

密级: _____

中国科学院研究生院

硕士学位论文

基于区域对比度金字塔的图像融合算法研究

作者姓名: _____ 祝耀华 _____

指导教师: _____ 焦建彬 教授 中国科学院研究院 _____

学位类别: _____ 工学硕士 _____

学科专业: _____ 计算机应用技术 _____

培养单位: _____ 中国科学院研究生院工程教育学院 _____

2012年5月

Multi-Focus Image Fusion via Region Mosaicing on Contrast

Pyramids

By

Yaohua Zhu

A Paper Submitted to

Graduate University of Chinese Academy of Sciences

In partial fulfillment of the requirement

For the degree of

Master of Engineering

College of Engineering

Graduate University of Chinese Academy of Sciences

05/2012

中国科学院研究生院直属院系

研究生学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文是本人在导师的指导下独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明或致谢。

作者签名：

日 期：

中国科学院研究生院直属院系

学位论文授权使用声明

本人完全了解并同意遵守中国科学院有关保存和使用学位论文的规定，即中国科学院有权保留送交学位论文的副本，允许该论文被查阅，可以公布该论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存、汇编本学位论文。

涉密的学位论文在解密后适用本声明。

作者签名：

日 期：

导师签名：

日 期：

基于区域对比度金字塔的图像融合算法研究

摘要

光学显微镜有着一个共同的缺陷：放大倍数越大，其景深越小。在生物医学或者刑侦领域使用的光学显微镜，其景深的数量级通常是 10^{-3} m 或者更小，这就造成了一个现象：当被观察的物体表面不在一个平面内时，显微镜呈现给观察者的图像往往只有小部分是清晰的，其余大部分都是模糊的，观察者如果想看到其余的清晰区域，只有通过调整被观察物体与镜头之间的距离或者镜头焦距来实现，很难同时获取被观察物体的整体清晰图像，这就给观察者带来了很多困扰，例如在做弹痕比对时，由于不能获取弹痕整体的清晰图像，不仅增加了工作量，同时降低了比对结果的准确性。因此多聚焦图像融合具有较高的应用价值，其主要思想是通过采用一定的算法，将两个或多个具有互补或冗余特性的源图像融合成为新图像，使得融合后的图像能最大限度地利用互补信息，减少冗余，从而获得更高的清晰度和可理解性。

多聚焦图像融合是多源图像融合的一个分支，本论文集中探讨了这一课题产生的背景，研究的意义，融合的基本原理，以及国内外已有的研究成果，并指出已有的研究工作中存在的不足之处：很难保证融合结果既保持了源图像（离焦图像）中绝大部分的原始信息，同时又具有良好的视觉效果。它主要应用于生物医学研究和刑侦领域，在降低工作量与提高工作效率方面起到了很大作用，多聚焦图像融合算法的两个关键目标：(1) 最大限度地保持源图像中的细节信息；(2) 融合结果图像尽可能符合人眼视觉特性，抑制图像的人工合成迹象。

该论文所解决的主要问题是：如何得到一幅蕴含最多原始信息量的清晰图像，同时使其最大程度地符合人眼视觉特性。本论文采用的基于区域对比度金字塔融合算法主要包括两个方面的内容：

(1) 源图像中清晰区域的精确提取。

(2) 采用基于区域拼接的方式融合对比度金字塔与底层图像，将提取的源图像中的清晰区域平滑嵌入到结果图像中。

本论文的主要创新点是算法的第二部分，通过这种方式融合对比度金字塔与底层图像，可以在重构图像时实现了原始细节信息的保持与区域的平滑嵌入。

关键词：多聚焦图像融合，对比度金字塔，区域，信息融合。

Multi-Focus Image Fusion via Region Mosaicing on Contrast Pyramids

Abstract

Optical microscopes have a common defect: the greater of the magnification, the smaller of the depth of field. The depth of field of optical microscopes used in biomedical or criminal investigation field is usually 10^{-3} or smaller, which results in a phenomenon: when the observed surface is not a flat, the image presented to the observer by the microscope is often only a small part is clear, the rest parts are not in focus. If you want to see clear images of the rest parts, you need to adjust the distance between the object and the lens or to adjust the focal length. It is difficult to simultaneously obtain the overall clear picture of the object being observed, which brings a lot of plague to the observers. For example, when comparing the marks in the bullets, it is not only increases the workload, but also lowers the accuracy of the results because of the inability to obtain an overall clear picture of the marks. Image fusion is implemented by integrating multiple source images with redundant and complementary information into one image with better intelligibility and definition. In this way, redundancy can be reduced, while complementary information can be utilized more effectively.

Multi-focus image fusion is an important branch of the Multi-source image fusion. We introduce the background, the significance, the basic principles of and the existing algorithms of it. Also we pointed out the inadequacies of the existing algorithms: it can not ensure the result images maintain the vast majority of original information as well as have a good visual effect. It is mainly used in biomedical research and criminal investigation field, which plays a significant role in reducing

the workload and improving work efficiency, such as bullet analysis, fingerprint matching. Multi-focus image fusion algorithms pursue two objectives: (1) to maintain the original information to the full extent, (2) to make the result image have a good visual effect.

This paper is to solve the problem: how to obtain a clear result image which maintains the vast majority of original information, while it is consistent with human visual characteristics. The region based Contrast Pyramid algorithm proposed in this paper includes two aspects:

1. An accurate extraction procedure for clear regions.
2. Smooth embedding of the clear regions by region mosaicing on Contrast Pyramids and base images.

The main innovation of this paper is the second part of the proposed algorithm: the original information maintaining and the smooth embedding mechanisms.

Keywords: Multi-focus image fusion; Contrast Pyramid; region; information fusion.

目录

摘要.....	I
Abstract.....	III
目录.....	I
图目录.....	III
第一章 绪论	1
1.1. 选题背景与意义.....	1
1.2. 国内外研究现状.....	2
1.2.1. 空间域融合算法.....	4
1.2.2. 变换域融合算法.....	5
1.3. 论文解决的主要问题及采用的方法.....	7
1.4. 本论文的组织结构.....	8
第二章 对比度金字塔图像融合算法	9
2.1. 对比度金字塔算法概述.....	9
2.2. 对比度金字塔的构建.....	9
2.2.1. 高斯金字塔的创建.....	9
2.2.2. 低频分量图像的构建.....	10
2.3. 对比度的含义.....	11
2.4. 融合过程.....	11
2.5. 重构过程.....	11
2.6. 算法缺点与实验验证.....	12
2.7. 本章小结.....	14
第三章 基于区域的对比度金字塔图像融合算法	15
3.1. 清晰区域掩模图的构建.....	15
3.1.1. 基于拉普拉斯能量的像素级竞争.....	15
3.1.2. 密度滤波.....	16

3.1.3. 区域分析	17
3.2. 对比度金字塔的创建	20
3.3. 基于区域拼接融合方式的分析.....	21
3.3.1. 原始细节的保持	21
3.3.2. 聚焦区域的平滑嵌入.....	22
3.4. 基于区域拼接融合方式的实现.....	23
3.5. 本章小结	25
第四章 实验分析与比较	27
4.1. 客观测试	27
4.2. 主观测试	32
4.3. 本章小结	37
第五章 总结与展望	39
5.1. 总结	39
5.2. 展望	39
参考文献	41
硕士期间发表论文	45
致谢	47

图目录

图 1.1 离焦图像示例	2
图 1.2 1980-2011 年图像融合领域发表的论文数目表.....	3
图 1.3 基于多尺度变换的融合方法.....	6
图 1.4 基于小波分解的图像融合方法.....	7
图 2.1 对比度金字塔构建过程示意图.....	10
图 2.2 经典对比度金字塔图像融合算法流程图.....	12
图 2.3 实验结果对比	13
图 3.1 方形邻域	16
图 3.3 滤波前后掩模图像对比	17
图 3.4 带有平滑区域的源图像	18
图 3.5 初始的掩模图像	19
图 3.6 密度滤波与区域分析后的掩模图像.....	19
图 3.8 基于区域的对比度金字塔图像融合算法流程图.....	24
图 4.1 条状类客观测试图像组示例.....	28
图 4.2 离焦图像（左图）与清晰区域掩模图（右图）	28
图 4.3 环状类客观测试图像组示例.....	29
图 4.4 离焦图像（左图）与清晰区域掩模图（右图）	29
图 4.5 RMSE 平均性能图.....	30
图 4.6 SSIM 平均性能图	31
图 4.7 测试用图 I.....	31
图 4.8 测试用图 II.....	31
图 4.9 融合结果	31
图 4.10 标准图像	31
图 4.11 对比度金字塔算法融合图.....	32

图 4.12 DWT 算法融合图	32
图 4.13 Laplacian 算法融合图.....	32
图 4.14 SIDWT 算法融合图.....	32
图 4.15 RMSE 性能图.....	33
图 4.16 SSIM 性能图	33
图 4.17 刑侦显微图像示例及实验结果对比.....	35
图 4.18 生物显微图像及实验结果对比.....	36

第一章 绪论

1.1. 选题背景与意义

计算机科学和微电子技术迅速发展带动了成像传感器技术的发展，使得越来越多的传感器被应用到各个领域。各种传感器具有不同的机理，不同的工作环境和要求，完成不同的功能，由于单一传感器获取的数据信息有限，往往难以满足应用需要，而来自不同传感器的大量数据，既具有互补性，有存在极大的冗余性。信息融合正是为解决这一问题而发展起来的一种新技术，所谓信息融合是指对来自多个传感器的多源信息进行多级别，多方面，多层次的处理和综合，从而获得更为丰富，精确，可靠的有用信息，信息融合系统可以最大限度地获得对目标和场景的完整信息描述。

多源图像融合（Multi-source Image Fusion）是二十世纪七十年代提出的新概念，是信息融合范畴中主要以图像为对象的研究领域，它综合了传感器，图像处理，信号处理，计算机和人工智能等多个学科。多源图像融合的主要思想是通过采用一定的算法，将两个或多个具有互补和冗余特性的源图像融合成为新图像，使得融合后的图像能最大限度地利用互补信息，减少冗余，从而获得更高的清晰度和可理解性。而且为进一步的图像处理如图像分割，目标检测与识别等提供更有效的信息。

本文的研究方法是一种基于区域的数据融合方法，研究内容针对“多聚焦图像融合”。高倍光学镜头(如显微镜)存在一个缺点：景深的数量级一般是 10^{-3} m 或更小，而且放大倍数越高，景深越小。这导致了一个后果：拍摄三维物体时，一幅放大倍数很大的图像中只有小部分区域是清晰的，而其他区域都是模糊的。所拍摄的这种图像称为离焦图像。

生物与医学研究领域，科研人员经常使用显微镜观察组织细胞或其他样本时，由于景深的局限性，显微镜呈现出的图像只有小部分是清晰的，而无法得到被观察物体的整体清晰图像，这就给研究工作带来了不少困扰。

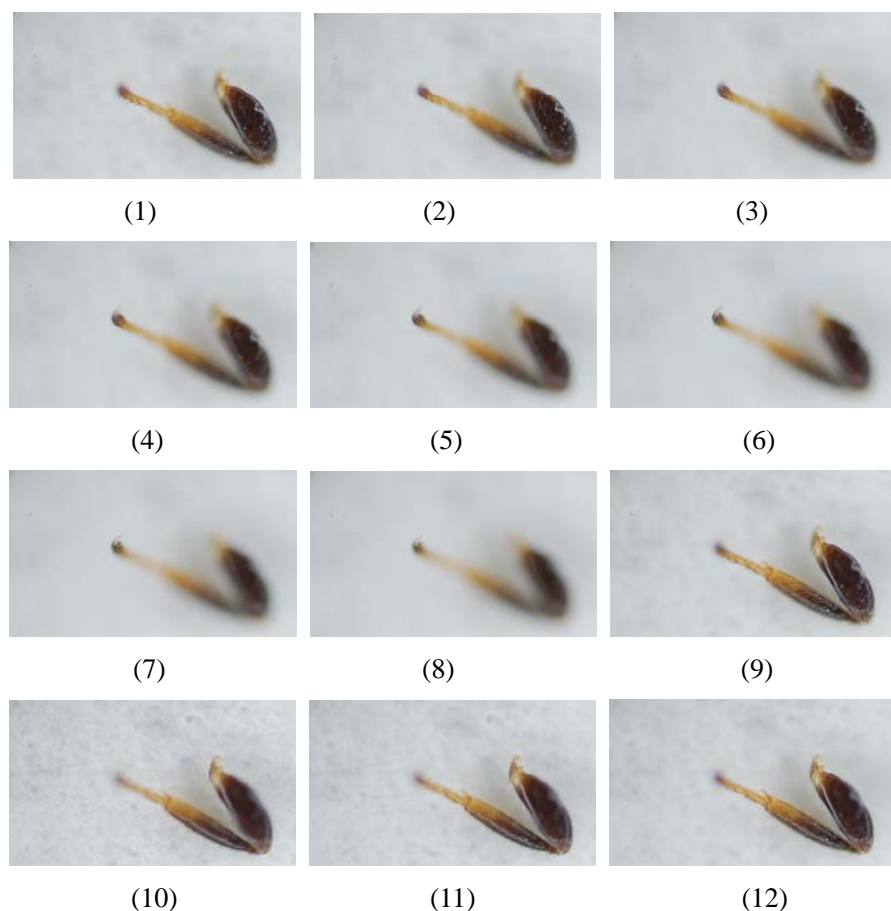


图1.1 离焦图像示例

在刑事侦查领域，经常需要分析弹痕与指纹的显微图像，只有小部分清晰区域的大量图像大大提高了分析比对工作的工作量，同时也降低了弹痕或指纹比对的准确性。

多聚焦图像融合的研究目标就是得到被观察物体的整体清晰的显微图像，从而为生物医学与刑侦领域的后续图像分析提供有效支持。

研究受到以下课题资助：

“基于多源数据的飞行器进近威胁目标检测跟踪及行为预测”，国家自然科学基金重点项目（课题编号：61039003），2011.01-2014.12。

1.2. 国内外研究现状

自上个世纪八十年代初以来，在各个应用领域需求的牵引下，各国学者对多源图像融合技术的研究越来越重视。在多源信息融合中，图像融合是应用最

为广泛的。

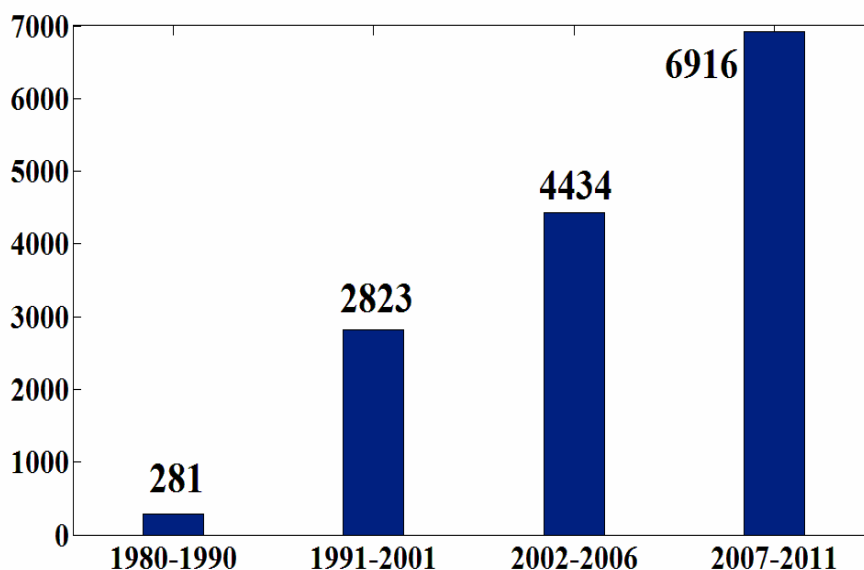


图 1.2 1980-2011 年图像融合领域发表的论文数目表

通过调查，在 EI Compendex Web 数据库中用“Image Fusion”作为关键词，检索从 1980-2011 这个关键词出现在标题和摘要中的文章数目 1980-1990，图像融合方面的文献 281 篇，1991-2001 骤增至 2823 篇，2002-2006 五年间发表文献 4434 篇，2007-2011 五年间发表文献 6916 篇，从这些数据可以看出国际上学术界对于图像融合技术的关注和重视与日俱增。

