



详细介绍了数字图像融合领域的一些基本概念和常见算法，涵盖多聚焦图像融合、红外与可见光图像融合、医学图像融合和遥感图像融合四大领域的前沿技术

Analysis and Application of Algorithm for
Digital Image Fusion

数字图像融合 算法分析与应用

刘帅奇 郑伟 赵杰 胡绍海◎著

- 着重介绍了像素级图像融合算法，对常见的图像融合种类都有所涉及
- 对不同传感器获得的数字图像进行了分类，并给出了不同的融合算法
- 书中介绍的每个算法都有很强的前瞻性、针对性和实用性
- 书中介绍的每个算法都具有较高的学术水平和广泛的应用前景
- 提供了20余个数字图像融合实验，并对实验结果进行了详细分析



机械工业出版社
China Machine Press

数字图像融合算法分析与应用

1. [第1章 图像融合简介](#)
2. [1.1 研究背景及意义](#)
3. [1.2 国内外研究现状](#)
4. [1.3 图像融合基础知识](#)
5. [1.3.1 图像融合层次](#)
6. [1.3.2 传统图像融合算法](#)
7. [1.3.3 图像融合存在的问题](#)
8. [1.4 图像融合评价标准](#)
9. [1.4.1 主观评价标准](#)
10. [1.4.2 客观评价标准](#)
11. [第2章 基于小波和轮廓波的多聚焦图像融合](#)
12. [2.1 多聚焦图像特点](#)
13. [2.2 基于小波的多聚焦图像融合算法](#)
14. [2.2.1 小波变换](#)
15. [2.2.2 小波域多聚焦图像融合算法](#)
16. [2.2.3 基于小波的多聚焦图像融合实验结果分析](#)
17. [2.3 基于轮廓波的多聚焦图像融合算法](#)
18. [2.3.1 轮廓波变换](#)
19. [2.3.2 复轮廓波变换](#)
20. [2.3.3 向导滤波](#)
21. [2.3.4 基于轮廓波变换图像融合算法](#)
22. [2.3.5 实验结果分析](#)
23. [2.4 结合轮廓波变换与核范数最小化理论的多聚焦图像融合算法](#)
24. [2.4.1 核范数最小化理论](#)
25. [2.4.2 图像融合算法](#)
26. [2.4.3 实验结果与分析](#)
27. [2.5 本章小结](#)
28. [第3章 基于剪切波和Smoothlet的多聚焦图像融合](#)
29. [3.1 剪切波变换基础知识](#)
30. [3.1.1 剪切波变换](#)

31. [3.1.2 离散剪切波变换](#)
32. [3.1.3 非下采样剪切波变换](#)
33. [3.2 基于剪切波的多聚焦图像融合算法](#)
34. [3.2.1 基于剪切波变换的图像融合框架](#)
35. [3.2.2 基于剪切波变换的图像融合规则](#)
36. [3.2.3 实验结果对比与分析](#)
37. [3.3 基于NSST-FRFT的多聚焦图像融合算法](#)
38. [3.3.1 NSST-FRFT原理](#)
39. [3.3.2 NSST-FRFT图像融合框架](#)
40. [3.3.3 图像融合规则](#)
41. [3.3.4 实验结果对比与分析](#)
42. [3.4 基于NSST域的自适应区域与脉冲发放皮层模型的多聚焦图像融合算法](#)
43. [3.4.1 共享相似性和自适应区域](#)
44. [3.4.2 脉冲发放皮层模型](#)
45. [3.4.3 基于自适应区域、EOE和SCM的图像融合](#)
46. [3.4.4 实验结果分析](#)
47. [3.5 基于Smoothlet的图像融合算法](#)
48. [3.5.1 Smoothlet变换及依赖变换理论介绍](#)
49. [3.5.2 基于NSCT和Smoothlet的图像融合](#)
50. [3.5.3 仿真实验和结果分析](#)
51. [3.6 基于灰度共生矩阵的多聚焦图像融合算法](#)
52. [3.6.1 图像的灰度共生矩阵](#)
53. [3.6.2 融合框架](#)
54. [3.6.3 实验结果](#)
55. [3.7 本章小结](#)
56. [第4章 红外与可见光图像融合](#)
57. [4.1 红外与可见光图像特点](#)
58. [4.2 基于NSST域自适应PCNN的红外与可见光图像融合算法](#)
59. [4.2.1 区域提取](#)
60. [4.2.2 脉冲耦合神经网络 \(PCNN\)](#)
61. [4.2.3 图像融合框架](#)
62. [4.2.4 图像融合规则](#)

