



首都师范大学
Capital Normal University

首都师范大学本科毕业设计论文

人脸风格迁移的算法设计及系统实现

Algorithm design and system implementation of face style transfer

论文作者: 鲁致远
院 系: 信息工程学院
专 业: 计算机科学与技术
学 号: 1167501021
指导老师: 潘巍
完成日期: 2020 年 4 月 30 日

摘 要

本文主要基于频域进行人脸图像的风格迁移研究。

首先，对 RGB 图像进行傅里叶变换，并对比经典理想低通滤波器、巴特沃斯低通滤波器和高斯低通滤波器等三种低通滤波器的效果和运行时间，从而确定高斯滤波器为本文采用的低通滤波方式；其次，将滤波后的傅里叶频谱进行分频处理，将它分成六个不同的且不相交的频域，并将迁移风格图的相同频段的风格迁移到目标图片，再按不同比例合成迁移风格图；

第三，在研究过程中发现 RGB 模型不太适合频谱的分频迁移再合成，因此又分别采用 Ycbcr 模型、YUV 模型、HIS 模型和 HSV 模型进行研究和分析，发现 HSV 模型最适合用于风格迁移，故本文算法选取该模型进行处理。

第四，针对多频增益分析的风格迁移算法的不足，提出两种改进算法；并将迁移过程分为两步：对应频段迁移和频段合成，最后确定频段能量合成比例，将整个迁移过程优化。

第五，针对不同风格图片，例如油画风格、抽象画风格、铅笔画风格，提出不同风格的迁移算法，将频段迁移后的效果进行优化。实验表明，本文提出的改进方法对人脸图像进行风格迁移的效果要好于原算法。

最后，基于上述的处理过程和算法，设计了一个演示系统，可以让用户直观地看到人脸图像风格迁移效果。

关键词：图像处理；YCbCr；HSV；风格迁移；频段能量融合

ABSTRACT

In this paper, the style transfer of face image is studied based on frequency domain.

Firstly, the Fourier transform of RGB image is carried out, and the effect and running time of classical ideal low-pass filter, Butterworth low-pass filter and gaussian low-pass filter are compared, so as to determine the gaussian filter as the low-pass filter adopted in this paper.

Secondly, the filtered Fourier spectrum is divided into six different and disjoint frequency domains, and the style of the same frequency band of the transfer style graph is transferred to the target image.

Thirdly, during the research process, it was found that RGB model was not suitable for frequency division transfer and resynthesizes of spectrum. Therefore, Ycbcr model, YUV model, HIS model and HSV model were used for research and analysis respectively. It was found that HSV model was most suitable for style transfer.

Fourth, in view of the shortcomings of the style transfer algorithm for multi-frequency gain analysis, two improved algorithms are proposed. The transfer process is divided into two steps: corresponding frequency band transfer and frequency band synthesis. Finally, the proportion of frequency band energy synthesis is determined to optimize the whole transfer process.

Fifth, according to different styles of pictures, such as oil painting style, abstract painting style, pencil style, put forward the transfer algorithm of different styles, to optimize the effect of frequency band transfer. Experiments show that the improved method proposed in this paper is better than the original algorithm.

Finally, based on the above process and algorithm, a demonstration system is designed, which allows users to visually see the effect of face image style migration.

Key Words: image processing; interaction; YCbCr; Style migration; spectrum energy fusion

目 录

第一章 绪论.....	1
1.1 项目背景	1
1.2 风格迁移国内外研究现状	1
1.3 文章后面的安排	2
第二章 基础知识介绍	4
2.1 傅里叶变换	4
2.2 滤波器	6
2.2.1 理想低通滤波器	6
2.2.2 高斯低通滤波器	7
2.2.3 巴特沃斯低通滤波器	8
2.3 不同的低通滤波器效果比较	9
第三章 几种颜色模型的介绍	11
3.1 RGB 模型	11
3.1.1 RGB 简介	11
3.1.2 RGB 模型在频域处理中的局限性	11
3.2 YUV 模型	12
3.2.1 YUV 简介	12
3.2.2 YUV 模型的提出	12
3.2.3 YUV 模型的局限	12
3.3 YCbCr 模型	14
3.3.1 YCbCr 简介	14
3.3.2 YCbCr 模型的局限	14

3.4 HSI 模型	15
3.4.1 HSI 模型	15
3.4.2 HSI 处理效果	15
3.5 HSV 模型	16
3.6 不同模型的对比	18
3.6.1 不同色彩模型运行效果	18
3.6.2 不同色彩模型运行时间	18
第四章 风格迁移	20
4.1 风格迁移方法	20
4.1.1 多频增益分析法	20
4.1.2 算法实验	20
4.1.3 针对滤波器与色彩通道的改进	21
4.1.4 对增益 G 的计算方法的改进	21
4.2 图像中能量分布	21
4.2.1 能量百分比与截止频率的关系	22
4.2.2 不同图片大小对能量百分比和截止频率影响	24
4.2.3 不同滤波器对能量百分比和截止频率影响	25
4.3 风格迁移的增益改进	27
4.3.1 ϵ 对迁移效果的影响	27
4.3.2 改进方法	28
4.4 频段能量合成的比例	29
4.4.1 问题的提出	29
4.4.2 固定算法的提出	30
4.4.3 增益比例算法的提出	31
4.5 增益与合成算法综合对比	32
第五章 不同风格迁移的改进方法	34

5.1 油画风格迁移	34
5.2 抽象风格迁移	36
5.3 铅笔画风格迁移	37
5.4 不同人脸图像与风格图像迁移	38
第六章 图形交互界面	39
第七章 总结与展望	41
7.1 总结	41
7.2 展望	41
参 考 文 献	42
致 谢	43

第一章 绪论

1.1 项目背景

人脸的肖像画从中世纪就开始被研究，当时只有少数的权贵有闲钱请画家为其画肖像。随着摄影技术的发展，照相变得便宜化和平民化。随着手机和社交媒体以及 4G、5G 的发展，自拍（selfie）成为了喜闻乐见的词汇。随着自拍走进人们生活的还有各种各样的 app，如 INSTAGRAM、美图秀秀和前几年在手机应用商店大火的 prisma。早期的图像处理软件如美图秀秀和美颜相机比较注重美化人脸肤色^[2]、去除斑点痘痘或者改善脸型轮廓等。渐渐地，对人脸图像的处理增加了趣味性，如换成动物耳朵鼻子、加上王冠礼帽、戴上趣味眼镜、打上腮红等等。后来，随着人脸的定位和轮廓识别^[1]技术的发展，同张照片的人脸还可以进行互换或扭曲等，人脸迁移渐渐成型。随着深度学习^[4]和频域特征迁移^[7]等技术的发展，人脸图像的风格迁移更加专业化、艺术化，其中最受欢迎有卡通画风格、铅笔画风格、仿旧风格和油画风格等。

本文的目的，就是对现在热门的人脸图像风格迁移进行研究，并最终提出改进和创新。

1.2 风格迁移国内外研究现状

人脸图像数字化风格迁移，主要是把油画、素描、简笔画和抽象画等艺术作品的风格迁移到人脸图像之上。早在上世纪 90 年代，就有学者进行图像的风格迁移研究，如笔触画法^[7]和纹理风格迁移，主要由人工选择不同的笔触，再由笔触来构成最终图像。缺点是必须人工使用画笔来确定笔触，处理过程较为复杂且不易于实现。后来，自动化笔触渲染方法^[8]被提出。随着语义分析^[8]的到来，人们可以根据图像上不同区域的特点将其分类，以颜色亮度和形状轮廓为语义，选择不同笔触进行绘制。以上方法都是针对笔触和纹理风格迁移所产生的改进。

随着硬件处理速度的增长，卷积神经网络和深度学习^[10]成为了主流迁移方法，如有名的 app 软件 prisma 就是采用这种方法进行风格迁移的。卷积神经网络采用矩阵运算自动提取图像的特征，选择具有更强的风格特征进行迁移。还有的深度学习使用 VGG16^[10,11]，将输入的图像转换为网络，再使用风格图像的多层感知网络训练模型，达到风格迁移的目的。图 1-1 是经 prisma 软件处理的不同风格迁移图像示例，图（a）是原图，图（b）到图（f）都是 prisma 里面的不同迁移风格。可以发现，迁移的效果比较生硬，并没有真正的将笔触或者风格信息融入图像，导致大多数效果图仅仅是颜色的简单变化（如图（b）和（e）所示），而图（d）则像是曝光过度，破坏了原图的美感。

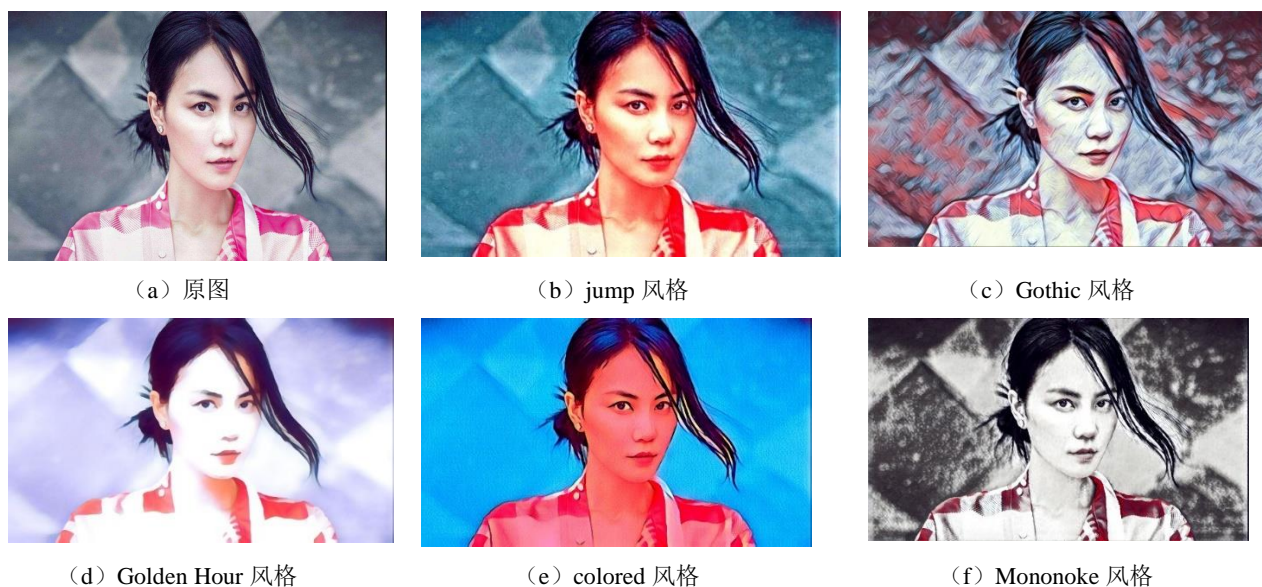


图 1- 1 prisma 软件人脸迁移风格示例

figure1- 1prisma style display

频域特征迁移^[6]是另外的主流迁移方式,李海洋^[7]在 2014 的论文之中改进频域特征迁移,提出基于多频增益分析的风格迁移方法。多频增益频域风格迁移的方法是将图像分成多个不相交的频段,选择的两幅图像相对应的频段再利用增益调节两幅图像各自的能量迁移比例。相较于卷积神经网络和深度学习,多频增益分析对电脑硬件要求低,而且迁移风格稳定,不会因为模型训练程度的不同导致迁移效果差异大。所以,本文采取多频增益分析的方法^[7],先把人脸图像和艺术风格图像转化为傅里叶频谱,之后再把傅里叶频谱分解成六个互不相交的频段,不同频段的迁移互不干扰,从而实现人脸风格化。但是,进行实验的过程中,发现李海洋提出的多频增益分析算法有缺陷。在第四章之中,本文会对该算法提出改进,实验表明,本文方法的迁移效果要优于原有算法。

1.3 文章后面的安排

本文主要讨论人脸图像的风格迁移,章节安排如下:

第一章,绪论,介绍课题背景和国内外现状。

第二章,相关理论的介绍,如傅里叶变换的原理、基于频域的图像处理技术、频谱相位谱图和功率谱、三种滤波器的分析与选择等。

第三章,介绍了 5 种空间彩色模型,分析了它们的优缺点,通过对比不同模型的运算时间和效果,确定了本文算法使用 HSV 模型。

第四章，针对多频增益分析方法的不足，提出了两个改进方案，并进行实验和分析，验证了本文方法的有效性。

第五章，提出油画风格、抽象画风格和铅笔画风格算法，并进行实验和分析，验证算法的有效性。

第六章，设计和实现了一个人脸图像风格迁移的演示系统，读者可以直观地查看风格迁移效果。

第七章，总结。

第二章 基础知识介绍

2.1 傅里叶变换

频域（spatial frequency domain）使用频率作为描述图像特征的离散点，通过傅里叶变换，可以将一幅图像在二维平面上分解为不同频率幅度相位的正余弦函数的线性叠加。

傅里叶的研究表明，任何连续函数如时序或信号，都能够表示为不同频率的正弦或者余弦信号的多次叠加。信号与系统中，时间域和频域，是相对的概念。

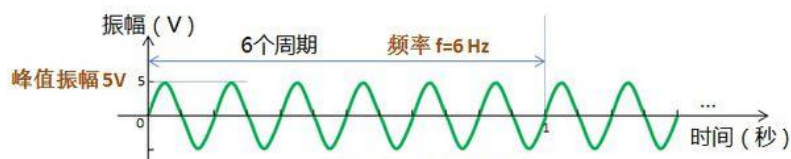


图 2- 1 正弦波的时域图

figure2- 1 Sine wave in the time domain

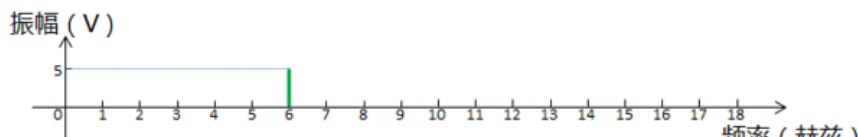


图 2- 2 正弦波的频域图

figure2- 2 Sine wave in the frequency domain

如图 2-1 和图 2-2 所示，两幅图描述的是同一种现象。在时间域看上去比较复杂的信号，从频域角度来看，可能就只是一个简单的线段。所以，越来越多的学者开始在频域处理图像，如图像的滤波与增强。公式 2-1 是二维傅里叶变换。

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} \quad (2-1)$$

图像是储存了颜色 RGB 信息的点的集合，傅里叶变化将 RGB 信息转化为了灰度（亮度）信息。灰度频谱图上亮度不一的亮点，代表的是图像上某一点与相邻点差异的强弱，是该点的频率大小。图像处理的边缘检测^[1]表明，频率大说明灰度变化快，可能是图像边界，而变化慢的则是低频部分。图像的空域卷积定理表明，空间域滤波对应原始信号与滤波器的冲击响应的卷积，卷积的步骤复杂且运算量大，程序很有可能在运行之中宕机。然而转换到频率域进行滤波处理，将滤波器与图像的频谱直接相乘就得到滤波结果，精简运算的过程减少运算次数，使运行整体时间缩短，最后将滤波结果进行傅里叶逆变换就得到滤波后的图像。频谱图中，频率大的部分表示图像边缘细节，反之，小频率表示颜色的灰度。频率的大小反应图像的能量和细节。图 2-3 展示的是原图像分别经过快速傅里叶变换、频

谱中心化和傅里叶反变化的过程。可以发现，右上角的频谱图像四角亮，这是因为变换后的四角位置对应着图像的低频信息，而 DFT 变化（离散傅里叶变换）则没有这样的问题，因为低频在图像中心而高频在四周。所以，为了让 FFT 和 DFT 的显示结果一样，需要对右上角的频谱图进行频谱中心化，结果如左下角的图像所示。