目前出现的多源信息融合文献主要集中在信号级（对应图像中的像素级）的融合，我的研究主要是像素级图像融合，像素级多源图像融合算法从融合形式上大致分为两大类：基于空间域的图像融合算法和基于变换域的图像融合算法。基于空间域的图像融合算法一般是直接在图像的像素灰度空间上进行融合；而基于变换域的图像融合算法先对融合源图像进行图像变换（如金字塔变换^[1,2,3,23]，小波变换^[4,5,6,36,37]等），融合处理时对变换后的系数进行组合。

在算法的具体实现上像素级多源图像融合可以分为六类：线性加权融合^[7,8]，假彩色图像融合^[9,10,11,12]，基于统计的图像融合^[4,13,14]，基于神经网络的图像融合^[15,16]和基于多分辨率分解的图像融合^[1-6]。

1.2.1. 空间域融合算法

1.2.1.1. 线性加权融合

线性加权融合就是对源图像进行加权平均作为融合结果。加权平均提高了图像的信噪比，但降低了图像的对比度，使得图像中的边缘，轮廓变得模糊，线性加权融合的一般形式可以用公式表示为：

$$C(i, j) = w_A(i, j) * A(i, j) + w_B(i, j) * B(i, j) \quad (1.1)$$

$A(i, j)$, $B(i, j)$, $C(i, j)$ 分别表示源图像 A, B 和融合后的图像 C 的灰度值, w_B w_A 为加权因子, w_A, w_B 之和为 1, 目前常用基于区域的方法来确定加权系数, 主要有基于局部区域对比度, 基于区域能量, 基于区域方差, 基于区域梯度的权值选择, 例如 Petrovic V 等提出了改进型的自动加权法^[17]。线性加权法具有算法简单, 融合速度快的优点, 但大多数情况下, 该融合方法难以取得满意的融合效果。

1.2.1.2. 伪彩色融合方法

假彩色的图像融合方法是在人眼对颜色的分辨率远超过对灰度等级的分辨率这一视觉特性的基础上提出的融合方法。通过某种彩色化处理技术将蕴藏在源图像灰度等级中的细节信息以彩色的方式来表征, 将输入图像映射到一个色彩空间中, 得到一幅假彩色的融合图像, 这样可以使人类视觉系统对图像的细节有更丰富的认识。其关键是要融合图像的可视效果尽可能符合人的视觉习惯。

1.2.1.3. 统计模型方法

统计模型的方法是在建立图像或成像传感器统计模型的基础上, 确定出融合优化函数进行参数估计。由源图像建立一个先验模型, 这样把融合问题转化为一个优化问题。典型的统计模型方法有贝叶斯最优化方法和马尔可夫随机场方法。

贝叶斯最优化方法的目标是找到使后验概率最大的融合图像, 文献^[18]提出了一个自适应的统计图像融合方法, 文献^[19]提出了多分辨率图像的系统分层统

计模型融合方法。

马尔可夫随机场方法把图像定义为马尔可夫随机场模型，选择适当的代价函数用来表示融合目标，然后利用某种算法求出模型参数的全局最优解，文献^[20]通过期望值最大的方法计算模型参数，估计出实际目标场景，从而得到了融合图像，最优化方法具有较强的适应性和鲁棒性，即使在图像信噪比较低的情况下也能取得较好的融合效果，适用于对含有噪声的遥感图像融合。

1.2.1.4. 人工神经网络方法

人工神经网络是一种试图仿效生物神经系统处理信息的新型计算处理模型，一个神经网络由多层处理单元或节点组成，采用各种方法进行互联。神经网络的输入向量经过一个非线性变换，得到一个输出向量。这种变换能够产生从输入数据到输出数据的映射模型，从而使神经网络能够把多个传感器数据变换为一个数据来进行表示。由此可见，神经网络以其特有的并行性和学习方式提供一种完全不同数据融合方法。但要将神经网络应用到实际的融合系统中，无论是网络结构设计，还是算法规则方面都有许多基础工作有待解决。如网络模型、网络层次和每一层的节点数、网络学习算法。目前应用于多传感器图像融合的神经网络有：双模态神经网络^[21,22]，多层前向神经网络和脉冲耦合神经网络(PCNN)^[15,31]。

1.2.2. 变换域融合算法

常用的基于变换域的融合方法主要有基于傅里叶变换、基于离散余弦变换和基于多尺度变换的图像融合方法，其中基于多尺度变换的图像融合方法^[1,2,3,32,36]是目前图像融合的研究热点。

1.2.2.1. 基于金字塔变换融合方法

最早的拉普拉斯金字塔变换^[23]是由 Burt P.J.和 Adelson E.H. 于 1983 年提出的，该算法首先得到源图像的高斯金字塔，A.Toet 提出了低通比率金字塔^[3]变换、对比度金字塔^[1]和形态学金字塔^[24]，并用于图像融合。1992 年，Burt 提出了基于梯度金字塔的图像融合算法^[25]，能够更好地保留源图像的边缘信息。

一般说来，金字塔分解融合后的图像高频损失大，细节特征不明显。而小波变换克服了上述的缺点，具有正交性，方向性等优点。

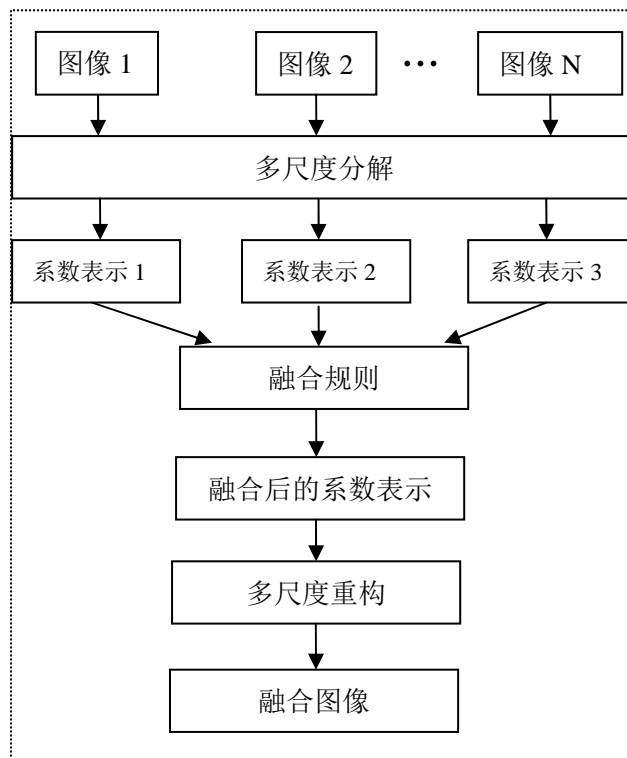


图1.3基于多尺度变换的融合方法

1.2.2.2. 基于小波变换的融合方法

由于小波具有良好的时频局部化特征，在很多领域得到了广泛的应用，20世纪90年代初期，Ranchin T.等首次将小波变换引入图像融合领域^[26]。这种方法在提取图像低频信息的同时，还可以获得水平、垂直以及对角说那个方向的高频细节信息。基于小波变换融合就是将原始图像分解成能够充分反映其局部变化特征的一系列具有不同空间分辨率和频域特征子图像，利用分解后的不同层次结构，将被融合图像各自携带的特征与细节在多个分解层、多个频带上对不同景象进行融合。

基于小波变换的图像融合算法的示意图：

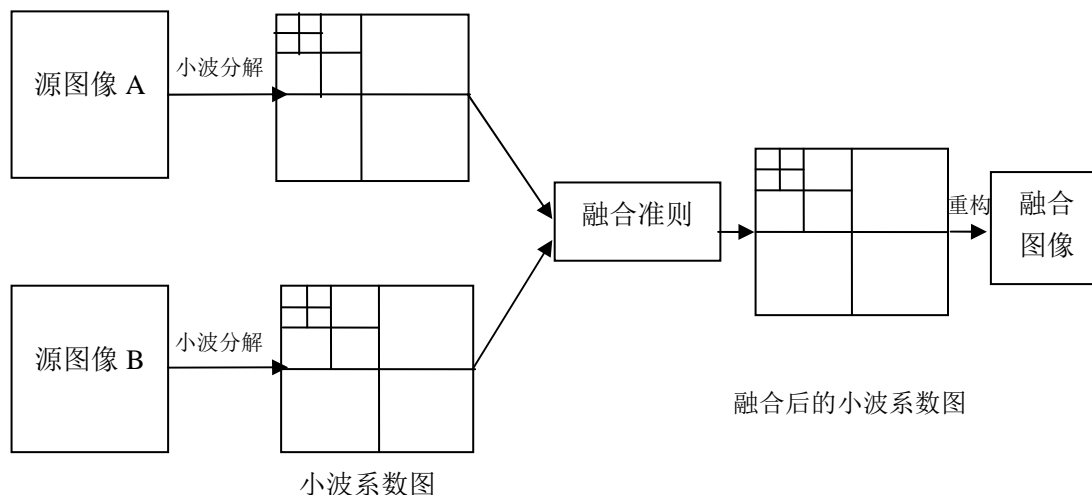


图1.4 基于小波分解的图像融合方法

选取源图像中清晰区域进行拼接的思想，是 Li、James 等在 2001 年首先提出的^[28]，在保持源图像细节信息方面取得了不错的效果，他们把源图像分割成相同大小的方形区域，称之为“窗口”，然后两幅源图像相同位置处的“窗口”进行聚焦程度的比较，选取聚焦程度比较大的“窗口”区域，复制到结果图像中，但是如果“窗口”区域中既有聚焦区域，又有非聚焦区域，那么融合后的结果图像中就包含非聚焦区域，所以此算法“窗口”大小的选取是影响融合效果的关键因素，“窗口”大小选不好，融合效果就不尽人意。

上述的所有多源图像融合方法有一个共同的不足之处：很难保证融合结果既保持了源图像（离焦图像）中绝大部分的原始信息，同时又具有良好的视觉效果。比如说金字塔变换^[1,2,3,23]损失图像细节部分，线性加权^[7,8]降低图像的对比度等。

1.3. 论文解决的主要问题及采用的方法

多聚焦图像融合算法的两个关键目标：1. 最大限度地保持源图像中的细节信息；2. 融合结果图像尽可能符合人眼视觉特性，抑制图像的人工合成迹象。因此本论文所解决的主要问题是：如何得到一幅蕴含最多原始信息量的清晰图像，同时使其最大程度地符合人眼视觉特性。本论文采用的算法主要包括两个

方面的内容：1. 源图像中清晰区域的精确提取；2. 采用多尺度变换的融合方法将提取的清晰区域嵌入结果图像中。其具体步骤是：

步骤 1：采用区域的拉普拉斯能量作为清晰与否的测度，并且以掩模图的方式标记清晰像素点的位置，然后通过滤波和区域分析对掩模图进行优化，去除噪声从而得到清晰区域的掩模图。

步骤 2：根据经典对比度金字塔算法的方法计算多幅离焦图像各自的对比度金字塔与底层图像。

步骤 3：根据掩模图标记的清晰区域在源图像中的分布,融合对比度金字塔和底层图像。

步骤 4：利用融合后的对比度金字塔与底层图像依照经典对比度金字塔算法的方法重构全清晰融合图像。

1.4. 本论文的组织结构

第一章，绪论，主要论述了多聚焦图像融合研究背景和意义，简略分析了国内外的研究现状及目前已有算法存在的问题，列出了本论文的主要研究目的和研究方法，总结了本文的主要贡献。

第二章，详细分析了经典的对比度金字塔图像融合算法。

第三章，在上一章的基础上提出了基于区域的对比度金字塔图像融合算法，详细分析了该算法的原始细节保持机制与平滑嵌入机制。

第四章，分别在客观测试集和主观测试集上验证本论文提出的算法的性能并与现有融合算法比较，结果显示本论文提出的算法明显优于现有融合算法。

第五章 本论文的总结与对未来工作的展望。

第二章 对比度金字塔图像融合算法

由于本论文提出的算法是基于经典对比度金字塔图像融合算法的，因此在介绍提出的算法之前，我们有必要了解一些有关该经典算法的相关内容，包括算法的起源，对比度金字塔的创建过程，融合机制，重构过程与该经典算法的基本原理，下面我们将详细介绍这些内容。

2.1. 对比度金字塔算法概述

对比度金字塔算法^[1]是图像融合领域的经典算法，最初起源于 Burt 和 Adelson 提出的拉普拉斯金字塔 (Laplacian Pyramid) 算法^[23]。它是在得到一系列高斯滤波图像的基础上，与其对应的低频分量图像之差形成的一组图像。在将源图像分解成拉普拉斯金字塔表示的基础上，Burt 选取绝对值大的像素值作为融合图像的像素值。因为在细节图像中，具有较大的像素值包含着更多的信息，往往对应着图像的边缘和区域边界等部分，拉普拉斯作为一种经典的多分辨率分解结构至今仍然大量的科研人员对其进行研究。1989，Toet 等在考虑人类的视觉系统对局部对比度敏感这一视觉特性的基础上，提出了基于对比度金字塔图像融合算法。对比度金字塔的构造类似于拉普拉斯金字塔，但它的每一层图像是高斯金字塔图像相邻两层图像之间的比率。

