

浙江工业大学

本科毕业设计说明书（论文）

（2021 届）



论文题目 结构化矩阵优化的高光谱图像
修复系统设计

作者姓名 姚圣扬

指导教师 郑建炜

学科(专业) 软件工程

所在学院 计算机科学与技术学院

提交日期 2021 年 6 月

摘要

近年来，图像修复技术渗透在社会生活的方方面面，高光谱图像由于具有丰富的图像信息和光谱信息，在军事监测、农作物培育、化石能源勘探等众多领域已被广泛应用。然而，受设备和气候环境等因素的干扰，高光谱图像的受损不可避免，这严重损害了图像的实际应用。因此，设计并实现高光谱图像修复系统富有重要的实际价值。

本文将对图像的多个先验特性进行研究，并通过 MATLAB App 工具实现结构化矩阵优化的高光谱图像修复系统。主要内容如下：（1）在学习基于传统和先验条件的图像修复基础上，联合高光谱图像的局部平滑性、非局部自相似性和低秩特性进行图像修复，具体步骤为首先利用图像局部平滑性将高光谱图像数据进行块分组并映射到结构化 Hankel 张量中，其次利用非局部自相似性进行聚簇划分，最后利用 Hankel 张量探索图像低秩特性。（2）通过对图像修复工具的学习和应用，设计实现高光谱图像修复系统的交互式图形用户界面。（3）结合常用的图像修复评价指标，将本系统的图像修复方法与 SMF-LRTC 和 TT-WOPT 图像修复方法进行对比。

本文所设计的高光谱图像具有良好的可靠性和可扩展性，同时为了验证本系统的修复效果，本文将用多张高光谱图像进行对比。从多种评价指标的数值结果表明，本系统修复的图像无论在主观评测上还是在客观指标上均有较好的提升，这验证了联合多种先验条件进行高光谱图像修复的有效性。

关键词：高光谱图像，图像修复，低秩张量，先验信息

Abstract

In recent years, hyperspectral images have been widely used in many fields such as military monitoring, crop cultivation, and resource exploration because of their rich image and spectral information. However, due to equipment limitations and atmospheric environment impact, hyperspectral images are inevitably damaged, which severely restricts the practical application of hyperspectral images. Therefore, designing a system to achieve hyperspectral image inpainting has important practical value.

In this paper, we will study multiple prior features of hyperspectral images, and implement a hyperspectral image inpainting system optimized by a structured matrix through MATLAB App. The main contents are as follows: (1) Based on the learning of traditional and prior conditions. We combined local smoothness, non-local self-similarity, and low-rank to repair hyperspectral images. The specific steps are as follows: Firstly, we use local smoothness to partition the hyperspectral image into patches and map them to structured Hankel tensor. Secondly, we use non-local self-similarity to match similar patches, and finally we use Hankel tensor to explore the low-rank feature. (2) Through the study and application of image inpainting tools, we have implemented the interactive graphical user interface of the hyperspectral image inpainting system. (3) Combining the commonly used image inpainting evaluation indicators, we compare our system with SMF-LRTC and TT-WOPT for image inpainting.

The hyperspectral image inpainting system designed in this paper has good reliability and expansibility. At the same time, in order to verify the repair effect of our system, we will use several hyperspectral images for comparison. The numerical results of various evaluation indexes show that the images recovered by our system are better improved in both subjective evaluation and objective indicators, which verifies the effectiveness of combining multiple prior conditions for hyperspectral image restoration.

Keywords: hyperspectral images, image inpainting, low-rank tensor, priori feature

目录

摘要	I
Abstract	II
第一章 绪论	1
1.1 引言	1
1.2 国内外研究现状	1
1.3 研究目标和主要内容	3
1.3.1 研究目标	3
1.3.2 主要内容	3
1.4 本文的组织结构	4
1.5 本章小结	5
第二章 传统的图像修复方法	6
2.1 图像数据	6
2.2 传统的图像修复方法	7
2.2.1 基于 PDE 的图像修复	7
2.2.2 基于纹理结构的图像修复	8
2.3 本章小结	9
第三章 基于先验条件的高光谱图像修复	10
3.1 图像的先验条件	10
3.2 基于低秩特性的图像修复方法	11
3.2.1 图像低秩原理	12
3.2.2 交替方向乘子法	12
3.3 基于低秩特性优化的图像修复方法	13
3.3.1 基于稀疏低秩的图像修复方法	14
3.3.2 基于非局部自相似和低秩特性的图像修复方法	14
3.4 本章小结	15
第四章 结构化矩阵优化的高光谱图像修复	16
4.1 符号定义	16
4.2 局部平滑性和结构化矩阵	16
4.3 非局部自相似性	17
4.4 低秩性	18
4.5 本章小结	22
第五章 高光谱图像修复系统设计与实现	23
5.1 系统开发环境以及主要功能模块	23
5.1.1 实验硬件环境	23
5.1.2 编程平台及语言	23
5.1.3 主要功能模块	24
5.2 系统的流程和界面设计	24
5.2.1 系统的设计流程	24
5.2.2 系统的界面设计	25
5.3 系统的实现	29
5.3.1 高光谱图像数据集处理	29

5.3.2	图像修复的主要流程.....	31
5.3.3	实验图像集存储.....	35
5.3.4	图像修复结果展示.....	36
5.4	系统的实现	37
5.4.1	评价指标.....	37
5.4.2	结果分析.....	39
5.5	本章小结	48
第六章	总结与展望	49
6.1	总结	49
6.2	展望	49
参考文献	51
致谢	55
附录	56
附件 1	毕业设计文献综述.....	56
附件 2	毕业设计开题报告.....	56
附件 3	毕业设计外文翻译（中文译文与外文原文）	56

图目录

图 2-1 高光谱遥感数字图像.....	7
图 5-1 系统主要功能模块.....	24
图 5-2 系统的设计流程.....	25
图 5-3 MATLAB App 设计工具首页	26
图 5-4 Login 界面设计图	27
图 5-5 Recover 界面设计图	28
图 5-6 Loading 界面设计图	28
图 5-7 Dpresult 界面设计图	29
图 5-8 数据集处理流程图.....	30
图 5-9 系统修复算法流程图.....	31
图 5-10 用户登录操作图.....	32
图 5-11 系统运算等待图.....	33
图 5-12 cloth5-80%修复结果展示图	33
图 5-13 RUN TEST 修复结果展示图.....	34
图 5-14 flowers19-70%修复结果展示图	34
图 5-15 face9-90%修复展示图	35
图 5-16 高光谱图像数据集存储流程图.....	36
图 5-17 数据结果展示流程图.....	37
图 5-18 缺失率 90%下部分高光谱图像比较图.....	44
图 5-19 不同缺失率下图像修复的 PSNR 值折线图	45
图 5-20 不同缺失率下图像修复的 SSIM 值折线图.....	46
图 5-21 相同缺失率图像修复的 LPIPS 值折线图.....	47
图 5-22 图像修复算法平均花费时间柱状图	48

表目录

表 2-1 图像数据特征差异表.....	7
表 3-1 先验条件与 $prior(x)$ 表达式对照表	11
表 5-1 CAVE 数据集与处理后数据集基本信息表.....	30
表 5-2 缺失率 90%下不同修复算法的评价指标数值，其中各指标最优值均以粗体突出显示	40
表 5-3 缺失率 80%下不同修复算法的评价指标数值，其中各指标最优值均以粗体突出显示	41
表 5-4 缺失率 70%下不同修复算法的评价指标数值，其中各指标最优值均以粗体突出显示	42
表 5-5 缺失率 60%下不同修复算法的评价指标数值，其中各指标最优值均以粗体突出显示	43

第一章 绪论

1.1 引言

计算机领域是中国乃至整个世界不断探索和挖掘的重要方向，与此同时计算机视觉领域又是计算机领域中不可或缺且极具有实践应用价值的领域，其中图像修复在计算机视觉领域中有着举足轻重的地位^[1]。基于不同的图像修复方法和探索方向，可将图像修复技术应用于各式各样的领域之中。例如在军事公安领域中，各种侦查探测活动，警用执法记录仪，监控视频等^[2]都与图像修复密不可分；在生物医学工程领域中，超声成像、X 光片、CT 成像等也均需要图像修复技术^[3]；在文化艺术领域中，出土的文物图像^[4]、历史艺术画像^[5]等都需要不同的图像修复方法进行复原；此外，在日常生活中，由于大量图片和视频在传输环境不佳等情况下会出现失真模糊，我们也会用到图像修复技术进行修复^[6]。

虽然对于图像修复的定义中主要包含修复数字图像中的损坏数据和修补博物馆中艺术品图案这两个方面，然而本文主要讨论的是第一种图像修复，是指通过计算机一系列算法处理加工，来修复存在损坏数据区域的图像处理过程^[7]。就视觉图像修复方法而言，一个理想的属性是恢复视觉对象原本失去的原始特征，如边缘锐度、分段光滑性、边角保存及高对比度等。综上所述，在不同的领域背后，有着许多图像修复技术的缩影。因此，本文从图像修复的研究出发，设计并实现高光谱图像修复系统。

1.2 国内外研究现状

正是由于图像修复技术应用在社会生活的各个方面，因此人们对于图像修复探索和挖掘也越来越深入。我们将相同图像使用不同侧重方向的修复方法后，结果之间可能会产生相差甚远的修复效果。本文将图像修复大致分为三大类，第一类是通过求解偏微分方程(Partial Differential Equations, PDE)的模型，亦或是通过

处理图像纹理结构的图像修复方法。第二类是在深度学习理论上进行研究和拓展的图像修复技术，例如在CE(Context-Encoders)深层生成模型上进行不断优化和改进的方法。还有一类是利用自然图像先验信息，该方法是通过添加某些先验条件保证得到唯一解^[8]。

针对图像修复算法的研究，国内外有着众多知名高校和先进研究单位例如南京航空航天大学、浙江大学、清华大学、中国科学技术大学、Princeton University、Stanford University、Columbia University等均在理论及应用方面开展一系列研究探讨。图像修复早期研究是Bertalmio等人^[9]提出的基于偏微分方程图像修复算法，在此之后，Chan等人^{[10][11]}提出一种用于图像修复的TV(Total Variation)模型和曲率驱动扩散(Curvature Driven Diffusions, CDD)模型。在较大区域块缺失的修复中，Criminisi等人^{[12][13]}又提出了基于纹理的修补算法。

如今，在深度学习浪潮的影响之下，涌现越来越多的图像学研究者致力于寻找基于深度学习的图像修复算法，Pathak等人^[14]研究的采用上下文编码器的算法是开创性的神经网络修复方法，该方法所需要解决的问题是在待修复区域无法从其周围矢量中获得信息的情况下，恢复大面积的待修复区域，这就要求上下文编码器对整个图像中场景的语义信息具备充分理解。生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)^{[15][16]}，大致原理是通过生成器网络和鉴别器网络两者的不断竞争和博弈，促使生成器网络产生更加逼近于真实图像的目标结果图像，而鉴别器网络则是学习和鉴别真实图像与结果图像。当鉴别器网络无法判别生成图像与真实图像之间差异，则此时产生最优解。虽然深度学习的图像修复算法在实验和理论中取得显著成效，然而由于其训练模型必须有大量数据进行支持，且有时数据会出现不能完全满足对应网络所需条件的情况，这就导致研究者们要消耗一定量的时间和精力筛选数据集。

除了上述两种方法，近些年来，基于图像稀疏低秩先验信息也被用于图像修复技术，稀疏性是指自然图像只需要通过几个或有限个特征进行构造的特性，即整张自然图像就构造而言是稀疏的。低秩先验是指图像本身具有低秩结构或近似低秩结构^{[17][18]}，因此通过分解成低秩矩阵和稀疏矩阵之和^[19]进行图像修复是研究

的重要方向。清华大学电子工程系发表的关于高光谱图像低秩表达和噪声水平方面的研究^[20]。该研究论述局部均值、方差、多线性回归及小波变换等方式不足以有效重构出原图像，因此通过深入探究图像数据低秩特性，建立与之对应的矩阵模型，并采用适当正则化策略，从而更好解决波段噪声水平对整体噪声估计的影响。西安电子科技大学的姜等人^[21]提出的基于先验和深度生成模型的图像修复算法，该算法是在损失函数中引入边缘图，使用邻近插值算法等采样过程及图像先验条件进行训练，从而获得更好图像修复效果。

目前，该领域研究存在的主要难点有：对于具有地物细节信息丰富、空间分布复杂等特性^[22]的高分辨率遥感图像以及图像在传输过程中受到噪声影响的程度较深等方面难以较好修复；寻找具有内在约束函数的最低秩矩阵是NP(Non-deterministic Polynomial)难问题；若通过添加更多的约束条件以获得更好的修复效果，则更多的正则化会有更多的平衡参数，会部分丧失模型的灵活性等问题都有待进一步改善。

1.3 研究目标和主要内容

1.3.1 研究目标

学习计算机视觉、图像修复及图像特性等基本理论和方法，讨论并研究基于先验条件的图像修复技术实现过程和应用效果，掌握自然图像特性和图像修复的常用工具和平台软件。能够通过高光谱图像数据和图像特性更为真实地捕获图像底层细节，并利用图像处理的相关技术和工具较为精确地修复出图像，为学习图像修复的应用与分析提供坚实有效的基础。

1.3.2 主要内容

学习基于先验条件的图像修复方法有关的技术和知识，对高光谱图像进行图像修复，同时对比多种图像修复策略，最终设计并实现高光谱图像修复系统。使用语言主要为 MATLAB，次要语言为 Python 和 HTML。主要内容与功能有：（1）利用图像块内和块间相关性和局部空间平滑性将图像数据进行块分组并线性映

射到结构化 Hankel 张量。(2)利用非局部自相似性进行聚类划分。(3)使用 Hankel 张量探究图像低秩特性。(4)使用交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)优化算法求解张量补全模型并加快迭代运行效率得到修复的图像。(5)与其他图像修复算法在多种指标上进行对比,认识并理解结构化矩阵优化的图像修复的整个过程,明确当前技术的优势和不足,从而能够在今后研究上做出改进。

1.4 本文的组织结构

本文共六个章节,首先在以图像修复背景知识下阐述并研究传统方法和基于先验方法的图像修复技术,其次学习并应用 MATLAB 编码知识及 Python、HTML 语言,实现结构化矩阵优化的高光谱图像修复系统设计,并提供可视化图形界面及多评价指标对比下的结果数据,各章节的主要内容如下:

第一章,“绪论”部分首先介绍本文研究意义和背景,其次讨论国内外的研究现状,并总结其研究难点,设立当前项目的研究目标,明确课题研究的主要内容以及本文主要工作任务。

第二章,阐述图像数据及传统的图像修复方法,包括基于偏微分方程的图像修复和基于纹理结构的图像修复两大类,本文对这两类的发展过程和其改进算法进行分析和讨论,最后总结传统图像修复方法的优势与不足。

第三章,阐述基于先验条件的高光谱图像修复方法,首先对低秩、稀疏性、非局部自相似性等自然图像特性的相关知识进行详细解释,其次论述基于上述先验条件的图像修复方法,并对此类算法的底层数学原理进行说明。