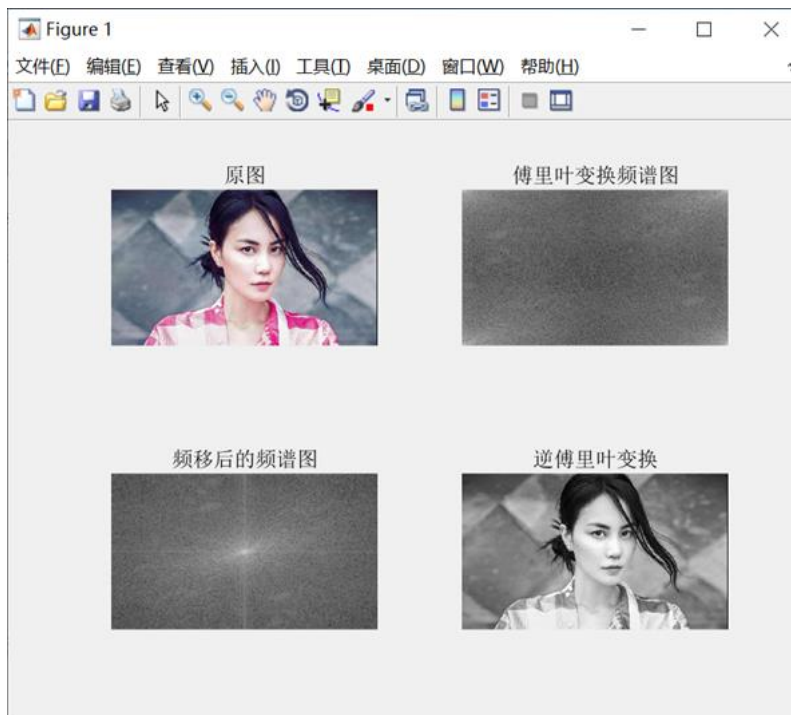


图 2-3 傅里叶频谱及傅里叶反变化图

figure2- 3 Fourier spectrum and inverse Fourier transform

下面是一个基于频域的图像滤波示例，结果如图 2-4 所示。

- 1) 图像预处理：读入图像，然后将图像转化成灰度图像。
- 2) 傅里叶变化：对灰度图像进行二维傅里叶变化。
- 3) 频谱中心化：将四周低频信息转换到中心，使得能量集中于图像中心。
- 4) 滤波处理：可根据实际需要使用低通滤波器、高通滤波器、带通滤波器、带阻滤波器对图像处理，本例使用的是低通滤波器。
- 5) 频谱中心化逆变化。
- 6) 傅里叶反变化：傅里叶反变化是傅里叶变化的逆运算，注意显示图像时要进行取模和缩放才能正常显示。

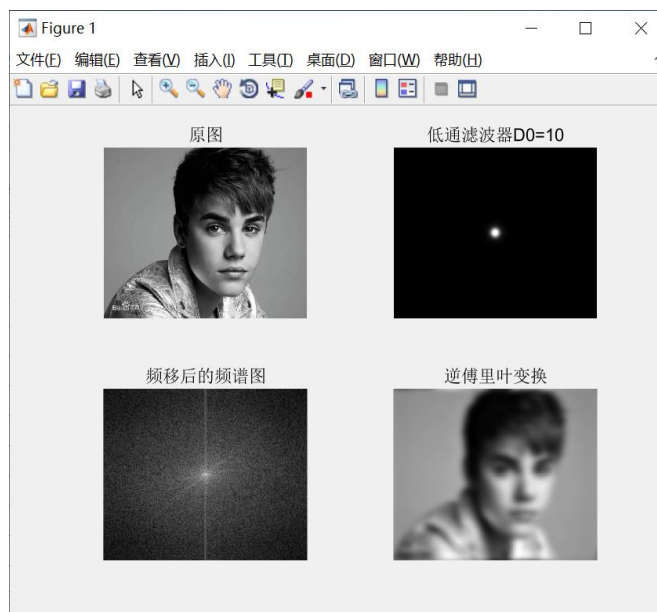


图 2-4 基于频域的图像滤波过程示例

figure2- 4 An example of image filtering process based on frequency domain

2.2 滤波器

滤波器分类很多，在图像处理中用的比较多的是低通滤波器和带通滤波器。带通滤波器是两个截止半径不同的滤波器相减所剩的圆环区域，篇幅所限，本文只讨论低通滤波器。

2.2.1 理想低通滤波器

经典的理想低通滤波器^{[13-[16]]}能够完全剔除高于截止频率的所有频率信号，而低于截止频率的信号可以不受影响地通过。理想低通滤波器能在一定程度上去除图像噪声，但是会带来图像边缘细节模糊和振铃效应等影响，导致图像平滑程度下降。公式(2-2)是经典理想的低通滤波器的数学表达式。

$$H(u, v) = \begin{cases} 1, D(u, v) \leq D_0 \\ 0, D(u, v) > D_0 \end{cases} \quad (2-2)$$

图 2-5 是经典的理想低通滤波器处理图片的效果图，滤波器的轮廓清晰，非白即黑。频谱的轮廓模糊有振铃效应现象，导致图像无法用肉眼明显识别轮廓，所以在数字图像处理的领域中，经典的理想低通滤波器并不常见。

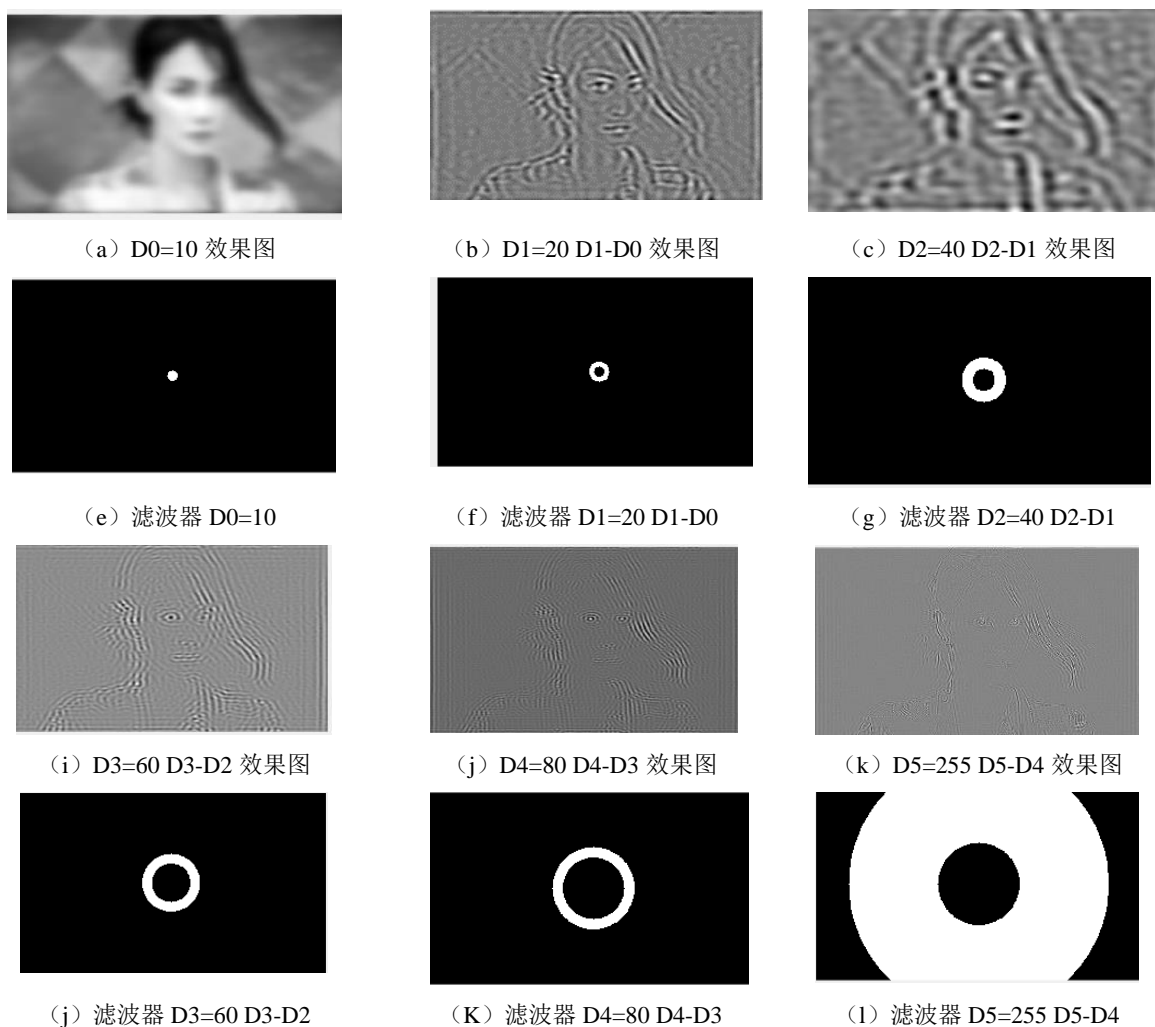


图 2-5 理想低通滤波器的分频处理示意图

figure2- 5 Schematic diagram of dividing frequency of ideal low pass filter

2.2.2 高斯低通滤波器

高斯低通滤波器^[14]针对低频信息增强的滤波器，去除掉孤立的单点噪声引起的偏差（灰度偏差）。公式 2-3 是高斯低通滤波器的公式。

$$H(u, v) = e^{\frac{-D^2(u, v)}{2D_0^2}} \quad (2-3)$$

空域中，高斯低通滤波器使图像高频信息受抑制，低频信息反而不受影响通过，增强低频成分。频域中，噪声是呈均匀分布的，频谱之中的高频成分和低频成分强度相差很大。高斯滤波是一种线性平滑滤波，适用于消除高斯噪声，应用于图像处理的减噪过程。

图 2-6 是高斯低通滤波器分频处理示意图。高斯低通滤波器对高频的处理有优势，细节刻画清晰，处理后的图像对比度不高，不存在细节模糊的现象。从原理分析，高斯滤波

对整幅图像的每一个像素加权平均，运算次数比理想低通滤波器少，而且不依赖过多的 for 循环语句，运算速度会提高，运算时间减少。

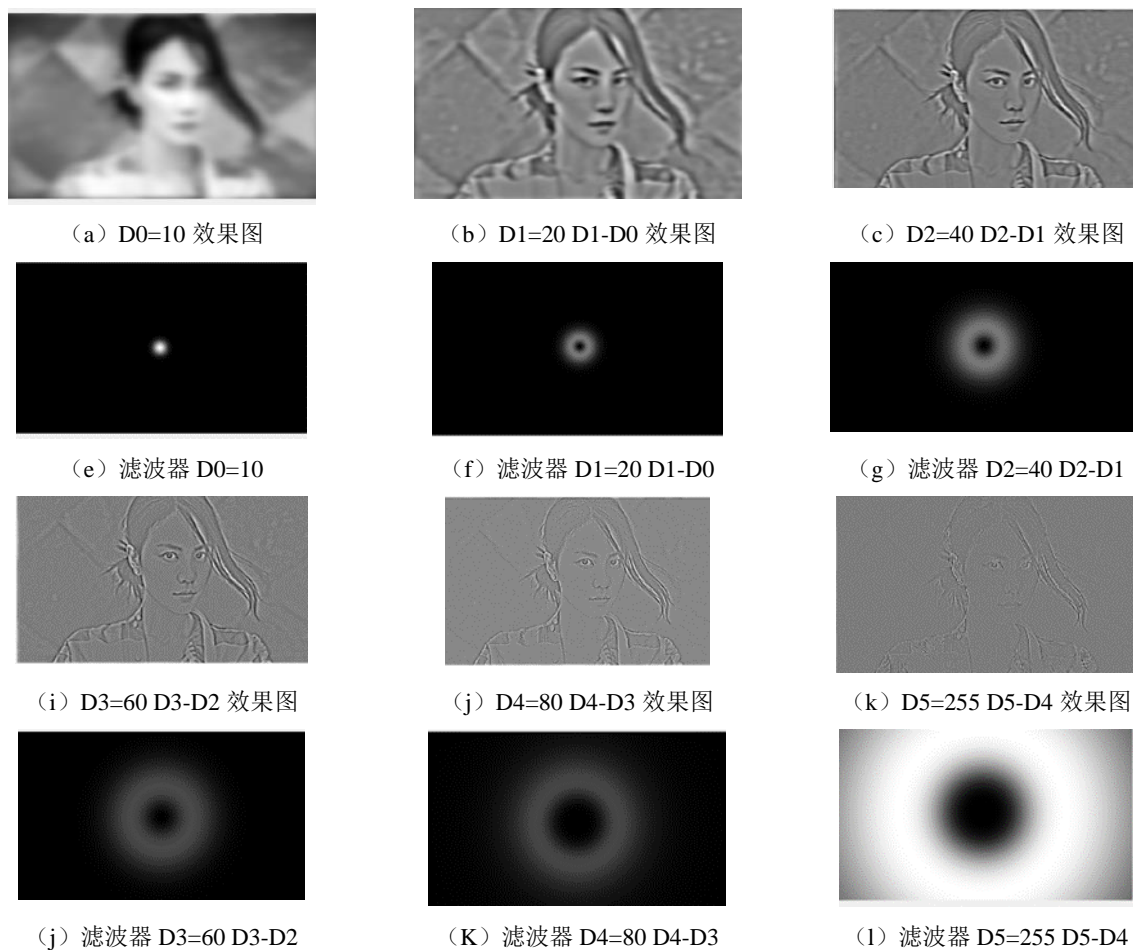


图 2-6 高斯低通滤波器的分频处理示意图

figure2- 6 Schematic diagram of frequency division of gaussian low pass filter

2.2.3 巴特沃斯低通滤波器

巴特沃思低通滤波器^[19]是具有最大平坦幅度响应的低通滤波器，公式 2-4 为巴特沃斯滤波器公式。

$$H(u, U) = \frac{1}{1 + (D(u, v)/D_0)^{2n}} \quad (2-4)$$

与切比雪夫滤波器相比，巴特沃斯滤波器在线性相位衰减，斜率和加载特性方面具有均衡的优点。D0 表示通带的半径，n 表示的是巴特沃斯滤波器的次数。随着次数的增加，振铃现象会越来越明显。图 2-7 是巴特沃斯低通滤波器分频处理示意图。巴特沃斯滤波器具有带通带阻下降的单调性，第二个优点是良好的相位频率特性。第三个优点是，巴特沃斯低通滤波器在带通和带阻之间没有明显的不连续性，没有振铃效应，模糊程度小，所以

巴特沃斯滤波器是一个理想的选择。巴特沃斯滤波的缺点，在于对低频信息的分量非线性处理，会不同程度的增强低频信息，使处理结果模糊且不够清晰。

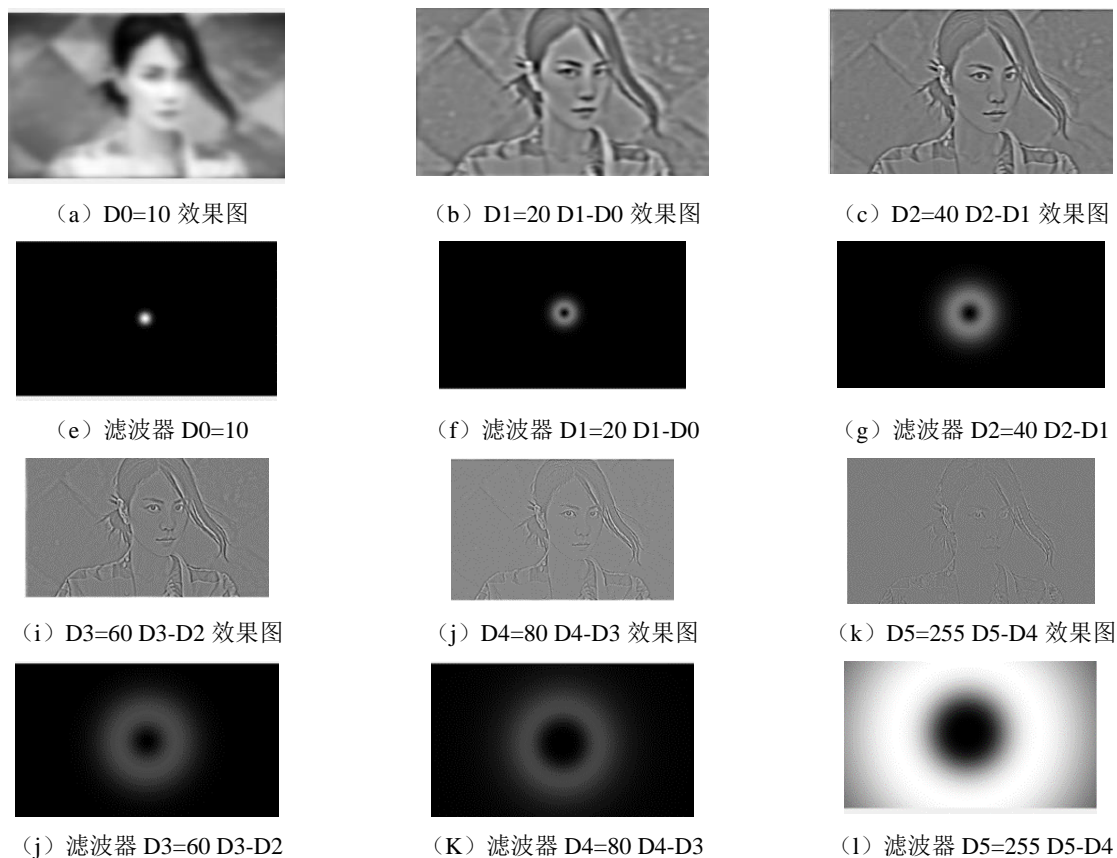


图 2- 7 巴特沃斯低通滤波器的分频处理示意图

figure2- 7 Schematic diagram of butterworth low pass filter frequency division processing