2.2. 对比度金字塔的构建

2.2.1. 高斯金字塔的创建

首先选取一个高斯低通滤波器，对源图像进行滤波，然后对滤波后的图像进行下采样操作，从而得到一幅只有源图像尺寸四分之一的新图像，然后对该图像进行相同操作，我们重复这种操作若干次从而得到一组图像，这组图像称之为高斯金字塔，其中每一幅图像都是前一幅图像滤波然后下采样的结果。我们把源图像作为高斯金字塔的第 0 层。上述过程可以用以下公式描述：

$$G_i(p, q) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 f(m, n) G_{i-1}(2p+m, 2q+n), i = 0, \dots, N \quad (2.1)$$

2.2.2. 低频分量图像的构建

首先，我们对高斯金字塔中除 G_0 外进行下面的操作：以 G_i 为例，在图像中相邻行与相邻列之间插“0”，这样得到的图像与 G_{i-1} 具有相同的尺寸大小，然后对该图像进行高斯滤波，本文称滤波后的图像为“低频分量图像”。上述过程可以用一下公式描述：

$$E_i(p,q) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 f(m,n) G_{i+1} \left(\frac{p+m}{2}, \frac{q+n}{2} \right), i=0, \dots, N-1 \quad (2.2)$$

在公式(2.2)中， E_i 表示“低频分量图像”， $f(m,n)$ 是一个 5×5 的高斯滤波器，然后，构建对比度金字塔第 i 层的操作用一下公式描述：

$$C_i(p,q) = G_i(p,q) / E_i(p,q) - U(p,q), i=0, \dots, N-1 \quad (2.3)$$

在公式(2.3)中， C_i 表示对比度金字塔的第 i 层， $U(p,q)$ 是一个全“1”矩阵。

对比度金字塔的构建过程如下图所示：

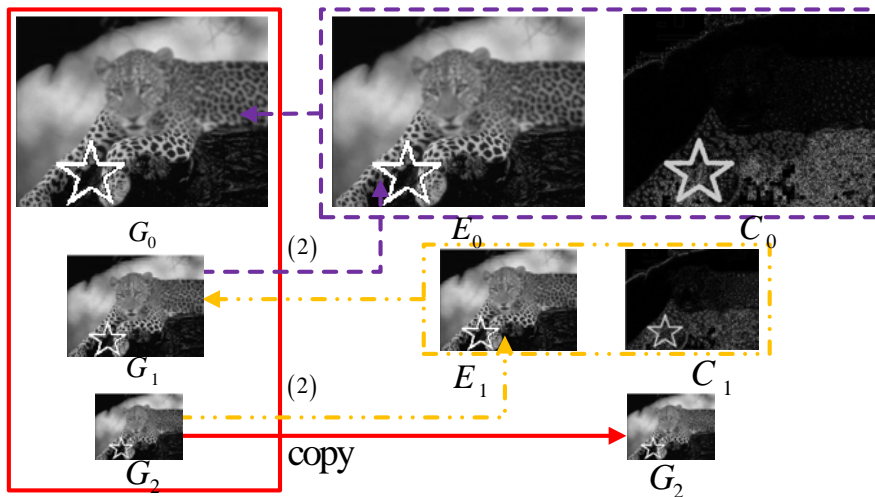


图2.1 对比度金字塔构建过程示意图

如图 2.1 所示，该示意图中的分解层数是两层， G_0 是源图像， G_0, G_1, G_2 构成高斯金字塔， E_0, E_1 是低频分量金字塔， C_0, C_1 构成对比度金字塔，它记录着

高斯金字塔与低频分量金字塔之间的数量关系，用于重构。为了对比度可视化的需要， C_0, C_1 中像素点显示的灰度值是实际对比度的 100 倍。

2.3. 对比度的含义

如公式(2.3)所示，对比度反映的是高斯金字塔与“低频分量图像”金字塔的对应层相同位置处像素值的差异，（下面简述为“差异”）而根据“低频分量图像”产生过程，可以得知：“低频分量图像”中的像素值是高斯金字塔对应层相同位置处周围像素值的加权平均，所以高斯金字塔与“低频分量图像”的这种“差异”反映的是图像中某处的像素值和其周围的差异，这种差异是图像清晰与否的一种测度，一般情况下，在清晰区域中，这种差异很大，而在模糊区域中，这种差异就很小，人类的视觉系统对这种局部“差异”很敏感，对比度金字塔算法就是建立在这一事实基础之上的。

2.4. 融合过程

融合过程实质上就是对比度的选择过程，现在我们已经为每一幅源图像构建了一个对比度金字塔，由于对比度可以反映图像的局部清晰程度，且绝对值越大，反映的局部清晰程度越高，因此经典算法采取以下融合方式进行：

$$\begin{aligned} RC_i(p, q) &= C_{i,k}(p, q), i = 0, \dots, N-1 \\ k &= \arg \max_l |C_{i,l}(p, q)|, l = 1, \dots, L \end{aligned} \quad (2.4)$$

在公式(2.4)中， RC_i 是融合后的对比度金字塔的第 i 层， $C_{i,k}$ 是第 k 幅源图像的对比度金字塔的第 i 层。

2.5. 重构过程

得到融合的对对比度金字塔 RC_i 后，选取任意幅源图像的高斯金字塔的底层图像，按照对比度金字塔创建过程的逆过程进行，重构从底层图像开始，交替使用公式(2.5)与公式(2.6)逐层进行：

$$E_i(p, q) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 f(m, n) G_{i+1} \left(\frac{p+m}{2}, \frac{q+n}{2} \right), i = 0, \dots, N-1 \quad (2.5)$$

$$G_i(p, q) = (RC_i(p, q) + U(p, q)) \times E_i(p, q), i = 0, \dots, N - 1 \quad (2.6)$$

2.6. 算法缺点与实验验证

对比度金字塔算法将图像分别分解到具有不同分辨率，不同空间频率的一系列分解层上，每一分解层都反映了相应空间频率上图像的对比度信息。人眼的视觉系统对于图像的对比度变化非常敏感，所以，采用基于对比度金字塔分解的融合算法可以有选择地突出被融合图像的对比度信息，达到良好的视觉效果。但是不同分辨率，不同空间频率的分解层上反映同一空间信息处的对比度存在不稳定性，所以在融合后的对比度金字塔的各个层上反映同一空间信息处的对比度来自不同的源图像，这一事实导致了重建结果的像素值失真，因此该算法会引起融合结果图像色彩变化或部分细节丢失现象。

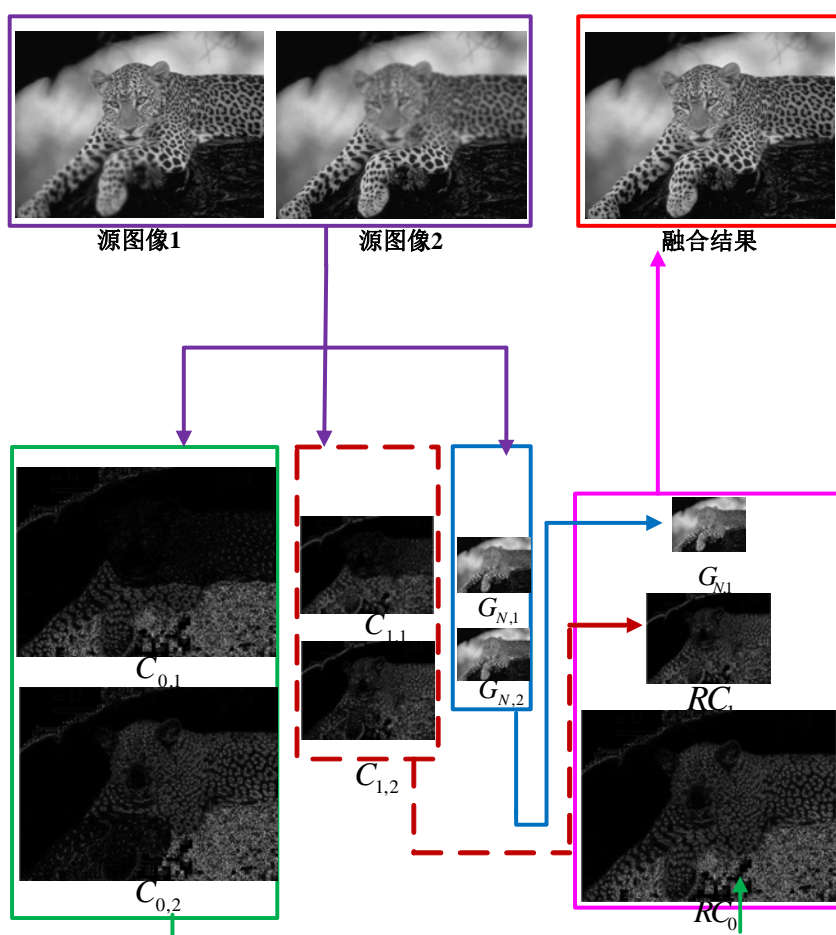


图2.2 经典对比度金字塔图像融合算法流程图

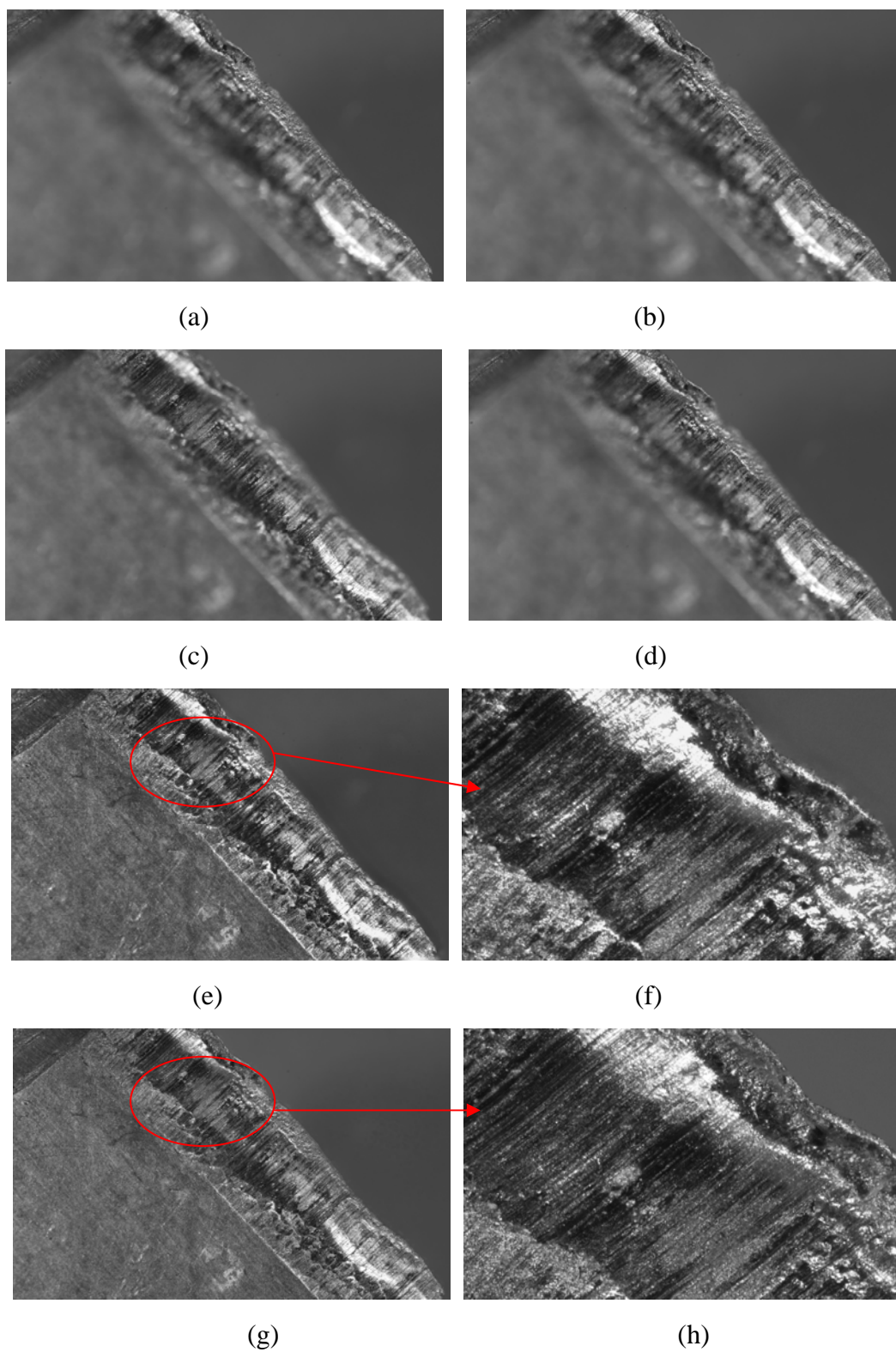


图2.3 实验结果对比

在图 2.2 中, 我们选用了两幅源图像, 分别构建对比度金字塔 $C_{0,1}, C_{1,1}$ 与 $C_{0,2}, C_{1,2}$, 经过公式(2.4)融合得到 RC_0, RC_1 , 图中 $G_{N,1}$ 与 $G_{N,2}$ 分别是两幅源图像的高斯金字塔的底层图像, 可以任选一个用于重构清晰图像。

图 2.3 是一组源图像及实验结果, 可以很好地证实算法存在上述问题。如图所示: $a \sim d$ 是源图像组的四幅图像, e 是对比度金字塔算法的融合结果, f 是 e 中被圈区域的放大图, 可以看出该局部区域存在过曝光现象, 丢失了部分源图像中的细节信息。 g 是本文提出算法的融合结果, h 是 g 中被圈区域的放大图, 可以看出该图无过曝光现象, 很好地保留了源图像中的细节信息, 同时保持了很好的视觉效果。

2.7. 本章小结

本章详细介绍了图像融合领域中的经典算法: 对比度金字塔算法。该算法包括高斯金字塔的创建过程, 对比度金字塔的创建过程以及清晰图像的重构过程。接下来简要介绍了该算法作为经典算法的优点: 突出图像的对比度信息, 同时分析了该算法存在的一些不足之处, 并用实验的方法加以验证。实验结果表明: 对比度金字塔算法的融合结果中会出现色彩失真或图像局部过曝光而导致细节信息丢失现象, 如图 2.3 所示, 在下面的一章中, 我们将详细介绍本论文提出的融合算法。