第四章,详细描述本系统联合局部平滑性、非局部自相似性及低秩特性进行高光谱图像修复的数学原理,并解释如何引入高斯随机向量加速 T-SVD。

第五章,阐述结构化矩阵优化的高光谱图像修复系统设计流程,包括开发环境、功能模块及系统结构等多个方面,并重点论述本系统的修复算法流程,对修复效果采用多指标评价标准对比结果。

第六章,总结本文论述的研究内容和系统设计,并对目前系统中存在的不足

和后期进一步研究与规划进行展望。

1.5 本章小结

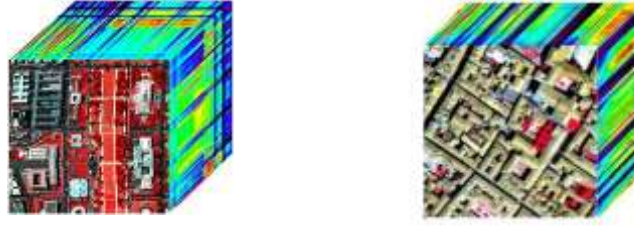
本章首先简要介绍本文研究意义和背景，其次说明图像修复在国内外相关领域的研究现状，主要包括传统的、基于深度学习以及基于先验条件的图像修复，接着明确本文的研究目标和主要内容，最后总结并给出本文的组织结构。

第二章 传统的图像修复方法

2.1 图像数据

随着计算机科学技术不断进步和发展，图像修复技术已经应用于原先的黑白色图像，到后来的灰白图像，再到后来的彩色图像，甚至到如今的高光谱图像，本节先从黑白色图像开始介绍。黑白图像是指图像中任意像素点只能取两值，要么为黑色(值为 0)，要么为白色(值为 255)，因此也被称作为二值图像。灰白图像是比黑白图像信息更丰富的图像，该图像是指自身范围内任意像素点只能取最暗黑到最亮白区间的颜色，也即只可取在 0-255 区间内的任意值，灰白图像与黑白图像一致，只包括一个通道。比灰度图像信息更为丰富的是彩色图像，该图像是指自身有且仅有红绿蓝三个通道，也被称作 RGB 图像，这是由于一般照相机只能获取到红绿蓝三个波段的可见光，然而彩色图像在每一个通道上所呈现的是一幅灰度图像。彩色图像将通道数延伸后是多光谱图像，与彩色图像不同之处仅是通道数目更多，多光谱图像不仅能获取红绿蓝三个波段可见光，甚至全光色、短波红外及紫外的波段。其中高光谱图像的含义是指比多光谱图像通道数目更多的图像，通常含有几十个甚至上百、上千个通道数目。

对于高光谱图像数据，我们通常在 MATLAB 工具使用 mat 文件形式进行存储，将高光谱图像数据转化为数字矩阵进行存储。通过上述的介绍，我们可以得出高光谱图像每一个通道所显示的图像是灰度的，也就是说每一层图像是获取了不同波段的图像，正是由于高光谱图像有着成百上千个通道，并且每一个通道之间的波段十分接近，一般在 10~20nm 之间，因此高光谱图像不仅有着丰富的图像信息，还有丰富的波段信息，在具有光谱合一的特性下促使本文设计并实现结构化矩阵的高光谱图像修复系统。下图 2-1 是 Washington DC Mall 和 Pavia City Center 的高光谱遥感数字图像，下面本文将以 Washington DC Mall 高光谱数据进行说明。



a. Washington DC Mall

b. Pavia City Center

图2-1 高光谱遥感数字图像

Washington DC Mall 图像像素为 $1208 \times 307 \times 191$ ，数据类型为 int16，其波段长度在 $400 \sim 2400\text{nm}$ 之间，但省略了 900nm 和 1400nm 的区域。

各图像数据差异如下表所示，取值范围以 double 类型描述：

表 2-1 图像数据特征差异表

图像	取值	band	spectral band
黑白图像	0 1	1	—
灰白图像	0-1	1	—
RGB 图像	0-1	3	R: $622 \sim 780\text{nm}$ G: $492 \sim 577\text{nm}$ B: $455 \sim 492\text{nm}$
高光谱图像	0-1	10+甚至 100+	$400 \sim 1000\text{nm}$ 甚至更广

2.2 传统的图像修复方法

随着计算机技术不断发展和人们对于图像修复的需求不断增加，图像修复技术也日新月异，本小节主要讲述传统的图像修复方法。

2.2.1 基于 PDE 的图像修复

图像修复最早期是由 Bertalmio 等人^[9]提出的基于偏微分方程图像修复算法，该算法主要核心内容是沿等照度线将自身附近的图像信息延伸至缺失区域，同时保证信息在延伸过程中，其等照度线不相交，此类图像的修复方法是根据偏微分方程和物理学中的热扩散方程。在此之后，Chan 等人^[10]提出一种用于图像修复的

TV修复模型。为弥补上述修复模型不足之处，Chan等人^[11]在此基础上又提出曲率驱动扩散模型。综上所述，此类图像修复算法的主要特点是在小范围内修复时其运算速度快，然而出现大面积缺失问题处理上，该修复算法的修复效果可能会呈现出图像模糊或者是图像纹理填充不自然的情况。出现此现象的主要原因有以下两点：（1）基于PDE模型的算法是将整个图像数据看作分段平滑的函数处理并进行的图像建模，因此该算法的图像修复效果能达到结构连续性，但缺失纹理信息。

（2）从算法核心内容出发，是将缺失边缘附近的图像信息延伸至缺失区域的过程，因此若大面积出现缺失或者纹理结构复杂则修复效果就会不佳^[23]。

2.2.2 基于纹理结构的图像修复

正是由于基于PDE模型的图像修复方法存在大面积缺失问题修复效果不佳的情况，Criminisi等人^{[12][13]}提出基于纹理的修补算法。该算法将优先权重，最佳匹配模块选择及图像填充等较为关键因素作为算法核心内容。在基于纹理修补算法的基础上，廖^[24]提出改进的基于纹理合成的图像修复方法，改进的主要内容是通过优化最佳匹配模块，从而防止繁衍错误信息，以此达到更好的修复效果；韩等人^[25]提出基于样本块的图像修复改进算法，该算法是改进优先权重，把Criminisi算法中优先权重中置信度与数据项相乘修改为相加，优化权重计算方法，这不仅提高数据项的影响度，还将图像结构信息更好的扩散，从而达到更优的修复结果。徐^[26]等人提出相关性原理的多样图纹理合成方法，它是使用螺旋线状优化搜索匹配，并引入多种子预填充进行处理，以达到控制各类纹理在修复图中的占有的权重，然而存在纹理结构修复效果不佳的问题。由上述分析表明，此类方法的特点是能够修复更大范围的缺失图像，且填充效果比前者方法更加平滑，然而其计算复杂度较高，有时会导致不连续的结构。造成该现象出现的主要原因是优先度计算比例不佳，匹配策略选择不当，匹配块大小不适等因素，也即关键因素对多类图像适用性不够广泛，需要不断调整才能达到更理想的修复效果。因此在之后的图像修复研究中，研究者们不断探索创新，提出基于深度学习的图像修复方法和基于先验的图像修复方法，以弥补基于扩散图像修复方法的不足。

2.3 本章小结

本章介绍图像数据和传统的图像修复方法和其存在的优势与不足。传统的图像修复方法主要是基于PDE模型和基于纹理结构两类。虽然传统的图像修复方法已不是当今主流方向，且其修复效果远不如基于深度学习和先验条件的方法，然而正是由于传统的图像修复方法的理论基础和图像修复所具有的实际价值意义，推动研究者们不断进行图像修复研究与探索。

第三章 基于先验条件的高光谱图像修复

3.1 图像的先验条件

传统的图像修复方法存在着若待修复区域像素点信息与周围图像信息差异太大而导致图像难以修复甚至无法补全的问题，其次是其算法复杂度高，运行效率较慢等等问题。在图像修复方面，一般来说，并不是所有反问题均采用深度学习就能获得优异的修复效果，由于深度学习需要将训练数据的数据分布与测试数据的数据分布相一致，否则生成结果可能出现与预期结果相差过大的情况，因此基于先验的方法也不断被研究者挖掘。常用自然图像的先验信息有局部平滑性^[27]、非局部自相似性^[28]、统计特性^[29]、稀疏性^[30-32]等特征。其中局部平滑性是指在一定条件下(一般是在图像的非边缘部分中)，自然图像中相邻像素点的变化值不会出现大幅度跳跃的情况。非局部相似性是认为在一张自然图像内总会出现几个或多个相似矢量，一般是以该矢量为中心的限定空间内，寻找可能存在的相似矢量。统计特性是自然图像特性中较为抽象的特性，该特性主要是指对图像训练后得到的统计规律，并依据此规律进行概率分布建模。稀疏性是指自然图像只需要通过几个或者有限个特征进行构造，就整张自然图像构成而言是稀疏的。

下面将 y 定义为观测到的退化图像，它一般是由于传输等原因造成原图像产生噪声、图像模糊后的图像， x 为原始图像， $D(\cdot)$ 表示退化函数，故原始图像的退化图像表示为：

$$y = D(x) \quad (3-1)$$

由于图像修复是一个反问题，即不适定问题，在图像修复中的主要表现为不满足解不唯一以及解不稳定，其中解不稳定是指会发生因为初始条件的连续变化出现跳跃的情况。在求解图像修复的过程中，退化函数通常是不确定的，我们一般用物理模型进行接近。为更好的将图像修复问题解空间缩小，提出了利用自然图像本身具有的特性进行约束问题，从而能够更好得到接近原始图像的真实值。

通过添加先验条件进行的图像修复可以表示如下：

$$x = \arg \min_x f(x, y) + \text{prior}(x) \quad (3-2)$$

上述式子是将图像复原表示成为损失函数形式，其中 $f(x, y)$ 表示数据保真项，其作用是将估计得到的原始图像 x 与未恢复前的退化图像在内容上使其保持一致性， $\text{prior}(x)$ 是指先验项，也即自然图像具有的特性。从概率统计学最大后验概率估计原理出发，我们可以将上述式子通过下式取对数可得，原始图像的概率估计函数表达为如下，其中 $P(y|x)$ 表示退化图像 y 与原始图像 x 之间的转化概率， $P(x)$ 则表示先验概率：

$$\max P(x|y) = \max P(y|x)P(x) \quad (3-3)$$

图像的先验特性，也即式(3-2)中的 $\text{prior}(x)$ 项，一般通过范数或者相应约束去近似，其主要是从图像梯度统计角度进行观察，如超拉普拉斯先验、梯度 L_0 约束、TV 约束、梯度 L_2 范数约束等，下表是相应先验与对应 $\text{prior}(x)$ 表示：

表 3-1 先验条件与 $\text{prior}(x)$ 表达式对照表

先验	$\text{prior}(x)$
超拉普拉斯先验	$\text{prior}(x) = \ \nabla\ ^\alpha, 0 < \alpha \leq 1$
梯度 L_0 约束	$\text{prior}(x) = \ \nabla\ _0$
TV 约束	$\text{prior}(x) = \ \nabla\ _1$
梯度 L_2 范数约束	$\text{prior}(x) = \ \nabla\ _2^2$

除此之外，如低秩约束或截断核范数可以表示低秩特性，稀疏约束和组稀疏范数去替代稀疏特性等。

3.2 基于低秩特性的图像修复方法

为弥补上一章中传统图像修复方法修复效果不佳，以及基于深度学习方法需要训练集与测试集一致的问题，本节将利用图像自身固有特性和图像可转为矩阵形式处理的方式，从数学角度出发对图像进行矩阵处理。

3.2.1 图像低秩原理

图像低秩原理：首先，矩阵是求解线性方程组中解相关的问题而提出的，方程组可以改写成的矩阵形式为： $AX=b$ ，其中 A 称为系数矩阵，矩阵的秩则表示在所解的线性方程组中线性无关方程的个数。那么低秩表示线性无关方程个数是少量的。就大部分图片而言，如草原风景照，一般只含有草原和牛、马等少许动植物，草原则可看作是从一根草不断复制而来，因此，整张图片实质只含有少许信息，即草、牛、马，这三种物质可看作是无关系向量，这说明草原风景照是低秩的。若一张图片所含的秩较高，一般是由于图像中存在大量噪声导致无关信息增加，对原始图像产生干扰，例如拍照使用 ISO 感光度调节过高会造成噪声。

基于低秩矩阵的图像修复已被广泛应用，然而由于求解最小化问题是一个 NP 难问题，这里本文使用矩阵核范数进行近似矩阵的秩，即通过引入矩阵核范数进行凸松弛优化，公式表示如下：

$$\min_X \|X\|_* \text{ s.t. } X_\Omega = Y_\Omega \quad (3-4)$$

其中 $\|X\|_* = \sum_i \sigma_i(X)$ 表示核范数，其中 $\sigma_i(X)$ 是 X 的第 i 个奇异值， Ω 表示已知项位置。

3.2.2 交替方向乘子法

交替方向乘子法：该方法是用于解决可分解凸优化问题的重要算法。ADMM 算法核心之处在于把原问题等价拆分，构造与其等价的多个不相干子问题，通过并行求解方法的方式求解各个子问题后，最终可获得原问题的解，因此在处理复杂且可分解问题上具有优异效果。该算法最早由 Glowinski 等人于上世纪 70 年代提出，后被人证明 ADMM 运用在大规模分布式优化问题上具有很好的效果^[33]。了解交替方向乘子法，必须了解一些基本的算法。

对偶上升法(Dual Ascent)：该方法在处理凸函数问题上实质是引入对偶变量，采取交替优化方法，从而出现两者同时最优的情况。由于原凸函数下界实质是其对应的对偶函数，因此最小化原凸函数过程实际上等同于其最大化的对偶函数过程。具体表述如下：

$$\min_{s.t. Ax=b} f(x) \Rightarrow L(x, y) = f(x) + y^T (Ax - b) \Rightarrow g(y) = \inf_x L(x, y) \quad (3-5)$$

$$x^* = \arg \min_x L(x, y^*) \quad (3-6)$$

其中对偶函数给 $g(y)$ 如果是可导的，要想使得原函数与对偶函数同时收敛并达到最优，我们采用梯度上升法，其迭代结果如下：

$$x^{k+1} := \arg \min_x L(x, y^k) \quad (3-7)$$

$$y^{k+1} := y^k + \alpha^k \nabla g(y) = y^k + \alpha^k (Ax^{k+1} - b) \quad (3-8)$$

在整合对偶上升法和梯度上升等其他算法后，就产生 ADMM 优化算法。该算法主要是分解原函数和扩增函数，其本质是引入新变量，并通过交叉换向进行交替优化。上述分析表明，其主要思路是分离变量和目标函数，然而该算法与对偶上升法不同之处在于它把拆分的变量看作了不同的变量 x 和 z ，同时将约束变量也分开处理，其形式如下：

$$\min_{s.t. Ax+Bz=c} f(x) + g(z) \Rightarrow L_\rho(x, z, y) = f(x) + g(z) + y^T (Ax + Bz - c) + \left(\frac{\rho}{2}\right) \|Ax + Bz - c\|_2^2 \quad (3-9)$$

在 x 和 z 进行单独交替迭代后，ADMM 算法的形式如下：

$$\begin{aligned} x^{k+1} &= \arg \min_x L_\rho(x, z^k, y^k) \\ z^{k+1} &= \arg \min_z L_\rho(x^{k+1}, z, y^k) \\ y^{k+1} &= y^k + \rho(Ax^{k+1} + Bz^{k+1} - c) \end{aligned} \quad (3-10)$$