- 63. [4.2.5 实验结果对比与分析](#)
- 64. [4.3 基于NSST域模糊逻辑的红外与可见光图像融合算法](#)
- 65. [4.3.1 图像融合框架](#)
- 66. [4.3.2 图像融合规则](#)
- 67. [4.3.3 实验结果对比与分析](#)
- 68. [4.4 基于SCM和CST的红外与可见光图像融合算法](#)
- 69. [4.4.1 图像融合框架](#)
- 70. [4.4.2 图像融合规则](#)
- 71. [4.4.3 仿真验证](#)
- 72. [4.5 基于复剪切波域结合向导滤波与模糊逻辑的红外与可见光图像融合算法](#)
- 73. [4.5.1 融合规则](#)
- 74. [4.5.2 仿真验证](#)
- 75. [4.6 本章小结](#)
- 76. [第5章 医学图像融合](#)
- 77. [5.1 医学图像特点](#)
- 78. [5.2 基于NSST和高斯混合模型的医学彩色图像融合算法](#)
- 79. [5.2.1 HIS模型](#)
- 80. [5.2.2 高斯混合模型](#)
- 81. [5.2.3 图像融合框架](#)
- 82. [5.2.4 图像融合规则](#)
- 83. [5.2.5 实验结果对比与分析](#)
- 84. [5.3 基于非下采样复小波变换的医学图像融合算法](#)
- 85. [5.3.1 非下采样复小波变换的基本理论](#)
- 86. [5.3.2 图像融合步骤](#)
- 87. [5.3.3 实验结果与分析](#)
- 88. [5.4 基于NSST变换和Smoothlet的医学图像融合算法](#)
- 89. [5.4.1 图像融合框架](#)
- 90. [5.4.2 融合规则](#)
- 91. [5.4.3 仿真实验和结果分析](#)
- 92. [5.5 Shearlet变换和稀疏表示相结合的甲状腺图像融合算法](#)

- 93. [5.5.1 图像的稀疏表示](#)
- 94. [5.5.2 图像融合算法](#)
- 95. [5.5.3 实验结果与分析](#)
- 96. [5.6 基于加权核范数最小化的医学图像融合算法](#)
- 97. [5.6.1 加权核范数最小化理论](#)
- 98. [5.6.2 图像自相似性](#)
- 99. [5.6.3 融合框架](#)
- 100. [5.6.4 实验结果分析](#)
- 101. [5.7 基于改进拉普拉斯能量的医学图像融合算法](#)
- 102. [5.7.1 改进的拉普拉斯能量和](#)
- 103. [5.7.2 融合算法](#)
- 104. [5.7.3 实验结果与分析](#)
- 105. [5.8 基于改进PCNN的非下采样剪切波域医学图像融合算法](#)
- 106. [5.8.1 稀疏编码与字典设计方法](#)
- 107. [5.8.2 基于稀疏表示的低频图像融合](#)
- 108. [5.8.3 滑动窗口尺寸对融合结果的影响](#)
- 109. [5.8.4 滑动步长对融合结果的影响](#)
- 110. [5.8.5 基于改进PCNN的高频医学图像融合](#)
- 111. [5.8.6 不同的PCNN输入项对融合结果的影响](#)
- 112. [5.8.7 不同的PCNN链接强度对融合结果的影响](#)
- 113. [5.8.8 整体融合算法](#)
- 114. [5.8.9 实验结果与分析](#)
- 115. [5.9 本章小结](#)
- 116. [第6章 基于仿生算法的医学图像融合](#)
- 117. [6.1 仿生优化算法概述](#)
- 118. [6.1.1 粒子群算法](#)
- 119. [6.1.2 蚁群算法](#)
- 120. [6.1.3 人工鱼群算法](#)
- 121. [6.2 基于人工鱼群算法优化的小波域图像融合算法](#)
- 122. [6.2.1 融合规则与具体算法步骤](#)
- 123. [6.2.2 实验结果分析](#)
- 124. [6.3 结合Shearlet变换和果蝇优化算法](#)
- 125. [6.3.1 融合规则](#)

- 126. [6.3.2 实验结果分析](#)
- 127. [6.4 本章小结](#)
- 128. [第7章 遥感图像融合](#)
- 129. [7.1 传统的高分辨率遥感图像融合算法及比较](#)
- 130. [7.1.1 4种传统融合算法的原理和分析](#)
- 131. [7.1.2 算法应用和比较](#)
- 132. [7.2 基于复剪切波域的遥感图像融合算法](#)
- 133. [7.2.1 复剪切波](#)
- 134. [7.2.2 融合规则](#)
- 135. [7.2.3 实验结果与分析](#)
- 136. [7.3 本章小结](#)
- 137. [第8章 数字图像融合发展趋势](#)
- 138. [8.1 数字图像融合发展及应用](#)
- 139. [8.2 数字图像融合研究的展望](#)
- 140. [参考文献](#)