第三章 基于区域的对比度金字塔图像融合算法

上一章我们详细地介绍了经典的对比度金字塔图像融合算法，作为经典算法，有其优越之处的同时存在着不足之处，尤其是在处理多通道图像的时候，存在色彩失真或过曝光现象，得到的融合结果往往不尽人意，在深入分析该算法的基本原理后，我们对其对比度的融合规则与底层图像的选择规则进行了改进，消除了其不足之处，使融合结果在保存原始细节信息方面达到了很高的水平，同时又具有很好的视觉效果。

3.1. 清晰区域掩模图的构建

这一节包括两部分内容：初始掩模图的创建过程和对初始掩模图的优化处理算法，其中密度滤波与区域分析属于优化处理部分。

3.1.1. 基于拉普拉斯能量的像素级竞争

计算拉普拉斯能量的方法如下：

$$EOL(x, y) = \sum_{x \in (1, W)} \sum_{y \in (1, W)} [-I(x-1, y-1) - 4I(x-1, y) - I(x-1, y+1) - 4I(x, y-1) + 20I(x, y) - 4I(x, y+1) - I(x+1, y-1) - 4I(x+1, y) - I(x+1, y+1)]^2 \quad (3.1)$$

$I(x, y)$ 表示 (x, y) 处像素的灰度值， W 表示邻域窗口大小，窗口的拉普拉斯能量反映的是该窗口内像素值的变化剧烈程度，由于图像清晰区域的像素值变化比较剧烈，模糊区域的像素值变化比较缓和，因此某窗口内的拉普拉斯能量反映的是该窗口内图像的清晰程度。

对多幅源图像相同位置处像素的拉普拉斯能量进行竞争。假定有 N 幅源图像，对于位置为 (x, y) 的像素，其竞争结果为：

$$M_p(x, y) = \arg \max_l |(EOL_l(x, y))| \quad (3.2)$$

其中 $|EOL_l(x, y)|$ 是对应于第 l 个离焦图像 (x, y) 处的拉普拉斯能量， M_p 是一幅与源图像尺寸大小相同的单通道灰度图像，称之为像素级掩模图像，用它标

记清晰像素点的位置信息，即来自哪幅源图像。

3.1.2. 密度滤波

一般情况下，源图像中存在一些噪声，而上述像素级的竞争对噪声非常敏感，因此在初始掩模图像 M_p 中在一些错误标记，为了保证融合结果的质量，我们需要纠正这些错误标记，我们采用下面一种称之为密度滤波的方式进行。密度滤波可以用下面的公式描述：

$$M(x, y) = \arg \max_l \left(\sum_{(a,b) \in \Omega(x,y)} \delta(M_p(a,b)=l) \right) \quad (3.3)$$

$\Omega(x, y)$ 表示的是一个方形邻域，即一个窗口。 $\delta(\cdot)$ 是一个函数，当输入为“真值”时，输出为“1”，否则输出为“0”，即判断输入条件是否成立。

密度滤波的过程就是寻找在某一方形邻域内出现次数最多的标记号，出现次数最多的标记号表明其源图像在相同位置处出现的清晰像素点最多，即清晰像素点的“密度”最大，因此我们将邻域中心标记为出现次数最多的标记号，认为邻域中心的清晰像素点应该来自该标记号指示的源图像。方形邻域如下图 3.1 所示，密度滤波如图 3.2 所示。

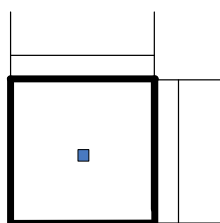


图3.1方形邻域

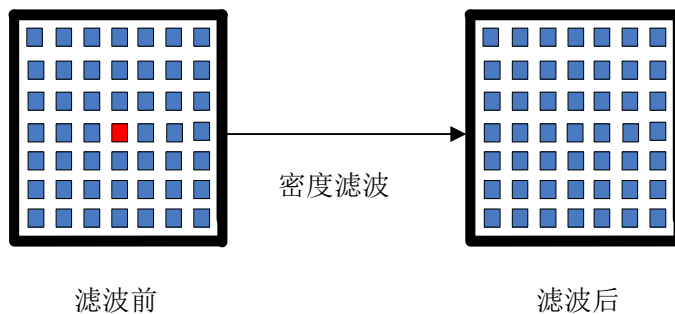


图 3.2 密度滤波示意图

在图 3.2 中，滤波前窗口内有两种颜色的像素点，不同颜色的标记指示着不同的源图像，我们可以看出蓝色点的密度比较大，而窗口中心的红色点其实是噪声点，密度滤波时，由于红色点在该窗口内的密度很小，所以被修改为密度最大的蓝色点，从而消除了噪声。下面我们用一个真正的掩模图像来说明密度滤波在消除噪声上的显著作用，如图 3.3 所示，左侧的初始掩模图像中存在一些噪声，它们其实是一些错误的标记，经过密度滤波后得到右侧的掩模图像，可以看出错误的标记被很好地消除了。

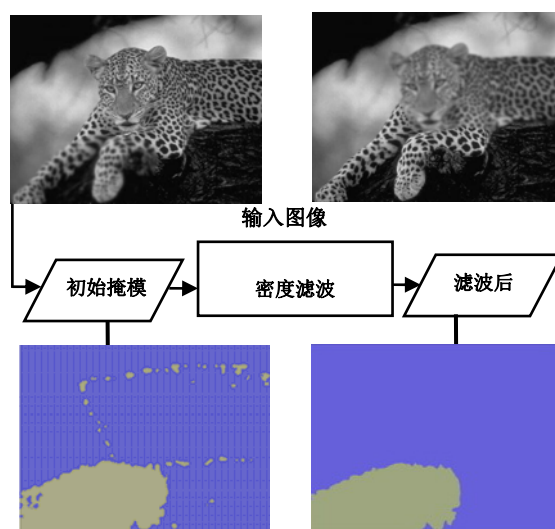


图3.3 滤波前后掩模图像对比

3.1.3. 区域分析

如果源图像中存在平滑区域，在这些区域中像素点的灰度值变化非常缓和，导致了该区域的拉普拉斯能量非常小，而这些区域给人眼的感觉是清晰的，因此拉普拉斯能量不能正确反映这些区域的清晰程度。在初始掩模图像中，这些区域中的标记号的跳变非常剧烈，以至于密度滤波也无法解决这一问题，从而严重影响融合结果的视觉效果。

为了提高融合结果的视觉效果，我们还需要进一步优化掩模图像，我们采用下面的方式进行：

1. 设定一个阈值，在密度滤波后的掩模图像中寻找具有相同标记号的连通区域，如果该区域的面积与掩模图像的面积之比小于阈值，就将该区域纳入待判定区域。

2. 对每一个待判定区域，计算其标号指示的源图像的平均拉普拉斯能量 E_0 与该区域的平均拉普拉斯能量 E ，如果 $E_0 < E$ ，则将该区域从待判定区域移除。

3. 将所有待判定区域标记为同一标号（默认选择第一幅源图像的标号）。

图 3.4 是一组源图像，其右上方三角区域即为平滑区域：

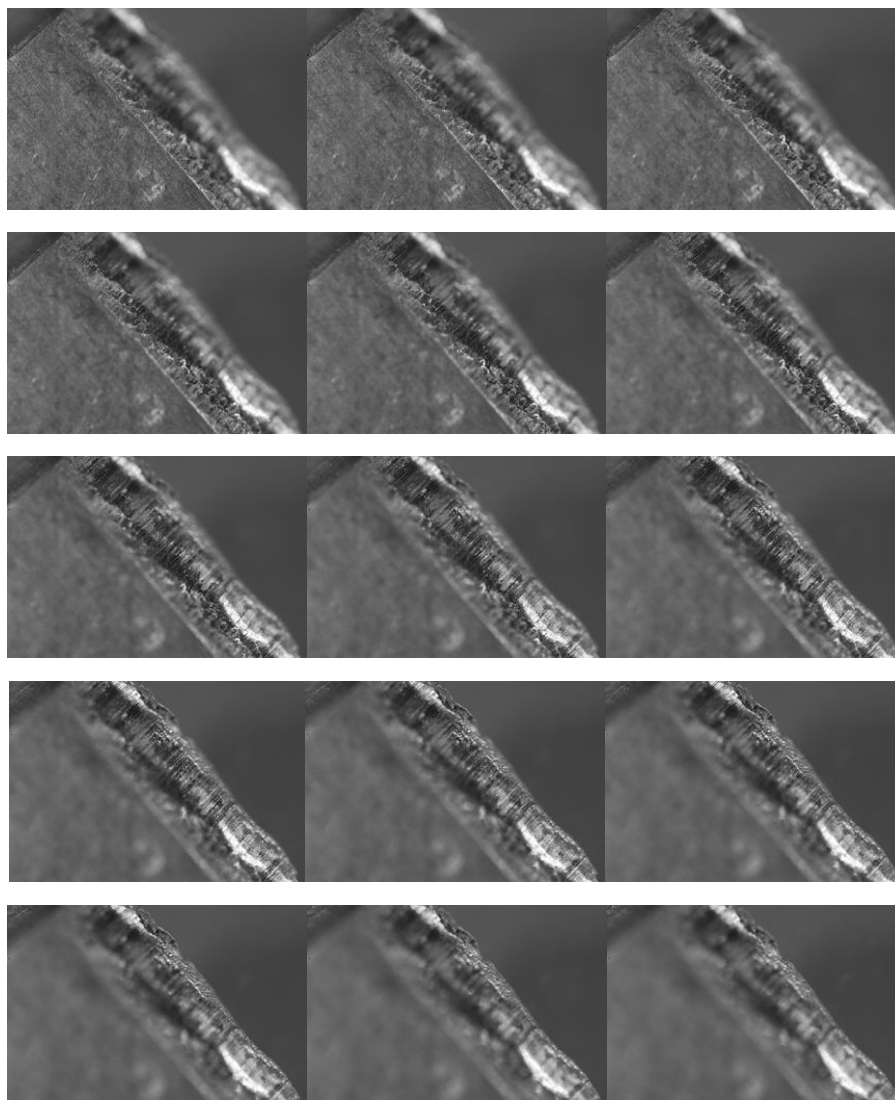


图3.4 带有平滑区域的源图像

图 3.5 和 3.6 分别显示的是图 3.4 中源图像的初始掩模图像与经过滤波和区域分析后的掩模图像，在初始的掩模图像(图 3.5)中存在着大量的噪声点，这些错误的标号会严重影响融合结果的质量。同时在其右上方区域，存在着大量的零碎的标号，它们就是因为源图像中存在平滑区域，但拉普拉斯能量无法度量其清晰程度导致的，它们的存在会严重降低融合结果的视觉效果。经过滤波和区域分析后，我们得到最终的掩模图像(图 3.6)，噪声点和零碎的标号都被很好地移除了，此时的掩模图像比较客观地指示着聚焦区域在源图像中的分布，为基于区域的对比度金字塔与底层图像融合提供了有效支持。

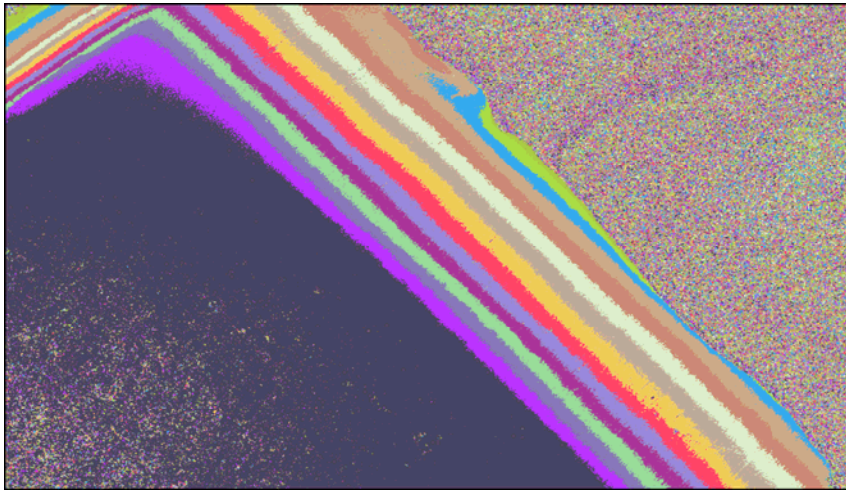


图3.5初始的掩模图像

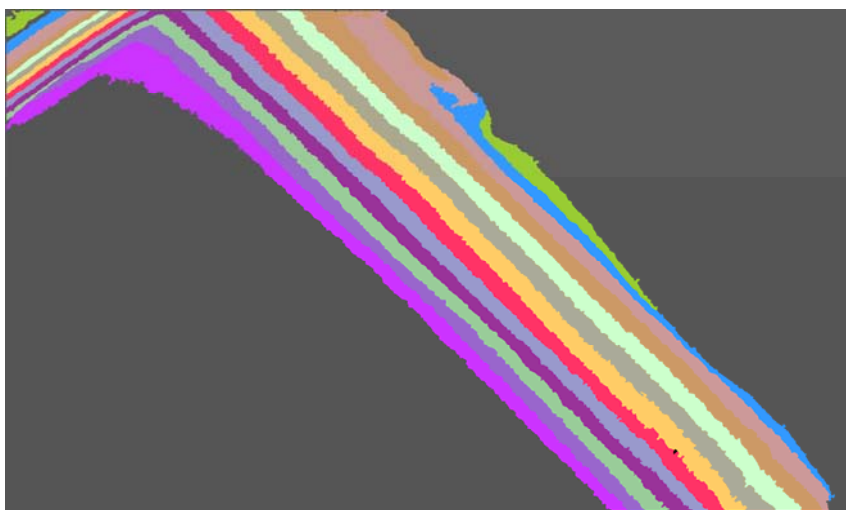


图3.6密度滤波与区域分析后的掩模图像

3.2. 对比度金字塔的创建

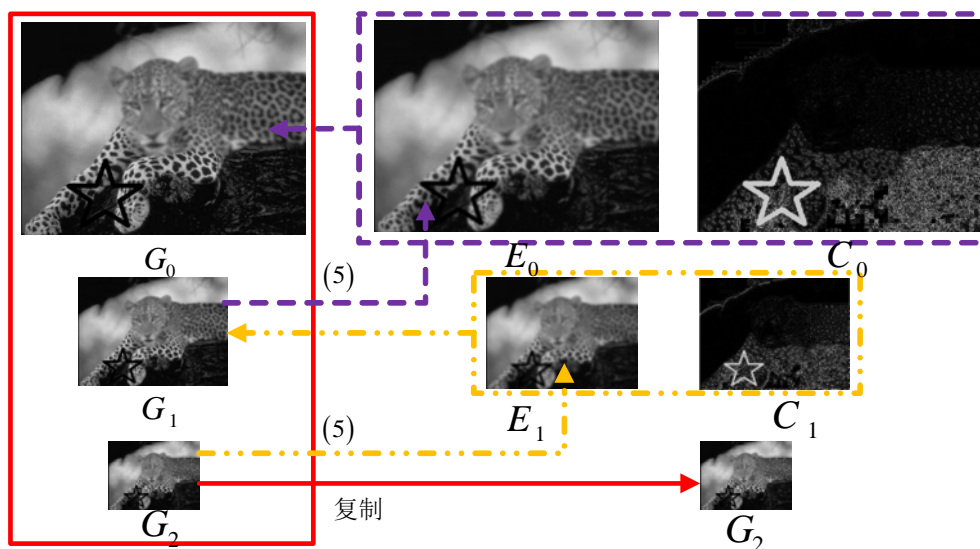


图3.7 单幅源图像对比度金字塔的创建过程

创建过程按照经典对比度金字塔算法进行，如图 3.7 所示。图 3.7 是对单幅离焦图像的二层分解， G_0 、 G_1 、 G_2 组成高斯金字塔，其中 G_2 是底层图像， C_0 与 C_1 组成二级对比度金字塔， E_0 与 E_1 是 G_1 、 G_2 的低通分量，计算公式如下：

$$G_i(p, q) = (C_i(p, q) + U(p, q)) \times E_i(p, q), i = 0, \dots, N-1. \quad (3.4)$$

$$E_i(p, q) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 f(m, n) G_{i+1} \left(\frac{p+m}{2}, \frac{q+n}{2} \right), i = 0, \dots, N-1. \quad (3.5)$$

$$C_i(p, q) = G_i(p, q) / E_i(p, q) - U(p, q), i = 0, \dots, N-1. \quad (3.6)$$

在上面三个公式中， (p, q) 表示像素点在图像中的坐标， $f(m, n)$ 是高斯滤波器（窗口大小为 5×5 ）， $U(p, q)$ 是元素全部是 "1" 的矩阵， N 是金字塔分解的层数。