2.3 不同的低通滤波器效果比较

表 2-1 展示的是三种不同低通滤波器处理图像所需要用的时间，（a）为所处理的图像，（a）下面对应的三行分别为高斯低通滤波、巴特沃斯低通滤波、理想低通滤波器滤波所需要的时间，（b）为所处理的图像下面对应的三行分别为高斯低通滤波、巴特沃斯低通滤波、理想低通滤波器滤波所需要的时间，（c）为所处理的图像下面对应的三行分别为高斯低通滤波、巴特沃斯低通滤波、理想低通滤波器滤波所需要的时间，多次测试，理想低通滤波器所需时间最长，普遍在 50 秒以上，因为理想低通滤波器会用到十分多的 for 循环，而且图片很大，所以运算效率低。实验是在 CPU 主频为 3.2GHZ 的英特尔 i5 处理器的电脑之中运行的，电脑型号是联想小新 pro13。

表 2-1 三种不同低通滤波器处理图像所需要用的时间（单位：秒）

tab2- 1 Processing time of image with three different low-pass filters (unit: seconds)




			
图号	(a)	(b)	(c)
高斯低通滤波	1.420571 秒	1.522505 秒	1.438541 秒
巴特沃斯低通滤波	1.894239 秒	2.016682 秒	1.713351 秒
理想低通滤波器	55.110454 秒	53.991432 秒	59.302341 秒

图 2-8 是三种不同滤波器运行效果比较图。(a)、(e)、(i) 为输入的原图像，(b)、(f)、(j) 为理想低通滤波器处理的结果，(c)、(g)、(k) 为高斯低通滤波器的处理结果，(d)、(h)、(l) 为巴特沃斯滤波器处理结果。可以发现，巴特沃斯滤波器的效果图偏亮，说明滤波器改变了图片原来的亮度，而低通滤波器的图片放大之后会产生振铃效应，只有高斯低通滤波器的效果最好，保留原来的亮度信息而且不会产生振铃效应。综上所述，处理效果之中最优的选择是高斯滤波器，理想低通滤波器的振铃效应明显，巴特沃斯低通滤波器会使得图片模糊，对人脸图像处理是劣势。时间结果比较最优的是高斯低通滤波器，因为运算次数少，所以运算时间快，综合运算效果以及运算时间来比较，高斯滤波器是最优的选择。

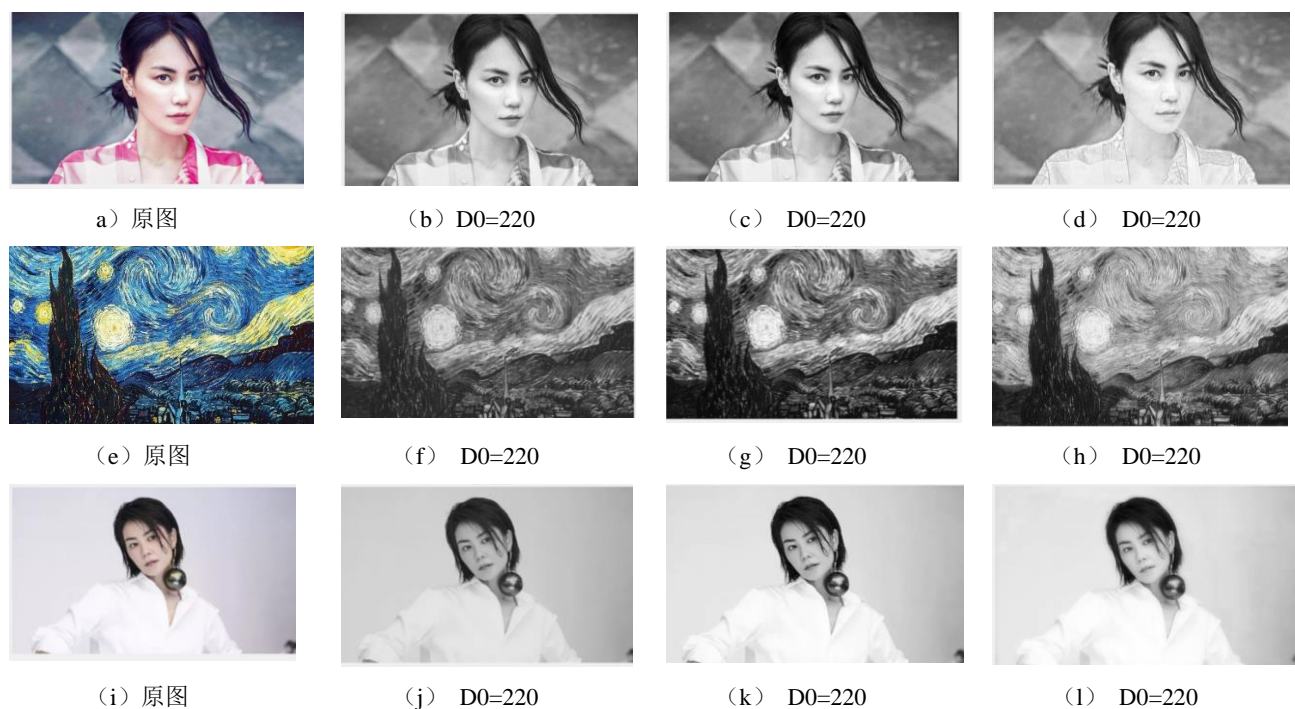


图 2- 8 三种不同的滤波器运行效果比较图

图 2- 8 Comparison of the operating effects of three different filters

第三章 几种颜色模型的介绍

3.1 RGB 模型

3.1.1 RGB 简介

光的三原色是红、绿、蓝，RGB 的原理是红绿蓝调和，三通道都代表一种色度，都为 0 时为黑色，都为 255 时为白色。因为其将图像用色度的三分量进行表达和描述，所以 RGB 的三通道十分的复杂，且相互间关联性高冗余信息多，所以计算难度大。秦秀丽^[21]在她的论文中提到，RGB 模型存在许多不足，它通过不同的比例混合来得到 RGB 彩色空间模型，因此难做定量分析，无法用精准的数值来表示不同的色彩。RGB 彩色空间模型中，彩色通道^[23]与另外彩色通道的相关性特别高（比如红色和蓝色、蓝色和绿色、红色和绿色），合成出来的图像饱和度会偏低，色调的变化也比较小，图像最终效果会比较差。

3.1.2 RGB 模型在频域处理中的局限性

傅里叶变化之前有一个步骤是图像的灰度化，将原本的彩色图像信息转化为灰度信息，只保留亮度信息（消除或去除色调和饱和度信息），图片呈现类似于黑白照片的情况。图 3-1 是针对有灰度化的图像处理进行比较。



图 3-1 灰度化的傅里叶频谱变化

figure3- 1 Fourier spectrum variation of graying

图 3-1 是灰度化的图像频谱以及傅里叶变换后的图像。原图经过傅里叶频谱变换、频谱中心化和傅里叶反变化之后，彩色图像变成灰度图像，只含有图像的亮度，缺少原图中的色度信息。彩色图像变为灰度图像后，无法再通过肉眼观测人脸图像风格迁移的效果，

从而无法看出是否成功地迁移了风格，以及迁移的程度和结果。所以，RGB 模型在风格迁移领域有局限性，风格迁移需要使用新的色彩模型。基于 YUV 颜色空间的边缘检测算法韩家伟和秦秀丽^[1]，提出 YUV 模型为色彩模型代替 RGB 模型。

3.2 YUV 模型

3.2.1 YUV 简介

YUV 模型用于优化彩色图像传输常用于图像处理领域，Y 表示灰度即亮度，U、V 两通道信息表示色度，分别代表色调和饱和度的信息。色调反映颜色的种类，饱和度则代表颜色的纯度或者是深浅。韩家伟和刘昶^[23]解释道，人类眼睛对低频信号比对高频信号更敏感度，对灰度的改变十分敏锐；反而对色彩的改变的察觉程度较低，因此 Y 通道的亮度信息比有 UV 分量的色彩信息重要。根据这一特征，在不进行复杂运算的前提下，去掉 U 和 V 分量，可以达到压缩图片大小的目的方便图像处理。YUV 模型可以从 RGB 图像经过变换得到，公式如下：

$$Y = 0.2990 * R + 0.5780 * G + 0.1140 * B + 0 \quad (3-1)$$

$$U = 0.5000 * R - 0.4187 * G - 0.0813 * B + 128 \quad (3-2)$$

$$V = -0.1687 * R - 0.3313 * G + 0.5000 * B + 128 \quad (3-3)$$

后文的实验表明，YUV 模型运算速度十分的快，除了有公式和算法外，还可以用查表法得到^[25]，十分简单快捷。

3.2.2 YUV 模型的提出

RGB 模型的局限性在于将原图像处理为灰度图像后无法复原成彩色图像。所以，刘昶^[7]提出一个解决思路：将图像的 RGB 信息转化为 YUV 信息，利用 Y 通道信息去处理图像，最后三通道融合复原成新的彩色图像。YUV 相比 RGB 模型的优势为 YUV 模型可以将亮度信息和彩色信息分离。

3.2.3 YUV 模型的局限

YUV 模型的彩色空间模型转换有缺陷，YUV 通道转回到 RGB 图像后没有办法复原，色彩都会变得偏蓝一些。图 3-4 中的 (a) 和 (b) 是 YUV 通道处理 RGB 图像的结果对比，明显发现 (b) 偏蓝紫色，(c) 是 YUV 转回 RGB 的频段融合示意图，无法很好地回到原图 (a) 的效果。YUV 模型局限是将图像处理后再转回 RGB 时，会变成偏蓝紫色；其次，分频再合成的结果会导致图像变得模糊不清晰甚至会对饱和度产生影响。



图 3-2 YUV 模型的彩色空间模型转换效果图

figure3- 2 YUV model color space model conversion renderings

图 3-5 为 YUV 图像经过低通滤波器分频处理示意图。不论是分频效果还是融合效果，YUV 模型的偏色现象十分严重。RGB 转换 YUV 模型，YUV 转换 RGB 模型，图像会偏蓝紫色。偏色现象会对风格迁移效果产生干扰，所以提出 YCbCr 模型针对 YUV 模型的偏色现象进行算法改进，解决偏色现象。

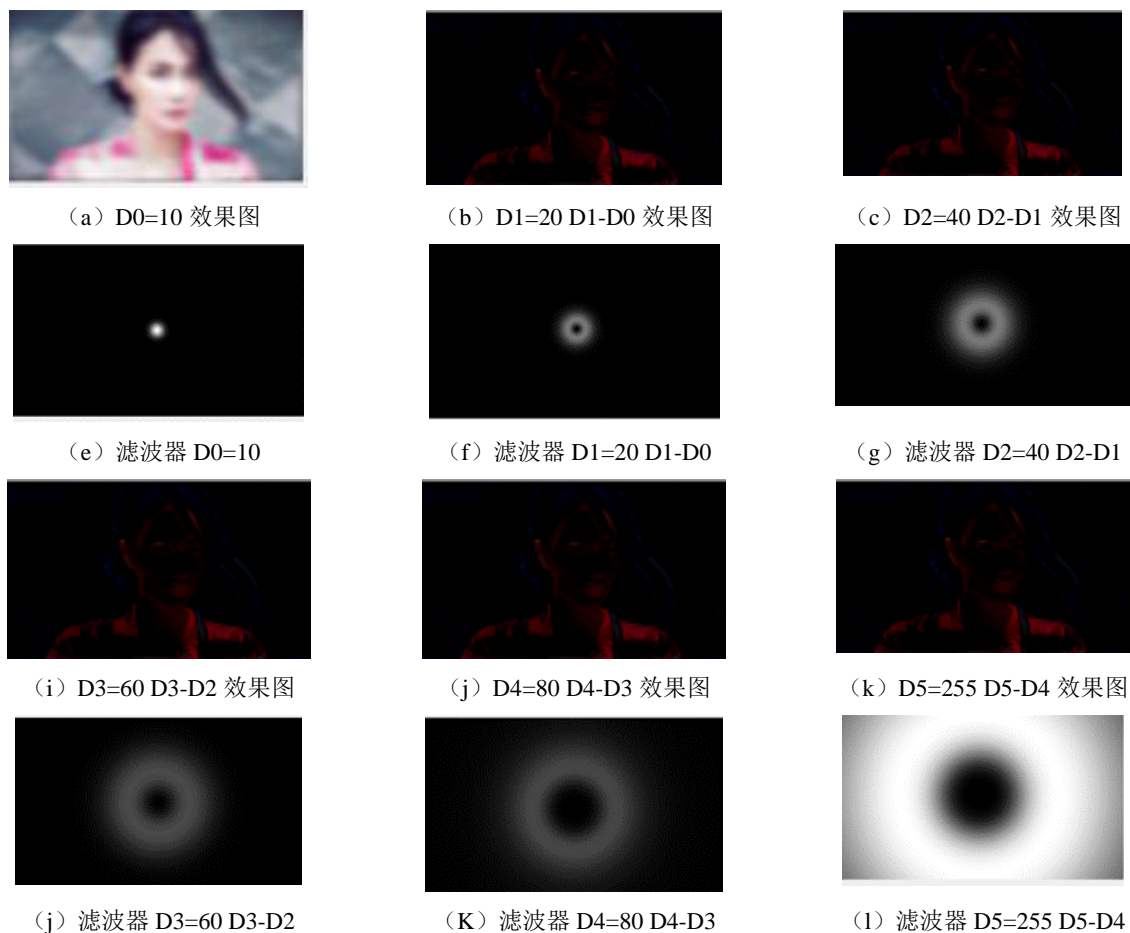


图 3- 3 YUV 图像经过低通滤波器分频处理示意图

figure3- 3 Schematic diagram of YUV image processed by low pass filter

3.3 YCbCr 模型

3.3.1 YCbCr 简介

YCbCr 模型又被叫做 YCC 模型，是基于 YUV 衍生出来的一种模型，针对 YUV 模型的偏色现象进行改进。Y 表示亮度，Cb 表示蓝色的分量，而 Cr 表示红色的分量。数字信号的量标准化和量化在 YCbCr 模型^[26]下十分方便准确，数字图像处理采用 YCbCr 方案，因为亮度信息 Y 可以单独提取，与其它两个通道无关。YCbCr 颜色空间的构成与人类对自然色彩的感知过程类似，重点在亮度信息的分辨和提取，不在色度信息的区分。刘昶^[24]提到将 YCbCr 模型作为对 YUV 模型的改进。公式 3-4、3-5、3-6 为 RGB 转换 YCbCr 的公式：

$$Y' = 0.257 * R' + 0.504 * G' + 0.098 * B' + 16 \quad (3-4)$$

$$Cb' = -0.148 * R' - 0.291 * G' + 0.439 * B' + 128 \quad (3-5)$$

$$Cr' = 0.439 * R' - 0.368 * G' - 0.071 * B' + 128 \quad (3-6)$$

3.3.2 YCbCr 模型的局限

图 3-6 是 YCbCr 模型处理过程示意图，(a) 是 RGB 图像，(b) 是 Y 通道频谱图，(c) 是 YCbCr 模型分频处理的 Y 通道，(d) 是 YCbCr 模型分频处理的 Cb 通道，(e) 是 YCbCr 模型分频处理的 Cr 通道，(f) 为频段融合示意图。与 YUV 处理效果进行对比，YCbCr 可以将转化过的图像还原为原 RGB 图像，不会产生偏色的问题。但是最终处理结果如 (f) 所示，比较模糊。YCbCr 相较 YUV 改进了偏色现象，而处理结果十分模糊的问题并未改善。



图 3-4 YCbCr 模型对比示意图

figure3- 4 YCbCr model comparison diagram

3.4 HSI 模型

3.4.1 HSI 模型

HSI 模型，H 是色度，S 是饱和度，I 是亮度。杨培和李巖^[27]讲到与 RGB 不同，HSI 模型中只有 H 通道代表色度，I 通道代表的亮度，S 代表饱和度表示颜色的深浅，人眼对亮度比颜色浓淡更敏感，所以他们选择 HSI 色彩模型作为视觉图像处理的模型。HSI 彩色模型可以分开色度饱和度和亮度的信息，并且相互单独针对每一通道进行处理，因此 HSI 彩色空间可以简化数字图像处理的分析和计算量。

