基于八破图艺术风格，构建八破图图像库，采用传统方法和深度学习相结合的方法，挖掘八破图艺术风格的图像特征，进而实现八破图艺术风格的图像拼接，并将生成结果用于文化创意产品设计，系统框架见图 2。



图 1 八破图举例  
Fig.1 An example of the Bapo Paintings

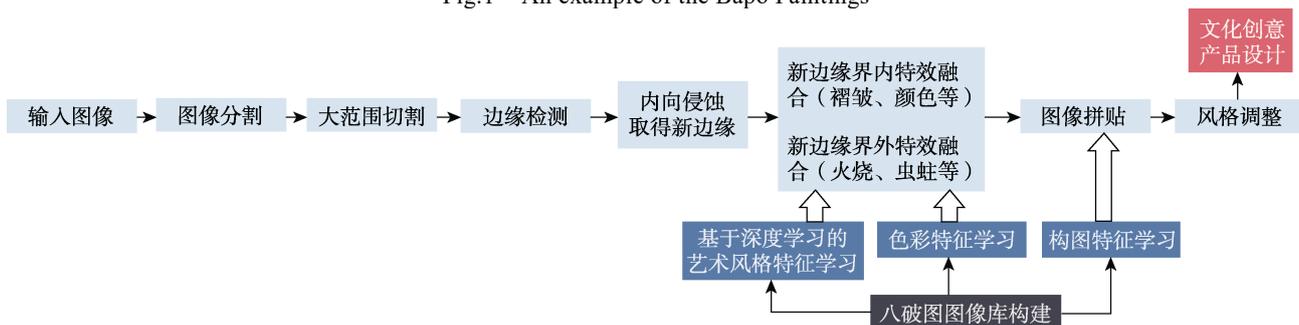


图 2 系统框架  
Fig.2 System framework

### 3.1 八破图图像库构建

利用互联网海量图像,收集尽可能多的八破图图像,构建八破图图像库。从颜色构成、纹理、构图、拼接边缘特征等方面,让艺术学方面的专家对图像库中的图像分别进行特征标注,尽可能多地总结规律,为后续特征提取和图像拼接算法研究提供思路。八破图的构图特征抽象描述,见图3(图片拍摄于美国波士顿美术博物馆)。

### 3.2 八破图的图像特征提取

构图特征是八破图艺术风格的显著特征。传统的构图规则主要包括三分法构图、对角线构图、均衡构图(中心、横向、纵向)和对称构图。具体计算方法是:首先提取显著性区域和显著线段,然后对不同构图方式建立评分函数进行评分。第一,对图像进行Canny边缘检测,找出其边缘线段,将落在同一条直线上的边缘线段合并,成为候选的显著线段;第二,利用Sobel算子计算候选线段上每个像素点的梯度;第三,建立线段重要程度评价函数,综合考虑落在候选线段的边缘线段的长度、候选线段的长度及候选线段上像素点的梯度三个因素;第四,计算候选线段的重要程度,大于设定阈值的候选线段为显著线段。对三分法构图、对角线构图、均衡构图和对称构图建立构图法则评分函数。对于三分法构图,利用显著性区域离三分点的距离进行评分;对于对角线构图,利用显著线段离对角线的距离进行评分;对于均衡构图,通过显著性区域计算图像重心,进而利用重心与图像中心(中心均衡)、竖直中线(横向均衡)、水平中线(纵向均衡)的距离进行评分;对于对称构图,计算每个像素与对称像素的强度差来进行评分。

使用颜色直方图等颜色特征提取方法,提取八破图的颜色构成。使用小波特征提取纹理信息,Shape Context提取形状特征。图像中的接缝处是重点分析对象,因此对接缝进行适当的人工标注,然后提取颜色、形状、纹理等相关特征。

基于深度学习方法提取八破图图像的艺术风格特征。本文构建了VGG卷积神经网络<sup>[4]</sup>,该卷积神经网络由许多层组成,每层是一些小的计算单元,可以将每层的计算单元理解为图像过滤器的集合,每个图像过滤器从输入图像中提取一些特征。该VGG卷积神经网络由十六个卷积层和五个池化层组成,不包含全连接层,其中池化层采用平均池化(Average Pooling)方法。该卷积神经网络的高层提取的是抽象特征,用于得到输入图像的风格表示;低层提取的是具象特征,用于得到输入图像的内容表示。在算法实现方面,基于Caffe深度学习框架,将采用Gatys LA等人训练好的参数作为该VGG卷积神经网络模型的初值,再输入本文构建的八破图图像库中的图像进行训练,这样在小规模的图像库基础上也能得八破图图像的艺术风格特征。