3.3 基于低秩特性优化的图像修复方法

虽然自然图像低秩特性是图像修复中最具有成效的先验条件之一，然而仅利用图像具有低秩特性作为修复条件，尤其是在采样率较低时，而忽略图像其他特性则会产生修复效果结构不连续、图像部分错误等问题，因此在低秩特性基础上利用图像其他先验条件能够达到更好的修复效果，本小节将介绍两种基于低秩特性优化的图像修复方法。

3.3.1 基于稀疏低秩的图像修复方法

图像稀疏原理：稀疏，是指事物之间在空间或时间上不密集，有较大间隔，稀疏矩阵是指该矩阵中含有的非零元素比例比较低的矩阵。就一张自然图像而言，其存储形式可以看作是二维矩阵，其中灰度图像可以看作仅含有一个的二维矩阵，彩色图像则是多个二维矩阵的叠加。若自然图像尺寸大小设定为 32×32 ，且每个像素点有 256 种可能，由此得出图像所有像素产生的排列组合量是巨大的，然而实际上通过识别一张图片仅需要少量特征，这个少量的特征对于自然图像所有像素点的大量组合来说是稀疏的。这好比人们常常是通过一张脸上几个显著特征，如眼睛旁有颗痣等信息去辨认出图片是哪位同学，然而一张脸实际是具备着无数个特征信息，也即这限个特征相比于具有无限特征的脸而言是稀疏的。

对于稀疏低秩的图像修复方法，刘等人^[34]提出的关于稀疏低秩矩阵的有噪图像修复研究中，通过稀疏低秩分解模型求解，用矩阵的核范数进行近似矩阵的秩，并加入新的 F 范数进行联合正则，从而使得待修复矩阵唯一性和稀疏性，因此获得更好的修复效果。卢等人^[35]提出了稀疏低秩及子空间先验信息的图像修复算法，该算法的核心思想是采用稀疏低秩正则化去实现最小化梯度相似，实现梯度方向上（水平和垂直）的低秩近似，从而获得更好的图像修复和处理效果。除此之外，还有胡等人^[36]提出的融合低秩和稀疏先验的结构性缺失图像修复方法，先探究图像矩阵的低秩特性，并利用稀疏特性对矩阵进行正则化，与此同时转化为凸松弛优化问题，在低秩特性上使用截断 Schatten-p 范数取代核范数，在稀疏特性上使用 l_1 范数去取代 l_0 范数，最后采用解决凸优化问题的著名方法交替方向乘子法，通过附加有效的正则化以获得更好的修复效果。

3.3.2 基于非局部自相似和低秩特性的图像修复方法

图像非局部相似性原理：一般来说是指自然图像在非局部区域中会出现重复或者具有相似性纹理或结构的一种特性，就实际应用中而言，该原理是指在一张自然图像内总会出现几个或多个相似矢量，一般是以该矢量为中心的限定空间内，寻找可能存在的相似矢量。因此利用非局部相似性原理能够有效地恢复图像边缘

信息，但这对于图像较为复杂细节及高频信息处理而言则需要将其他算法引入进行互补。

对于非局部自相似低秩的图像修复方法，蔡等人^[37]提出的基于低秩的高光谱图像恢复方法一文中是通过低秩和相似性进行优化的图像修复，第一步是引入低秩模型进行求解，第二步是将所产生的图像块进行分类并对应到高光谱图像中，第三步是引入相似图像块并联合低秩模型进行图像修复，最终能够较好的恢复图像信息。姚等人^[38]提出的高光谱图像去噪和修复算法研究中，主要是通过联合高光谱图像的非局部自相似性、图像间的相关性以及高光谱图像低秩特性，在使用核范数进行求解的基础上，利用多通道加权的方式进行最小化，这将更好发掘底层高光谱图像具有的低秩特性，从而达到良好的去噪和修复效果。

3.4 本章小节

本章主要介绍图像的特性（先验条件），紧接着对当前流行的先验条件进行阐述，主要是基于低秩特性以及其改进的混合先验条件图像修复方法，并解释如何近似求解矩阵秩的方法，如通过引入核范数进行凸松弛优化，使用 ADMM 算法解决凸优化问题等。综上所述，基于先验的图像修复方法利用自然图像特性能进一步缩小求解问题的解空间，从而达到优异的图像修复效果。

第四章 结构化矩阵优化的高光谱图像修复

4.1 符号定义

本章节主要是介绍与本系统相关的数学原理，为更好的描述本系统的高光谱图像修复算法，在本小节中，我们定义实数集用符号 \mathbb{R} 表示，复数集符号 \mathbb{C} 表示，粗花体字母、粗大写字母、粗小写字母分别表示张量、矩阵、向量，例如 \mathcal{A} 、 \mathbf{A} 和 \mathbf{a} ，标量则用 a 表示，其中 Hankel 操作后的变量用 \mathcal{H} 标记。对于任意一个三维张量 $\mathcal{A} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times n_3}$ ，我们把它的第 (i, j, k) 个元素可表示为 \mathcal{A}_{ijk} 或 a_{ijk} ，其中第 i 个水平切片表示为 $\mathcal{A}(i, :, :)$ ，第 i 个侧向切片表示为 $\mathcal{A}(:, i, :)$ 第 i 个正面切片表示为 $\mathcal{A}(:, :, i)$ 。在矩阵 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 中，定义它们之间的内积为 $\langle \mathbf{A}, \mathbf{B} \rangle = \text{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{B})$ ，其中 \mathbf{A}^T 表示 \mathbf{A} 转置运算结果， $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹，与之对应，张量 \mathcal{A} 与 \mathcal{B} 之间的内积可表示为 $\langle \mathcal{A}, \mathcal{B} \rangle = \sum_{i=1}^{n_3} \langle \mathbf{A}^{(i)}, \mathbf{B}^{(i)} \rangle$ 。

4.2 局部平滑性和结构化矩阵

本系统的修复算法首先是利用高光谱图像的邻域平滑性，在 3.1 小节中本文提到局部平滑性的概念，本系统将其应用到高光谱图像上，把高光谱图像划分为重叠的 3D 块。我们通过重叠的方式扫过整个高光谱图像可以建立一组 3D 块 $\{\mathcal{A}_{i,j}\}_{1 \leq i \leq n_1 - I_1 + 1, 1 \leq j \leq n_2 - I_2 + 1} \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times n_3}$ ，为简化表示，我们将所有 3D 块重新设置为 $\{\mathcal{A}_i\}_{i=1}^l$ 其中 $l = (n_1 - I_1 + 1)(n_2 - I_2 + 1)$ ，显然这每个 3D 块都包含了局部空间结构。其次，为更好的获得每个 3D 块内的低秩性，本系统在每个 3D 块的所有通道上执行 Hankel 处理，获得 Hankel 化的张量。

根据文献^[39]，对于给定的高光谱图像大小为 $m \times n$ 的块 \mathbf{A} ，可以相应的找到一个 $p \times q$ 的零化滤波器 $h[m, n]$ ，通过构建零化滤波器的方法可以将图像块 \mathbf{A} 转化为

结构化矩阵。因此，可以将块 \mathbf{A} 映射到由多个具有 Hankel 结构 $\mathcal{H}(x_n)$ 组成的结构化二维 Hankel 矩阵 $\mathcal{H}(\mathbf{A})$ ，表示如下：

$$\mathcal{H}(\mathbf{A}) = \begin{bmatrix} \mathcal{H}(x_1) & \mathcal{H}(x_2) & \cdots & \mathcal{H}(x_q) \\ \mathcal{H}(x_2) & \mathcal{H}(x_3) & \cdots & \mathcal{H}(x_{q+1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathcal{H}(x_{N-q+1}) & \mathcal{H}(x_{N-q+2}) & \cdots & \mathcal{H}(x_N) \end{bmatrix}$$

$$\mathcal{H}(x_n) = \begin{bmatrix} x_{1,n} & x_{2,n} & \cdots & x_{p,n} \\ x_{2,n} & x_{3,n} & \cdots & x_{p+1,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M-p+1,n} & x_{M-p+2,n} & \cdots & x_{M,n} \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

本系统中把所有划分好的张量的每一层都进行上述的 Hankel 化操作，得到 Hankel 化张量 $\{\mathcal{A}_i^{\mathcal{H}}\}_{i=1}^L$ 。

4.3 非局部自相似性

为进一步利用 3.1 小节中提到的自然图像特性，本节中将上一小节得到的 Hankel 化张量首先通过类 ALOHA 的方法进行分组，相似的 Hankel 化 3D 块在使用类 ALOHA 方法分组生成簇 $\{\mathcal{A}_{i_a^t}^{\mathcal{H}}\}_{a=1}^{l_t}$ ($t=1,2,\dots,L$)，其中 L 是簇数， l_t 是 t^{th} 集群中的块号， i_a^t 表示 t^{th} 集群中 a^{th} 块的索引。然后进一步将分组后的簇族进行聚簇划分以更好的获得非局部自相似性。

然而使用聚簇的方法会使原本仅具有 3D 维度的 Hankel 张量增加维度形成 4D 的 Hankel 张量，由于 4D 的 Hankel 张量结构难以实现使用基于正则化方法去求解问题，因此本系统采用叠加的方法来保持原有的三维张量结构，即把同一簇中的所有 Hankel 结构的 3D 块都沿第三维度的通道顺序排列，就具体的数学表示而言，叠加的 Hankel 3D 张量表示为 $\{\mathcal{A}_{\mathcal{H}}^t\}^t \in \mathbb{R}^{J_1 \times J_2 \times (n_3 \cdot l_t)}$ ($t=1,2,\dots,L$)，其中 J_1 和 J_2 是图像 Hankel 操作后的空间维数， $n_3 \cdot l_t$ 是聚簇后将 Hankel 3D 张量向后堆叠形成的第三维度的空间维数。

本系统使用 K-means++ 的聚簇算法对 3D 块进行聚类，该算法通过优化随机初始化质心的方式，将初始的聚类中心之间距离尽可能远，其判断两个对象之间的相似程度是通过计算两者之间的距离，即距离越近其相似度就越大。下面将以本系统为例简述算法的主要步骤，其中本系统设置的聚簇大小为 8：

第一步：从已有的数据集中随机挑选一个初始聚类中心。

第二步：计算每个样本数据到聚类中心的距离及方差等，并计算的每个样本被选为下一个聚类中心的概率。

第三步：使用轮盘法选择下一个聚类中心。

第四步：重复第二步至第三步直至选出八个初始的聚类中心。

第五步：计算每个样本数据到各个聚类中心的距离，将样本数据划分到距离其最近的聚类中心去。

第六步：重新计算划分后区域内的聚类中心。

第七步：重复第五步至第六步直至迭代次数达到上限或者迭代差值小于规定值时停止。

其中在 4.2 小节中，我们用 $\mathcal{T}_1: \mathcal{A} \rightarrow \{\mathcal{A}_i^{\mathcal{H}}\}_{i=1}^L$ 来表示利用局部平滑性并将图像映射到 Hankel 结构中，在本小节中，我们用 $\mathcal{T}_2: \{\mathcal{A}_i^{\mathcal{H}}\}_{i=1}^L \rightarrow \{\mathcal{A}_{\mathcal{H}}\}^t$ 来表示 K-means++ 算法聚簇并堆叠后的张量结构。综上所述，我们可以将基于局部平滑性和非局部自相似的 Hankel 结构张量完成模型描述为：

$$\min_{\mathcal{A}_{\mathcal{H}}} \left\| \{\mathcal{A}_{\mathcal{H}}\}^t \right\|_*, \text{ s.t. } \mathcal{P}_{\Omega}(\{\mathcal{A}_{\mathcal{H}}\}^t) = \mathcal{P}_{\Omega}(\{\mathcal{M}_{\mathcal{H}}\}^t), t=1,2,\dots,L \quad (4-2)$$

其中 Ω 为观测元素的索引集，当 $(i_1 i_2 i_3) \in \Omega$ 时， $\mathcal{P}_{\Omega}(\cdot)$ 为 $\left[\mathcal{P}_{\Omega}(\{\mathcal{A}_{\mathcal{H}}\}^t) \right]_{i_1 i_2 i_3} = \{\mathcal{A}_{\mathcal{H}}\}_{i_1 i_2 i_3}^t$ 的投影操作，否则其操作值为 0。其中 \mathcal{M} 为观测图像， $\{\mathcal{M}_{\mathcal{H}}\}^t$ 表示遵循与 $\{\mathcal{A}_{\mathcal{H}}\}^t$ 相同的 Hankel 化，划分和聚类步骤的相应张量。

4.4 低秩性

图像的低秩特性是图像修复最为重要的先验条件之一，本系统的修复算法是

将高光谱图像以张量形式进行求解，为探究张量下高光谱图像的低秩特性，引入张量核范数，它与矩阵核范数概念类似，是指其本身奇异值的和。通过矩阵的核范数我们可以近似矩阵的秩，而在张量中可以通过张量核范数探究底层的低秩特性。在引入张量核范数之前，需要理解张量积的定义。

对于任意的 $\mathcal{A} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times n_3}$ ，将 \mathcal{A} 的展开和叠加操作用 *unfold* 和 *fold* 表示如下：

$$\text{unfold}(\mathcal{A}) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}^{(1)} \\ \mathbf{A}^{(2)} \\ \vdots \\ \mathbf{A}^{(n_3)} \end{bmatrix}, \text{fold}(\text{unfold}(\mathcal{A})) = \mathcal{A} \quad (4-3)$$

其中 *unfold* 操作是将 \mathcal{A} 变成具有大小的矩阵形式 $n_1 n_3 \times n_2$ ，*fold* 操作为逆操作。其次定义块循环矩阵 $\text{bcirc}(\mathcal{A}) \in \mathbb{R}^{n_1 n_2 \times n_2 n_3}$ 为：

$$\text{bcirc}(\mathcal{A}) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}^{(1)} & \mathbf{A}^{(n_3)} & \dots & \mathbf{A}^{(2)} \\ \mathbf{A}^{(2)} & \mathbf{A}^{(1)} & \dots & \mathbf{A}^{(3)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}^{(n_3)} & \mathbf{A}^{(n_3-1)} & \dots & \mathbf{A}^{(1)} \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

然后在两个 3D 张量之间引入张量积。张量积的定义如下：对于两个给定的张量 $\mathcal{A} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times n_3}$ 和 $\mathcal{B} \in \mathbb{R}^{n_2 \times l \times n_3}$ ， \mathcal{A} 和 \mathcal{B} 的张量积 \mathcal{C} 是大小为 $n_1 \times l \times n_3$ 的张量，通过等式(4-3)和(4-4)，可以将其表示为：

$$\mathcal{C} = \mathcal{A} * \mathcal{B} = \text{fold}(\text{bcirc}(\mathcal{A}) \cdot \text{unfold}(\mathcal{B})) \quad (4-5)$$

其中 \cdot 是矩阵积，通过傅立叶变换，可以把张量积在傅里叶域中表示为：

$$\mathcal{C} = \mathcal{A} * \mathcal{B} \Leftrightarrow \bar{\mathcal{C}} = \bar{\mathcal{A}} \bar{\mathcal{B}} \quad (4-6)$$