对每幅源图像，我们都采用上述的计算过程得到一组对比度金字塔和一幅底层图像，经实验验证，对比度金字塔的层数为六层能够获得很好的融合质量，但选取的对比度金字塔的层数越多，算法的时间复杂度与空间复杂度就会越高，

因此，在保证融合质量的前提下，对比度金字塔的层数越少越好。

下面我们采用基于区域拼接的方式融合得到的对比度金字塔组与底层图像组，这是本论文提出的算法的主要创新点，我们将详细分析这种融合方式的两种特性：原始细节的保持与聚焦区域的平滑嵌入。

3.3. 基于区域拼接融合方式的分析

3.3.1. 原始细节的保持

基于区域拼接的融合方式是受到单幅源图像重构过程的启发而提出的，单幅源图像时，重构过程与对比度金字塔创建过程互为逆运算，且所用的数据是完全相同的，因此我们可以精确重构该源图像。重构过程中用到了底层图像 G_2 与对比度金字塔 C_0, C_1 如图 3.7 所示。

整幅图像的精确重构意味着其中任意一块区域都是被精确重构的，那么我们选取图像中一块区域，如图 3.8 的 G_0 中标注的星型区域，那么在精确重建该区域时， G_2, C_0, C_1 中到底是哪些区域参与了该过程的计算？如果我们能够在 G_2, C_0, C_1 找出这些参与计算的区域，那么我们就可以实现图像中任意一块区域的精确重构。

首先，源图像中的星型区域是由 E_0 与 C_0 中的相同位置的区域通过公式 (3.4) 直接计算得到的，所以 C_0 中参与计算的区域和星型区域具有相同的位置，而 E_0 是由 G_1 通过公式(3.5)计算得到的，因此 G_1 中参与计算区域的位置是 E_0 中参与计算区域位置的下采样位置，因此同样也是 C_0 中参与计算的区域的位置的下采样。 G_1 中参与计算的区域是由 E_1 与 C_1 中的相同位置的区域通过公式 (3.4) 直接得到的，所以 C_1 中参与计算的区域的位置是 C_0 中参与计算区域位置的下采样位置。同理，我们可以得知在底层图像 G_2 中参与计算区域的位置是 C_1 中参与计算

区域位置的下采样位置，至此，我们就找到了这些区域的位置关系，如图 3.8 中星型区域所示。

我们创建一组图像用于保存融合后的对比度金字塔与底层图像，使其与对比度金字塔的对应层具有相同的尺寸，且其底层图像与源图像的底层图像具有相同的尺寸。对每幅源图像的聚焦区域，我们将其看作是被选取区域，根据上述位置关系，我们可以在其对比度金字塔与底层图像中找到参与其重构的那些区域，然后复制到新建图像组对应层的相同位置处。

利用上述基于区域拼接的方式得到的融合对比度金字塔与底层图像进行重构结果图像，保证了聚焦区域的非边缘部分的重构过程与其对应的源图像的单幅重构过程精确相同，因此源图像中聚焦区域的非边缘部分被精确重构在结果图像中，区域边缘部分的重构过程与其对应的源图像的单幅重构过程不同，因此会存在一些误差，但正是这些误差的存在，实现了各个聚焦区域间的平滑过渡。

3.3.2. 聚焦区域的平滑嵌入

如果我们将源图像中的聚焦区域直接按相同位置复制到结果图像中，可以精确保存聚焦区域的全部原始细节信息，但是我们为什么不采用这种方式呢？原因是这种方法得到的结果图像虽然保存了全部原始细节信息，但是经常存在明显的拼接痕迹，即通常所说的“焊缝”现象，严重影响了结果图像的视觉效果。

上述的图像金字塔在保证聚焦区域的非边缘部分的精确重构的同时，在其边缘部分形成了过渡地带，即一个聚焦区域与其他聚焦区域之间的平滑过渡区域，从而消除了拼接痕迹，获得了很好的视觉效果。

下面我们分析一下过渡地带的形成过程，在重构过程中，某个聚焦区域的非边缘部分的重构过程与其对应的源图像的单幅重构过程精确相同，因此可以保证该部分的精确重构。而在边缘部分，滤波器窗口就会包含来自多个源图像的信息，而单幅源图像重构过程中滤波器窗口所包含的信息都是来自该源图像

的，因此边缘部分不会被精确重构。当源自某幅源图像的信息在滤波窗口内占主导地位时，计算结果接近该源图像中的像素值，随着滤波窗口的移动，其窗口内来自不同的源图像的信息的比例在变化，其主导地位会逐渐地被另外的源图像的信息所替代，因此就会出现结果图像中像素值的渐变区域，即是由一个聚焦区域向其他聚焦区域的过渡地带。重构过程是从底层图像逐层向上进行的，在每一层的计算中，上述现象都会出现，即每一层都会对其下一层得到的中间结果做进一步的平滑过渡。因此，对比度金字塔的层数对形成的过渡地带的平滑程度起着重要作用，另外，滤波窗口的大小也是影响过渡地带平滑程度的重要因素。当我们选取了合理的层数（实验表明一般选取六层）与滤波窗口大小（一般选取的大小是 5×5 ），我们就可以保证结果图像在保存源图像的绝大部分原始信息的同时又具有良好的视觉效果。

3.4. 基于区域拼接融合方式的实现

首先，我们通过对先前得到的掩模图像进行下采样操作得到一组掩模图像金字塔，掩模图像作为该金字塔的顶层，其后面的每一层都是对其前一层下采样的结果。掩模金字塔中的不同颜色指示着该位置处的聚焦区域来自不同的源图像。根据掩模图像金字塔中指示的清晰区域的位置指导对比度金字塔与底层图像的融合。其过程可以由公式(3.7)和(3.8)描述。

$$RC_i(p, q) = \begin{cases} C_{i,1}(p, q), & \text{if } M_i(p, q) = 1 \\ C_{i,2}(p, q), & \text{elseif } M_i(p, q) = 2 \\ \dots \\ C_{i,L}(p, q) & \text{elseif } M_i(p, q) = L \end{cases}, i = 0, \dots, N-1 \quad (3.7)$$

$$RG_N(p, q) = \begin{cases} G_{N,1}(p, q), & \text{if } M_N(p, q) = 1 \\ G_{N,2}(p, q), & \text{elseif } M_N(p, q) = 2 \\ \dots \\ G_{N,L}(p, q) & \text{elseif } M_N(p, q) = L \end{cases} \quad (3.8)$$

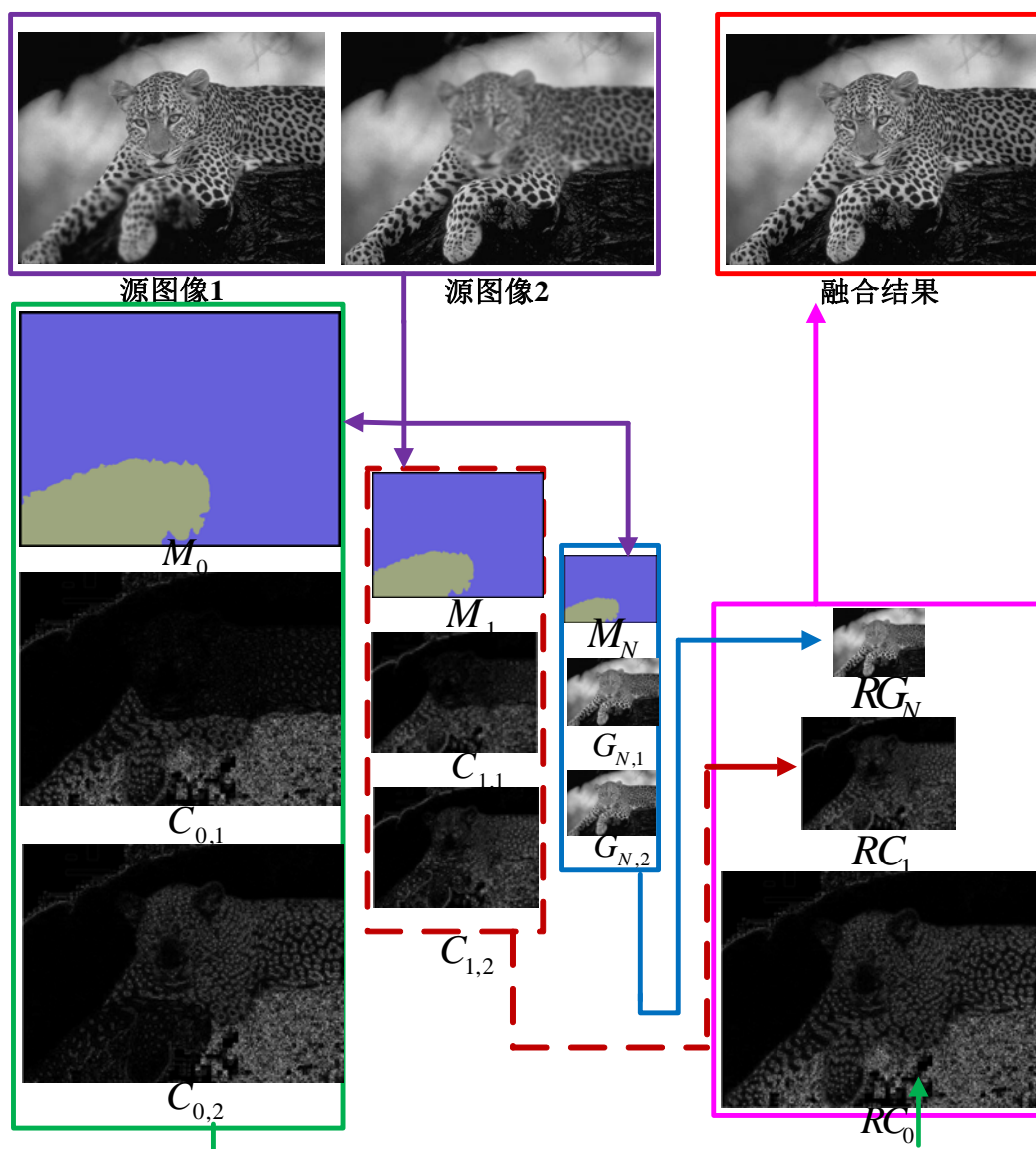


图3.8 基于区域的对比度金字塔图像融合算法流程图

图 3.8 显示的是基于区域的金字塔融合算法的流程图， M_0, M_1 与 M_2 组成掩模图金字塔， $C_{0,1}, C_{1,1}$ 是由第一幅离焦图像计算得到的对比度金字塔， $C_{0,2}, C_{1,2}$ 是由第二幅离焦图像计算得到的对比度金字塔， $G_{N,1}, G_{N,2}$ 分别是两幅离焦图像高斯金字塔的底层图像， RC_0, RC_1 组成融合后的对比度金字塔， RC 是融合后的底层图像， N 是金字塔分解的层数。

3.5. 本章小结

本章详细地介绍了基于区域的对比度金字塔图像融合算法, 包括清晰区域掩模图的构建过程与具体的融合操作, 其中包括初始掩模图的创建, 通过密度滤波与区域分析对初始掩模图像的优化。并详细分析了该算法能够保持源图像中的原始细节的基本原理与不同的聚焦区域间存在平滑过渡地带的的原因。下面一章中, 我们分别用客观测试和主观测试的方法验证了该算法的先进性, 包括两个方面的内容: 1. 融合结果最大限度地保持了源图像中的细节信息; 2. 融合结果图像符合人眼视觉特性, 抑制了图像中的拼接痕迹。

由于对比度金字塔的融合与底层图像的融合是在掩模图像金字塔的指导下进行的, 所以掩模图像标记的准确程度直接决定着融合结果的质量, 在未来的工作中, 我们会对掩模图像的生成算法做进一步的研究, 使其对聚焦区域的标记更为精确, 为重构过程提供更为有效的支持。

第四章 实验分析与比较

本章中，我们需要验证本论文提出算法的两种先进性：1.结果图像能够保持源图像中的绝大部分的原始信息；2.结果图像具有很好的视觉效果。在验证第一种先进性时，我们将采用以客观评测数据为主，主观观察为辅的方法，在验证后者时，我们将主要观察结果图像与源图像的色彩差异的大小，有无明显的拼接痕迹与有无过曝光等问题。

4.1. 客观测试

客观测试集是通过程序生成的具有局部清晰区域的图像，用来模拟离焦图像，我们采用的客观测试集根据清晰区域的形状分为两类：环形类和条状类，每一类包括9组图像，每一组图像包括20-30幅离焦图像，每一组测试图像都有相应的一幅全清晰的标准图像，用于与算法融合结果的客观比较。图4.1显示的是一组条状类测试图像中的六幅源图像，它们具有不同的条状清晰区域，图4.3显示的是一组环状类测试图像中的六幅源图像，它们具有不同的环状清晰区域，图4.2中右图的白色区域显示的是条状类的一幅离焦图像（左图）中清晰区域的形状与位置；图4.4中右图的白色区域显示的是环状类的离焦图像（左图）中清晰区域的形状与位置。