图3 八破图构图特征描述  
Fig.3 The description of composition characteristics of the Bapo Paintings

### 3.3 八破图艺术风格的图像拼接算法

对于用户输入的图像,首先进行图像分割。分割后,为了制造撕裂与烧毁效果,先将单一素材进行大范围的切割,去除烧毁与撕裂的部分。接着再一次重新检测边缘后,向内侵蚀一定的像素取得新边界。此边缘向内区域将利用深度学习后的特征结果进行色彩风格特效的融合(褶皱、缺陷等)。而此边缘向外区域则进行火烧、虫蛀等特效合成。接着,拼图素材完成后将使用训练后的构图模板进行八破图风格拼图。最后,为了使素材的风格色调一致,进行最终的色彩调整。

图像拼接的关键问题是处理不同图像叠在一起的边缘。传统的图片拼接是针对有重叠部分的图像,例如可能是不同时间、不同视角或者不同传感器获得的同一场景的不同图像。本文处理的图像不同,它们不具有重叠部分,但是最终拼接的结果要和谐统一,看起来像一幅图像。鉴于这个特征,本文采用缝合线主导方法。在图像拼接中,缝合线(Seam-cutting)是处理视差的一种普适性较强的方法,不需要严格对齐整个重叠区域,只需要对齐缝合线附近的区域。这是一个寻找局部最优拼接的算法,即局部对齐(Local Stitching)。具体算法流程是:首先将上面处理过的拼接素材输入图像特征提取所使用的VGG卷积神经网络,提取其边缘的高层特征,即边缘的八破图风格特征;然后对这些特征进行相关性分析;接着随机选择一个特征点,使用其邻域特征点进行对齐估计;最后评估基于该对齐的缝合质量,如果这个对齐可以产生一个好的缝合质量,那么保留这个对齐。继续上述操作,直到为所有待拼接素材找到对齐位置。

由于图纸可编辑区域并不一定为四方形,所以可

利用类似消失点的构图方式找出消失点与中心点放射线构图，可在此轴上进行拼贴，见图 4（图 4a 摘自 <https://auction.artron.net/paimai-art62800133/>，图 4b 拍摄于美国波士顿美术博物馆），从中可发现文字方向与消失线的方向相同。

在构图排版拼图方面，Yang 等人提出了自动编辑排版拼接算法<sup>[14]</sup>。本文参考此文献进一步地利用深度学习找寻八破图的构图方法当作排版参考模组。与此文献较不相同的是，八破图含有图像重叠的特性。根据观察，每一张八破图的作品图像重叠最大次数为 1~8 次，尤其是主构图的重叠次数最多，因此在深度学习构图训练中，重叠次数也被视为一个重要因子。最后将前面处理完的数张素材与构图结合进行拼图。此时将计算每张素材的重心位置、缩放与旋转向量，再进行素材拼贴，利用权重加权与构图特征拼出最终图像。

#### 4 画作与文化创意产品载体的结合点挖掘

如何将内容和载体自然、舒服地结合在一起，是文化创意产品设计的难点。文化创意产品与使用者之间互动，使产品传递的信息与意义有了更有深度且饶有趣味的连接；这种连接的形式不再只是印在文化产品表面的文字或图案信息，而是让观众使用商品的行为具有信息与意义，此种连接方式将会真正地提升使用者对文化的兴趣，进而频繁、衷心地使用商品，从而真正提升文化创意产品的价值。

构建八破图艺术风格图像拼接系统的用户交互流程，见图 5。首先，用户拍照或从图库中选取单幅或多幅图像作为输入素材。如果选取单张图像，系统会从资料图库中自动选取辅助素材。然后，用户选择画纸形状，如扇形、长方形、圆形等。接着，选取自己喜爱的拼图风格。八破图艺术风格图像生成有两种风格供用户选择，第一种是系统自动图像拼接；另一种是用户手动拼图，即通过点击、拖拉的方式自行操作拼图，例如用户可通过点击画面一次产生一张图像，或者点击并拖拉直线，在直线周围就会自动生成八破图的图像，或者点击拖拉区域（四边形、椭圆、圆圈等），在区域范围内将自动产生八破图的图像叠加。完成后进行保存、分享和再次拼图。

本文将纸工程和用户生成的个性化八破图结合在一起，设计了名为“集珍博物馆”的立体书，见图 6。该书呈现了一个民国时期的文艺气息浓厚的博物馆场景。立体书在打开时会有窗口弹出。立体书一共分为三页，一页呈现博物馆主体，之后背面的两页，是博物馆的四个房间。其中博物馆房间的画框中插着八破图风格的照片，每一个画框里的照片都是可以替换。在八破图体验馆的建筑内的不同位置，可以设立自动感应拍照点，例如窗户天花板等，为来访的参观者拍纪念照，最后有二十张左右的照片，并进行编号。