第1章 图像融合简介

图像融合作为信息融合的一个分支，是当前信息融合研究中的一个热点。图像融合的数据形式包含明暗、色彩、温度、距离及其他景物特征的图像。这些图像可以以矩阵形式给出。而图像融合是将两张或两张以上的图像信息融合到一张图像上，使融合的图像含有更多的信息，能够更方便人们观察或者进行计算机处理。图像融合技术已经被广泛地应用到民用和军事方面。

1.1 研究背景及意义

随着信息技术的高速发展，人们对图像数据的采集提出的要求与日俱增。目前已经研制出了用于获取高质量图像的各种先进的传感器设备，但每一种传感器设备都针对一定的目标，有其功能上的局限性。即单一传感器设备只能获取部分场景信息，实用性低、可靠性差。为了获取更为全面和准确的场景图像描述，克服单一传感器图像的局限性和差异性，图像融合技术应运而生，并迅速成为国内外学者研究的热点。

图像融合是多源信息融合的一个重要分支。从信息论的角度来说，对信源的处理体现在对图像的处理上，那么图像融合就是把两幅或者多幅不同的图像信息融合成一个有利于后续处理的信息源的过程，后续的编码处理和传输均取决于其应用背景。图像融合实际是同一目标场景下，不同传感器所获得的带有一定互补性信息的综合处理过程。文献中给出的图像融合的定义是：图像融合是将源自同一场景的两幅或者多幅图像合并成一幅图像的过程。融合后的图像含有更加丰富的信息，更适合人类的视觉感官或计算机后期处理。从信息论的角度来说，图像融合的目的其实就是减少信息的不确定性，剔除冗余的信息，综合利用互补信息，最终形成一幅图像信息完善且有效的融合图像。

图像融合技术作为一个涵盖了传感器技术、信号处理技术、计算机技术和人工智能等多种学科的综合技术，近年来在医学、军事、遥感及气象预报等多个领域都得到了广泛的应用。因此，本书将针对图像融合的方法，进行详细讲解。

1.2 国内外研究现状

图像融合最早出现于人们的视线是在1985年LANDSAT-TM图像和SPOT雷达图像的融合。20世纪80年代初，图像融合技术的研究呈现升温趋势，逐渐广泛地应用到多源图像融合领域，其中包括医学图像融合、红外与可见光图像融合和多聚焦图像融合等领域。

20世纪80年代以后，图像融合技术的研究进入高潮阶段，各国学者纷纷提出了各式各样的融合方法。图像融合由低到高可分为三个层次：像素级融合、特征级融合和决策级融合。我们通常将像素级融合方法分为空间域算法和变换域算法。传统的空间域融合算法主要有灰度加权平均法和主成份分析法（Principal Component Analysis, PCA）等。1983年，P.J.Burt提出了基于拉普拉斯金字塔变换的图像融合算法，这是最早的基于变换域的图像融合算法。随后，A.Toet又分别提出了基于比率低通金字塔变换、对比度金字塔变换和形态学金字塔变换的图像融合算法。

20世纪90年代初，小波变换技术被广泛地应用于图像融合处理，克服了基于金字塔变换的图像融合方法产生大量冗余数据等缺点。20世纪90年代中期，Sweldens等学者提出了提升小波变换。对比传统的小波变换，提升小波变换的运算全部在空间域上进行，而且速度快，因此也被引入到图像融合领域。与基于金字塔变换的图像融合算法相比，基于小波变换的图像融合算法的融合效果得到了提升。

虽然小波变换兼具多分辨与时频局域化的优良特性，但是传统小波变换只具有点奇异性，而且只能捕获有限的方向信息，不能有效反映丰富的方向纹理和高维奇异性信息。为了克服传统小波变换的弊端，多尺度几何变换应运而生。它可以最优地表示一些高维函数的奇异性，因此被广泛地应用到信号处理与图像处理领域。迄今为止，多尺度几何变换包括：1997年Meyer和Coifman提出的Brushlet（梳状波变换）和Dohono提出的Wedgelet（楔形波变