3.4.2 HSI 处理效果

图 3-5 是 HSI 模型处理过程示意图，（a）是分三通道的示意图，（b）是 I 通道频谱图，（c）是 HSI 模型分频处理示意图，（d）是各个通道合成示意图。与 RGB 三通道都代表一种色度不同，HSI 模型中只有 H 通道代表色度。I 通道表示亮度信息。

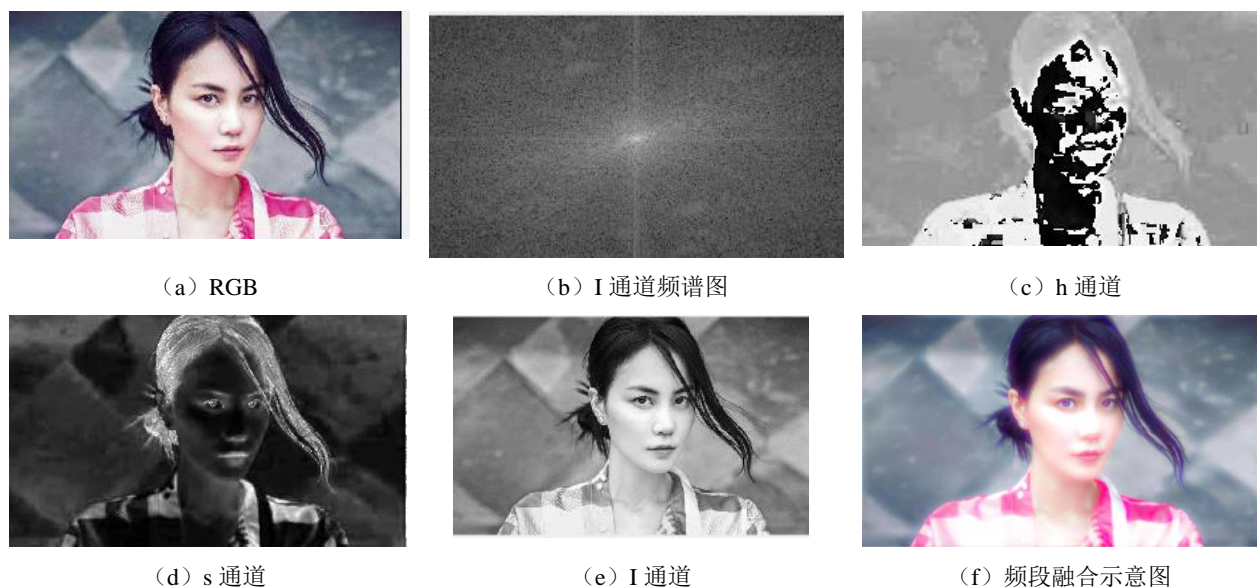


图 3-5 HSI 模型处理过程示意图

figure3- 5 Schematic diagram of model processing

经过处理的（f）相较于 YUV 以及 YCbCr 模型的处理效果，在清晰度和偏色现象上有很大提高。但是，图像呈现过饱和现象，与原 RGB 图像相比图像偏亮偏白色。

图 3-8 为 HSI 图像经过低通滤波器分频处理示意图。可以发现，分频处理的图像依旧保留原始轮廓，说明 HSI 三通道信息相互独立。而且主要能量集中于截止频率为 10 的部分，其他部分所占用的能量很低，所以图像近乎黑色。

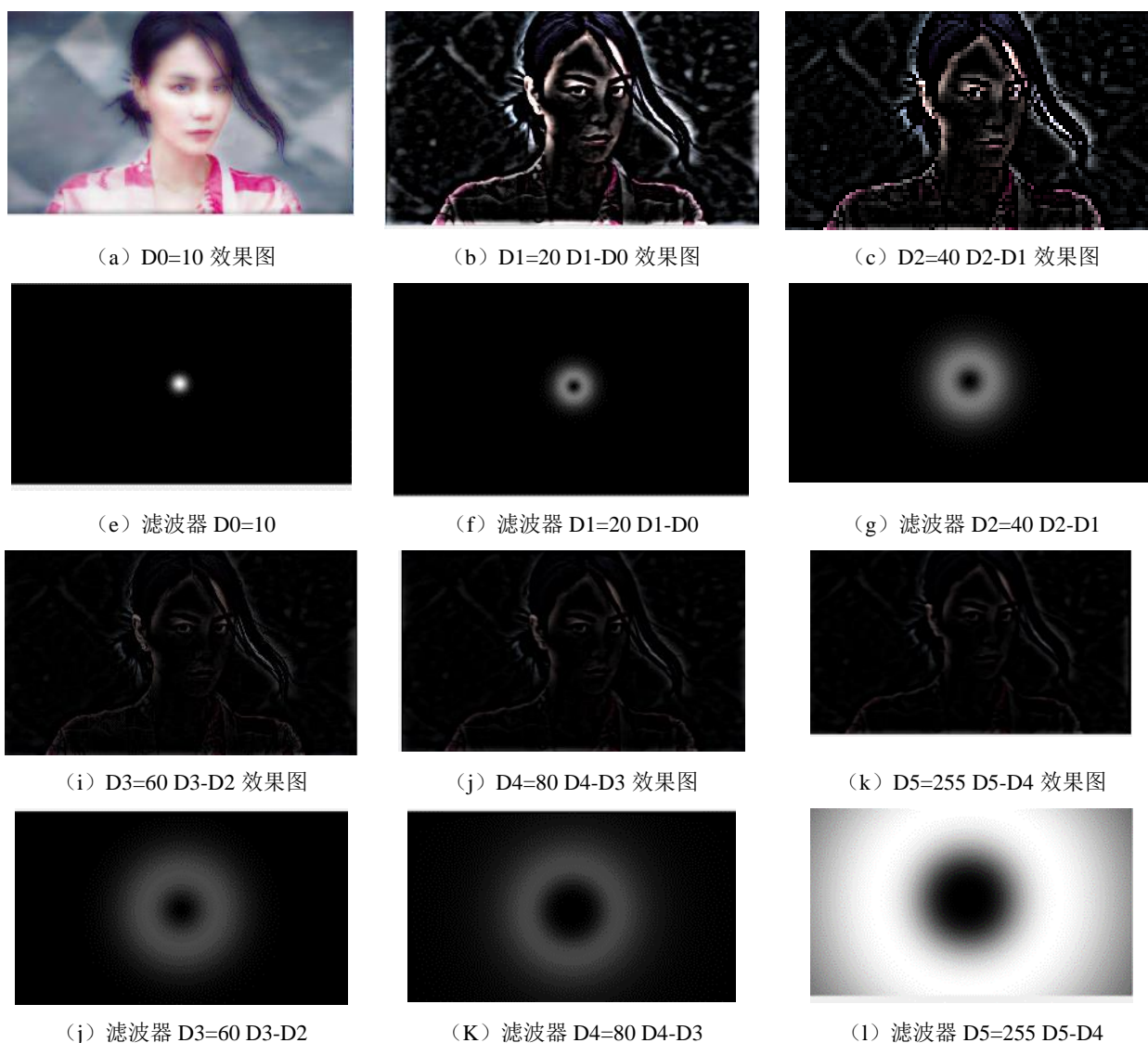


图 3- 6 HSI 图像经过低通滤波器分频处理示意图

figure3- 6 Schematic diagram of HSI image processed by low pass filter

3.5 HSV 模型

HSV 模型相较于 RGB 和 YUV 模型更适应人眼模型。李丽莎和李瑞生^[29]讲到 HSV 代表调饱和度和亮度，三者相互独立，能够将亮度信息从图像之中完整的分离。HSI 和 HSV 的区别，HSI 的明度等于白色的明度，HSV 纯色的亮度等于中度灰的亮度。也就是说，HSV 是对 HSI 的一种细微调整，HSI 模型中只有 H 通道代表色度，灰度中的白色定义为 0，HSV 与之不同将灰色定义为 0 灰度。所以 HSV 模型复原的结果在这几个模型之中最为清晰，并且最接近于原 RGB 图像。

图 3-10 为 HSV 处理过程展示，(a) 是原图，(b) 是 V 通道频谱图，(c)、(d)、(e) 为 HSV 图片分通道的示意图，(f) 为最后融合的结果。



图 3- 7 HSV 模型对比示意图

figure3- 7 HSV model comparison diagram

图 3-10 为 HSV 图像经过低通滤波器分频处理示意图。因为色度信息对于 0 灰度与 HSI 模型不同，所以 HSV 分频效果的颜色也与 HSI 模型稍有不同。

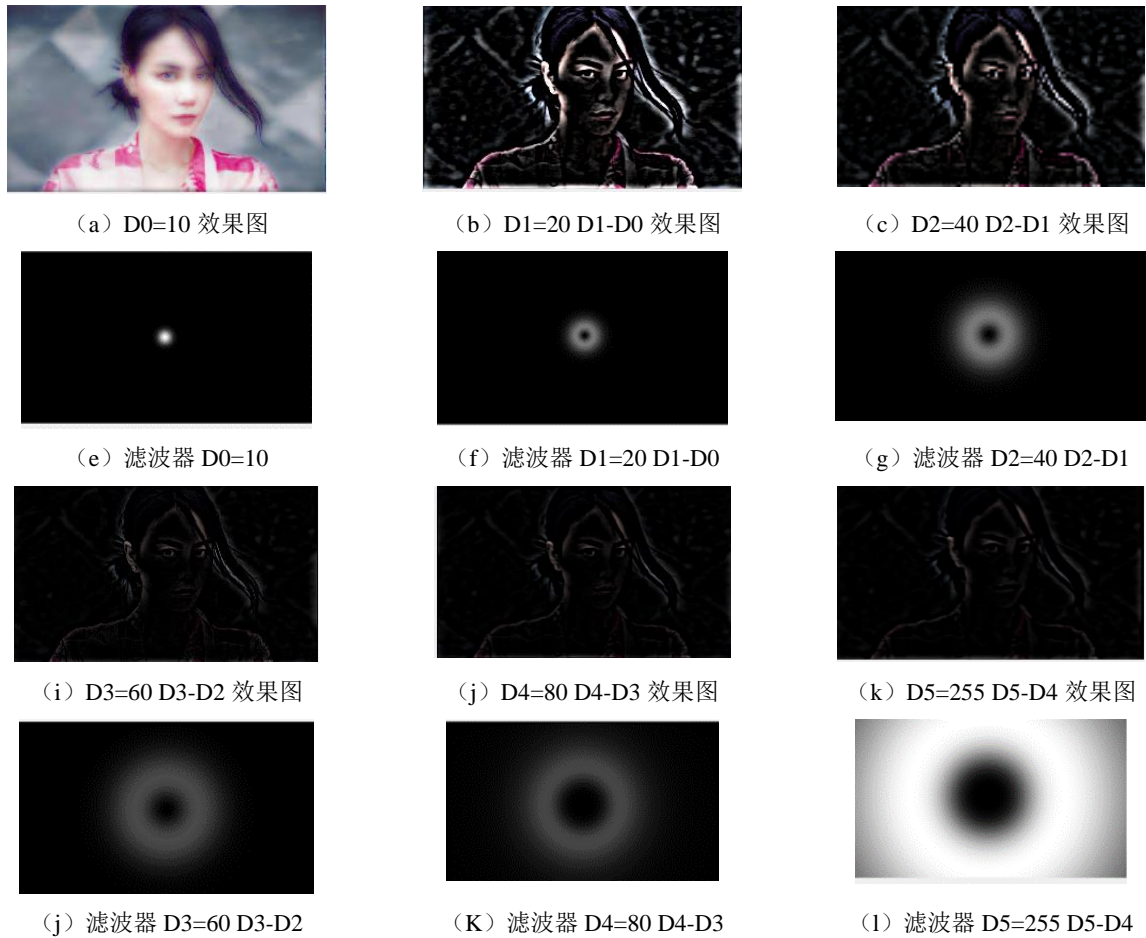


图 3- 8 HSV 图像经过低通滤波器分频处理示意图

figure3- 8 Schematic diagram of HSV image processed by low pass filter

3.6 不同模型的对比

3.6.1 不同色彩模型运行效果

图 3-11 为四种颜色模型处理效果比较图，可以直观比较滤波器的处理效果。(a) (f) (k) 为输入的原图像，(b) (g) (l) 为 YUV 处理的结果，(c) (h) (m) 为 YCbCr 的处理结果，(d) (i) (n) 为 HSI 处理结果，(e) (j) (o) 为 HSV 处理结果。

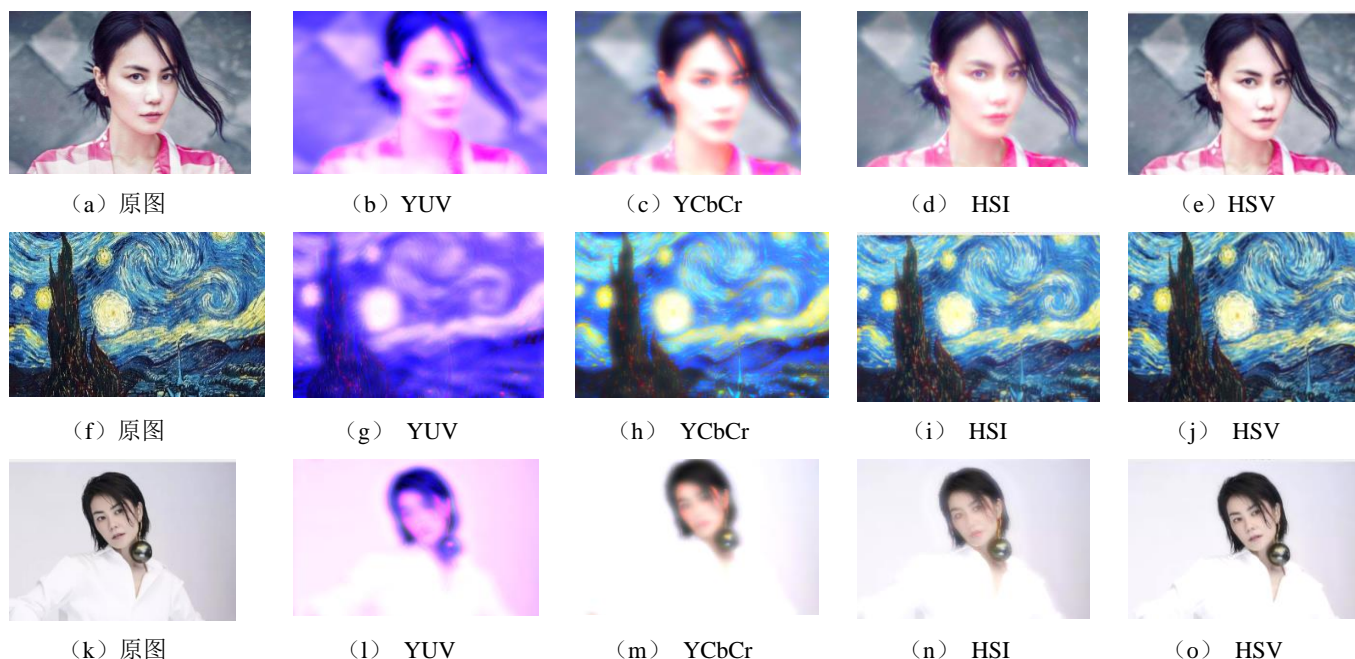


图 3-9 四种颜色模型处理效果比较图

figure3- 9 Comparison of four color models




YUV 的三幅效果图，均产生偏色现象和振铃效应，导致图像无法通过肉眼判断迁移的效果。YCbCr 的效果图没有产生偏色现象，但模糊现象严重无法通过肉眼区分图像的细节。HSI 模型效果图，没有产生偏色现象和模糊现象，但是 HSI 处理改变图像的对比度导致图像产生偏白色的现象。HSV 模型的效果图最为接近原图像，所以为处理首选。

3.6.2 不同色彩模型运行时间

表 3-1 展示的是不同的色彩模型运行时间对比，第一行是 YUV 模型分别对应处理(a)、(b)、(c)三张图片所需时间，第二行是 YCbCr 模型分别对应处理 (a)、(b)、(c)三张图片所需时间，第三行是 HSI 模型分别对应处理 (a)、(b)、(c)三张图片所需时间，第四行是 HSV 模型分别对应处理 (a)、(b)、(c)三张图片所需时间。

表 3-1 不同模型所需时间

tab3- 1 different time of different model

			
图号	(a)	(b)	(c)
YUV	0.07141	0.04731	0.04396
YCbCr	0.05673	0.04017	0.03507
HSI	0.05238	0.04006	0.03052
HSV	0.07523	0.06152	0.04068