其中 $\bar{\mathcal{A}}$, $\bar{\mathcal{B}}$ 和 $\bar{\mathcal{C}}$ 是块对角线矩阵，每个对角线块是正面切片，因此 $\bar{\mathcal{A}}$ 被定义为：

$$\bar{\mathcal{A}} = \text{bdiag}(\bar{\mathcal{A}}) = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{A}}^{(1)} & & & \\ & \bar{\mathbf{A}}^{(2)} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \bar{\mathbf{A}}^{(n_3)} \end{bmatrix} \quad (4-7)$$

bdiag(\cdot) 操作是将张量 \mathcal{A} 映射到块对角矩阵 $\bar{\mathcal{A}}$ 。在张量积的基础上，引入 T-SVD 操作。T-SVD 与 SVD 的方法基本一致，不同的是我们将 T-SVD 需要先经过傅立叶变换后，再求解变化后矩阵的 SVDs。T-SVD 定义如下：对于任意张量

$\mathcal{A} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times n_3}$ ，T-SVD 操作将张量 \mathcal{A} 分解为：

$$\mathcal{A} = \mathcal{U} * \mathcal{S} * \mathcal{V}^T \quad (4-8)$$

其中 $\mathcal{U} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_1 \times n_3}$ 和 $\mathcal{V} \in \mathbb{R}^{n_2 \times n_2 \times n_3}$ 是正交张量， $\mathcal{S} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times n_3}$ 是一个 f 对角张量。在傅立叶域中，将等式(4-8)通过等式(4-6)和等式(4-7)变换改写为如下形式：

$$\bar{\mathcal{A}}^{(i)} = \bar{\mathcal{U}}^{(i)} \bar{\mathcal{S}}^{(i)} (\bar{\mathcal{V}}^{(i)})^T, i=1,2,\dots,n_3 \quad (4-9)$$

在张量积和 T-SVD 基础上，引入张量管秩和张量核范数的定义，类比于矩阵中用矩阵核范数去近似矩阵的秩，张量中也可以用张量核范数近似张量的低秩结构。在 Lu 等人^[40]的研究中，从张量积的定义导出了张量核范数，即：

$$\|\mathcal{A}\|_* = \frac{1}{n_3} \|bcirc(\mathcal{A})\|_* = \frac{1}{n_3} \|\bar{\mathcal{A}}\|_* \quad (4-10)$$

由于噪声等因素的影响导致等式(4-2)不能完全成立，本系统中将其松弛为二阶保真度低秩先验的正则化模型，表示为：

$$\min_{\mathcal{A}_H} \frac{1}{2} \|\mathcal{R}_\Omega(\mathcal{A}_H - \mathcal{M}_H)\|_F^2 + \lambda \|\mathcal{A}_H\|_* \quad (4-11)$$

上述式子可以用交替方向乘子法解决，其中在 ADMM 过程中需要计算奇异值阈值算子，而计算奇异值阈值算子需要使用到 T-SVD。在对于加速求解矩阵 SVD 运算中，Erichson 等人^[41]提出了 r-SVD 方法，该方法主要是通过引入高斯随机矩阵的思想，将原始矩阵与高斯随机矩阵相乘产生一个新的矩阵，并将生成的新矩阵进行 QR 分解，QR 分解后的矩阵 Q 进行转置后得到的矩阵和原矩阵相乘产生维度较小的矩阵，最后通过求解降维后的矩阵获得原矩阵的奇异值。在上一小节中我们得知求解傅立叶域中的矩阵的 SVDs 可以获得 T-SVD，因此在张量运算中，本系统引入高斯随机张量 \mathcal{W} ，通过张量 \mathcal{A} 与高斯随机张量 \mathcal{W} 相乘，求解降维后的张量来加快奇异值分解。首先生成一个大小为 $n_2 \times (r+q) \times n_3$ 的高斯随机张量 \mathcal{W} ，其次计算生成的新张量 \mathcal{Y} 大小，其中 \mathcal{Y} 表示为：

$$\mathcal{Y} = \mathcal{A} * \mathcal{W} \quad (4-12)$$

因此新张量 \mathcal{Y} 的大小为 $n_1 \times (r+q) \times n_3$ ，其中 r 表示所需的秩， q 是较小的过采样参数，它用来保证较低的近似误差。然后将 QR 分解应用于张量 \mathcal{Y} ，返回大小

为 $n_1 \times (r+q) \times n_3$ 张量 \mathcal{Q} ，并通过将张量 \mathcal{Q} 的转置和张量 \mathcal{A} 相乘得到一个 $(r+q) \times n_2 \times n_3$ 张量 \mathcal{B} ，故张量 \mathcal{A} 可以近似表达表示为：

$$\mathcal{A} \approx \mathcal{Q} * \mathcal{B} = \mathcal{Q} * \mathcal{Q}^T * \mathcal{A} \quad (4-13)$$

通过傅立叶变换，将上述式子转化为傅里叶域中公式如下：

$$\bar{\mathbf{A}}^{(i)} \approx \bar{\mathbf{Q}}^{(i)} \bar{\mathbf{B}}^{(i)} = \bar{\mathbf{Q}}^{(i)} \left(\bar{\mathbf{Q}}^{(i)} \right)^T \bar{\mathbf{A}}^{(i)}, i=1, 2, \dots, n_3 \quad (4-14)$$

为进一步加快奇异值分解和求解的精度，本系统将幂迭代（Power Iteration, PI）方案^[42]引入，幂迭代的原理是在矩阵乘任何非特征向量，可将原向量往主特征向量方向接近。本系统中我们使用 $\bar{\mathbf{A}}^{(i)}$ 和 $\left(\bar{\mathbf{A}}^{(i)} \right)^T$ 交替相乘，其中 p 是大于或等于 1 的整数参数，等式(4-12)可以转化为：

$$\mathbf{Y} = \left(\bar{\mathbf{A}}^{(i)} \left(\bar{\mathbf{A}}^{(i)} \right)^T \right)^p \bar{\mathbf{A}}^{(i)} \bar{\mathbf{W}}^{(i)} \quad (4-15)$$

由于使用幂迭代方法引入更多的额外矩阵乘法计算，本系统使用 $\mathbf{B}(\mathbf{B})^T$ 的特征分解来代替直接 SVD 的计算方法以达到加速运算的效果。首先根据转置的运算规律可以得到如下表达：

$$\bar{\mathbf{B}}^{(i)} = (\bar{\mathbf{B}}^{(i)T})^T \quad (4-16)$$

然而，使用 $\mathbf{B}(\mathbf{B})^T$ 的特征分解要求矩阵 $\mathbf{B}(\mathbf{B})^T$ 具有 \mathbf{B} 的条件数的平方，这在接近非常小的奇异值上可能无法求解，因此在本系统中在傅里叶域里对 $(\bar{\mathbf{B}}^{(i)})^T$ 使用 QR 分解，表达如下：

$$(\bar{\mathbf{B}}^{(i)})^T = \bar{\mathbf{Q}}_1^{(i)} \bar{\mathbf{R}}^{(i)} \quad (4-17)$$

综上所述，结合矩阵转置运算，我们可以把等式(4-14)改写为如下：

$$\bar{\mathbf{A}}^{(i)} = \bar{\mathbf{Q}}^{(i)} \bar{\mathbf{B}}^{(i)} = \bar{\mathbf{Q}}^{(i)} \left(\bar{\mathbf{R}}^{(i)} \right)^T \left(\bar{\mathbf{Q}}_1^{(i)} \right)^T, i=1, 2, \dots, n_3 \quad (4-18)$$

从上述数学等式可以得出，原来等式(4-14)中是通过求解 $(r+q) \times n_2$ 的矩阵大小进行求解 SVD 值，在使用 QR 分解的 $(\bar{\mathbf{B}}^{(i)})^T$ 方法的等式(4-18)中，仅需要通过 $(r+q) \times (r+q)$ 大小的矩阵 $\bar{\mathbf{R}}^{(i)}$ 来求解 SVD 值，而 $(r+q)$ 是远小于 n_2 的。

综上所述，在原本的 T-SVD 的计算过程中，需要使用 $\mathcal{O}(n_1 n_2 n_3 \log n_3)$ 用于傅里

叶变换和额外的 $\mathcal{O}(n_1 n_2 n_3 \min\{n_1, n_2\})$ 进行子空间分解，而本系统采用了引入高斯随机矩阵和通过幂迭代以及 QR 分解的 $(\bar{\mathbf{B}}^{(i)})^T$ 方法，这不仅提高了求解奇异值矩阵的性能，而且加快了运行速度，因为在子空间分解上本系统的修复算法仅需要 $\mathcal{O}(rn_1 n_2 n_3)$ 的时间，且 $r \ll \min\{n_1, n_2\}$ 在大多数情况下是成立的。

4.5 本章小结

在本章节中，首先定义了一些在矩阵和张量补全中的基本数学符号，其次介绍本系统是如何联合局部平滑性、非局部自相似性以及低秩特性进行高光谱图像修复的数学原理，并论述如何通过引入高斯随机张量进行加速 T-SVD 分解。

第五章 高光谱图像修复系统设计与实现

5.1 系统开发环境以及主要功能模块

5.1.1 实验硬件环境

操作系统：macOS Catalina10.15.7

处理器：2.6GHz 六核 Intel Core i7

内存：16GB 2400MHz DDR4

5.1.2 编程平台及语言

编程平台：主要为MATLAB，版本为 R2020b，次要为 PyCharm、IntelliJ IDEA，版本均为 2019.2。

MATLAB 拥有优秀的编程工具和高效的调试系统。它包括了一系列工具，主要有桌面和命令窗口、编辑器和调试器、路径搜索等，这些工具大多数与 Windows 界面一致，是图形用户界面，MATLAB 不仅能够使用户操作更加快捷，而且其程序代码不需要进行编译就可运行，并能及时反馈运行中出现的问题和相关原因，同时也有着较为出色的调试系统，能够更加高效的找出代码的问题所在。

MATLAB 具有简单快捷的编程语言和高效的矩阵运算。用户可以通过数学语言方式进行编写 MATLAB 程序代码，且其大多数变量往往是矩阵对象，MATLAB 代码不同于计算机中 Java 语言或者是 Python 语言的思考方式，是采用矩阵运算方式，与平时数学中计算公式更为相似。正是由于在 MATLAB 中撰写的程序与平时在纸上进行书写公式一样，MATLAB 语言又被称之为计算纸面科学的算法语言^[43]，其编程简单且效率高。

PyCharm有着智能的错误提示功能，便捷的调试系统，主要用于Python开发，在本系统中用于图像修复评价指标的代码调用，评估图像修复后的质量。IntelliJ IDEA主要用于Web开发，有着高效和智能化的免费编写平台，在本系统中主要用于HTML背景图的编写。

5.1.3 主要功能模块

开发实现的结构化矩阵优化的高光谱图像修复系统主要包含系统登录、高光谱图像数据处理和读取、高光谱图像修复、修复后选取帧数图层图像存储以及对生成图像评估指标显示。

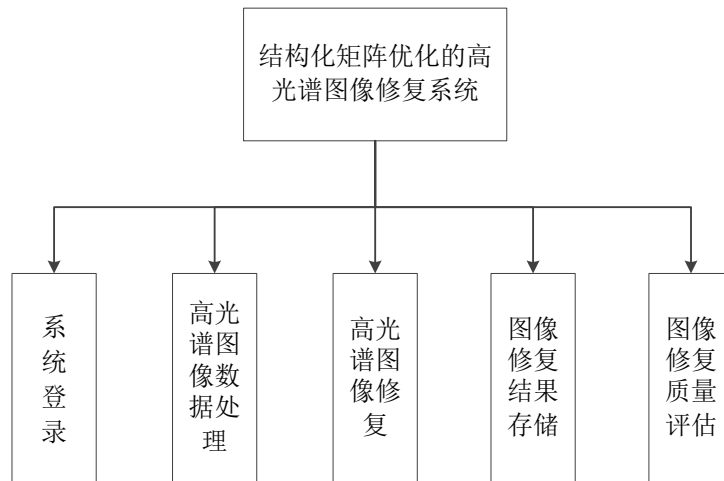


图5-1系统主要功能模块

5.2 系统的流程和界面设计

5.2.1 系统的设计流程

系统设计流程如下，主要分为四个部分，用户登录系统，登录后可选择对高光谱图像数据集进行处理和转化，或者是选择高光谱图像修复方法，最后显示图像修复结果。

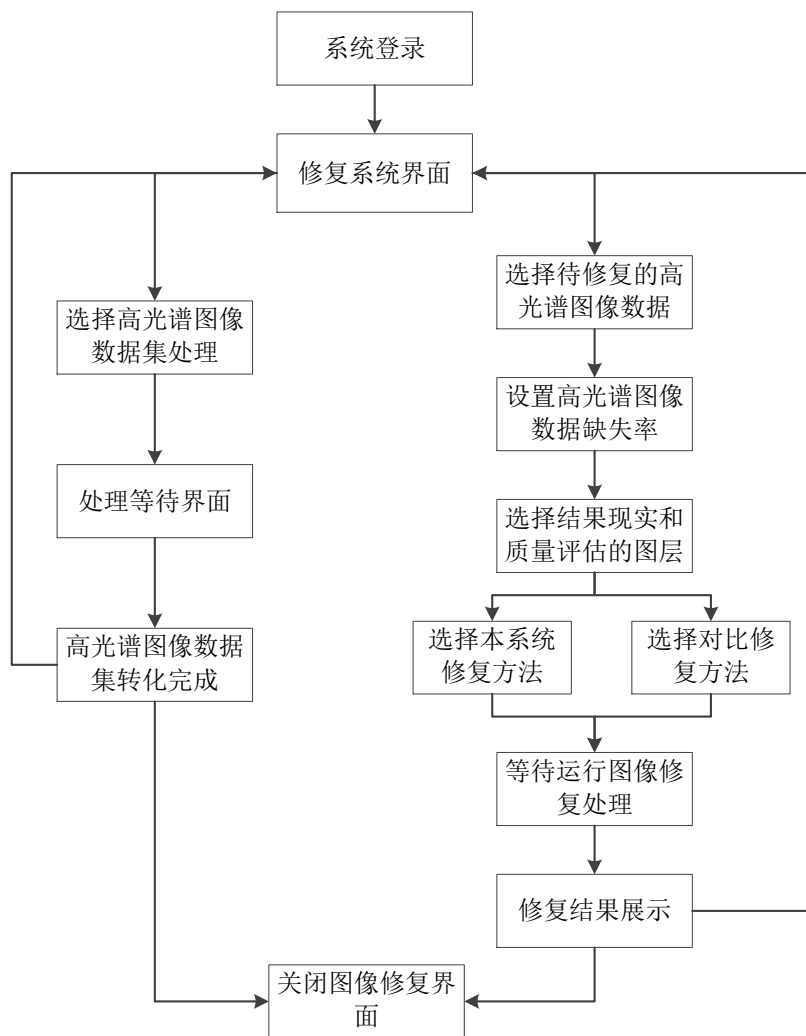


图5-2系统的设计流程

本系统详细设计思路描述如下，首先用户进入系统后使用用户名和密码进行登录，登录后有三种选择方法，第一列主要是选择对高光谱图像数据集进行处理和转化，第二列是运行本系统的高光谱图像修复算法，第三列是对比实验的高光谱图像修复算法。其中后两列需要选择高光谱图像数据的缺失率、图像修复结果显示的图层数及高光谱图像数据，待系统运行结束后，修复结果展示界面将显示选择的高光谱图像对应波段的原始图、修复图、缺失图和差异图，并将各评价指标结果及路径显示在结果页面中。