图 4 八破图构图分析

Fig.4 The composition analysis of the Bapo Paintings

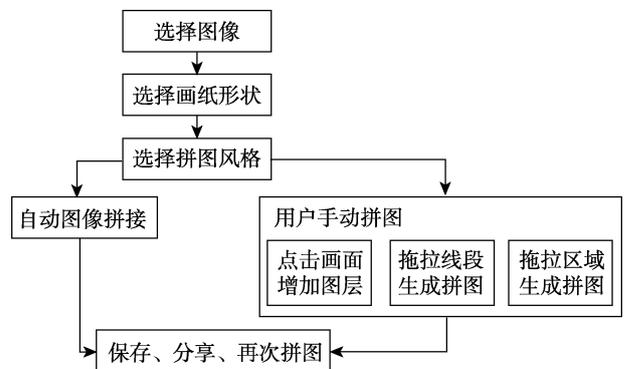


图 5 八破图艺术风格图像拼接系统的用户交互流程

Fig.5 User interaction process of Bapo Paintings style based image stitching system



图 6 “集珍博物馆”立体书

Fig.6 A pop-up book of “Reunion Museum”

照片经过数据处理后呈现八破图的样式, 然后插到《集珍博物馆》立体书中。拍照的样式风格为混搭、穿越、模糊等, 这使参观者在体验文化历史的同时, 还可以拥有属于自己的独一无二的纪念品。

## 5 结语

本文结合人工智能技术, 特别是图像处理技术, 应用于个性化文化创意产品的设计。首先, 提出个性化 AI 画作生成算法, 将用户的个人喜好、身份信息或旅游场景等因素融入到算法中, 生成能激起用户同理心的个性化画作。其次, 以八破图艺术风格为例, 研究艺术风格的量化描述方法, 探索传统方法和深度学习相结合的混合特征提取方法; 将其与传统的图像处理技术融合, 构建八破图艺术风格的图像拼接系统, 实现图像的艺术化编辑与生成。最后, 将基于八破图艺术风格的图像拼接系统应用于个性化的文化创意产品设计中。

### 参考文献:

- [1] CRILLY N, MOULTRIE J, CLARKSON P J. Seeing Things: Consumer Response to the Visual Domain in Product Design[J]. *Design Studies*, 2004, 25(6): 547-577.
- [2] 孙敏, 许文菲. 江苏地方博物馆文化创意产品的开发设计方法和策略研究[J]. *美与时代*, 2018(3): 84-87.  
SUN Min, XU Wen-fei. Research on the Design Methods and Strategies of Cultural and Creative Products of Jiangsu Local Museums[J]. *Beauty and Times*, 2018(3): 84-87.
- [3] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. Image Net Classification with Deep Convolutional Neural Networks[C]. NIPS: Curran Associates Inc, 2012.
- [4] GATYS L A, ECKER A S, BETHGE M. A Neural Algorithm of Artistic Style[C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.
- [5] CHAMPANDARD A J. Semantic Style Transfer and Turning Two-Bit Doodles into Fine Artworks[J]. *Artificial Intelligence in Creative Industries*, 2016(7).
- [6] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Networks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2014(3): 2672-2680.
- [7] ZHU J Y, KRÄHENBÜHL, PHILIPP, et al. Generative Visual Manipulation on the Natural Image Manifold[J]. *Journal of Zhejiang University (Series C: Computer and Electronics)*, 2016.
- [8] YU Y, GONG Z, ZHONG P, et al. Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Neural Network for Remote Sensing Images[C]. *International Conference on Image and Graphics*, 2017.
- [9] REED S, AKATA Z, YAN X, et al. Generative Adversarial Text to Image Synthesis[C]. *Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning*, 2016.
- [10] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T H, et al. Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017.
- [11] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired Image-to-Image Translation Using Cycle-Consistent Adversarial Networks[C]. *International Conference on Computer Vision*, 2017.
- [12] ZHANG R, ZHU J Y, ISOLA P, et al. Real-time User-guided Image Colorization with Learned Deep Priors[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2017, 36(4): 1-11.
- [13] 王婷婷. 八破图与拼贴[D]. 北京: 中央美术学院, 2018.  
WANG Ting-ting. Eight-broken Paintings and Collage[D]. Beijing: Central Academy of Fine Arts, 2018.
- [14] YANG X Y, MEI T, XU Y Q, et al. Automatic Generation of Visual-textual Presentation Layout[J]. *ACM Transactions on Multimedia Computing Communications and Applications*, 2016, 12(2): 1-33.