在客观测试实验中我们将采用RMSE和SSIM两个标准指标对算法的性能进行评测,两种测试指标分别定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{X \times Y} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y [I(x, y) - R(x, y)]^2} \quad (4.1)$$

$$SSIM = \frac{(2\mu_R \mu_I - C_1)(2\sigma_{RI} + C_2)}{(\mu_R^2 + \mu_I^2 + C_1)(\sigma_R^2 + \sigma_I^2 + C_2)} \quad (4.2)$$

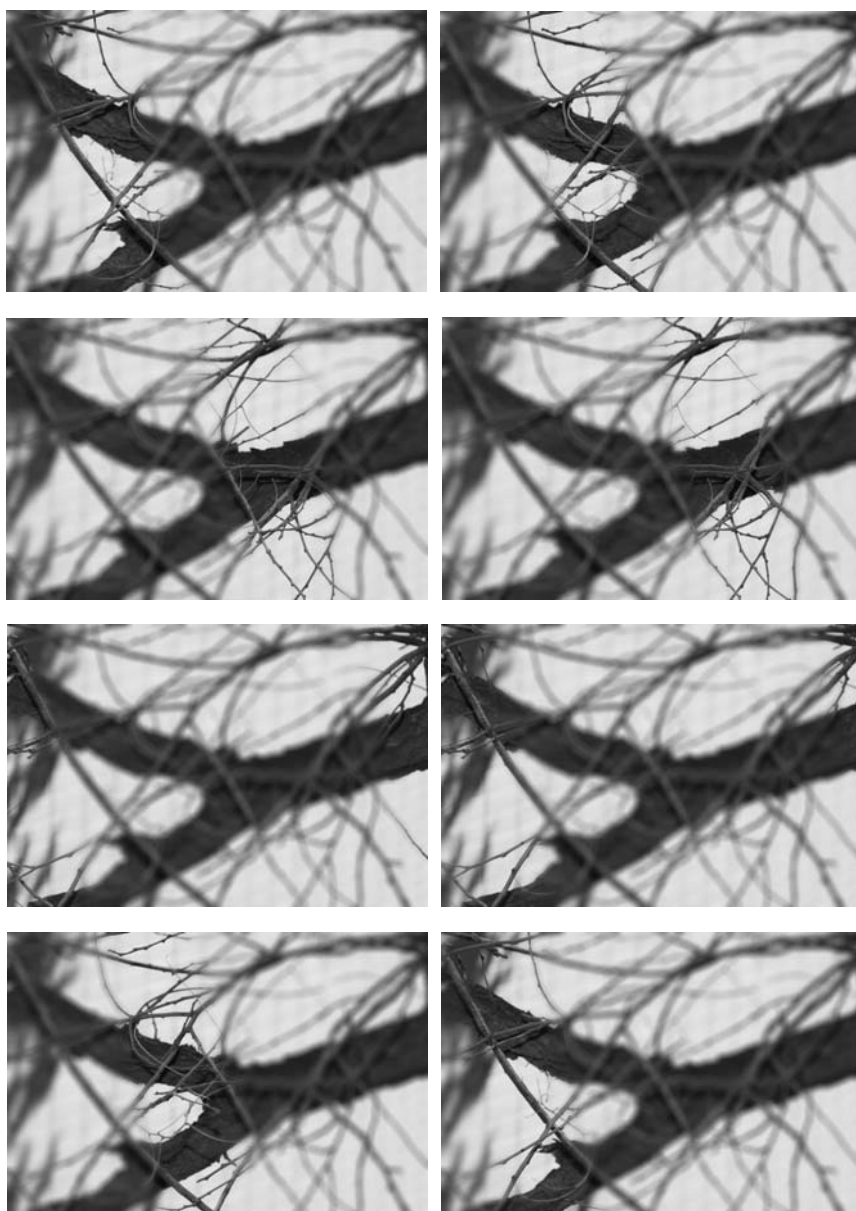


图4.1 条状类客观测试图像组示例

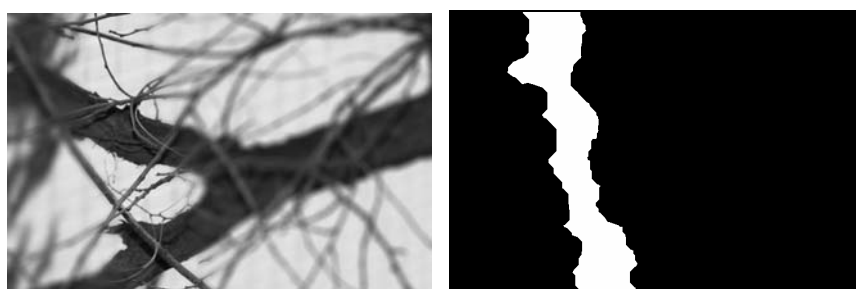


图4.2 离焦图像（左图）与清晰区域掩模图（右图）

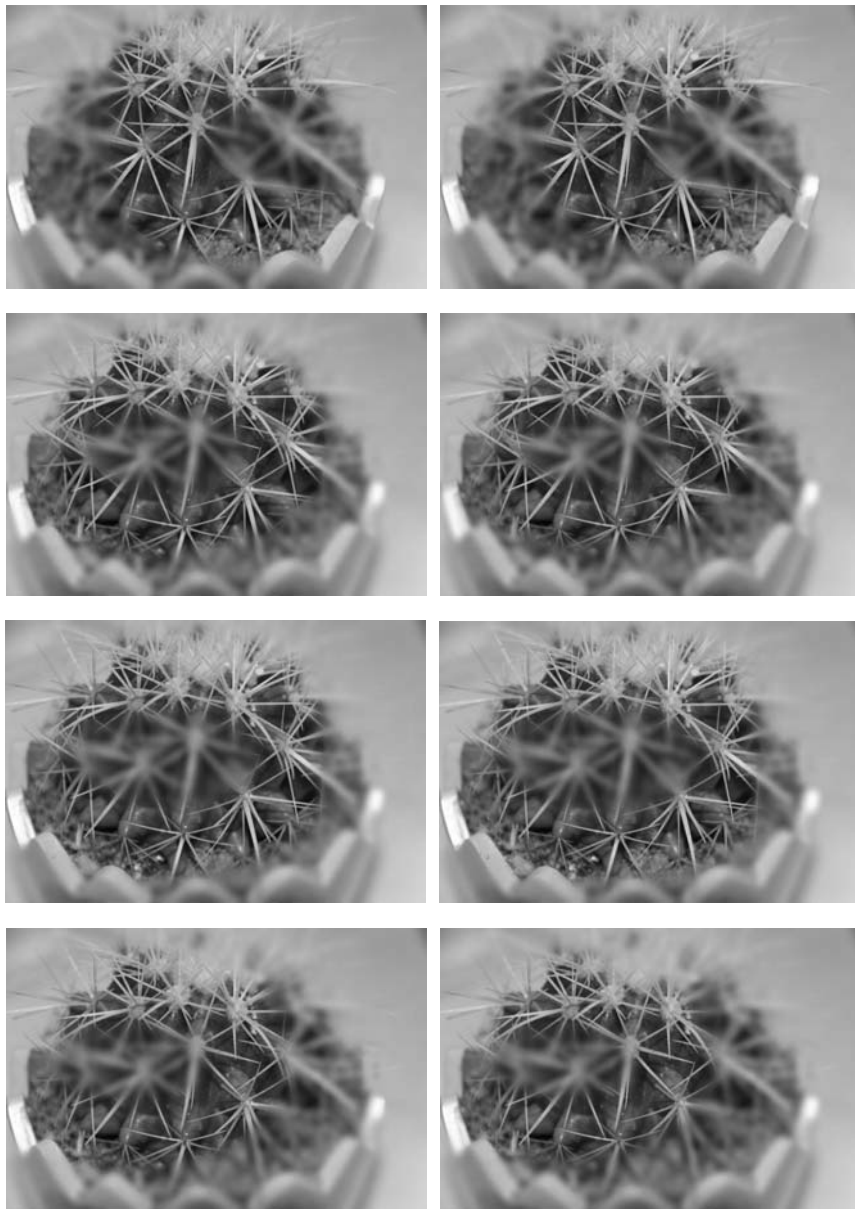


图4.3 环状类客观测试图像组示例

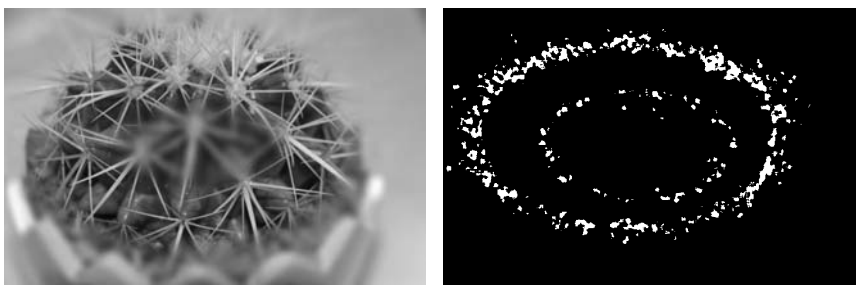


图4.4 离焦图像（左图）与清晰区域掩模图（右图）

$RMSE$ 表示均方误差，用以衡量两幅图像的差异性，其值越小，表明两幅图像的差异性越小。 $SSIM$ 是结构相似性指标，它衡量的是两幅图像的相似性程度，其值越大，表明两幅图像越相像，最大取值是 1.0。图 4.5 和图 4.6 给出了本论文算法的性能及其与其他代表性方法的比较结果。选取的用于对比的算法是：经典对比度金字塔算法（CP），拉普拉斯金字塔算法（Laplacian），离散小波算法（DWT），提升不变离散小波（SIDWT）。图中红色虚线显示的是各个算法在环形类测试集上的平均结果，蓝色实线显示的是各个算法在条状测试集上的平均结果。可以看出所提出的基于区域对比度金字塔图像融合算法在客观测试集上的优越性能。下面我们用两幅程序生成的源图像做单幅融合结果与标准图像的客观测试，由于从主观观测的角度，各个算法的融合结果基本一样，所以我只采用客观测试的方法来衡量各个算法的性能，用于比较的算法与做平均结果测试时相同。

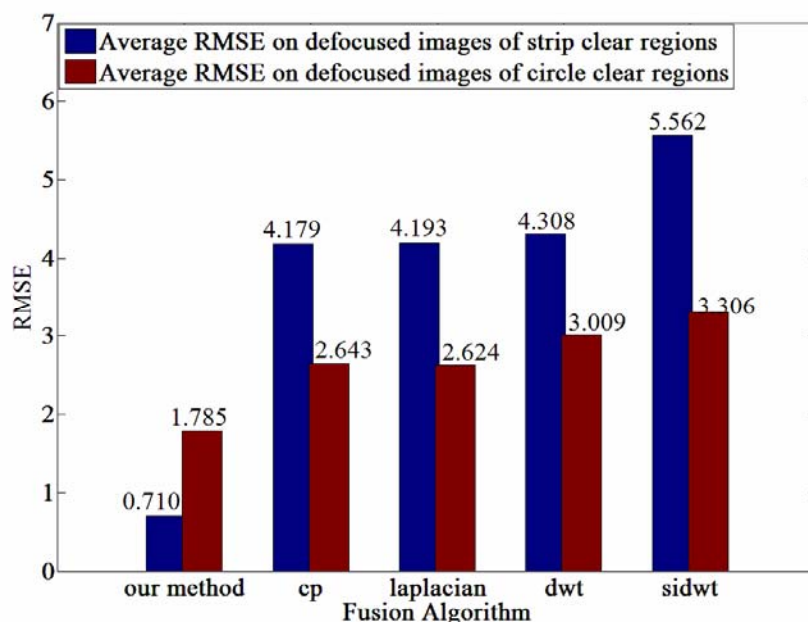


图4.5 RMSE平均性能图

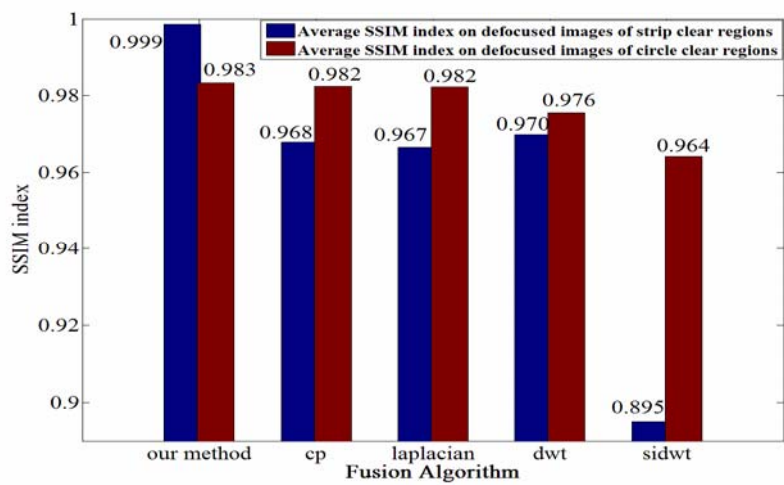


图4.6 SSIM平均性能图



图 4.7 测试用图 I



图 4.8 测试用图 II

本论文的融合结果图像(图4.9)与标准图像(图4.10):



图 4.9 融合结果



图 4.10 标准图像

图 4.11-图 4.14 是各个算法的融合结果:



图 4.11 对比度金字塔算法融合图



图 4.12 DWT 算法融合图



图 4.13 Laplacian 算法融合图



图 4.14 SIDWT 算法融合图

虽然不同算法的融合结果从主观观察的角度没有很大的差异,但客观测试结果仍有不小的差异,这些差异是由一些局部微小细节造成的,说明我们的算法在保持图像局部细节信息方面明显优于其他算法。如图4.15与图4.16所示。

上述的CP,DWT,Laplacian,SIDWT算法融合结果图像使用matlab图像融合工具箱得到,实验结果可重现。

4.2. 主观测试

主观测试主要观察融合结果是否能很好地保留图像的原始色彩信息与细节信息,有无局部过曝光现象,有无明显的拼接痕迹。在客观测试中可以看出经

典对比度金字塔算法的性能优于其他算法，所以在主观测试部分我们只与经典对比度金字塔算法的融合结果相比较。可以很明显地看出本论文提出的算法的在保持原始色彩信息与细节信息的先进性。