5.2.2 系统的界面设计

本系统是在MATLAB中的App Designer中实现的项目，采用的系统界面是

GUI图形化界面，系统主要包含四个界面，用户登录界面、修复系统界面、等待界面、修复结果展示界面。打开MATLAB，在命令行窗口中输入appdesigner即可进入App设计工具首页。

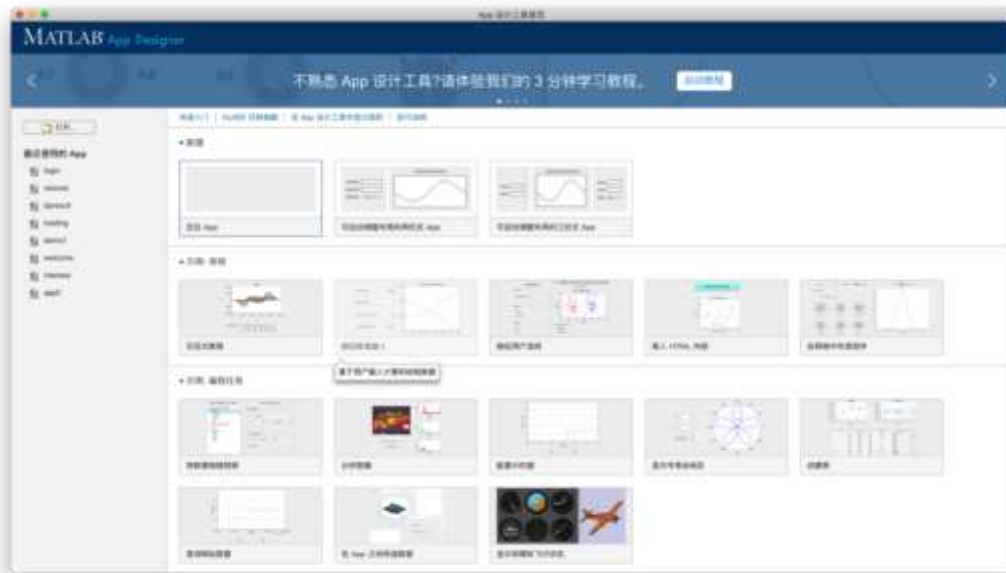


图5-3 MATLAB App设计工具首页

用户登录界面（下称Login界面）只包含一个HTML，其文本框和按钮均在HTML中实现，通过JS代码注册点击按钮监听器，向htmlComponent组建传递JSON格式的数据，在App端判断输入的账号和密码之和是否正确，并提示正确或者错误信息。用户登录界面如图5-4所示：



图5-4 Login界面设计图

修复系统界面（下称Recover界面）包含六个按钮、两个下拉框、一个文本框和一个HTML页面。点击“Data Process”按钮能进行高光谱图像数据集的处理，转化的整体流程将在5.3.1小节中详细介绍。点击“RUN TEST”将运行本系统采用的图像修复方法的测试用例，用于检测当前文件路径是否已经添加进入MATLAB路径中，以及修复结果展示界面是否无误。点击“RUN 本系统”将运行本系统论述的图像修复方法，运行过程中提示等待界面，待运算完成后将在修复结果展示界面呈现。点击“RUN TT-WOPT”将运行本系统采用的第一种对比修复方法，它是基于Tensor train分解的基础上优化了TT因子并寻找不完整数据的低阶TT分解，再通过捕获整个数据的潜在特征并重构缺失项，最后应用梯度下降的算法解决张量补全问题，是具有较高性能的图像修复方法^[44]。点击“RUN SMF-LRTC”将运行本系统采用的第二种对比修复方法，它是通过发现现实数据在沿空间或第三模式上具有分段平滑度的特性，基于此发现，为充分探究所有模式下底层张量的分段平滑性，将平滑约束性引入到因子矩阵中，再结合低秩矩阵分解和总体变化等构建出低秩张量完成模型，并使用BSUM改进算法保证其收敛性^[45]。点击“Stop And Close”将关闭修复系统界面。对于高光谱图像数据的选择，其中Missing Rate下拉框可以选择图像缺失百分比，共设置四个值，从0.6至0.9，Choose

MSIs下拉框可以选择待修复的高光谱图像数据集，共采用了七种高光谱图像，Choose level文本框选择修复结果展示的图层，值应在1至31之间，HTML页面为背景页面。修复系统界面如图5-5所示：



图5-5 Recover界面设计图

等待界面（下称Loading界面）是修复系统界面的私有成员，只包含一个图像，其动态加载的Loading图是一张GIF动图。等待界面如图5-6所示：



图5-6 Loading界面设计图

修复结果展示界面（下称Dpresult界面）是修复系统界面的私有成员，包含十个文本框，四张图像，其界面布局采用先上下划分，最上方显示标题，再左右划分，其中左上区域为图像存储路径，左下区域为显示的是修复结果的评价值，依次从上到下为峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)值、结构性相似(Structural Similarity, SSIM)^[46]值、特征相似性(Feature Similarity, FSIM)^[47]值以及花费时间。右边区域均匀四等分，每一块区域分为一个文本框和一张图像。其所有文本框中的值均由修复系统界面公有成员的值传递而来。结果展示界面如图5-7所示：

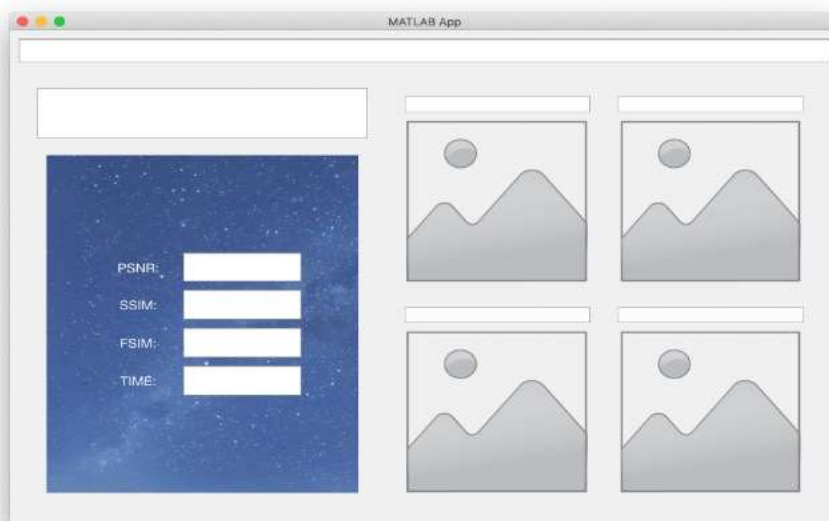


图5-7 Dpresult界面设计图

5.3 系统的实现

5.3.1 高光谱图像数据集处理

数据集介绍：高质量和多数量的数据集对于系统测试和实验结果对比有着重要作用，本系统采用的高光谱数据集是CAVE^[48]，该数据集包含32种图像内容，每份图像内容中含有31张大小为512×512尺寸的灰度图像，1张RGB色图像和1份Thumbs.db文件，图像内容主要为生活类物品和人物。

数据集处理：对于高光谱图像数据集，在本系统的使用过程中，统一把灰度

图像的尺寸大小设置为 256×256 ，并选取从400nm-700nm的所有灰度图像共31张，生成对应mat文件，其中mat文件只包含矩阵大小为 $256 \times 256 \times 31$ 的img变量。特别的，测试用例中使用sponges数据，设置尺寸大小为 $200 \times 200 \times 17$ ，截选自原始数据集15至31张；face数据，设置尺寸大小为 $512 \times 512 \times 11$ ，截选自原始数据集21至31张。故一般高光谱图像数据集处理流程描述如下：获取指定文件下的高光谱数据，定义多维矩阵，大小为 $256 \times 256 \times 31$ ，依次读入灰度图像并进行归一化，并存储在对应维度中，最终只保留多维矩阵数据并用save函数保存到指定路径下。下图是数据集处理流程，下表是CAVE数据集和处理后数据集的基本信息。

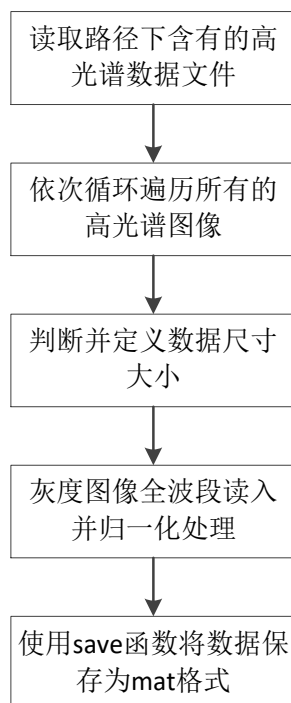


图5-8 数据集处理流程图

表 5-1 CAVE 数据集与处理后数据集基本信息表

	number of images	size	bands	spectral band
CAVE	32	512×512	31	400~700nm
		6张 256×256	31	400~700nm
USE_DATA	8	1张 200×200	17	540~700nm
		1张 512×512	11	600~700nm

5.3.2 图像修复的主要流程

本系统使用的先验条件为局部平滑性、非局部自相似性以及低秩特性三种，其主要步骤大致可以划分为三块，首先利用局部平滑性进行 patch 分组并映射为 Hankel 结构，其次利用非局部自相似进行匹配相似块，与此同时利用 Hankel 结构下低秩特性进行修复。图像修复首先进行参数设定，其次将图像进行分块分组并降维，将降维后数据使用 K-means++ 算法进行聚簇操作，聚簇后开始查找和匹配相似块，并使用交替方向乘子法进行求解，运算结束后得到修复的张量，并将原本缺失图像下未缺失的数据部分替代修复结果张量中的数值，最终返回修复后的张量。修复算法流程图如下：

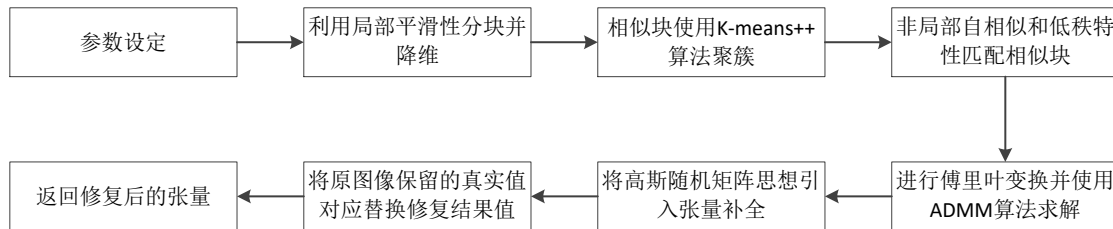


图5-9 系统修复算法流程图

整个修复系统的详细描述如下。第一步：获取到高光谱图像数据和其尺寸的参数，并生成对应的待修复图像数据；第二步：进行一系列参数设定，包括选定结果页面显示的图像层数，缺失率比例及高光谱图像等信息；第三步：将待修复的高光谱图像数据划分为多个重叠块，并将每个划分好块映射到张量结构，同时将块进行使用类 ALOHA 算法进行分组，然而与此不同的是，本系统的修复算法即使在 Hankel 操作后仍保持张量结构；第四步：将数据进行聚簇操作，设置大小为 8 个，使用 K-means++ 算法；第五步：遍历 8 个聚簇，开始查找和匹配相似块，使用改进后的交替方向乘子法解决 Hankel 结构下的张量模型，首先将其进行傅立叶变换，将求解 T-SVD 转化为求解傅立叶域中矩阵的每一层的 SVD，其次将矩阵中使用高斯随机矩阵求解 SVD 的思想引入到张量中进行求解，从而达到加速运算效果；第六步：将运算后的结果图像进行逆运算，将其恢复成 Hankel 结构的张量；第七步：替换修复后图像数据，由于运算不可避免的修改原来待修复图像中原始保留的数据，本系统将这些完全正确的数据替换给修复后的图像数据，这

使其更接近原始图像的修复；第八步：将生成修复结果返回给主函数；第九步：针对选定高光谱图像层下原始数据、缺失数据、修复数据、差异数据的生成图像进行存储；第十步：将修复后图像数据与原图像数据进行对比，通过 PSNR、SSIM、FSIM 等全参考评价指标表明图像修复质量；第十一步：将修复后所获得各个结果和指标显示在图形化界面中。

由于本系统运算数量较多，共计 84 次，无法将全部数据图像显示，因此下面将展示一次图像修复的整个操作流程以及各个修复算法的结果图。首先在 Login 界面输入用户名和密码，用户名默认为 YSY，密码为 123456。



图5-10 用户登录操作图

点击登录后跳转至 Recover 界面，本系统的 Recover 界面中默认缺失率为 90%，图层 level 为 17 层，高光谱图像数据为 balloons。例如我们选择缺失率为 80%，图层 level 为 5，高光谱图像数据为 cloth，点击“RUN 本系统”，跳转出 Loading 界面，同时进行图像修复的运算，运算过程中会将各个聚类的相关信息输出。



图5-11 系统运算等待图

待修复系统运算完成后将 Dpresult 界面中填入各文本框值和图像来源，最上方总标题格式为[‘下列运算结果是关于’ MISs ‘高光谱图像在缺失率为’ missing-rate ‘%下 MPSNR、MSSIM 以及第’ level ‘帧下的 FSIM 值’]，因此点击“RUN 本系统”后左侧显示存储路径以及图像评估结果，分别是 PSNR 值为 32.6265，SSIM 值为 0.9581，FSIM 值为 0.99843，TIME 为 958.03 秒，右边图像依次是原始图、修复图、缺失图以及差异图。



图5-12 cloth5-80%修复结果展示图

点击“RUN TEST”运行本系统设置的图像修复测试用例，默认设置 missing-rate 为 70%，高光谱图像数据为 sponges，图像维度为 13，其修复结果如下图所示：



图5-13 RUN TEST修复结果展示图

点击“RUN TT-WOPT”按钮运行本系统第一个对比修复方法，其中我们选择的高光谱数据为 flowers，缺失率为 70%，图像维度为 19，其修复结果如下图所示：



图5-14 flowers19-70%修复结果展示图

点击“RUN SMF-LRTC”按钮运行本系统第二个对比修复方法，其中选择的高光谱数据为 face，缺失率为 90%，图像维度为 9，其修复结果如下图所示：



图5-15 face9-90%修复展示图

5.3.3 实验图像集存储

将实验结果生成的数据存储为 PNG 格式的图像，路径名 pathname 基本结构为[主路径/,MISs, '/Methods /',MISs, level,'-',missing-rate,'%']，其中 MISs 是指选用的高光谱图像名称，Methods 是指使用的修复方法名，level 是指选定的需要存储的高光谱图像的层数，missing-rate 是指缺失率，例如：/Users/wing/Desktop/生成数据/face/TTWOPT/face9-60%。首先判断该存储路径下此文件夹是否被创建，若不存在则创建该文件夹，其次调用 WritePng 方法写入图像数据，由于 MATLAB 本身具有将图像写入图形文件的方法，因此在 WritePng 函数中本系统使用 imwrite(A, filename)方法，其中 A 是图像数据，filename 是指定的文件名称。实验图像集存储流程图如下图 5-16 所示：