经多次测试，HSV 的运行时间是最短的，HSI 反而相对比较费时。YUV 模型虽然数值上接近 HSV，但是却不太稳定，不同图片处理速度相差很大。实验是在 CPU 主频为 3.2GHZ 的英特尔 i5 处理器的电脑之中运行的，电脑型号是联想小新 pro13。经过验证，HSV 是图像处理时间最短而且处理效果最佳的模型。

第四章 风格迁移

4.1 风格迁移方法

4.1.1 多频增益分析法

本节介绍李海洋^[12]提出的基于多频增益分析的风格迁移方法。方法分为三步，第一步：图像预处理；第二步：特征提取；第三步：融合处理。

第一步预处理，图像经过傅里叶变换到频域，使用 YUV 模型转换彩色空间模型。

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} \quad (4-1)$$

第二步特征提取，使用理想低通滤波器将人脸图像和风格图像分成六个不同的频段。

第三步就是融合，分别计算六个不同频段的能量百分比，如公式（4-2），再使用截止频率和能量百分比的反比关系确定人脸图像的输入能量。风格图像处理同样分别计算六个不同频段的能量百分比，风格图像输入的能量由增益 G（如公式 4-3）来决定。

$$B = 100 \times (\sum_{u \in r} \sum_{v \in r} P(u, v) / \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} P(u, v)) \quad (4-2)$$

$$G_i = (E_i[p1] / (E_i[p2] + \varepsilon))^{1/2} \quad (4-3)$$

4.1.2 算法实验

图 4-1 是进行测试的结果（a）是风格迁移图像，（b）是人脸图像，（c）为最终合成结果。可以发现，该算法无法美观地迁移图像风格，反倒使迁移风格的图像与人脸图像互相干扰，导致迁移结果不够美观。



图 4-1 迁移方法实验示例

figure4- 1 Experimental examples of migration methods

4.1.3 针对滤波器与色彩通道的改进

根据前文的滤波器和彩色模型的性能分析与对比，本文对原算法进行了改进，先将 RGB 模型转换为 HSV 模型，再使用高斯低通滤波器对图像进行滤波处理。图 4-2 是使用高斯低通滤波器与 HSV 色彩通道的改进结果，（a）是人脸图像，（b）是风格迁移图像，（c）为采用 HSV 模型和高斯滤波的改进效果合成效果更清晰，颜色更接近原始图像。



(a) 风格图

(b) 原图

(c) 算法效果

图 4- 2 改进滤波器与色彩模型效果

figure4- 2 Improved filter and color model effects

4.1.4 对增益 G 的计算方法的改进

改进 HSV 模型和高斯低通滤波器并不能解决本质上的迁移问题，剩余的问题集中在迁移算法。迁移算法可能存在的问题包括：增益 G 大小的确定、增益算法中能量百分比和截止频率的关系、增益 G 公式中常量 ϵ 的数值不正确、迁移后的六个频段的融合比例等。

4.2 图像中能量分布

图像功率谱的定义是图像傅里叶频谱的平方，也是图像的自相关函数。图像的功率谱反映了图像能量大小。通过公式 4-4 可以求出每一个频段占总能量的百分比。

$$B = 100 \times \left(\sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} P(u, v) / \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} P(u, v) \right) \quad (4-4)$$

李海洋在其论文中提到，图像的艺术风格所具有的频率信息在不同频段应该都有相应体现。他将两幅图像分成六个不同的频段，选择两幅图像相对应频段迁移风格，再将各频段的迁移结果合成得到最后的风格迁移图像。迁移前需要计算每个频段所具有的艺术风格的能量（参见公式 4-4），然后将对应的人脸图像频段与风格图像的能量按照增益比例 G 进行融合（公式 4-5）。

$$G_i = (E_i[p1]/(E_i[p2] + \epsilon))^{1/2} \quad (4-5)$$

傅里叶频谱图中，低频区域（图像原点附近）囊括图像的大部分能量，高频部分只占很少的能量，李海洋认为个不同频段的能量百分比应该与截止频率呈现反比关系但本文发现情况并非如此。

4.2.1 能量百分比与截止频率的关系

如图 4-3 所示，第一组实验采用 5,10,30,60,160,220 为截止频率。图 4-3，第一种是截止频率分别为：5,10,30,60,160,220。可以看出，D0（截止频率）和能量百分比关系不是成反比，而是先急速增长再增长趋缓。可以发现，能量在截止频率为 5 时只有 0.59%，截止频率为 10 时只有 1.84%。这和李海洋原文讲的成反比关系不同。按照反比关系，截止频率低时，所占的能量大，频率高时所占的能量小。计算结果表明，当截止频率为 30 时，所占能量为 10.44%比之前截止频率为 10 的时候增加了 8.6%。当截止频率为 60 时，所占能量为 30.52%比之前截止频率为 10 的时候增加了 20.08%。当截止频率为 160 的时候，所占能量为 80.3%，比之前截止频率为 60 的时候增加了 49.78%。说明能量大多集中在截止频率为 30-160 的区域内。而截止频率从 160-220 的区间里只增加了 8.77%。能量在图中是不均匀分布的，在截止频率低于 30 和高于 160 的区域变化慢，在 0-30 和 160-220 的区域中能量占的很少分别为 10.44%和 8.77%。82%能量分布在截止频率为 30-160 之间。



图 4-3 能量百分比和截止频率关系

figure4- 3 The percent energy and the cutoff frequency

为了排除分频方式对于能量百分比的影响，本文又选择第二种分频方式以排除截止频率不均匀而导致的偏差。图 4-4，截止频率为 60 时，所占能量为 30.52%比截止频率为 20 的时增加 24.98%。截止频率为 100 的时候，所占能量为 57.83%，比之前截止频率为 60 时

增加 27.31%。截止频率为 140 的时候, 所占能量为 75.09%, 比之前截止频率为 100 时增加 17.26%。能量大多集中在截止频率为 60-140 的区域内。截止频率从 140-220 的区间里只增加了 13.98%。说明图中能量是不均匀分布的, 能量在截止频率低于 60 和高于 140 的区域变化慢, 在 0-60 和 140-220 的区域中能量占的很少分别为 30.44%和 13.97%。超过 55% 的能量分布在截止频率为 60-140 之间。第二组结论与第一组的结论相同, 说明不同截止频率的分配方式对能量分布没有影响。

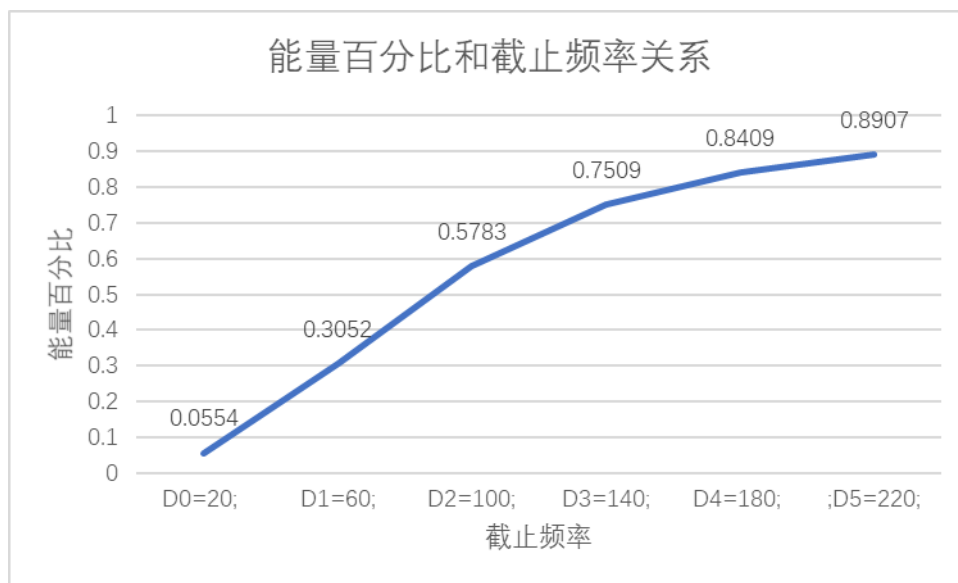


图 4-4 能量百分比和截止频率关系

figure4- 4 The percent energy and the cutoff frequency

频段的详细划分可以更好的说明 D_0 与 r 的关系, 图 4-5 为能量百分比与截止频率的图像, 截止频率按照 10 为间隔确定 17 组不同的能量百分比。

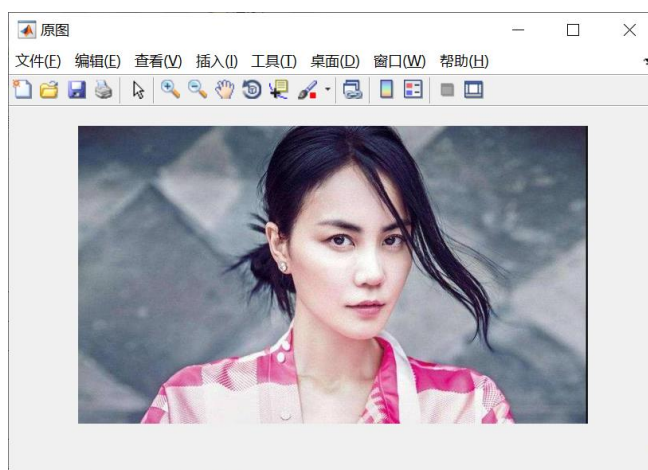


图 4-5 原图

figure4- 5 original image

截止频率 30-40 时增长大约 5% 的能量，截止频率 70-80 是大约增长了 8%。依次类推，从截止频率 10 开始，增加的能量的数值依次增大，10-20 时的 3.7%，30-40 的 5%，70-80 是大约增长了 8% 而 120 之后增长量又逐渐减小。图中，横轴代表截止频率，纵轴代表能量百分比，曲线的斜率表示增长速度。横坐标 30 之前比较平缓，横坐标 30 到 120 曲线变得陡峭，横坐标 200 之后趋缓接近直线。印证之前的结论，能量百分比和截止频率不是反比关系，而是先增长后趋缓的形状类似于平方根的函数图像。

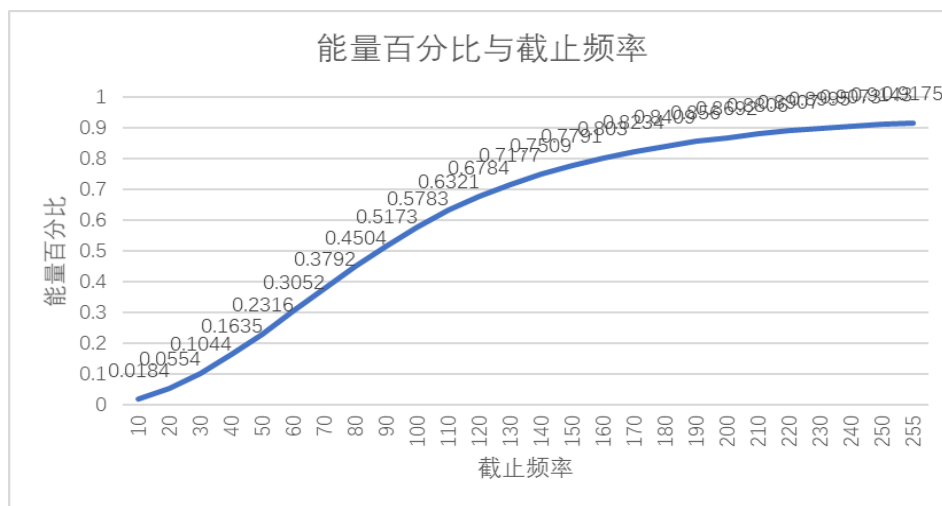


图 4- 6 能量百分比和截止频率关系

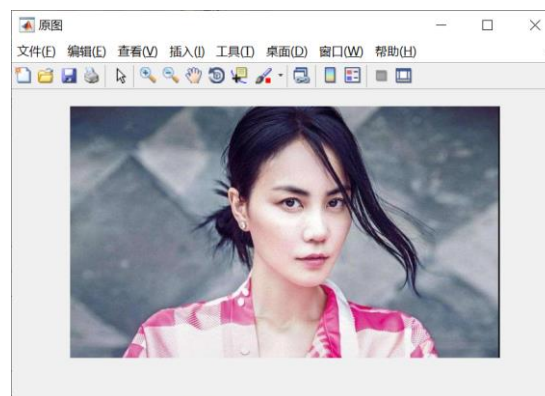
figure4- 6 The percent energy and the cutoff frequency

4. 2. 2 不同图片大小对能量百分比和截止频率影响

不同图片大小对能量百分比和截止频率是否有影响。测试两张不同图片，如图 4-7，长和宽的比例不同。（a）的大小是 374x640，偏亮，主体红黄；背景为蓝色（b）的大小为 490x690，（b）背景偏灰色主体为紫色。



（a）图片 1



（b）图片 2

图 4- 7 测试图片

figure4- 7 test image

图 4-8 所示结果：两条线均从截止频率从 60-160 剧烈增长，60 以下和 180 以上只占很少部分。截止频率为 60 时，所占能量为 23.75%比截止频率为 40 的时候增加了 11.2%。截止频率为 100 的时候，所占能量为 50.02%，比截止频率为 80 的时候增加了约 13%。截止频率为 120 的时候，所占能量为 61.02%，比之前截止频率为 100 的时候增加了 11%。说明能量大多集中在截止频率为 60-120 的圆环区域内。而截止频率从 160-255 的区间里只增加了 9.44%。能量在图中是不均匀分布的，先缓慢增加，后急速增长，再缓慢增加。两条线的趋势基本一致，符合 4.1.2 小节的结论，对比测试排除不同照片对于能量百分比和截止频率的影响。

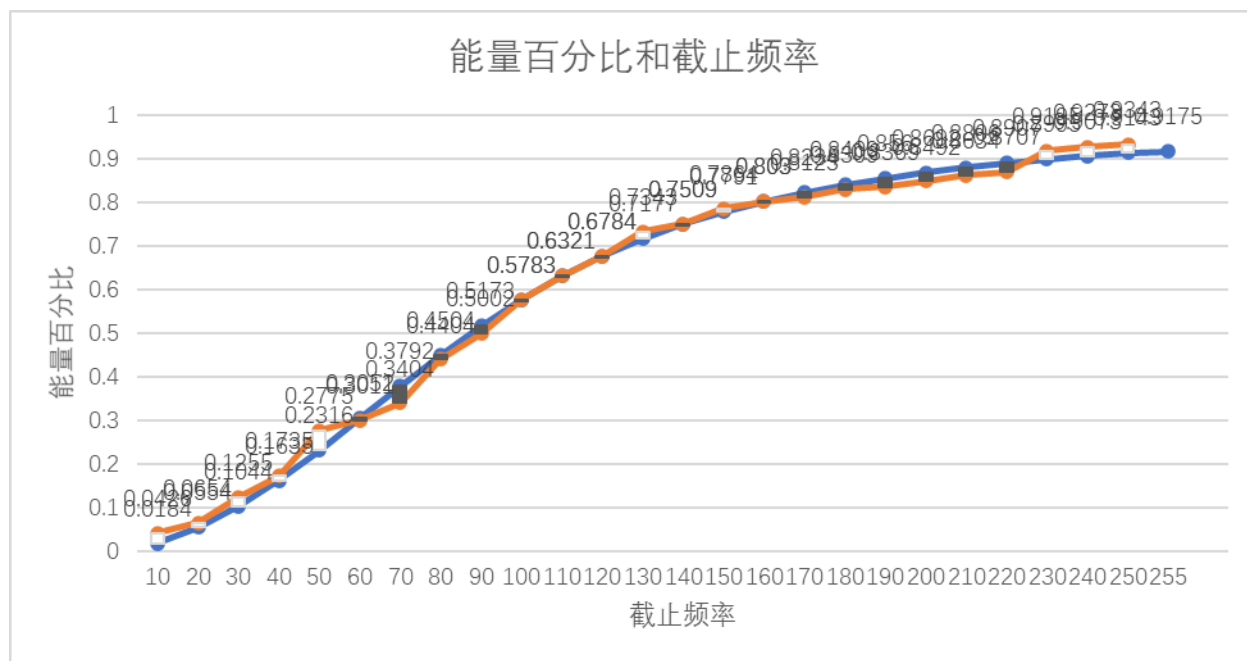


图 4- 8 能量百分比和截止频率关系

figure4- 8 The percent energy and the cutoff frequency

4. 2. 3 不同滤波器对能量百分比和截止频率影响

不同类型的截止频率分布和不同的图片对于能量百分比和截止频率的关系没有影响。排除前两个干扰项，还有一个无法确定的变量——滤波器的类型。前面滤波计算巴特沃斯滤波器，现在用理想低通滤波器重新做测试，图 4-9 是理想低通滤波器。