换)、1998年Candes提出的Ridgelet(脊波变换)、1999年Candes和Dohono提出的Curvelet(曲波变换)、2000年Pennec和Mallat提出的Bandlet(条带波变换)、2001年Huo提出的Beamlet(子束波变换)、2002年Do和Vetterli提出的Contourlet(轮廓波变换)、2004年Velisavljevic提出的Directionlet(方向波变换)、2005年Guo和Labate提出的Shearlet(剪切波变换)、2006年Lu和Do提出的SFLCT(Sharp Frequency Localization Contourlet Transform, 尖锐频率局部化轮廓波变换)和Cunha提出的NSCT(Non-Subsampled Contourlet Transform, 非下采样轮廓波变换)、2010年Lim提出的NSST(Non-Subsampled Shearlet Transform, 非下采样剪切波变换)等。

近年来,国内外相关领域的学者们将多尺度几何变换应用到了图像融合领域中。2007年,Nencini F.等人将Curvelet变换应用到遥感图像融合中,融合效果优于基于小波变换的图像融合算法。刘盛鹏等人提出了一种基于Contourlet变换和改进的脉冲耦合神经网络(Improved Pulse Coupled Neural Network, IPCNN)的红外与可见光图像融合算法,该算法获得了很好的视觉效果。屈小波等人提出了一种基于SFLCT变换和改进拉普拉斯能量和的多聚焦图像融合算法,融合效果优于基于Contourlet变换的图像融合算法,但融合图像引入了“伪影”。也有学者提出了一种基于NSCT的多聚焦图像融合算法,以及一种基于NSCT和空间频率激励脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)的图像融合算法,融合效果优于基于Contourlet变换和SFLCT变换的图像融合算法,但算法运行时间长。王朝辉等人提出了一种基于Shearlet变换和PCNN的图像融合算法,融合效果优于基于NSCT变换的图像融合算法,但融合图像同样引入了“伪影”。高国荣等人提出了一种基于NSST变换的红外与可见光图像融合算法,融合效果优于基于Shearlet变换的图像融合算法。上述图像融合算法的提出,部分地验证了多尺度几何变换不仅能够继承小波分析的优良特性,还能克服小波变换的缺点,从而对图像进行更优的描述。然而总体来说,多尺度

几何变换理论还处于初步阶段，其在图像融合领域的应用仍需进一步研究与扩展。

最近一段时间，随着低秩矩阵理论和机器学习算法的持续发展，基于该理论的图像融合算法也开始崭露头角，并且取得了很好的效果，本书中将对这些算法进行逐一介绍，希望能够给读者带来新的启发，以帮助读者掌握相关的技术前沿知识。

1.3 图像融合基础知识

随着信息与智能技术的发展，数字图像处理技术越来越重要。而随着我国互联网+策略和智能制造的持续推进，数字图像融合技术将会被广泛地应用到各个领域。下面对数字图像融合的基础知识进行简单介绍。

1.3.1 图像融合层次

一般来说，图像融合由低到高分为3个层次：像素级、特征级和决策级。本书的研究主要集中体现在像素级数字图像融合上。

1.像素级图像融合

像素级图像融合的基本过程是：首先对图像进行预处理，然后将预处理后的图像像素信息直接进行综合分析从而融合。该融合方法对多源图像中目标和背景等信息直接进行融合处理，能够保持尽可能多的现场数据，提供尽可能多的细节信息。但是像素级图像融合对设备的要求较高，并且需处理大量的数据。如图1-1所示为像素级图像融合的基本结构。

图1-1 像素级图像融合基本结构

2.特征级图像融合

特征级图像融合的基本过程是：首先对图像进行预处理，然后将预处理后的图像信息进行特征提取，最后对图像特征信息进行综合分析从而进行融合。特征级图像融合方法可以压缩信息从而使其具有良好的实时性，同时能够保留适量的重要信息，但是该方法损失的信息较多。如图1-2所示为特征级图像融合的基本结构。

图1-2 特征级图像融合基本结构

3.决策级图像融合

决策级图像融合的基本过程是：首先对图像进行预处理，然后对预处理后的图像信息进行特征提取和特征分类，最后根据一定的准则对分类后的图像特征信息进行融合。该方法实时性良好，而且容错能力较高，但由于需要大量的

决策系统，代价最大、损失的信息最多。如图1-3所示为决策级图像融合的基本结构。

图1-3 决策级图像融合基本结构

1.3.2 传统图像融合算法

像素级图像融合算法通常可以分为4类：空间域算法、变换域算法、基于低秩矩阵的融合算法和仿生图像融合算法。空间域算法是直接对图像的像素进行简单的处理，而变换域算法则是针对于多尺度变换的变换系数进行处理的方式，基于低秩矩阵的图像融合算法主要通过对图像的低秩矩阵特征进行融合，再利用低秩恢复算法得到最终的融合图像，而基于仿生算法的图像融合算法则利用仿生算法进行图像融合，如蚁群算法和神经网络等。