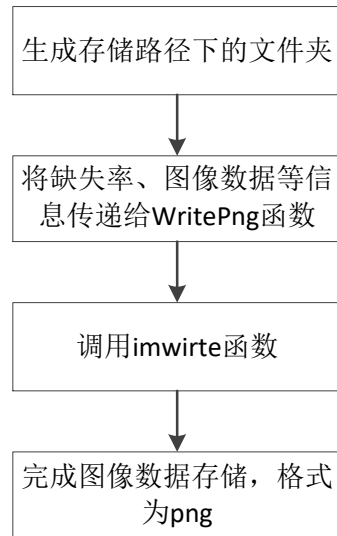


图5-16 高光谱图像数据集存储流程图

5.3.4 图像修复结果展示

图像修复结果展示页面是修复系统的私有成员，该界面所获得的结果是从修复系统中计算而来，修复系统通过调用 PSNR、SSIM、FSIM 等方法计算图像修复质量，并将结果存储在自身的公有成员变量中，紧接着将结果传递给子类的结果展示页面。在图像修复结果展示页面，通过设置 `startupFcn` 方法，在界面生成时初始化页面中各个成员变量的值，达到显示修复结果的展示。结果展示流程图如下 5-17 所示：

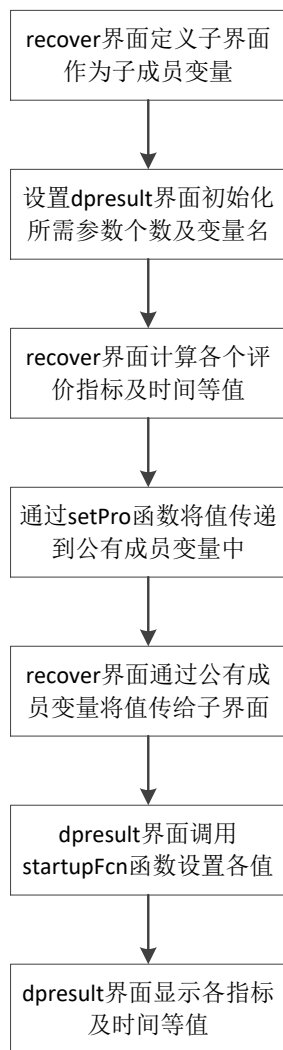


图 5-17 数据结果展示流程图

5.4 系统的实现

5.4.1 评价指标

本文利用以下四个指标的结果进行综合评估图像修复后的质量。

峰值信噪比是一种全参考图像质量评价指标，该指标大多用于对图像质量进行衡量，是基于图像像素统计的基础上，计算两张图像相同位置上的像素的均方误差。PSNR的值越大(一般大于30dB以上)，说明图像质量越好；若PSNR的值小于20dB，则图像修复的质量未能达到预期效果。我们将 \mathcal{A} 定义为原始图像， \mathcal{A}^* 代表修复图像，其计算公式如下：

$$PSNR = 10 \times \lg \frac{\| \mathcal{A} \|_{\infty}^2}{\frac{1}{n_1 n_2 n_3} \| \mathcal{A}^* - \mathcal{A} \|_F^2} \quad (5-1)$$

结构性相似评价指标大多用于对图像质量进行衡量，是基于结构信息的基础上，计算两张图像之间的照明度、对比度、结构信息三方面的均值、方差以及协方差。**SSIM**值的范围为0至1，其数值越趋于1说明两张图像越吻合，若两张图像所有的结构信息吻合时，**SSIM**的值为1。其中 X 和 X^* 表示原始图像和恢复图像的灰度图像， C_1 和 C_2 是常数， σ_{xx^*} 表示 X 和 X^* 之间的协方差矩阵， μ_X 和 μ_{X^*} 表示平均值， σ_X 和 σ_{X^*} 分别是 X 和 X^* 的标准差，其计算公式如下：

$$SSIM = \frac{(2\mu_X \mu_{X^*} + C_1)(2\sigma_{xx^*} + C_2)}{(\mu_X^2 + \mu_{X^*}^2 + C_1)(\sigma_X^2 + \sigma_{X^*}^2 + C_2)} \quad (5-2)$$

特征相似性是一种在**SSIM**基础上进行的变种的衡量图像质量的指标，它是基于生理和心理学研究发现的基础上(即人们通过肉眼观察得出的图像特征与各种频率下产生的傅里叶级数的相位一致性是相同的)，通过计算各自图像的相位一致性特征和梯度特征后再进行融合，从而得出评估值，是客观评价的全参考图像质量评价。**FSIM**值的范围为0至1，越大代表图像越相似，图像完全一致时，**FSIM**值为1。下面公式中，我们定义原始和修复图像的灰度图像中像素点相位一致性信息和梯度相似性分别为 $PC_1(X)$ 和 $PC_2(X)$ ， $GM_1(X)$ 和 $GM_2(X)$ ， Ω 为整个灰度图像范围，其中 $S_L(X) = S_{PC}(X) \cdot S_{GM}(X)$ ， $PC_m(X) = \max(PC_1(X), PC_2(X))$ ，其计算公式如下：

$$FSIM = \frac{\sum_{x \in \Omega} S_L(X) \cdot PC_m(X)}{\sum_{x \in \Omega} PC_m(X)} \quad (5-3)$$

学习感知图像相似性(Learned Perceptual Image Patch Similarity, LPIPS)^[49]是一种新的衡量图像质量的指标，对比传统图像质量评估更符合人对于图像的感知情况，是基于深度学习的感知图像相似度的基础上，通过建立起新的感知相似性数据集以获得更加有效的深度特征，进而计算并得出的两张图像之间的感知距离，

是客观评价的全参考图像质量评价。LPIPS值的范围为0至1，越小代表图像越相似，图像完全一致时，LPIPS值为0。主要大致理论是通过给定网络产生 x 和 x_0 之间距离 d_0 ，首先在 l 层提取特征堆并单元规格化，将其结果记作 \hat{y}_0 和 \hat{y}_0^l ，然后用 w_l 缩放维度并得到 l_2 距离，最后求平均和。其计算公式如下：

$$d(x, x_0) = \sum \frac{1}{H_l W_l} \sum_{h,w} \|w_l \odot (\hat{y}_{hw}^l - \hat{y}_{0hw}^l)\|_2^2 \quad (5-4)$$

5.4.2 结果分析

在本小节中，本系统采用七种高光谱数据，分别是 balloons、feathers、flowers、glass、oilpainting、peppers 和 face，用于性能测试，其中最后一个是特别尺寸大小数据。在本实验中，将不同的高光谱图像在随机抽样缺失率为 60%、70%、80% 和 90% 情况下进行观察，并将所有图像修复方法产生的数值结果进行记录，例如 MPSNR、MSSIM、TIME 等，如下表所示，其中表 5-2 是随机抽样缺失率为 90% 下各种高光谱图像在不同修复方法下的各项指标数值，表 5-3 是随机抽样缺失率为 80% 下各种高光谱图像在不同修复方法下的各项指标数值，表 5-4 是随机抽样缺失率为 70% 下各种高光谱图像在不同修复方法下的各项指标数值，表 5-5 是随机抽样缺失率为 60% 下各种高光谱图像在不同修复方法下的各项指标数值。

从表中结果表明，本系统论述的图像修复算法在各项指标上均占据首位，其次是 SMF-LRTC 算法，然而该算法在各项指标上的数值不及本系统所使用的方法。例如在 face9-90%，oilpainting18-70% 等，本文使用的方法比 SMF-LRTC 在 PNSR 上分别提高 6.54dB 和 4.07dB，在 SSIM 上分别提高 0.043 和 0.028，在 FSIM 上分别提高 0.0044 和 0.0007，在 LPIPS 上分别降低 0.1168 和 0.0118；比 TT-WOPT 方法在 PSNR 上分别提高 9.3dB 和 7.1dB，在 SSIM 上分别提高 0.115 和 0.053，在 FSIM 上分别提高 0.014 和 0.003，在 LPIPS 上分别降低 0.2847 和 0.0282。不仅如此，特别是在缺失率为 90% 下，本系统比其他修复算法在 PSNR 指标上平均提高 2dB，相差最大值达到了 10dB；在 SSIM 指标上平均提高 0.01，相差最大值达到了 0.28；在 LPIPS 指标上平均降低 0.015，相差最大值达到了 0.28。

表 5-2 缺失率 90%下不同修复算法的评价指标数值，其中各指标最优值均以粗体突出显示

Text image	Evaluation metrics	TT-WOPT	SMF-LRTC	本系统
balloons	MPSNR	29.7270	37.7590	40.0511
	MSSIM	0.78624	0.97607	0.98329
balloons17-90%	FSIM	0.94131	0.99024	0.99307
	LPIPS	0.31762	0.04484	0.02933
cloth	MPSNR	26.5195	22.1025	27.4913
	MSSIM	0.80553	0.55121	0.86951
cloth15-90%	FSIM	0.9941	0.98252	0.9972
	LPIPS	0.11335	0.358984	0.07307
feathers	MPSNR	27.4614	30.4806	33.8233
	MSSIM	0.66071	0.90868	0.94556
feathers22-90%	FSIM	0.98293	0.99538	0.99758
	LPIPS	0.24727	0.10673	0.05692
flowers	MPSNR	26.4651	32.3791	34.3198
	MSSIM	0.6856	0.89706	0.94773
flowers19-90%	FSIM	0.97629	0.99424	0.9968
	LPIPS	0.23383	0.07339	0.05078
oilpainting	MPSNR	31.0214	31.7474	34.1477
	MSSIM	0.83083	0.87574	0.93704
oilpainting18-90%	FSIM	0.99345	0.99576	0.99725
	LPIPS	0.11348	0.08955	0.06294
peppers	PSNR	30.4861	37.4734	38.782
	SSIM	0.70855	0.96659	0.97768
peppers27-90%	FSIM	0.98462	0.99626	0.9981
	LPIPS	0.3025	0.07884	0.03594
face	PSNR	31.2441	33.9988	40.5451
	SSIM	0.88782	0.94863	0.99220
face9-90%	FSIM	0.98555	0.99504	0.99950
	LPIPS	0.31962	0.15171	0.03492

注：balloons17-90%是指缺失率为 90%下第 17 波段的 balloons 高光谱灰度图像，下同。

表 5-3 缺失率 80%下不同修复算法的评价指标数值，其中各指标最优值均以粗体突出显示

Text image	Evaluation metrics	TT-WOPT	SMF-LRTC	本系统
balloons	MPSNR	32.5184	44.6286	45.4801
	MSSIM	0.83331	0.9937	0.99475
balloons-80%	FSIM	0.95255	0.99821	0.99855
	LPIPS	0.20077	0.00619	0.00793
cloth	MPSNR	30.2767	25.4824	32.5449
	MSSIM	0.90267	0.7535	0.95734
cloth15-80%	FSIM	0.99764	0.99293	0.99939
	LPIPS	0.0389	0.17014	0.01621
feathers	MPSNR	29.0175	38.2573	38.7994
	MSSIM	0.71649	0.96724	0.97985
feathers22-80%	FSIM	0.98898	0.99821	0.99928
	LPIPS	0.14897	0.02982	0.01463
flowers	MPSNR	29.3863	38.3751	39.2066
	MSSIM	0.75482	0.96942	0.98161
flowers19-80%	FSIM	0.98269	0.99745	0.99903
	LPIPS	0.1271	0.01488	0.01354
oilpainting	MPSNR	33.4012	37.2128	38.8975
	MSSIM	0.90055	0.95027	0.97774
oilpainting18-80%	FSIM	0.99525	0.99851	0.99907
	LPIPS	0.06959	0.02711	0.01966
peppers	PSNR	32.7509	43.9862	44.074
	SSIM	0.77225	0.99116	0.99295
peppers27-80%	FSIM	0.99084	0.99954	0.99955
	LPIPS	0.20639	0.0068	0.00999
face	PSNR	34.7778	44.1194	45.0271
	SSIM	0.94189	0.9945	0.99748
face9-80%	FSIM	0.99202	0.99963	0.99987
	LPIPS	0.24281	0.01705	0.01089

表 5-4 缺失率 70%下不同修复算法的评价指标数值，其中各指标最优值均以粗体突出显示

Text image	Evaluation metrics	TT-WOPT	SMF-LRTC	本系统
balloons	MPSNR	32.2481	48.6561	49.3096
	MSSIM	0.85583	0.99586	0.9976
balloons-70%	FSIM	0.95391	0.99829	0.99957
	LPIPS	0.23859	0.00351	0.00301
cloth	MPSNR	31.0171	27.0345	36.3483
	MSSIM	0.92059	0.81092	0.98105
cloth15-70%	FSIM	0.99808	0.99605	0.99981
	LPIPS	0.03415	0.1053	0.00489
feathers	MPSNR	30.5088	40.8096	42.3536
	MSSIM	0.76431	0.97711	0.99069
feathers22-70%	FSIM	0.99182	0.99867	0.99974
	LPIPS	0.1075	0.0187	0.00571
flowers	MPSNR	31.6634	41.3537	42.8383
	MSSIM	0.79899	0.979	0.9914
flowers19-70%	FSIM	0.98677	0.9982	0.99962
	LPIPS	0.08669	0.00952	0.00538
oilpainting	MPSNR	35.5557	38.5936	42.667
	MSSIM	0.93635	0.96085	0.98971
oilpainting18-70%	FSIM	0.9966	0.99896	0.99963
	LPIPS	0.04753	0.01936	0.00755
peppers	PSNR	33.5252	47.277	47.7693
	SSIM	0.80855	0.99561	0.99712
peppers27-70%	FSIM	0.99354	0.99979	0.99986
	LPIPS	0.15596	0.003	0.0032
face	PSNR	37.4963	47.544	47.7005
	SSIM	0.97426	0.99731	0.99869
face9-70%	FSIM	0.99742	0.99984	0.99994
	LPIPS	0.10307	0.00787	0.00451

表 5-5 缺失率 60%下不同修复算法的评价指标数值，其中各指标最优值均以粗体突出显示

Text image	Evaluation metrics	TT-WOPT	SMF-LRTC	本系统
balloons	MPSNR	35.8061	50.2348	52.6885
	MSSIM	0.91206	0.99692	0.9987
balloons-60%	FSIM	0.9657	0.9992	0.99981
	LPIPS	0.16676	0.0023	0.00123
cloth	MPSNR	32.8818	28.0704	39.4829
	MSSIM	0.94361	0.84272	0.99041
cloth15-60%	FSIM	0.99876	0.99666	0.99992
	LPIPS	0.01966	0.08618	0.00195
feathers	MPSNR	31.6143	42.2002	45.6172
	MSSIM	0.79606	0.98221	0.99522
feathers22-60%	FSIM	0.99312	0.99915	0.99988
	LPIPS	0.09177	0.01299	0.00209
flowers	MPSNR	32.281	42.6745	45.8865
	MSSIM	0.8094	0.98425	0.99557
flowers19-60%	FSIM	0.98753	0.99868	0.9998
	LPIPS	0.08876	0.00687	0.00259
oilpainting	MPSNR	35.5149	39.7517	45.8282
	MSSIM	0.93023	0.96939	0.99476
oilpainting18-60%	FSIM	0.99702	0.99911	0.99982
	LPIPS	0.05542	0.0172	0.00333
peppers	PSNR	35.514	51.2356	51.0437
	SSIM	0.83556	0.99724	0.99853
peppers27-60%	FSIM	0.99478	0.99987	0.99991
	LPIPS	0.10437	0.00201	0.00126
face	PSNR	34.2635	49.2483	49.9885
	SSIM	0.94599	0.99832	0.99926
face9-60%	FSIM	0.99284	0.99989	0.99997
	LPIPS	0.24243	0.00505	0.00232