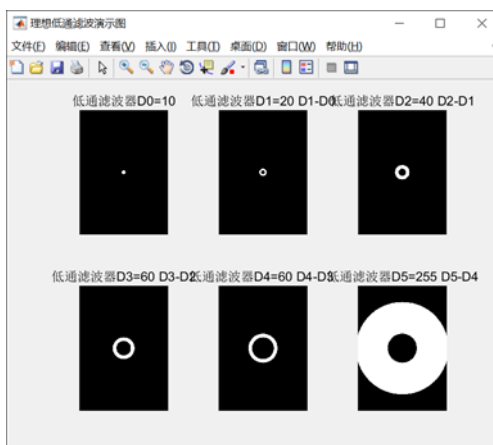


图 4- 9 理想低通滤波器

figure4- 9 low pass filter ideal

计算结果如图 4-10 所示：截止频率 100-220 剧烈增长，截止频率 80 以下和截止频率 220 以上占很少部分。截止频率为 120 时，所占能量为 25.06%比之前截止频率为 100 时增加了 9%。截止频率为 180 时，所占能量为 49.59%，比之前截止频率为 160 的时候增加了约 9%。说明不同滤波器对能量百分比和截止频率的关系没有影响。

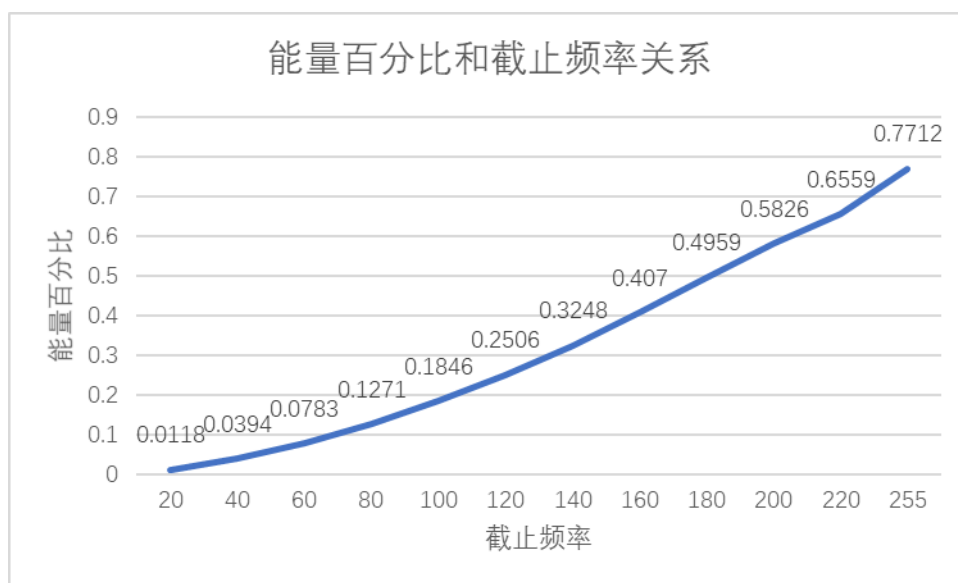


图 4- 10 能量百分比和截止频率关系

figure4- 10 The percent energy and the cutoff frequency

通过对不同截止频率频率划分方法的对比，不同照片处理的对比，不同滤波器处理的对比，得出结论：李海洋论文^[7]之中关于能量百分比和截止频率的反比关系有误。能量百分比和截止频率的关系在函数图像上类似于平方根函数的图像。

4.3 风格迁移的增益改进

李海洋的增益 G 公式如公式 4-2 所示。 ϵ 为变量，控制 G 的大小。风格迁移分为两个不同的步骤，第一步将人脸图像和风格图像分成的六个不同频段再将风格图像的能量按照增益 G 迁移至对应的频段。第二步需要将迁移后的频段融合产生融合效果图。该算法的风格调节增益是公式 4-2（其中 $\epsilon = 0.0001$ ），其文章之中并未提到对迁移过后的六个不同频段图像再合成的方法。

进行对照试验，将风格迁移分为两步，第一步是风格迁移的增益，第二步为频段合成的比例。本节研究第一步风格增益，进行控制变量将第二步的合成比例都控制为 1:1:1:1:1:1，控制变量在相同条件下对比最佳的增益。

4.3.1 ϵ 对迁移效果的影响

风格增益的处理结果如图 4-11，（a）和（b）是两张原始图像，（b）为迁移风格图像，（a）人脸图像。（c）按照李海洋提出的风格增益进行处理，（d）、（e）、（f）为应用不同 ϵ 的效果。可以发现，李海洋增益 G 中的 $\epsilon = 0.00001$ 为很小的补偿， ϵ 大于等于 1 的时候迁移效果十分明显，既不影响人脸图像，同时又将油画星空的笔触感体现出来。 ϵ 过于大则会导致油画风格明显削弱，而 ϵ 过于小则会导致人脸图像被严重模糊，因此最佳的 ϵ 应该在 1-5 之间。



图 4-11 迁移不同 ϵ 的效果

figure4- 11 Transfer the effect of different media

4.3.2 改进方法

不同图像的 ε （最佳补偿）也会不同，所以需要提出新的增益算法适用于任何图像。根据公式 4-5， ε 太小无法产生好的迁移效果， ε 需要取相对较大的值，因为 ε 处于分母上，所以 G_i 的值会变小。基于上述分析，本文提出两种改进算法，分母数乘算法和分子平方算法。分母数乘算法将分母中的增益补偿从“+ ε ”改成“* n ”， n 的取值为大于 0 的整数，同样起到减少 G_i 值的作用。公式 4-6 为分母数乘算法的公式，以下将采用分母数乘算法代指公式 4-3。

$$G_i = (E_i[p1]/(E_i[p2] * n))^{1/2} \quad (4-6)$$

图 4-8 实验是测试 n 的大小与图像效果的关系，（a）、（b）、（c）、（d）是 n 取不同整数的效果图；图 4-8 对比显示（d） $n=10$ 的时候迁移效果比较好，把梵高星空的笔刷和技法迁移了，不只是简单图像的叠加。 $n=10$ 的迁移效果最好，图片中人脸部分不会与风格图像产生互相干扰的现象，减少风格图像中颜色对合成图像色彩的影响，并且风格图像笔触清晰反映在合成图像，所以提出公式（4-7）为最佳分母数乘算法。

$$G_i = (E_i[p1]/((E_i[p2]+E_i[p1]) * 10))^{1/2} \quad (4-7)$$

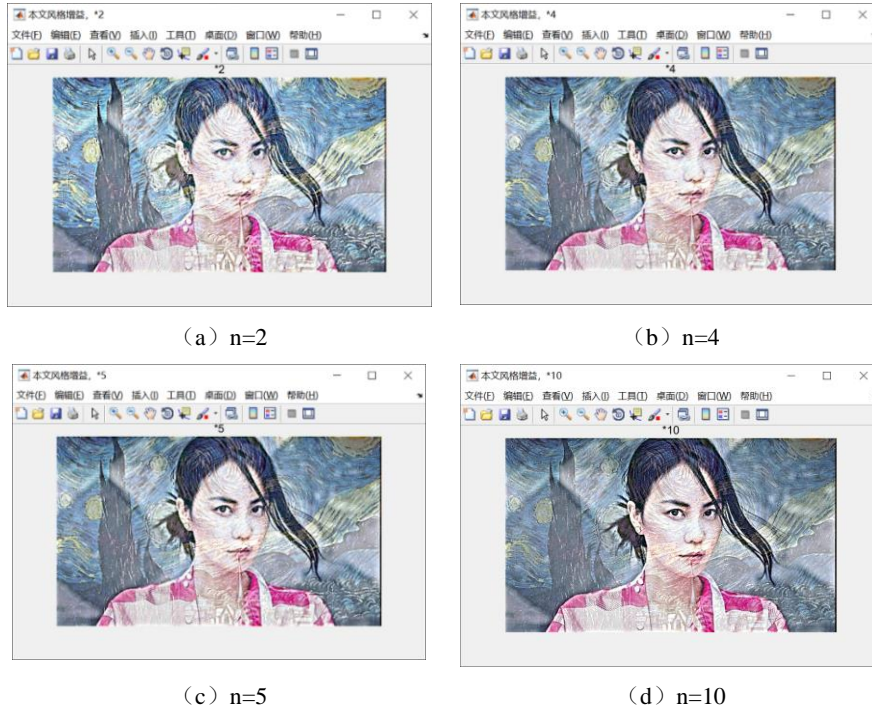


图 4-12 分母数乘算法对比

figure4- 12 Denominator multiplication algorithm comparison

提出第二种算法分子平方算法，分子为人脸图像能量的平方，分母为两张图像能量之和，如公式（4-8）所示，后文简称分子平方算法。

$$G_i = ((E_i[p1])^2 / (E_i[p2] + E_i[p1]))^{1/2} \quad (4-8)$$

根据对原算法 ε 的改进分母数乘算法的实验，分子平方算法采用缩小分子的值来降低 G_i 的值，并且根据分母数乘算法的实验决定将分母改进成人脸图像与风格图像的和形式，这样可以更加自然的迁移风格。原算法只是简单的选择人脸图像作为分母，这会导致迁移结果生硬，两幅图像互相干扰的情况严重。图 4-13 为分子平方算法与前文算法的对比效果图。可以看出，相较于原算法，分子平方算法迁移的纹理更加细腻，笔触更加接近风格图像。分母数乘算法倾向于对于风格图像颜色的迁移，分子平方算法倾向于笔触和纹理的迁移，减少对于风格图像背景颜色的迁移。经过对比，分母数乘算法和分子平方算法都比原算法的处理效果好。



图 4-13 分子平方算法与前文算法的对比效果图

figure4- 13 The comparison between the algorithm of molecular square and the algorithm above

4.4 频段能量合成的比例

4.4.1 问题的提出

融合比例的概念李海洋^[7]并未在其论文提出。不同频段的风格迁移结果最终要融合组成风格迁移图像。每一频段所占总能量的百分比是不同的，所以合成的比例也是不同的。下面的测试采用排除变量法，风格增益全部采用分子平方算法，对比不同融合算法的处理

结果。本文提出融合比例的概念并将原迁移流程拆分，增加比例融合这一步，风格迁移流程图如图 4-14 所示。



图 4- 14 风格迁移流程图

figure4- 14 Flow chart of style transfer

4. 4. 2 固定算法的提出

上一小节提出分子平方算法针对风格增益进行改进，而分频段迁移风格之后需要将其融合。不同频段按照相同比例或者不同比例融合会产生不同结果。图 4-15 频段迁移后的图像按照不同比例融合的效果图，（a）原来的人脸图像，（b）是风格图像，（c）按照 1:0.9:0.8:0.7:0.6:0.5 的递减融合比例的运行结果，（d）按照 1:1:1:1:1:1 相同比例的运行结果，（e）按照能量百分比与截止频率的关系得到的六个不同频段的输入能量比约为 1:2:3:4:3:2，（f）按照 1:2:3:4:5:6 的递增融合比例的运行结果。经过比较，（e）特定比例融合算法和（f）比例递增融合算法的效果最佳，既迁移到了笔触风格，又没有干扰到人脸图像信息。



图 4- 15 不同固定融合比例算法对比

figure4- 15 Comparison of different fixed fusion ratio algorithms

4.4.3 增益比例算法的提出

融合比例按照预先设定的比例可以很好的融合迁移图像，迁移比例与图像本身的属性有关。而风格增益就是基于图像能量属性，增益的公式是通过计算各频段能量与截止频率的关系得到，所以能够迁移风格图像的信息。于是本文提出增益比例算法，利用图像增益的属性确定融合比例，图 4-16 为进行测试的原始图像。



图 4-16 测试图像

figure4- 16 test image

多次实验发现，按照原增益融合会产生图像变黑的情况，进一步研究发现，原增益的数值太小导致输入图像的能量过低。所以，图 4-17 采用不同系数的增益比例处理迁移图像。

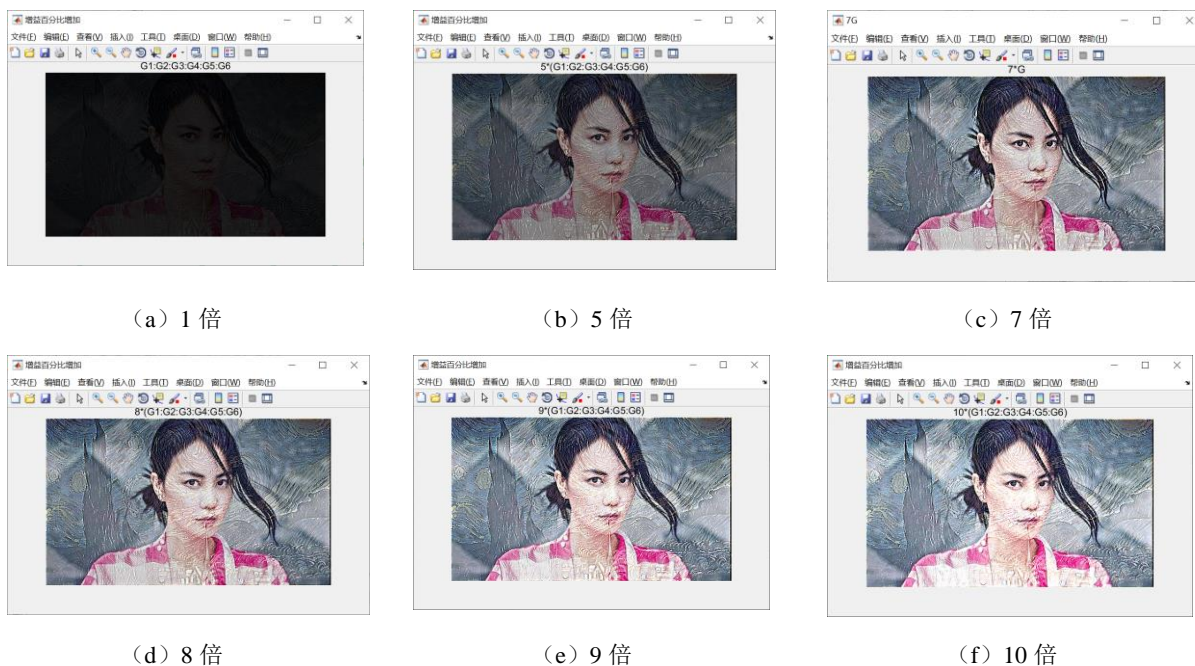


图 4-17 不同系数增益比例算法

figure4- 17 Different coefficient gain ratio algorithm

通过多次实验发现，(a) 的倍数太低能量低就没有亮度所以图片为黑色，(b) 和 (c) 也有同样亮度不够的问题，而 (e) 和 (f) 变得很亮，综上 (d) 的效果最好，所以本文提出公式 4-9 为融合增益比例算法。

$$P_i = 8G_i \quad (4-9)$$

4.5 增益与合成算法综合对比

风格迁移分为两步，第一步：利用增益 G 确定不同频段输入风格能量，第二步：融合不同频段产生迁移效果图。前文选出两种迁移增益 G 的最优算法：分子平方算法、分母数乘算法，三种最优融合比例算法：增益比例算法、比例递增算法、特定比例算法。不同增益算法与融合比例组合会产生不同的处理效果，图 4-16 为对比效果图：