1.空间域算法

常用的空间域算法包括加权平均法和PCA方法等。

(1) 加权平均法

加权平均法是对多幅图像的对应像素点进行加权处理，在计算中可表示为：

其中， w_k 为第k幅图像对应的权值，且 $\sum_{k=1}^N w_k = 1$ ， F 为融合后的图像， I_k 为待融合的源图像。

(2) PCA方法

PCA是一种图像变换方法。它将图像用3个主成分分量来表示，各个主成分之间的分量是互不相关、独立的。在图像融合处理过程中主要对第一主成分分量进行融合，因为第一主成分分量包含了图像的主要信息，即

其中， w_k 为第k幅图像对应的第一主成分分量， F 为融合后的图像， I_k 为待融合的源图像。

2.变换域算法

变换域算法是先对源图像进行图像变换，然后再对变换域系数进行融合，得到融合图像的变换系数，最后再进行逆

变换重构融合图像。目前基于变换域的图像融合算法是各国学者的研究热点。本书介绍的图像融合算法也是基于变换域的图像融合算法。常用的基于变换域的图像融合算法有基于金字塔变换、基于小波变换及基于多尺度几何变换的图像融合算法。

(1) 基于金字塔变换的图像融合算法

基于金字塔变换的图像融合算法即将每幅待融合的源图像进行金字塔变换，并在所有图像的金字塔的对应层上，采用一定的融合规则对金字塔系数进行融合得到融合后的金字塔系数，然后将融合后的金字塔系数进行金字塔生成的逆过程重构得到融合图像。

(2) 基于小波变换的图像融合算法

在金字塔变换中，除了梯度金字塔变换具有方向性外，其余的金字塔变换均无方向性。随着小波变换理论的兴起和完善，尤其是小波离散快速算法的出现，使得小波变换在图像处理领域得到了广泛的应用，也因此出现了大量的基于小波变换的图像融合算法。与传统的基于金字塔变换的图像融合算法相比，基于小波变换的图像融合算法融合效果有所提升。

(3) 基于多尺度几何变换的图像融合算法

尽管小波变换能够对图像进行多尺度多方向分解，但是只能得到水平、垂直和对角线三个方向的分解系数，这非常不利于图像的细节描述。为了克服小波变换的缺陷，一种新的高维函数的最优表示方法——多尺度几何变换应运而生。常用的多尺度几何变换包括Curvelet、Contourlet、NSCT、Shearlet和NSST等。多尺度几何变换既具有优于小波变换的特性，又能够更好地检测图像的奇异性。因此，基于多尺度几何变换的图像融合算法得到了更广泛的应用。

3. 基于低秩矩阵的融合算法

图像融合通过合并多个传感数据中聚焦良好的清晰部分来提供更可靠、更精确的信息，主要应用于机器视觉、数码相机、目标识别等领域。虽然各国学者已经提出了大量的图像融合算法，但是大部分的融合算法都没有涉及图像的低秩性，并且这些算法常常导致融合图像出现失真或信息丢失。为了克服这一缺点，有学者采用加权核范数最小化方法结合图像自相似性来实现多聚焦图像融合。该方法首先对源图像分块，并通过块匹配搜索源图像的非局部相似块。其次将这些相似块堆叠成一组，对每个参考块都进行上述操作，从而形成一个块组矩阵。然后由图像自相似性获得源图像的共享相似块，并对共享相似块中的块组进行奇异值分解，通过奇异值取大进行图像融合。最后进行低秩矩阵的恢复算法得到最优解，将矩阵按照堆叠顺序进行复位，从而得到最终的融合图像。实验结果表明，此算法在主观视觉效果和客观评价指标上优于其他算法。

4. 仿生融合算法

自然界的群体为了生存，通常具有难以想象的智慧，如蚂蚁的觅食、鱼群的迁移、蜂群的采花酿蜜、人类学习的能力等。这些机制带动了新的信息处理手段的突破，从而创造了更多的信息处理方法，包括蚁群算法、鱼群算法、蜂群算法和深度学习等理论。这些理论以前因受到计算时间的限制，而不能得到很好的推广。随着分布式计算和大数据计算时代的到来，算法运行的时间被大大降低，从而给这些算法的广泛应用带来了希望。本书主要介绍了几种基于上述算法的图像融合算法，以拓展读者的知识面。