通过四张表中各项数值结果表明，随着随机抽样缺失率的上升，本系统的修复方法与其他修复方法差距扩大，不仅如此，在缺失率较低情况下，本系统的修复方法也与其他修复方法差距较大，为进一步体现本系统论述的图像修复算法在高光谱图像处理上的优越性，本文将上述表中各数据转化为不同缺失率下各种修复算法产生的各项指标数值的折线图（其中高光谱数据仅取部分）。其中通过上述四张表中我们发现 FSIM 指标未能较好的凸显出各个图像修复方法之间的差异性（相差均在 0.01 以内），因此下图中不作 FSIM 相关折线图。图 5-18 是缺失率为 90% 下部分高光谱图像不同修复算法的比较图，选取的依次是 balloons、cloth、oilpainting 和 face 这四幅具有代表性的高光谱图像，其中 a 表示原始图像，b 表示 90% 缺失率下的退化图像，c 表示本系统恢复图像，d 表示 SMF-LRTC 恢复图像，e 表示 TT-WOPT 恢复图像。

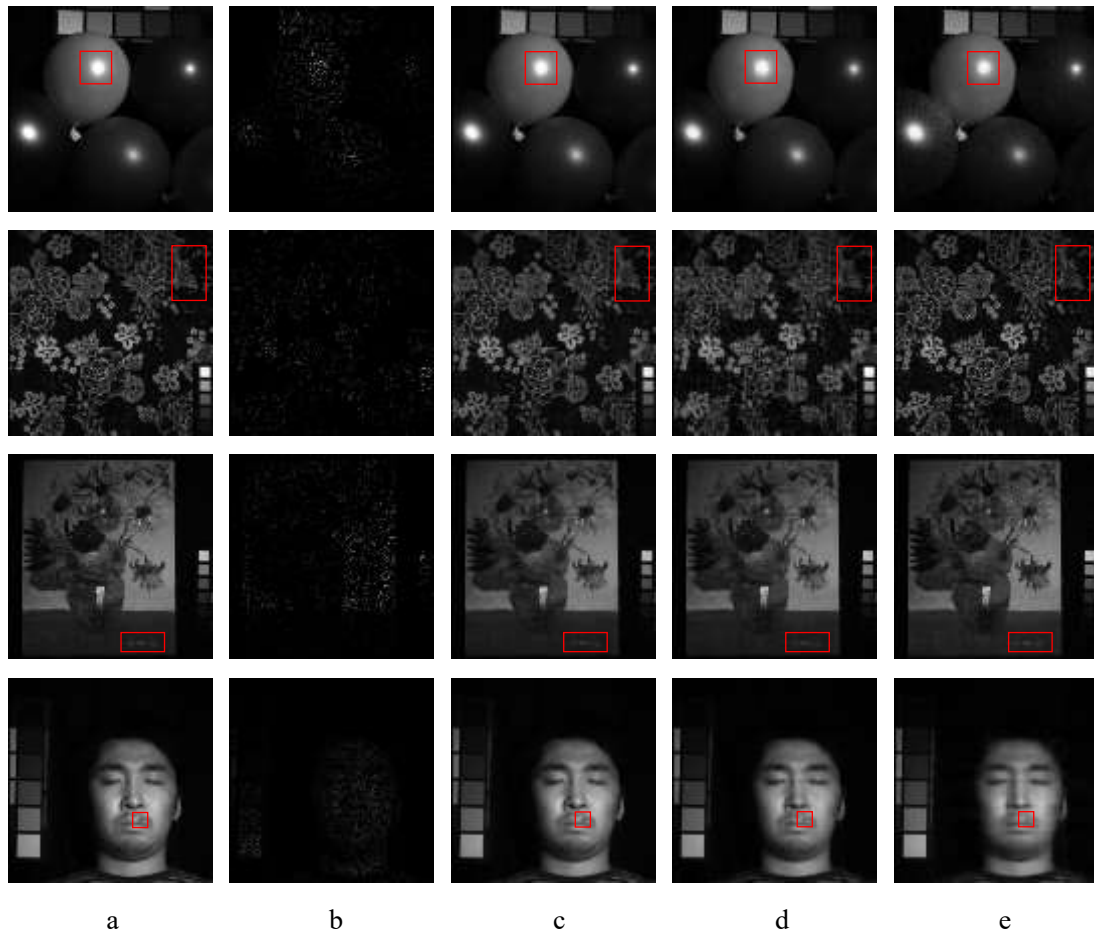


图5-18 缺失率90%下部分高光谱图像比较图

从图 5-18 中可以观察到 TT-WOPT 修复的图像虽然能够还原出良好的目标轮廓和较好的边缘信息，但其修复结果仍然相当模糊。第二种对比方法 SMF-LRTC 较 TT-WOPT 能更好的保持图像的目标轮廓和边缘信息，然而部分细节修复效果仍不明显，这是由于 SMF-LRTC 没有考虑到非局部自相似特性，尤其是在复杂的 cloth 中，其结果出现纹理丢失和边缘不连续情况。相比较而言，在红色对比框中，本系统的修复结果可以明显看到光滑的 cloth 边缘以及清晰的 face 纹理等，这些结果表明联合考虑非局部相似性、局部平滑和低秩的优越性。

图 5-19 是不同缺失率下高光谱图像的 PSNR 变化值，通过折线图曲线走势可以得出，本系统修复质量在 PSNR 指标上一直处于最高，且数值上均大于 27dB，大多数情况下在 30dB 以上，这表明本系统的图像修复效果好。不仅如此，尤其是在缺失率为 90%和 60%的情况下，本系统与其他修复方法在 PSNR 数值差异最大，这表明本系统具有优异的图像修复能力。

不同缺失率下高光谱图像修复的PSNR变化值(单位/dB)

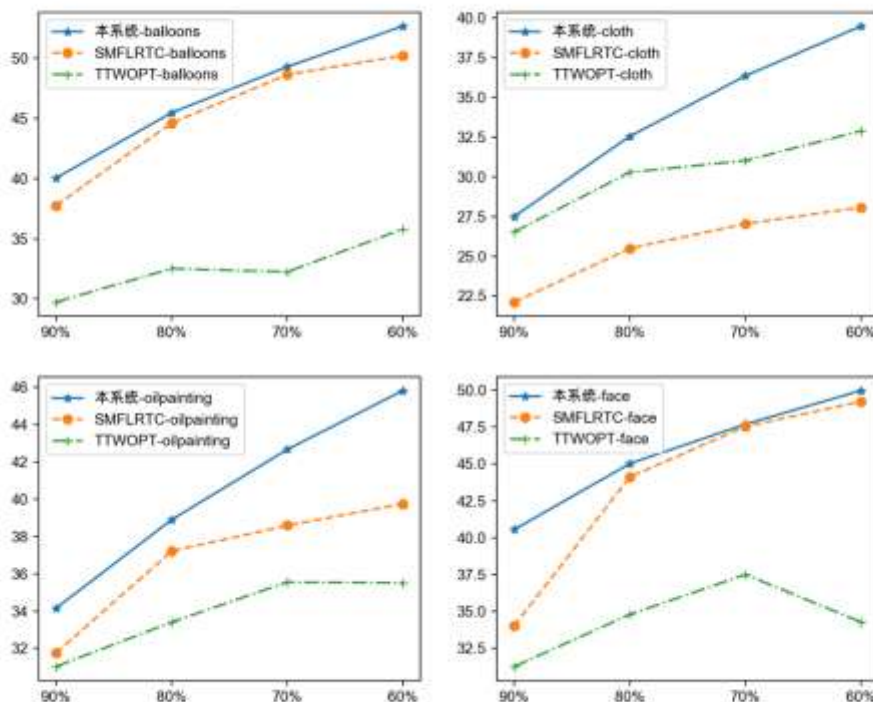


图5-19 不同缺失率下图像修复的PSNR值折线图

图 5-20 是不同缺失率下高光谱图像修复的 SSIM 值，通过折线图曲线走势可以得出，本系统修复质量在 SSIM 指标上一直处于最高。当高光谱图像缺失率不断上升时，本系统修复算法与其他修复算法在图像照明度、对比度、结构信息上的综合修复差距逐渐扩大，特别是当缺失率为 90% 时达到相差峰值，这表明本系统的图像修复方法在图像修复方面效果更佳，且更适合处理缺失率较高的高光谱图像。

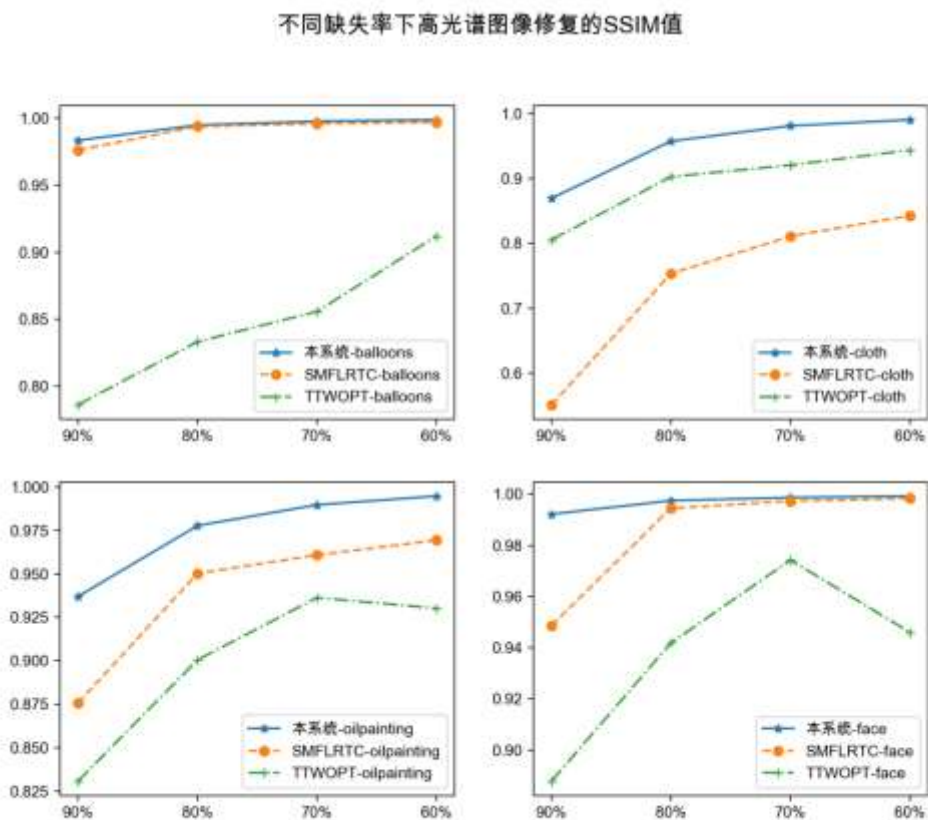


图5-20 不同缺失率下图像修复的SSIM值折线图

图 5-21 是相同缺失率下各高光谱图像修复的 LPIPS 值，从数值大小中可以得出，本系统的修复效果与原图差异均小于 0.08，其他修复算法大部分处于 0.1 以上，且基本全部高于本系统的数值；从各折线图曲线变化的平滑程度可以得出，本系统仅在缺失率为 90% 时曲线有起伏，其余缺失率下基本接近 0 值，与原图几乎完全一致，而其他修复算法曲线波动剧烈，特别时 SMF-LRTC 在缺失率 90% 下

cloth 和 balloons 的高光谱图像修复差异达 0.3，这表明本系统在处理不同的高光谱图像上均能取得良好的修复效果，若修复的高光谱图像信息复杂时，与其他修复算法的差异更大，如 cloth、face 等。

相同缺失率下各高光谱图像修复的LPIPS值

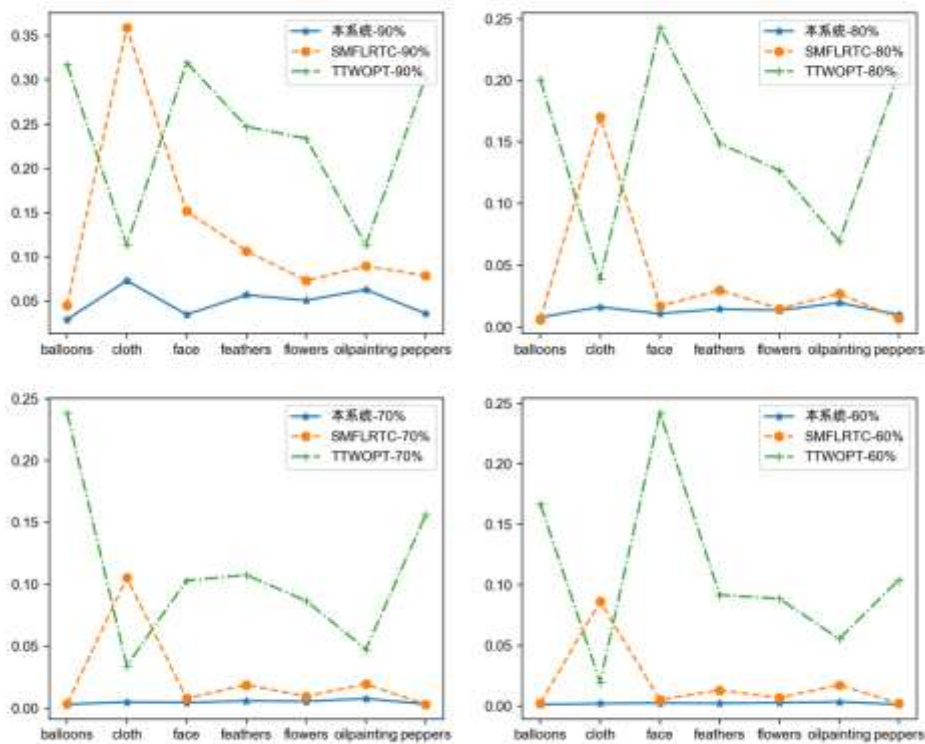


图5-21 相同缺失率图像修复的LPIPS值折线图

各个算法的平均修复时间如下图 5-22 所示,通过修复结果产生的结果图像(均存储在/Users/wing/Desktop/整合版 1/生成的文件数据下)以及平均修复时间图可以得出,本系统的修复时间不随随机抽样缺失率大小而改变,仅与高光谱图像本身数据大小有关,数据越大,耗时越高,且图像修复时间低于 SMF-LRTC 图像修复方法。虽然本系统在修复时间上不如 TT-WOPT 修复算法快,然而从产生的修复结果图像中我们发现,TT-WOPT 不具备良好的恢复效果,在图像边缘、照明度、结构信息等细节方面修复效果不佳,甚至出现图像模糊,阴影等情况,因此本系统通过牺牲部分时间获得的修复效果比 TT-WOPT 修复方法更具有实际意义。