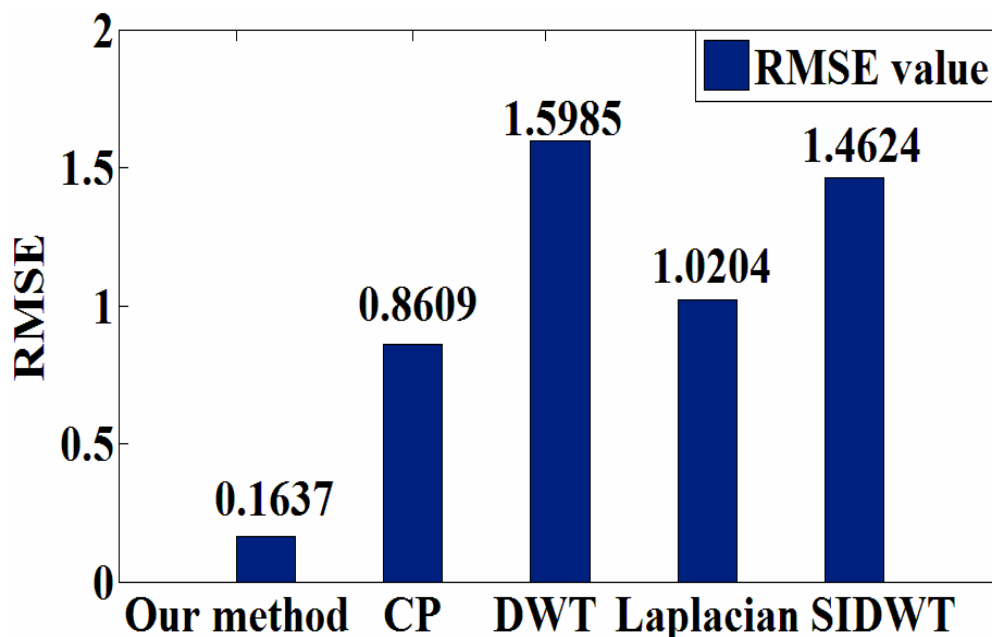


图4.15 RMSE性能图

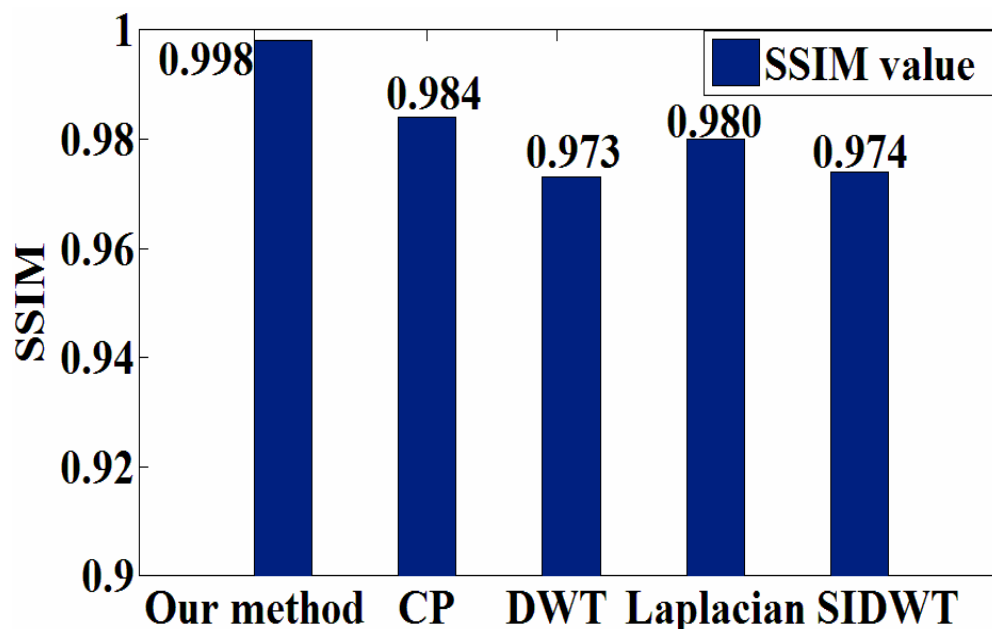
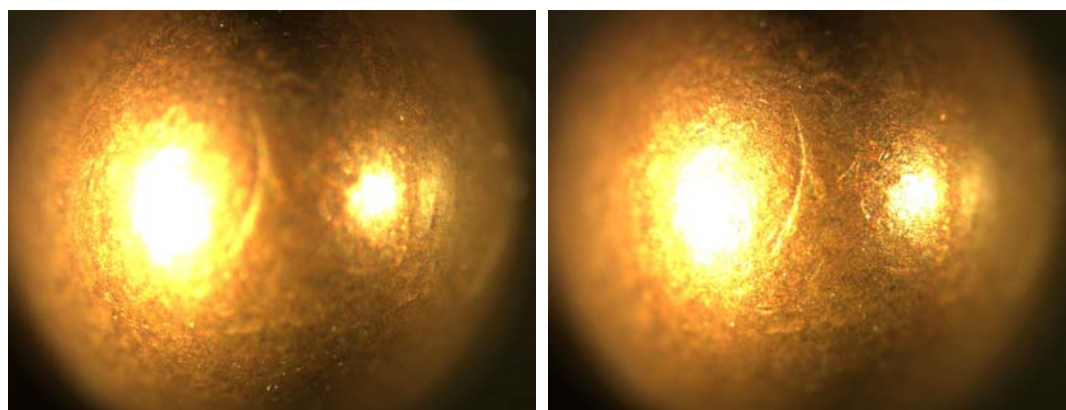


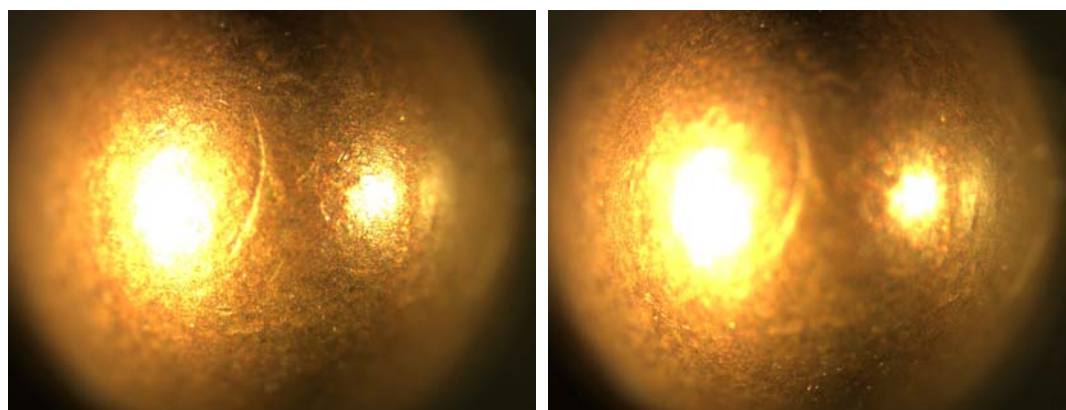
图4.16 SSIM性能图

我们选取了两组图像做主观测试，第一组是刑侦显微图像：弹壳的俯视图，融合结果可以用于弹痕分析，第二组是生物显微图像：蜜蜂的侧视图，融合结果可存入标本显微图像库。



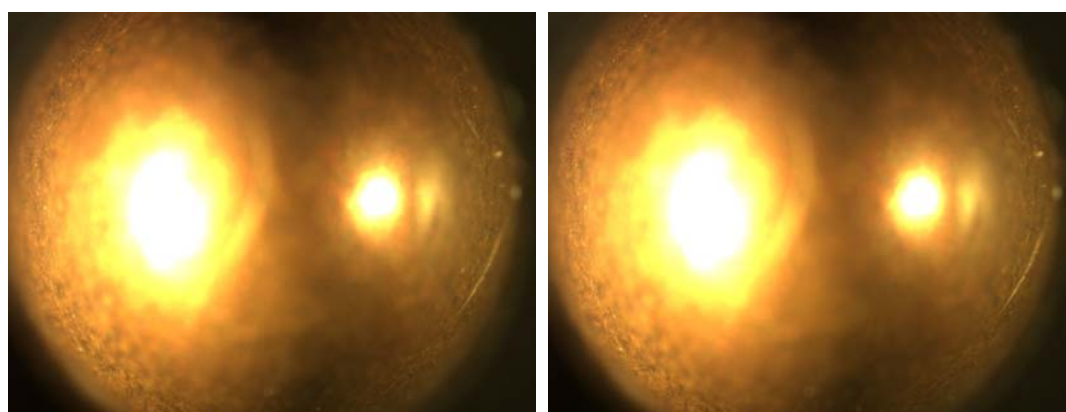
(a)

(b)



(c)

(d)



(e)

(f)

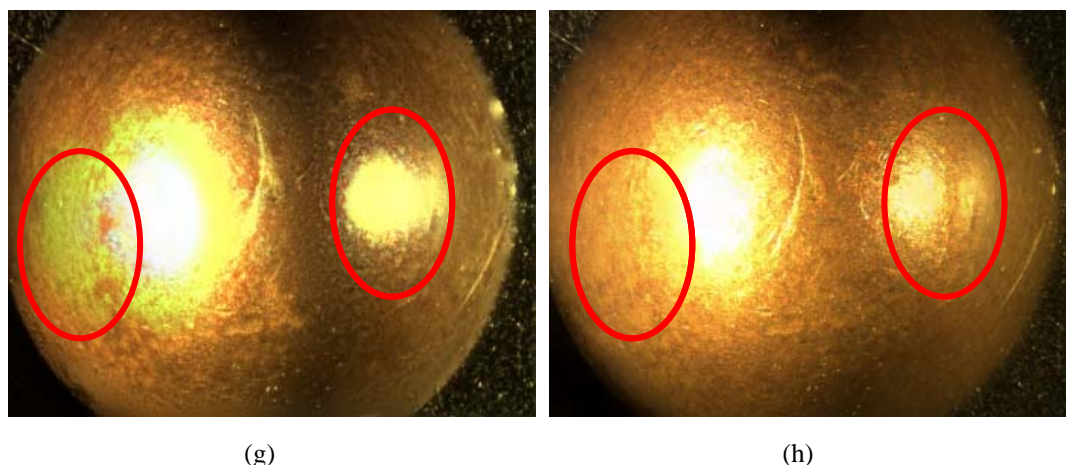


图4.17 刑侦显微图像示例及实验结果对比

如上图所示： $a \sim f$ 是源图像组的其中六幅图像， g 是对比度金字塔算法的融合结果，融合效果非常差，在被圈的区域存在严重的色彩失真现象与细节丢失现象，在左边被圈的区域出现了源图像中根本不存在的绿颜色，附近还存在局部过曝光现象。在右边被圈的区域丢失了源图像中的纹理等细节信息（以源图像为参照）。 h 是本论文提出的算法的融合结果，该图像与左侧图像相比，首先视觉效果非常好，没有出现源图像不存在的色彩信息，局部过曝光现象几乎没有，很好地保留了源图像中的纹理等细节信息。

如图 4.18 所示： $a \sim d$ 是源图像组的其中四幅图像， e 是对比度金字塔算法的融合结果，它给人的第一感觉：色调单一，与真实的蜜蜂差距很大。 f 是 e 中被圈区域的放大图，可以看出该区域由于局部过曝光现象造成了严重色彩失真，丢失了蜜蜂翅膀薄膜的丰富的纹理细节信息(参照源图像)。其次蜜蜂的腿部区域也存在同样的现象，基本失去了蜜蜂腿部的自然颜色，视觉效果很差。 g 是本论文提出算法的融合结果，该图给人的第一感觉：色彩丰富，自然，充满活力。 h 是 g 中被圈区域的放大图，可以很明显地观察到蜜蜂翅膀薄膜上丰富的色彩与纹理信息，腿部区域不存在局部过曝光现象，色彩真实丰富，保持了很好的视觉效果。

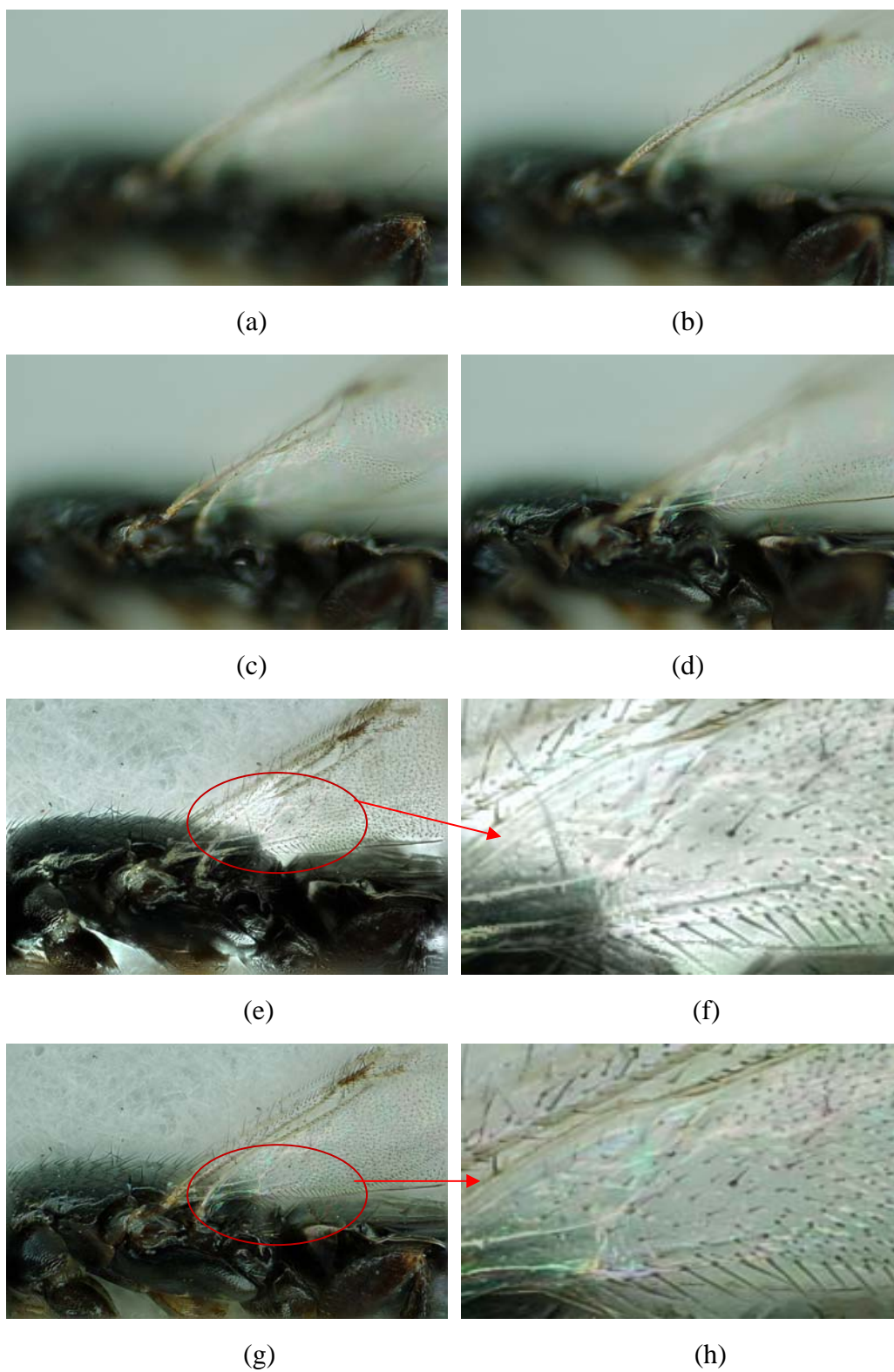


图4.18 生物显微图像及实验结果对比

4.3. 本章小结

在这一章，我们首先介绍了实验所采用的测试方法，包括客观测试与主观测试两个部分。在客观测试部分，我们简要介绍了客观测试集的生成方法并给出了示例图像，接着我们介绍了用于客观测试的两种常用的性能指标：**RMSE**(均方误差)和**SSIM** (结构相似性)，实验结果表明无论哪种指标，本论文提出的算法的融合结果都是最优的，表明该算法在保留源图像中的原始细节信息方面的先进性。在主观测试部分，我们选取了两组有代表性的源图像：刑侦显微图像与生物显微图像，我们就色彩信息是否自然，有无局部过曝光现象，能否保存丰富的纹理信息等方面进行了详细的观察与比较，结果显示本论文提出的算法的融合结果明显优于经典对比度金字塔图像融合算法的融合结果。