1.3.3 图像融合存在的问题

图像融合技术作为一个涵盖了多种学科的综合技术，近年来在多个领域都得到了广泛的应用。图像融合的研究受到了国内外学者的广泛关注，但是仍有许多问题亟待更深入地研究。

1.图像配准方法的研究

图像配准是图像融合的前提，配准的精度直接影响了融合图像的质量，但目前不存在一种配准方法能适用于各种图像，因此图像配准问题还需要进一步的研究。

2.普适性融合算法的研究

现有的图像融合算法都只是针对某一特定图像，缺乏普适性。如何提出一种普适性的融合算法是研究的关键点之一。

3.融合图像评价方法的研究

人们通常根据视觉感受来评价融合图像的质量，评价结论受主观因素影响较大，因此提出一种有效的量化评价方法是进一步的研究内容之一。

4.彩色图像融合算法的研究

现有的融合算法绝大多数是针对灰度图像的融合算法，但是现实生活中得到的图像多数是彩色的。灰度图像的融合算法不能照搬到彩色图像融合中，因此彩色图像融合算法有待进一步的研究。

1.4 图像融合评价标准

图像融合处理的目的是改善图像质量和增加融合图像的信息量，为人类的决策提供更有效的信息。但是由于人类视觉的主观性和系统的复杂性，迄今为止，还没有一种评价方法能适用于所有的融合算法。目前图像融合的评价标准主要分为两种：主观评价标准和客观评价标准。下面将分别介绍这两种评价标准。

1.4.1 主观评价标准

图像融合的主观评价标准可以分为相对评价和绝对评价两种。相对评价即为观察者参照参考图像对融合图像进行评价；绝对评价为观察者根据一些给定的评价标准或自己的经验对融合图像进行评价。国际上通用的是5分制的主观评价方法，如表1-1所示。

表1-1 图像融合效果主观评价尺度评分表

从表1-1来看，主观评价具有简单直观的特点，然而融合图像的主观评价容易受到人的视觉特性、心理状态等多方面的影响，因此主观评价在实际应用中比较困难。所以在评价图像融合算法时，需要综合考虑客观评价标准和主观评价标准，才能对各种图像融合算法的性能做出科学、客观的评价，以便开展更加深入地研究。

1.4.2 客观评价标准

客观评价是指通过定量评价方法和准则对各种图像融合算法的性能做出科学、客观的评价，具有成本低、易于实施等优点。目前常用的客观评价指标主要有以下几种：熵（Entropy，EN）、标准差（Standard Deviation，STD）、平均梯度（Average Gradient，AVG）、互信息（Mutual Information，MI）、 $Q^{AB/F}$ 度量、空间频率（Spatial Frequency，SF）和结构相似度（Structural Similarity Index，SSIM）。

假设A、B、F分别表示大小为 $M \times N$ 的源图像和融合图像， $A(m, n)$ 、 $B(m, n)$ 、 $F(m, n)$ 分别表示源图像A、B和融合图像F在位置 (m, n) 上的像素值。

1.EN（熵）

EN的定义为：

式中， L 表示全图像素数， p_i 为每个灰度级的分布概率。熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标，融合图像的熵值大小表示融合图像所包含的平均信息量的多少。熵值越大，融合图像所含的信息越丰富，融合质量越好。

2.STD（标准差）

STD的定义为：

式中， F 为融合图像的平均灰度值。标准差反映图像灰度相对平均灰度的离散情况，在某种程度上标准差可以评价图像反差的大小，标准差越大，灰度级分布越分散，图像反差越大，可利用的信息越多，融合效果越好。

3.AVG（平均梯度）

AVG的定义为：

式中， \bar{g} 。平均梯度反映了融合图像对微小细节反差和纹理变化的表达能力，同时也反映了图像的清晰度。平均梯度值越大，融合图像就越清晰。

4. MI (互信息)

MI的定义为：

其中：

这里， $P_A(a)$ 和 $P_B(b)$ 分别为源图像A和B的边缘概率密度， $P_F(f)$ 为融合图像F的概率密度。 $P_{FA}(f, a)$ 、 $P_{FB}(f, b)$ 分别为融合图像与源图像A、B的联合概率密度，可以由图像的直方图得到。互信息计算源图像有多少信息转移到了融合图像中，互信息值越大，图像融合效果越好。

5. $Q^{AB/F}$ 度量

$Q^{AB/F}$ 利用Sobel边缘检测算子来计算源图像A、B和融合图像F中边缘的强度信息 $g(m, n)$ 与方向信息 $\alpha(m, n)$ ，其定义为：