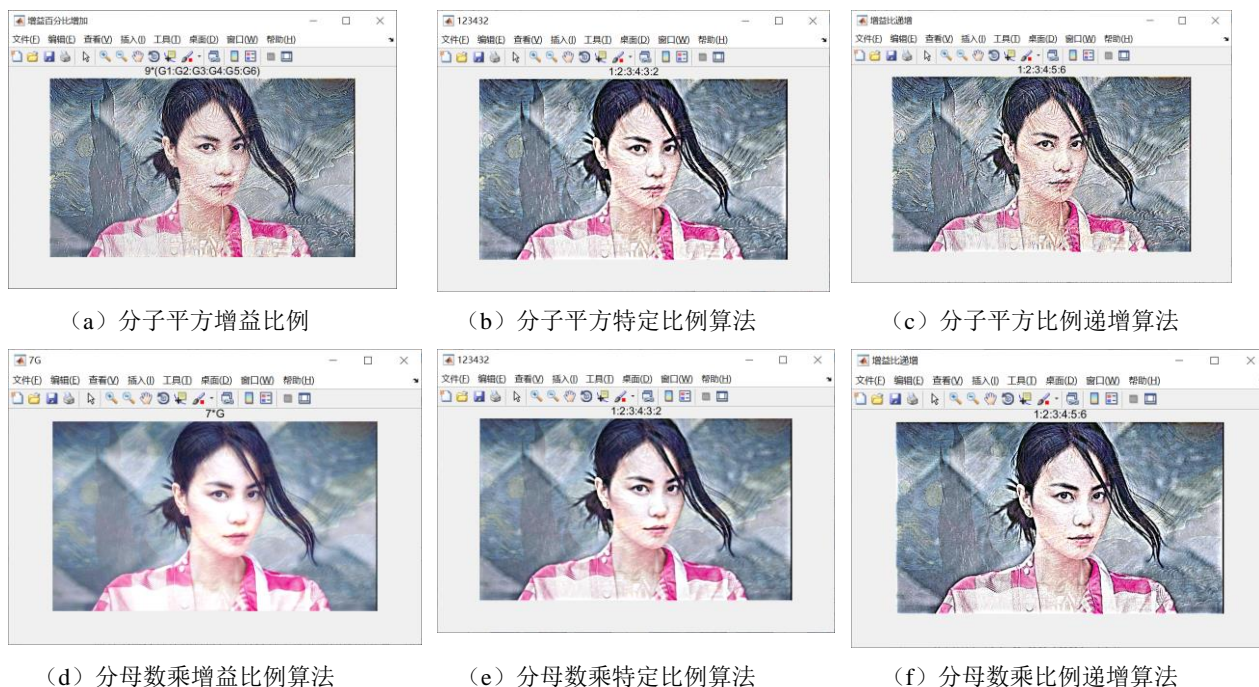


图 4-18 不同组合方法效果图

figure4- 18 Renderings of different combination methods

(a) 的纹理细腻清晰，迁移图像的风格嵌入人脸图像，没有产生颜色干扰。(b) 的纹理粗糙，影响迁移结果的美观，(c) 的迁移效果对颜色产生影响，导致画面偏黄色，而且笔触纹理迁移过度，导致纹理干扰人脸图像的五官。(d) 画面模糊而且笔触纹理并未在图像中反映，(e) 存在同样的模糊问题，(f) 的纹理清晰而且图像并未产生模糊现象。所以，分子平方算法与增益比例融合的方法是第一种优秀风格迁移效果。分母数乘算法与比例递增融合算法为第二种优秀算法。

前文提出两种风格增益算法，由于采用控制变量法，进行处理的人脸图像均采用同一张。不同的人脸图像可能对迁移效果产生不同的影响，为排除影响需要采用不同人脸图像进行两种算法的对比测试，图 4-8 为选择的不同的人脸图像，采取控制变量迁移图片选择相同星空图，易于比较效果。



(a) 人脸图像 1



(b) 人脸图像 2

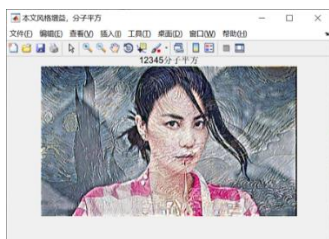


(c) 人脸图像 3

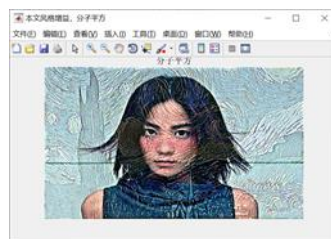
图 4-19 不同的人脸图像

figure4- 19 Different face images

图 4-15 六张图片之中，(a)、(b)和(c)是按照分子平方增益比例算法取得的结果。(d)、(e)和(f)是按照分母数乘比例递增算法取得的结果。(d)、(e)和(f)的迁移效果可以明显观察到风格图像星空的蓝色背景，而且对人脸图像的颜色与饱和度产生影响。(a)、(b)和(c)三张图像则没有迁移风格图像的颜色，笔触纹理相较于分母数乘算法的结果更加细腻与清晰。



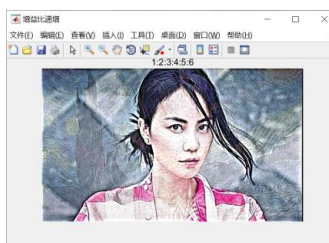
(a) 分子平方增益比例



(b) 分子平方增益比例



(c) 分子平方增益比例



(d) 分母数乘增益比例



(e) 分母数乘增益比例



(f) 分母数乘增益比例

图 4-20 两种不同算法迁移不同人脸图像效果对比图

figure4- 20 Two different algorithms migrate different face image effect contrast graph

综上，处理同样的星空风格的迁移图像，分母数乘比例递增算法容易将迁移图像的颜色信息也迁移到人脸图像之中。分子平方增益比例算法只是迁移油画的笔触纹理风格，并没有带来风格图像底色干扰的现象。在使用同一张油画风格的条件下，分子平方增益比例算法对不同人脸图像的风格迁移结果最佳。实验同时证明人脸图像的不同不会对风格迁移产生影响。

第五章 不同风格迁移的改进方法

上一章的实验对比确定，分子平方算法和增益比算法为风格迁移的算法。经过不同人脸图像迁移同一张风格图像的实验，证明迁移效果优于前文提到的其他算法，并且采用控制变量法排除不同人脸图像对于迁移结果的影响。本章同样利用排除变量法验证不同迁移风格对于迁移结果的影响。艺术领域存在不同风格的图像，如油画风格、抽象画风格、铅笔素描风格、水墨画风格等。不同类型的迁移图像会对迁移效果产生不同的影响，因此针对不同艺术风格需要提出不同的迁移算法。本章将对不同风格的图像进行迁移并提出不同风格属性的迁移算法，采用图 5-1 同一张人脸图像迁移不同风格的图像。



图 5-1 本章人脸图像

figure5- 1test image

5.1 油画风格迁移

上一章提出分子平方增益比例算法为最佳风格迁移算法。这里采用同一张人脸图像图 5-1 和不同的风格图像进行实验对比，结果为图 5-2。（a）、（b）、（c）分别为油画风格、抽象画风格、铅笔画风格图像。（d）、（e）、（f）为迁移结果。可以发现，分子平方增益比例算法对油画风格的迁移效果很好如图（d），清晰迁移笔触纹理，使图像看起来像是用油画的刷子画出来一样。而抽象画风格迁移效果不是很好，看上去像是在人脸图像上重新作画一样。铅笔画风格迁移结果更是产生迁移风格与人脸图像的干扰。所以，不同风格图像对迁移结果会产生影响，而且分子平方增益比例算法对油画风格迁移效果十分理想。



图 5-2 不同风格迁移对比图

figure5- 2 comparison transfer image

查找资料发现，不同的艺术照片具有不同的风格属性，美观的风格迁移合成图像能够将风格属性在合成图像中准确表达。不同风格的图像迁移的算法也会不同，例如油画风格在于画笔的笔触与画作的纹理。油画的迁移效果需要体现油画的纹理细节，图像的细节多集中于高频信息。因此，高频信息的准确迁移是油画风格算法之中最重要的部分。而分子平方增益比例算法特点就是针对图像高频信息的准确迁移，所以提出分子平方增益比例算法为油画风格迁移算法。图 5-3 为针对不同油画风格图像的迁移效果图。



图 5-3 不同油画风格图像应用油画风格迁移算法效果

figure5- 3 Applying oil painting style transfer algorithm to different oil painting style images

5.2 抽象风格迁移

油画风格迁移的艺术属性是油画笔触的纹理，抽象画风格图像的艺术属性主要表现在画面的分割和扭曲，反而对于笔触和纹理细节的要求较低。所以，在比例融合的时候需要较少的输入的高频信息，较多输入低频能量。通过改变增益比例的系数即可达到控制频段输入能量的大小，公式 5-1 为抽象画风格迁移算法，与分子平方增益比例算法相比只改变增益比例的系数。图 5-4 对抽象画风格图片运用分子平方增益比例算法和抽象画风格迁移算法对比图。

$$P_i = [12 - (2i - 1)] G_i \quad (5-1)$$

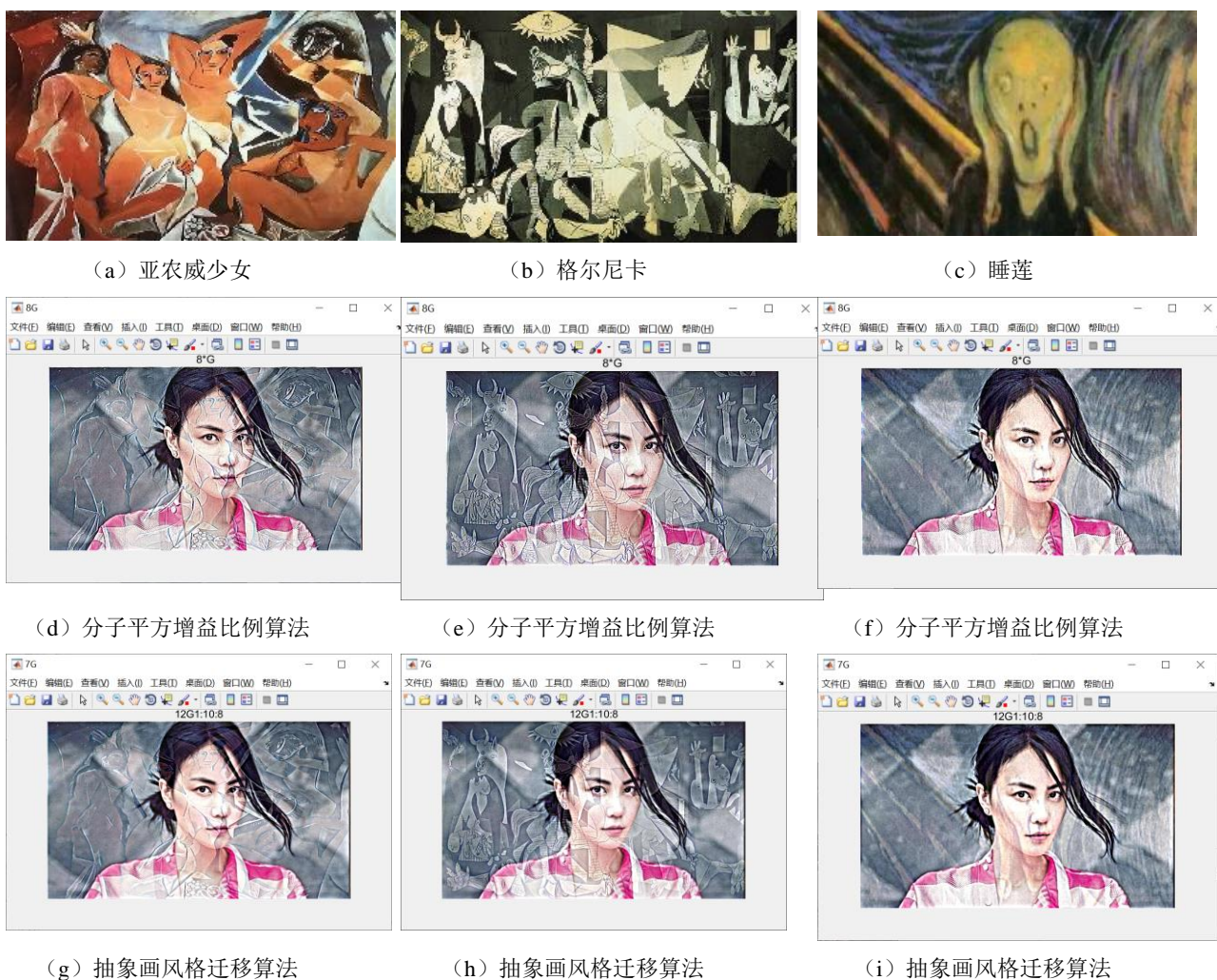


图 5-4 抽象画风格迁移算法对比

figure5- 4 Abstract painting style transfer algorithm comparison

根据上述结果，分子平方增益比例算法处理的图像笔触痕迹明显，风格图像的背景刻在人脸上，干扰合成图像人脸的效果。抽象画风格迁移算法弱化笔触痕迹，画面的割裂感体现在合成图像上。所以，抽象画风格迁移算法更加适合抽象风格迁移。

5.3 铅笔画风格迁移

铅笔画的艺术属性为铅笔的笔触，对于笔触和纹理细节的要求较高。不同于油画的粗狂笔触，铅笔画笔触的特点是细致和紧密。铅笔画风格生硬的迁移到人脸图像，人脸图像被又细又密的铅笔印痕覆盖，导致肉眼看上去十分不舒服。所以，本文提出铅笔画风格迁移增益算法为公式 5-2，通过改变增益比例的系数调整输入频段的能量。高频信息过度输入会导致铅笔印痕十分密集，所以铅笔画风格迁移算法将高频信息减弱，并同时减少低频信息输入达到轻微模糊图像的效果，这样可以将铅笔画的意境反映在效果中。

$$P_i = [10 - (2i - 1)] G_i \quad (5-2)$$



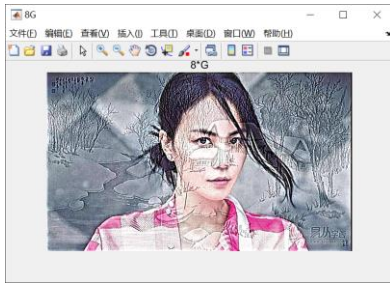
(a) 雪景



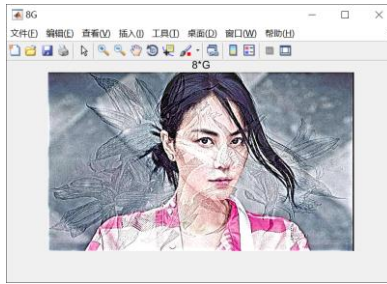
(b) 花朵



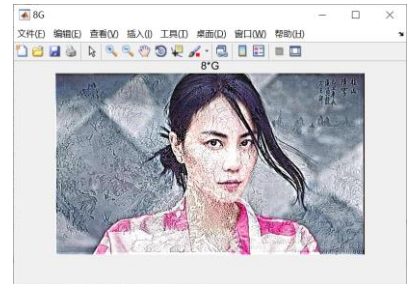
(c) 睡莲



(d) 分子平方增益比例算法



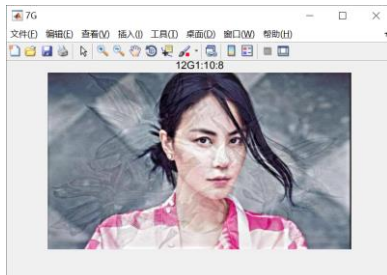
(e) 分子平方增益比例算法



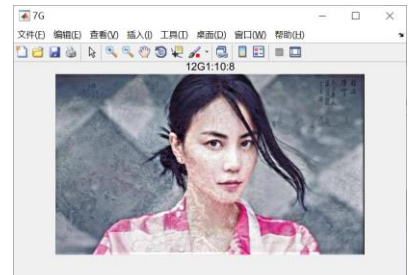
(f) 分子平方增益比例算法



(g) 铅笔画风格迁移算法



(h) 抽象画风格迁移算法



(i) 抽象画风格迁移算法

图 5-5 铅笔画风格迁移对比图

figure5- 5 Comparison of pencil style transfer

根据上述结果，分子平方增益比例算法处理的图像笔触痕迹明显，铅笔画风格的笔触刻在人脸上，干扰合成图像的人脸部分。铅笔画风格迁移算法弱化笔触痕迹，风格的意境体现在合成图像背景上。所以，铅笔画风格迁移算法更加适合铅笔画风格迁移。

5.4 不同人脸图像与风格图像迁移

前文通过控制变量法，先控制风格图像为对照，人脸图像为单一变量，确定分子平方增益比例算法为最佳风格迁移方法。图 5-6，选择不同人脸图像和不同风格迁移随机进行迁移。其中 (a)、(b)、(c)、(d) 为不同人脸图像，(e)、(f)、(g)、(h) 为不同风格，(i)、(j)、(k)、(l) 为匹配迁移结果。可以看出 (i) 将星空的笔刷迁移到 (a)，(j) 迁移了向日葵的纹理，(k) 的画面被用 (g) 的方式割裂，(i) 的背景体现 (h) 的意境。