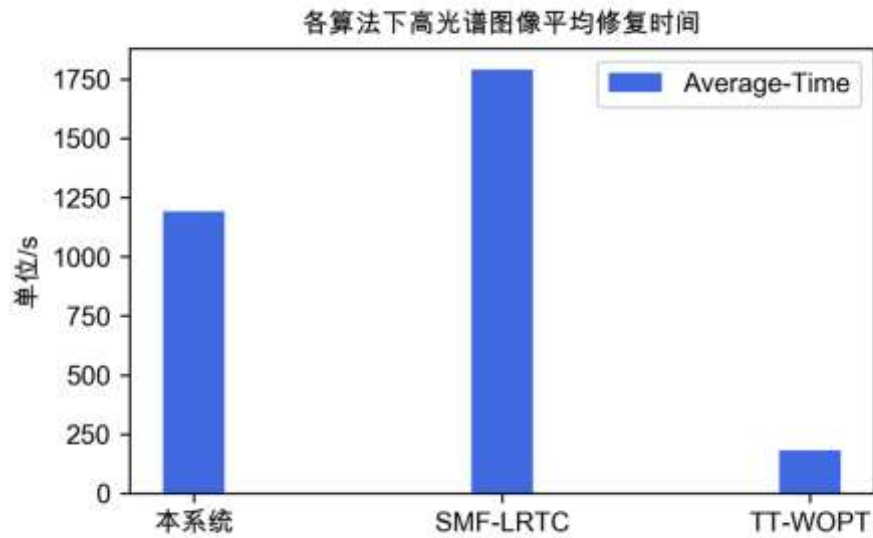


图5-22 图像修复算法平均花费时间柱状图

5.5 本章小结

本章主要介绍整个修复系统的流程，首先介绍了修复系统使用的硬件设施、开发环境以及主要功能模块，紧接着对系统设计进行整体介绍，详细说明了各个界面的各个组件及其作用。通过对系统产生初步认识后，依次介绍系统中的各个功能模块，先对高光谱图像数据集处理流程进行详细介绍，然后详细阐述高光谱图像修复的过程，并对修复界面中的各按钮触发的结果和流程进行展示，接着对修复结果产生的图像集存储功能进行概括，最后简述修复结果展示界面的各个信息。待系统详细描述后，对修复结果中呈现出的各个评价指标逐个介绍，说明其值大小与修复效果的关系。最终将本文所设计的高光谱图像修复系统的修复效果和其他修复算法的修复效果在指标上进行对比，并对实验结果进行分析和讨论，总结本系统所设计的图像修复算法在性能上的优异与不足。

第六章 总结与展望

6.1 总结

本文的主要目标是讨论并研究基于先验的图像修复技术实现过程和实际应用效果，学习和掌握计算机视觉领域基础知识和相关编程软件。本文的主要工作内容是实现结构化矩阵优化的高光谱图像修复系统设计，并与其他修复方法进行对比，其具体内容包括：

（1）研究并分析了国内外图像修复技术的发展现状。

（2）介绍了图像数据的分类，详细说明高光谱图像数据的概念，并研究了基于传统的图像修复方法。

（3）从自然图像所具有的特性角度，阐述了利用图像先验条件的图像修复方法，如稀疏低秩、非局部自相似低秩等方法，同时讨论了低秩特性下凸优化问题的解决方法。

（4）本文设计并实现了一个结构化矩阵优化的高光谱图像修复系统，在数学原理的基础上，通过用户界面的方式，提供高光谱图像数据处理与转化、高光谱图像修复、图像保存、图像修复质量评估等功能，并对图像修复结果进行分析和讨论。

本文所提出的结构化矩阵优化的高光谱图像修复系统，结合局部平滑性、非局部自相似性、低秩进行缩小问题的解空间，为高光谱图像提供优异的修复效果，这对军事监测、农作物培育、化石能源勘探、地质结构分析等方面的进一步研究具有重要意义。

6.2 展望

由于作者的技术水平和时间有限，虽然本文的基于多个先验条件的高光谱图像修复系统在图像修复结果表现优异，但还存在一些问题和不足，有待于在以后

的研究工作中进一步完善。后续可以从以下几个方面进行改进：

（1）高光谱图像测试数据集数量不够充足

本文仅采用 CAVE 数据集的部分图像进行图像修复的对比，对于具有更丰富细节信息的高光谱遥感图像和高光谱地质结构图像等都均未进行测试，除此之外，对于图像数据的不同尺寸大小，波段长度等方面因素也未进行综合考虑，对比实验效果单一，未能全面评估本系统修复方法的效果。

（2）对结构复杂的高光谱图像修复效果未达到理想值

本文对于具有结构复杂的高光谱图像数据，如 cloth、flowers、oilpatinting 等，在 PSNR、SSIM、LPIPS 评价指标中数值表现不佳，尤其是在 cloth 高光谱图像中，PSNR 值出现低于 30dB，SSIM 出现低于 0.9，LPIPS 出现高于 0.07，以上数据表明对于结构复杂，信息丰富的高光谱图像需要考虑其他先验条件的添加，或者是混合使用基于深度学习的方法等举措。

（3）图像修复时间较长

本文设计的图像修复系统添加多个先验条件，由于约束条件的增多产生了更多的正则化和平衡参数，这大大增加了系统的运算量，后续可利用其他更有效的先验特征去替代，或是改进已有的算法结构，也可以是发明或者引入新算法进行加速计算。

（4）进一步完善高光谱图像修复系统

本文设计实现的高光谱图像修复系统代码层级不够明确，功能单一，由于对 MATLAB 的 App Designer 未能熟练掌握，系统未能很好的将数据、逻辑处理和视图显示三层进行分离，造成代码耦合度较高。在对系统功能结构上，可以加入并行运行修复算法功能，添加修复结果统一对比和保存功能，以及选定数据区域进行评价指标数值的折线图柱状图绘制等功能。

参考文献

- [1] 强振平, 何丽波, 陈旭, 徐丹. 深度学习图像修复方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(03): 447-463.
- [2] 孙浩然. 警用执法记录仪中视频图像修复[D]. 中国人民公安大学, 2020.
- [3] 苗燕茹. 基于深度学习的脊柱肿瘤 CT 图像修复方法研究[D]. 中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2020.
- [4] 韩长明. 应用于古文物的数字图像修复方法研究[D]. 吉林大学, 2019.
- [5] 王凯. 古壁画裂缝虚拟修复技术研究[D]. 西安建筑科技大学, 2013.
- [6] 刘雅楠. 摄像机运动的视频修复技术研究[D]. 哈尔滨理工大学, 2013.
- [7] 王恒友. 面向图像恢复的低秩矩阵重构算法研究[D]. 北京交通大学, 2017.
- [8] 赵露露, 沈玲, 洪日昌. 图像修复研究进展综述[J]. 计算机科学, 2021, 48(3): 14-26.
- [9] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting[C]//Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques. 2000: 417-424.
- [10] Shen J H, Chan T F. Mathematical models for local nontexture inpaintings [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [11] Chan T F, Shen J H. Nontexture inpainting by curvature-driven diffusions [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436-449.
- [12] Criminisi A, Pérez P, Toyama K. Object removal by exemplar-based inpainting[C]//2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings. IEEE, 2003, 2: II-II.
- [13] Criminisi A, Pérez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting[J]. IEEE Transactions on image processing, 2004, 13(9): 1200-1212.
- [14] Pathak D, Krahenbuhl P, Donahue J, et al. Context encoders: Feature learning by

- inpainting[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 2536-2544.
- [15] Libin Jiao,Hao Wu,Haodi Wang,Rongfang Bie. Multi-Scale Semantic Image Inpainting with Residual Learning and GAN[J]. Neurocomputing,2018,331.
- [16] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks[J]. arXiv preprint arXiv:1406.2661, 2014.
- [17] Wright J, Ganesh A, Rao S, et al. Robust principal component analysis: exact recovery of corrupted low-rank matrices via convex optimization[J]. Proceedings of Neural Information Processing Systems, Vancouver, British Columbia, Canada, 2009: 2080-2088.
- [18] 廖胜海. 基于低秩先验的图像修复算法研究及其在老电影修复中的应用[D]. 山东大学, 2020.
- [19] Mo J, Zhou Y. The research of image inpainting algorithm using self-adaptive group structure and sparse representation[J]. Cluster Computing, 2019, 22(3): 7593-7601.
- [20] 唐中奇, 付光远, 赵晓林, 陈进, 张利. 高光谱图像低秩表达与噪声水平估计[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(07): 942-950.
- [21] 姜潇. 基于深度生成模型的图像修复算法研究[D]. 西安电子科技大学, 2020.
- [22] 秦振涛, 杨茹, 张靖, 杨武年. 基于聚类结构自适应稀疏表示的高光谱遥感图像修复研究[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(02): 212-215+341.
- [23] 张红英, 彭启琮. 数字图像修复技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2007(01): 1-10.
- [24] 廖海波. 基于样图的纹理合成技术及其应用研究[D]. 武汉理工大学, 2009.
- [25] 韩明珠, 郭树旭, 臧玲玲, 等. 基于样本块的图像修复改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2015 (16): 192-194.
- [26] 徐晓刚, 鲍虎军, 马利庄. 基于相关性原理的多样图纹理合成方法[J]. 自然科学进展, 2002(06): 107-110+116.
- [27] Zeng H, Xie X, Cui H, et al. Hyperspectral Image Restoration via Global L_{1-2} Spatial-Spectral Total Variation Regularized Local Low-Rank Tensor Recovery[J].

- IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020.
- [28] Zha Z, Yuan X, Zhou J, et al. Image restoration via simultaneous nonlocal self-similarity priors[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 8561-8576.
- [29] 韩长明. 应用于古文物的数字图像修复方法研究[D]. 吉林大学, 2019.
- [30] Chen Y, He W, Yokoya N, et al. Hyperspectral image restoration using weighted group sparsity-regularized low-rank tensor decomposition[J]. IEEE transactions on cybernetics, 2019, 50(8): 3556-3570.
- [31] Yang Y, Zheng J, Chen S. Local low-rank matrix recovery for hyperspectral image denoising with ℓ_0 gradient constraint[J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 135: 167-172.
- [32] Guo K, Labate D, Ayllon J P R. Image inpainting using sparse multiscale representations: Image recovery performance guarantees[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2020, 49(2): 343-380.
- [33] Boyd S, Parikh N, Chu E. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[M]. Now Publishers Inc, 2011.
- [34] 刘新艳. 基于稀疏低秩矩阵的有噪图像修复方法研究[D]. 河北工业大学, 2014.
- [35] 卢红阳. 基于稀疏低秩及子空间先验信息的图像恢复处理[D]. 南昌大学, 2017.
- [36] 胡循勇, 杨晓梅, 李昊怡, 梅宇博, 郑秀娟, 刘凯. 融合低秩和稀疏先验的结构性缺失图像修复[J/OL]. 北京航空航天大学学报: 1-10[2021-06-02]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0663>.
- [37] 蔡荣荣, 王斌. 一种基于低秩表示的高光谱图像恢复方法[J]. 复旦学报(自然科学版), 2017, 56(03): 346-358.
- [38] 姚丹. 基于低秩表示的高光谱图像降噪和修复算法研究[D]. 中国科学院大学(中国科学院遥感与数字地球研究所), 2018.
- [39] 徐宏辉, 郑建炜, 秦梦洁, 陈婉君. 结构化矩阵优化的高光谱图像噪声去除算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(01): 68-80.
- [40] Lu C, Feng J, Chen Y, et al. Tensor robust principal component analysis with a new

- tensor nuclear norm[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2019, 42(4): 925-938.
- [41] Erichson N B, Voronin S, Brunton S L, et al. Randomized matrix decompositions using R[J]. arXiv preprint arXiv:1608.02148, 2016.
- [42] Halko N, Martinsson P G, Tropp J A. Finding structure with randomness: Probabilistic algorithms for constructing approximate matrix decompositions[J]. SIAM review, 2011, 53(2): 217-288.
- [43] 黄长军, 胡丽敏, 周新地, 宋福林. IDL 与 Matlab 的比较分析[J]. 重庆科技学院学报(自然科学版), 2008(03): 140-143.
- [44] Yuan L, Zhao Q, Gui L, et al. High-order tensor completion via gradient-based optimization under tensor train format[J]. Signal Processing: Image Communication, 2019, 73: 53-61.
- [45] Zheng Y B, Huang T Z, Ji T Y, et al. Low-rank tensor completion via smooth matrix factorization[J]. Applied Mathematical Modelling, 2019, 70: 677-695.
- [46] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE transactions on image processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [47] Zhang L, Zhang L, Mou X, et al. FSIM: A feature similarity index for image quality assessment[J]. IEEE transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [48] Yasuma F, Mitsunaga T, Iso D, et al. Generalized assorted pixel camera: postcapture control of resolution, dynamic range, and spectrum[J]. IEEE transactions on image processing, 2010, 19(9): 2241-2253.
- [49] Zhang R, Isola P, Efros A A, et al. The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 586-595.

致谢

四年时光荏苒，本科阶段的学习生涯即将结束，在此我向所有给予我关心和帮助的人表达最由衷的祝福和最真诚的致谢，同时我也十分感谢浙江工业大学计算机学院提供的优秀学习平台。

首先，我要感谢我的指导老师郑建炜老师。在平时生活中，他尽职尽责，和蔼可亲。无论是在我论文选题上还是在写作过程中，每每我有所疑问，他会脱开那繁重的科研任务和巨大工作压力，给予我尽可能大的鼓励和关怀。我仍记得他为缓解我们压力，约我们一起打球；我也仍记得在深夜里问问题他的及时解答；我更记得他在我初稿完成之后，将我论文中出现的错误逐字逐句的指出，给了我许多中肯的指导意见。我只能说，能够有幸师从郑老师，是我本科阶段无上的荣耀，他那谆谆教诲和悉心关心帮助我完成本科生涯阶段最后的考验和成长。

其次，我要感谢徐宏辉学长。近半年来，无论是在我对外文翻译手足无措的时候，抑或是在我对实验代码理不清头绪的时候，也无论是在我对论文初稿焦头烂额的时候，徐宏辉学长都不厌其烦的，细心认真地阅读和批阅我的毕业论文，指导和修改我的实验代码。学长他从不吝啬自己的时间，他理解了我的孤立无援，知晓到我的忐忑不安，并不断的给予我支持和信心，让我不断努力和进步。

同时，我也要感谢我的父母，感谢他们一直以来的付出和艰辛，更感谢他们一直以来对我的理解和支持。

另外，特别致谢我的大学同学、室友、学长、朋友以及女朋友汤致轩的支持和鼓励，每当我遇到困境和挫折时，他们的支持和鼓励都让我化作前进的动力，更让我看到学习之外仍有无限广阔和绚丽多彩的生活等着我去经历和体验。

最后，感谢各位参与我论文评审和答辩的老师，让我明确自己的不足，我定将在今后的学习中进行不断调整和转变，秉持学校“厚德健行”的校训，不断进步。

附录

附件 1 毕业设计文献综述

附件 2 毕业设计开题报告

附件 3 毕业设计外文翻译（中文译文与外文原文）