其中， $G_V(m, n)$ 和 $G_H(m, n)$ 分别为垂直Sobel模板和水平Sobel模板以像素点 (m, n) 为中心与源图像A卷积的输出。源图像A与融合图像F的相关强度信息和相关方向信息表示如下：

其中：

边缘信息保留值的定义如下：

其中， λ 常数和 μ 是决定sigmoid()函数形状的参量。

那么， $Q^{AB/F}$ 的定义为：

式中， L 为常数。本文中 L 取1。

$Q^{AB/F}$ 利用Sobel边缘检测来衡量有多少边缘信息从源图像转移到了融合图像。 $Q^{AB/F}$ 值越大，融合图像从源图像获得的边缘信息越丰富，融合效果越好。

6.SF（空间频率）

SF的定义为：

其中，RF和CF分别为行频和列频。RF和CF的定义为：

其中图像大小为 $M \times N$ 。

SF度量融合图像空间域的总体活跃度，可反映融合图像对微小细节反差的描述能力。SF指标的值越大，融合图像越清晰。

7.SSIM（结构相似度）

SSIM的定义为：

其中， $SSIM(A, F)$ 与 $SSIM(B, F)$ 分别代表源图像A、B和融合图像F的结构相似度。

其中， μ_A 、 μ_B 、 μ_F 分别代表源图像A、B和融合图像F的均值； σ_A 、 σ_B 、 σ_F 分别代表源图像A、B和融合图像F的方差； σ_{AB} 、 σ_{AF} 、 σ_{BF} 分别代表源图像A、B和融合图像F的联合方差。为了简化模型，本文中 C_1 和 C_2 均取0。

SSIM衡量融合图像与源图像的结构相似度。SSIM值越大，表明融合图像的结构与源图像的结构越相似。

8.交叉熵（Cross Entropy，CE）

交叉熵反映了融合图像和源图像间灰度信息分布的差别，可以弥补信息熵的不足。交叉熵越小，融合图像和源图像的差别越小，两幅图像越接近，融合质量就越好。交叉熵公式如下：

式中， $p_Z(i)$ 表示源图像的灰度级分布概率。

将所求的两幅源图像与融合图像的交叉熵求和得到融合图像交叉熵评价指标，如下式所示：

9.图像质量评价因子（Piella模型， Q_E ）

基于结构相似度理论，Piella提出了三种图像质量评价指标：图像融合质量评价因子 Q 、加权融合质量评价因子 Q_W 和边缘结构融合质量评价因子 Q_E 。 Q 的运算过程是首先利用滑动窗口对源图像和融合图像分块，计算每个子块的SS。 Q 的定义为：

其中， ω 表示窗口， W 是所有窗口的族， $|W|$ 是 W 的基数， $SS(A, F|\omega)$ 和 $SS(B, F|\omega)$ 表示融合图像 F 与源图像 A 、 B 在窗口中子块的SS， $\lambda_A(\omega)$ 和 $\lambda_B(\omega)$ 表示局部区域窗口权重值， $s(A|\omega)$ 和 $s(B|\omega)$ 表示图像显著性，比如方差、对比度、信息熵等。

由于每个子块的重要程度差异性，Piella提出一种加权融合质量评价因子 Q_W ，定义如下：

式中， $c(\omega)$ 是窗口的整体显著性，。

考虑到人类视觉系统对边缘信息最为敏感，对源图像和融合图像进行边缘检测得到边缘图像 X' 、 Y' 和 Z' ，进而求边缘图像的 Q_W ，得到边缘结构融合质量评价因子 Q_E ：

第2章 基于小波和轮廓波的多聚焦图像融合

当摄像头对两个目标进行拍摄时，使其中一幅图像聚焦在第一个目标，另一幅图像聚焦在第二个目标，再将两幅聚焦不同的图像进行融合处理，得到两个目标都清晰的一幅图像，便于人眼的观察和计算机的后续处理，这一过程被称为多聚焦图像融合。多聚焦图像融合技术能够有效地提高图像信息的利用率和系统对目标探测识别的可靠性，是图像融合研究中一类具有代表性的研究问题。本章选用聚焦不同的已配准图像作为研究对象。