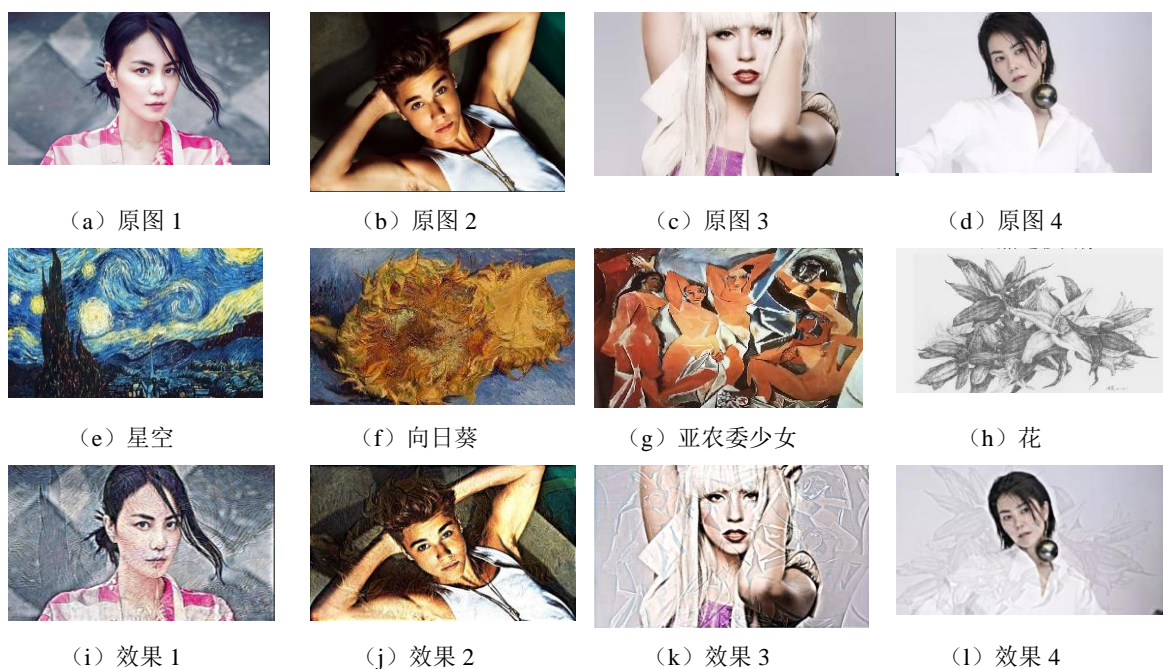


图 5-6 不同人脸图像与不同风格图像迁移结果汇总

figure5- 6 The results of different face images and different styles of image migration were summarized

第六章 图形交互界面

以上，本文提出不同风格的迁移算法。本章根据上文算法内容设计 GUI 人机交互界面以便清晰直观地将风格迁移效果展示给读者。图 6-1 为人脸风格迁移算法的人机交互界面。设计十分简洁，有三个图像框，分别用来显示人脸图像、风格图像和迁移图像。

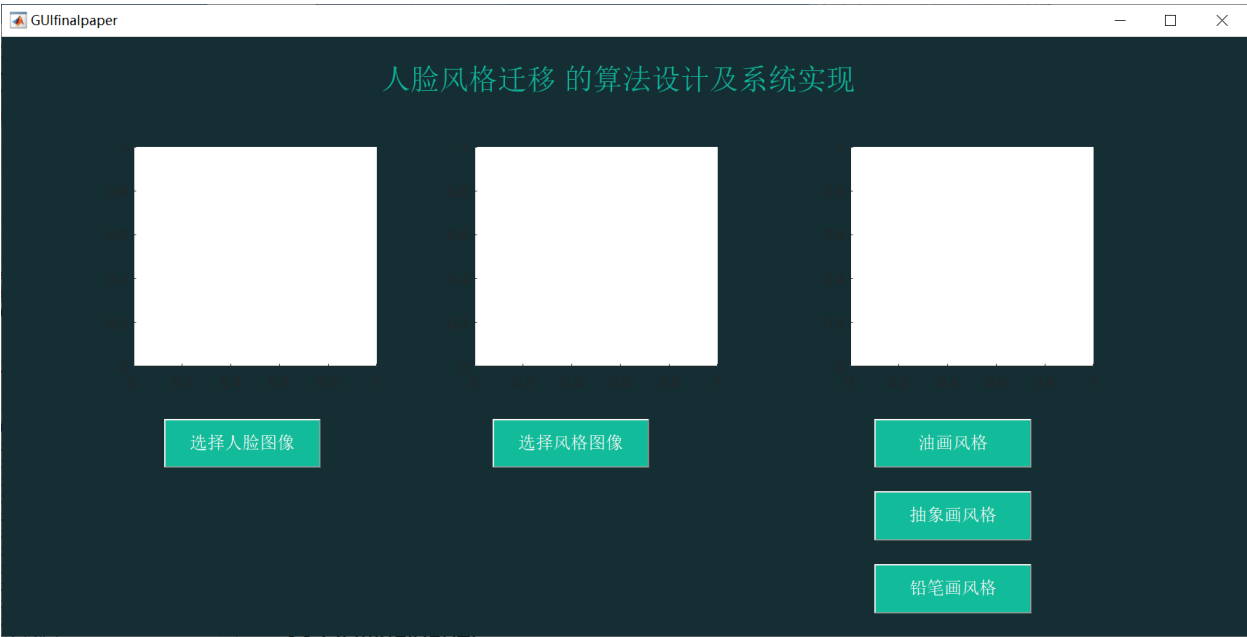


图 6- 1 人脸风格迁移人机交互界面展示

figure6- 1 Face style migration human-computer interaction interface display

点击选择人脸图像的按钮，就会弹出图像选择窗口，可以任意选择电脑上面的图像（例如图 6-2）。用户需要根据自己的喜好选择人脸图像和风格图像。

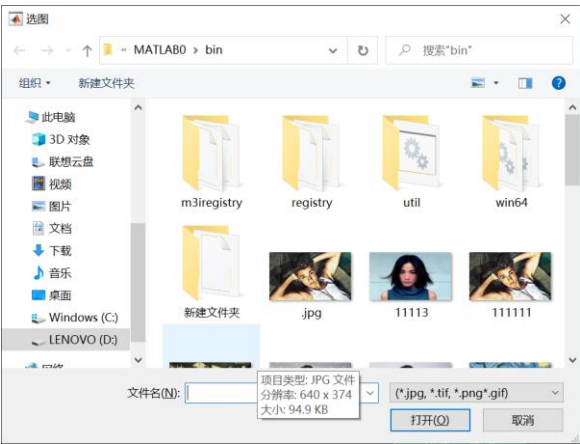


图 6- 2 选择图像的二级弹窗

figure6- 2 selective window

选择好图像后，第三个矩形框下面有三个按钮，分别代表油画风格迁移、抽象画风格迁移和铅笔画风格迁移。选择用户喜欢的风格即可在最后的第三个框看到处理后的迁移图像。图 6-3 为迁移风格后的结果界面。

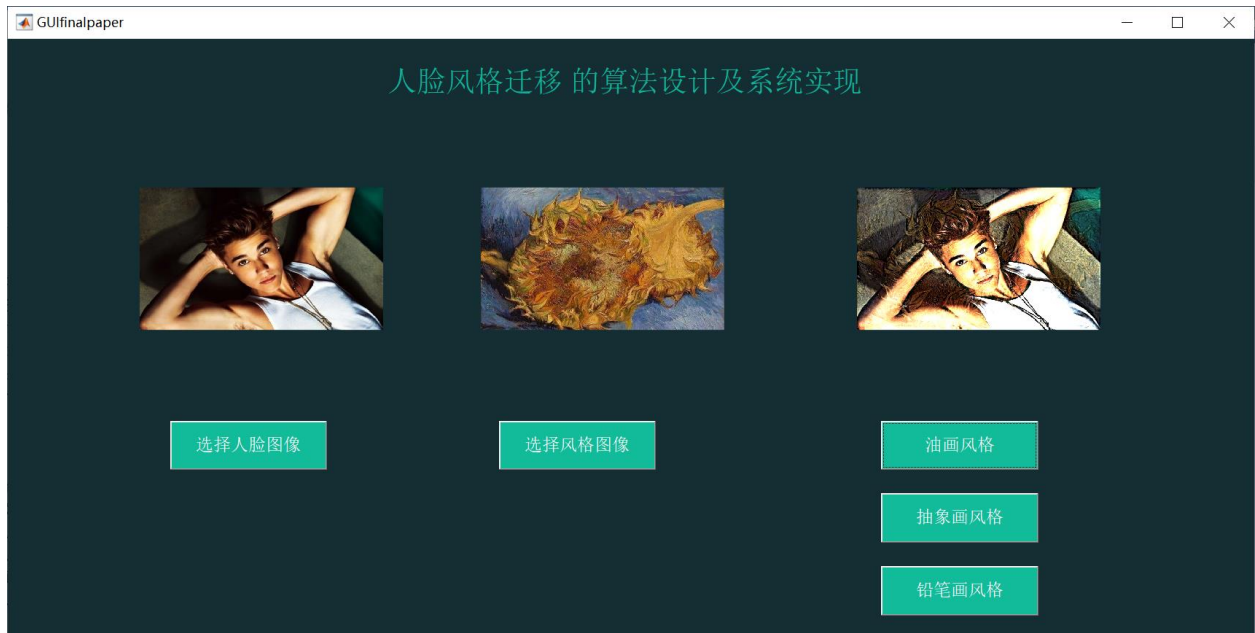


图 6- 3 迁移后结果界面

figure6- 3 transfer result

第七章 总结与展望

7.1 总结

随着手机和社交媒体的兴起，人们对于拍照与图像处理的需求日益增多。知名 app 例如 Instagram 和 Prisma 的流行，使人脸图像的风格化成为图像处理发展的热门方向。Prisma 利用深度学习迁移艺术风格的效果不是很理想，于是激起了对图像艺术化迁移的改进。

本文研究频域风格迁移，尝试使用多频增益分析的算法。经过多次实验，发现多频增益分析法的错误。并对其进行改进，取得以下成果：

对比三种低通滤波器，综合运算时间及运算效果，使用高斯低通滤波器处理图像。

研究 5 种空间彩色模型，分析了它们的优缺点，对比不同模型的运算时间和效果，确定了本文算法使用 HSV 模型。

对风格迁移过程优化，将原来分频对应迁移的步骤拆分成两步。首先利用增益迁移对应频段的风格信息，其次将迁移后的频段融合。

提出风格迁移增益公式：分子平方算法和分母数乘算法。实验对比处理结果，选出分子平方算法为最优解，证明本文算法的效果优于多频增益分析法。

提出融合比例概念，并且提出增益比例算法、比例递增算法、特定比例算法。通过实验选择增益比例算法为最佳的频段能量融合比例算法，并且与增益迁移法对比，证明融合比例算法的效果优于原算法。

提出不同风格迁移算法：油画、抽象画、铅笔画风格迁移算法，通过调节增益比例算法的系数达到迁移不同风格图像的目的。

7.2 展望

研究更广泛的风格迁移算法，提出更多风格的迁移算法，如：水墨画风格、肖像画画风格、印象派风格等。研究迁移效果与原始人脸图像质量的关系，进一步提升迁移效果。

参 考 文 献

- [1]数字人脸图像皮肤美化及整体风格化关键技术研究[D]. 谢璐.华侨大学 2018:1-23
- [2]基于 YUV 颜色空间的边缘检测算法 [D]. 何娟芝.杭州电子科技大学 2012 : 19-24
- [3]基于 FPGA 的人脸检测四通的研究与设计[D]. 肖柏清.中南林业科技大学 2014:12-23
- [4]结合全卷积网络与 CycleGAN 的图像实例风格迁移[J].刘哲良 国防科技大学 2019 卷 24 1285-1289
- [5]改进型任意风格快速迁移元网络算法 [J].刘运鑫 江西师范大学 20190711 ; 1-4
- [6]HOU X, ZHANG L. Saliency detection: A spectral residual approach[C]. Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR),2007,1-8
- [7]Hertzmann A. Painterly rendering with curved brush strokes of multiple size [C]. Processing of ACM Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1998: 453-460
- [8]Zeng K, Zhao M T, Xiong C M. From image praising to painterly rendering[J]. ACM Transaction on Graphics, 2009:29-42
- [9]LITWINOWICZ P. Processing image and video for an impressionist effect[C]. Proceedings SIGGRAPH. 1997:407-414
- [10]Gatys L A, Ecker A S, Bethge M. Image style transfer using convolutional neural networks [C] / /Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV: IEEE, 2016: 2414-2423. [DOI: 10. 1109 /CVPR. 2016. 265]
- [11]Liao J, Park T, Isola P. Visual attribute transfer through deep image analogy[J]. ACM Transaction on Graphics, 2009:29-42
- [12]基于频域特征提取的人脸图像迁移方法的研究[D]. 李海洋.西安电子科技大学 2017 :31-37
- [13]基于深度学习的图像风格迁移研究综述[J].陈淑环广州工业大学 2019 vol36: 2251-2253
- [14]低通滤波在紫外成像降噪处理之中的应用[J]. 马国明.华北电力大学 2010:1-2
- [15]低通滤波在紫外成像降噪处理之中的应用[J]. 马国明.华北电力大学 2010:1-2
- [16]用快速傅里叶变化法设计 FIR 滤波器[J].高立新, 广东机电职业技术学院 510515 :1-2
- [17]图像的频域倒数-高斯级联低通滤波器去噪声方法[J]. 毛玉泉.空军工程大学 2012:1-2
- [18]基于高斯低通滤波的超光谱遥感图像分类研究[J]. 赵春晖.哈尔滨工程大学 2007:1-2
- [19]巴特沃斯低通滤波器的实现方法研究[A]. 刘昶.大连民族学报 2013 :1-2
- [20]巴特沃斯低通滤波器的实现方法研究[A]. 赵晓群, 张洁 同济大学 2018 :3-5
- [21]巴特沃斯低通滤波器的实现方法研究[A]. 赵晓群, 张洁 同济大学 2018 :3-5
- [22]基于 YUV 颜色空间和图论切割的阴影去除算法[J]. 秦秀丽.武汉理工大学 2010:1-2
- [23]YUV 和 RGB 之间的转换[J]. 韩家伟.长春大学 2004 :1-2
- [24]基于 YUV 颜色空间和车辆视频检测算法及实现[D]. 刘昶.电子科技大学 2005:9-11
- [25]1 种快速 YUV-RGB 彩色空间变化方法[J]. 冯永超, 罗敏, 贺贵明[J].微机与应用 2002(7):59-60
- [26]基于 YCbCr 颜色空间的森林火灾探测技术的研究[D]. 罗媛媛.中南林业科技大学 2013:18-25
- [27]HSI 空间上高噪声彩色图像去噪方法研究[J]. 杨培. 辽宁工程技术大学运筹与优化研究院 2019; 2-6
- [28]基于 HSI 空间与小波变换的彩色图像去雾方法[D]. 李巖.浙江理工大学 2016:15-25
- [29]基于 HSV 空间的彩色图像亚像素边缘检测[D]. 李丽莎.西安工业大学 2015:9-15
- [30]基于 HSV 特征变换与目标检测的变压器呼吸器智能识别方法 [J]. 李瑞生. 许继集团公司 2019; 2-6

致 谢

大学四年匆匆划过，由于转专业的原因，与信息工程学院的老师同学们相处的时间只有短短的三年。短短的三年也是收获满满的三年，认识许多优秀的老师与同学，并且学习深奥的知识，如：数字信号处理，模拟电子技术，数字电子技术，电磁场与电磁波等。出于对 Instagram 和 Prisma 的喜爱，我选择图像处理作为毕设的方向。正因为如此，选择人脸风格迁移的算法设计及系统实现这个题目，希望对热爱事物的研究可以为大学生活画上圆满句号。

毕设期间，最想感谢的人是潘老师。从毕设的选题就给予我很大的支持，所以我选择了最想研究的题目。因为疫情的原因，无法返回学校，潘老师就在微信上回答问题。从过年期间直到毕设答辩。当然最该感谢的是潘老师的耐心，因为从小语文不好，所以写出来的论文也是问题较多。潘老师已经改了我的论文五次，每次都是十分细致，逐句批改并且批注大段建议。

最后，希望祖国可以战胜疫情，希望同学们可以顺利完成答辩。

附录 代码展示

H=HSV(:,1);%为 Y 分量矩阵* 2 * pi

S=HSV(:,2);%为 U 分量矩阵

V=HSV(:,3);%为 V 分量矩阵

RGB = hsv2rgb(HSV) ;

彩色空间模型转换代码

G1=sqrt((P1^2)/((P7+P1)));G2=sqrt((P2^2)/((P8+P2)));G3=sqrt((P3^2)/((P9+P3)));

G4=sqrt((P4^2)/((P10+P4)));G5=sqrt((P5^2)/((P11+P5)));G6=sqrt((P6^2)/((P12+P6)));

算法代码