综上所述，本论文提出算法同时实现了多聚焦图像融合算法的两个关键目标：**1. 最大限度地保留源图像中的原始细节信息；2. 融合结果尽可能地符合人眼视觉特性，抑制结果图像的人工合成迹象。**因此该算法具有较高的实际应用价值。

第五章 总结与展望

5.1. 总结

光学显微镜的景深的局限性，造成了观察者一次只能看到被观察物体的部分清晰区域，而不能同时获取其整体清晰图像，给研究或其他工作带来了不少困难。这就使得多聚焦图像融合算法的研究具有很大的现实意义。多聚焦图像融合算法大致分为空间域算法和变换域算法。空间域算法主要有线性加权融合，基于统计的融合，基于神经网络的融合，变换域算法主要有基于小波分解的算法与各类金字塔算法。目前已有的融合方法一定程度上解决了图像融合中遇到的很多问题，并且已经研制成功一些实用的系统，但是仍然存在以下的问题：很难保证融合结果既保持了源图像（离焦图像）中绝大部分的原始信息，同时又具有良好的视觉效果。本论文的主要研究内容是针对这个问题展开研究的。

本文在经典的对比度金字塔算法的基础上，提出了基于区域对比度金字塔算法，在融合规则上采用基于区域拼接的融合方式融合对比度金字塔组与底层图像组，替代了经典算法的基于对比度的像素级融合方式，消除了像素级融合规则的弊端，使融合结果在保持原始色彩与细节信息上实现了飞跃，同时融合结果具有很好的视觉效果，从而解决了如何得到一幅蕴含最多原始信息量的清晰图像，同时使其最大程度地符合人眼视觉特性的问题。因此该算法能够为生物医学领域的研究工作和刑侦领域的分析比对工作提供有效支持。

5.2. 展望

未来进一步的研究工作主要包括两个方向：结合偏微分方程和多分辨率分析的融合算法和基于机器学习的融合算法。

1. 结合偏微分方程和多分辨率分析的融合算法

已有的基于偏微分方程的融合算法，根据源图像反映的不同特征的重要性，有特征图强度设计不同的权重，然后根据源图像的对比度信息的相应加权求取

其主分量作为融合的目标梯度场，从而实现特征保持的图像融合。而多分辨率分析来源于计算机视觉研究中对于人眼感知过程的模拟，因此提供了局部处理和全局处理之间的联系。由多分辨率分析得到的各级分辨率系数，构建能保持显著性特征的偏微分方程求解得到融合结果，将能够更好的保持源图像中的信息，从而获得更好的融合效果。

2. 基于机器学习的融合算法

机器学习研究计算机怎样模拟或实现人类的学习行为，以获取新的知识，重新组织已有的知识结构使之不断改善自身的性能。目前基于机器学习的各种应用，如数据挖掘，自然语言处理等，都是研究的热点问题。而融合中，特别是场景图像（多聚焦，多曝光图像）和医学图像的融合中，真正能够判定图像有效区域的仍然是人本身，因此如何通过学习的方法将人的这种判定的行为以计算机模拟的方式来实现，将是一个非常意义的研究课题。当然人在判定中也存在偏差和主观性，所以考虑如何尽量避免或者减少主观性带来的融合误差也是十分重要的。这方面的研究目前只有少量的工作，总体来说处于起步阶段，亟待进一步的研究。

参考文献

- [1] A. Toet, Van Ruyven, J.J. Valetton, J. M, "Merging thermal and visual images by a contrast pyramid," *Optical Engineering*, vol.28, pp.789-792, 1989.
- [2] Z. Zhang, R.S. Blum, "A Categorization of Multiscale Decomposition-based Image Fusion Schemes with A Performance Study for A Digital Camera Application," *Proceedings of IEEE*, vol.87, pp. 1315-1326, 1999.
- [3] A. Toet, "Image Fusion by A Ration of Low-pass Pyramid," *Information Fusion*, vol.9, pp. 245-253, 1989.
- [4] J. Tian, L. Chen, "Multi-focus Image Fusion Using Wavelet-domain Statistics," *Proceedings of ICIP*, pp.1205-1208, 2010.
- [5] G Pajares, J.M. Cruz, "A Wavelet-Based Image Fusion Tutorial," *Pattern Recognition*, vol.37, pp.1855-1872, 2004.
- [6] O. Rockinger, U. Daimler-Benz AG, "Image Sequence Fusion Using a Shift-invariant Wavelet Transform," *Proceedings of ICIP*, Vol.3, pp. 288-291, 1997.
- [7] Aiazzi, Alparone L, Barontis, et al. "An Assessment of Pyramid Based Multisensory Image Data Fusion," *Proceedings of SPIE*, Vol. 3500, pp.237-248,1998.
- [8] Eltoukhy H A, Kavusi S.A. "Computationally Efficient Algorithm for Multi-focus Image Reconstruction," *Proceedings of SPIE Electronic Imaging*, pp.332-341, 2003.
- [9] Toet A, Walraven J. "New False Color Mapping for Image Fusion," *Optical Engineering*, Vol.35 (3), pp.650-658, 1996.
- [10] 倪国强, 戴文, 李勇量等.基于响尾蛇双模式细胞机理的可见光/红外图像彩色融合技术的优势和前景展望[J]. *北京理工大学学报*, 24(2), pp.95-100, 2004.
- [11] 梁继民, 杨万里等.基于进化策略和 HIS 变换的图像融合方法[J].*电子学报*, 29 (10), pp.1388-1391, 2001.
- [12] T.M.Tu, P.S.Huang, C.L.Huang, et al. "A Fast Intensity-hue-saturation Fusion Technique with Spectral Adjustment for IKONOS Imagery," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 1(4), pp.309-312, 2004.
- [13] Blum R S. "On Multisensory Image Fusion Performance Limits from and Estimation Theory Perspective," *Information Fusion*, Vol.7 (3), pp.250-263, 2006.

- [14] Sharma R K, Leen T K, Pavel M. "Bayesian Sensor Image Fusion Using Local Linear Generative Models," *Optical Engineering*, Vol. 40(7), pp.1364-1376, 2001.
- [15] Z. Wang, Y. Ma, J. Gu, "Multi-focus Image Fusion Using PCNN," *Pattern Recognition*, vol. 43, pp. 2003-2016, 2010.
- [16] Xia Y S, Leung H, Bosse E. "Neural Data Fusion Algorithms Based on a Linearly Constrained Least Square Method," *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.13 (2), pp.320-329, 2002.
- [17] Petrovic V, Xydeas C. "Optimizing Multiresolution Pixel-level Image Fusion," *Proceedings of SPIE*, pp.96-107, 2001.
- [18] R. K. Sharma, M. Pavel. "Adaptive and Statistical Image Fusion," *Society for Information Display*, pp.969-972, 1996.
- [19] J. M. Lafert, F.Heitz, P. Perez, et al. "Hierarchical Statistical Models for the Fusion of Multiresolution Image Data," *Proceedings of the International Conference on Computer*, pp.908-913, 1995.
- [20] 刘刚, 敬忠良, 孙韶媛. 基于期望值最大算法的图像融合[J].*激光与红外*,35(2), pp.130-133, 2005.
- [21] E.A. Newman, P. H. Hartline. "The Infrared Vision of Snakes," *Scientific American*, Vol. 246(3), pp.116-127, 1982.
- [22] E.A. Newman, P. H. Hartline. "Integration of visual and infrared information in bimodal neurons of rattlesnakes optic rectum," *Science*, Vol.213, pp.789-791, 1981.
- [23] Burt P.J., Adelson E. H. "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code " *IEEE Transactions on Communications*, Vol.31 (4), pp.432-440,1983.
- [24] Toet. , "A Morphological Pyramid Image Decomposition," *Pattern Recognition Letters*, Vol.9 (4), pp.255-261, 1989.
- [25] P. J. Burt. "A Gradient Pyramid Basis for Pattern Selective Image Fusion," *Proc of the Society for Information Display Conference*, pp.467-470, 1992.
- [26] Ranchin T, Wald L. "The Wavelet Transform for the Analysis of Remotely Sensed Images," *International Journal of Remote Sensing*, Vol.14 (3), pp.615-619, 1993.
- [27] Shutao Li, Bin Yang. "Multi-focus Image Fusion Using Region Segmentation and Spatial Frequency," *Image and Vision Computing*, Vol.26 (7), pp.971-979, 2007.

- [28] Shutao Li, James T.Kwok, Yaonan Wang. "Combination of Images with Diverse Focuses Using the Spatial Frequency," *Information Fusion*, Vol.2, pp.169-176, 2001.
- [29] M.Chandana, S.Amutha, Naveen Kumar. "A Hybrid Multi-focus Medical Image Fusion Based on Wavelet Transform," *International Journal of Research and Reviews in Computer Science*, Vol.2, NO.4, 2011.
- [30] Tarkan Aydin, Yusuf Sinan Akgul, "A New Adaptive Focus Measure for Shape From Focus," *British Machine Vision Conference*, 2008.
- [31] Min Li, Wei Cai, Zheng Tan, "A region-based multi-sensor image fusion scheme using pulse-coupled neural network," *Pattern Recognition Letters*, Vol.27, pp.1948-1956,2006.
- [32] Gonzalo Pajares, Jesus Manuel de la Cruz, "A wavelet-based image fusion tutorial," *Pattern Recognition*, Vol.37, pp.1855-1872, 2004.
- [33] Wei Huang, Zhongliang Jing, "Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion," *Pattern Recognition Letters*, Vol.28, pp.493-500, 2007.
- [34] Dong-Chen Tsai, Homer H.Chen, "Reciprocal Focus Profile," *IEEE Trans on Image Processing*, Vol.21, NO.2,2012.
- [35] Paolo Favaro, Stefano Soatto, Martin Burger, Stanley J. Osher, "Shape from Defocus via Diffusion," *IEEE Trans of Pattern Recognition and Machine Intelligence*, 2006.
- [36] Minh N. Do, Martin Vetterli, "The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multi-resolution Image Representation," *IEEE Trans on Image Processing*, Vol.14, NO.12, 2005.
- [37] Tapasmini Sahoo, Sankalp Mohanty, Sauray Sahu, "Multi-Focus Image Fusion Using Variance Based Spatial Domain and Wavelet Transform," *International Conference on Multimedia, Signal Processing and Communication Technologies*, pp.48-51, 2011.
- [38] Junlan Yang, Dan Schonfeld, "Virtual Focus and Depth Estimation From Defocused Video Sequences," *IEEE Trans on Image Processing*, Vol.19, NO.3, 2010.
- [39] Levente Kovacs, Tamas Sziranyi, "Focus Area Extraction by Blind Deconvolution for Defining Regions of Interest," *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.29, NO.6, 2007.

- [40] Jing Tian, Li Chen, Lihong Ma, Weiyu Yu, "Multi-focus image fusion using a bilateral gradient-based sharpness criterion," *Optics Communications*, pp.80-87, 2011.
- [41] Yingjie Zhang, Liling Ge, "Efficient fusion scheme for multi-focus images by using blurring measure," *Digital Signal Processing*, Vol.19, pp.186-193, 2009.
- [42] Salvador Gabarda, Gabriel Cristobal, "On the use of a joint spatial-frequency representation for the fusion of multi-focus images," *Pattern Recognition Letters*, Vol.26, pp.2572-2578, 2005.

硕士期间发表论文

已接受论文：

- [1] Yaohua Zhu, Qixiang Ye, Jianbin Jiao, “Multi-Focus Image Fusion via Region Mosaicing,” in Proc. of IEEE International Conference on Systems and Informatics 2012.

致谢

在攻读硕士学位三年的学习生活中，我经历了诸多坎坷，也付出了艰辛的努力，同时也得到了很大的收获。在毕业论文完成之际，由衷地感谢这三年来曾经给予我无数帮助的老师、同学、朋友和家人。

首先，本课题的研究工作是在导师焦建彬教授的悉心指导下完成的。焦建彬教授在我的学习中，从理论和实验方面给予了大量的、极其有益的建议和具体的指导，让我受益匪浅。尤其是恩师严谨的治学态度、积极的进取精神、平易近人的工作作风将使我终身受益。

其次，特别要感谢叶齐祥老师在三年的学习与生活中对我的极大帮助和支持，并在论文的撰写和审稿中倾注了大量的心血，他诲人不倦的精神和对我的谆谆教导，使我学到了不少可贵的东西，他渊博的专业知识和精益求精的动手能力，在理论学习和项目开发过程中给我提供了耐心的引导和帮助。此外，他还在生活和思想上关心我、照顾我，再次表示万分的感谢！

再次，感谢同实验室的同学们，他们在我的论文工作和撰写中，给予了我巨大的支持和帮助。

我还要衷心感谢我敬爱的亲人们，他们对我工作和学业的热情鼓励和殷切期望，都给我注入了巨大的动力，他们无私的爱和无条件的支持一直指引我奋发拼搏、积极向上，我将对此终生铭记。