2.1 多聚焦图像特点

由于光学镜头的景深有限，使得人们在摄影时很难获取一幅全景清晰的图像。又因聚焦点不同，多聚焦图像中包含有不同的清晰区域和模糊区域。

在光学条件相同的情况下，离焦光学成像系统主要取决于其PSF（Point Spread Function，点扩展函数）。离焦模糊图像 $g(x, y)$ 与理想聚焦图像 $g_r(x, y)$ 的函数表达式近似为：

$$g(x, y) = h(x, y) * g_r(x, y) + n(x, y) \quad (2-1)$$

其中， $n(x, y)$ 为随机噪声函数， $h(x, y)$ 为离焦光学成像系统的点扩展函数，*代表卷积运算。

如图2-1给出了光学成像系统的成像原理，图中P表示成像物体，U表示物距，V和S分别表示聚焦平面和非聚焦平面的相距，D和f分别表示凸透镜的高度与焦距，R表示物体在非聚焦平面上所成像的半径。如果在聚焦平面上成像，则表现为多聚焦图像中的清晰区域；如果在非聚焦平面上成像，则表现为多聚焦图像中的模糊区域。

由相似三角形定理可以推出：

由上式可得：

图2-1 光学成像系统成像原理

又由凸透镜成像公式可知：

将式（2-4）代入式（2-3）可得：

式 (2-5) 表示模糊斑的半径大小，其受视觉系统的限制。相应的PSF可以定义为：

OTF (Optical Transfer Function，离焦光学成像系统的传输函数)，即PSF的二维傅立叶变换可以表示为：

其中， $J_1(x)$ 为第一类一阶贝塞尔函数。

OTF反映的是离焦光学成像系统对输入图像信号中不同频率成份的响应。由式 (2-7) 可知，当模糊斑的半径大小 R 确定时，OTF主要取决于函数 $J_1(x)/x$ 的性质。如图2-2所示为 $J_1(x)/x$ 的函数曲线，由图2-2可知，函数 $J_1(x)/x$

能量主要集中在零点附近，由此可知OTF能量主要集中在低频区域，即OTF具有低通滤波特性。因而可推出离焦光学成像系统可近似为一种低通滤波器，很大程度地抑制了源图像的高频信息，使离焦图像呈现模糊特性，而聚焦良好的图像具有丰富的高频信息，呈现清晰的特性。因此，可以通过多聚焦图像某区域的高频信息来判定该区域的聚焦特性。

图2-2 $J_1(x)/x$ 函数曲线图

2.2 基于小波的多聚焦图像融合算法

小波分析 (Wavelet) 是在应用数学的基础上发展起来的一门新兴学科, 作为一种新的时频分析工具, 目前已成为国际上极为活跃的研究领域。从数学角度来看, 小波分析是调和分析这一数学领域半个世纪以来工作的结晶; 从应用科学和技术科学的角度来看, 小波分析又是计算机应用、信号处理、图形分析、非线性科学和工程技术近些年来在方法上的重大突破。由于小波分析具有“自适应性”和“数学显微镜”的美誉, 使它与我们的观察和分析问题的思路十分接近, 因而被广泛应用于基础科学、应用科学、尤其是信息科学和信号分析的方方面面。

2.2.1 小波变换

小波变换的概念是由法国从事石油信号处理的工程师Morlet在1974年首先提出的，他通过直观的物理模型和实际的信号处理中的需求，对小波变换进行了反演，当时未能得到数学家的认可。正如1807年法国的热学工程师Fourier提出任一函数都能展开成三角函数的无穷级数的创新概念，未能得到著名数学家Lagrange、Laplace及Legendre的认可一样。幸运的是，早在20世纪70年代，Calderon表示定理的发现、Hardy空间的原子分解和无条件基的深入研究，为小波变换的诞生奠定了理论基础，Stromberg还构造了非常类似于现在的小波基。1986年著名数学家Yammerer偶然构造出了一个真正的小波基，并与Mallat合作建立了构造小波基的方法，小波分析才开始蓬勃发展起来。期间，比利时女数学家Daubechies撰写的《小波十讲（Ten Lectures on Wavelets）》对小波变换的普及起到了重要的推动作用。小波变换与Fourier变换、窗口Fourier变换（Gabor变换）相比，是一个时间和频率的局域变换，因而能有效地从信号中提取信息，通过伸缩和平移等运算功能对函数或信号进行多尺度细化分析（Multiscale Analysis），解决了窗口Fourier变换不能解决的许多困难问题，从而使小波变换被誉为“数学显微镜”，它是调和分析发展史上里程碑式的进展。

小波分析（Wavelet Analysis）是在现代调和分析的基础上发展起来的一门新兴学科，其基础理论知识涉及函数分析、傅立叶分析、信号与系统、数字信号处理等诸多方面，同时具有理论深刻和应用十分广泛的双重意义。下面只对小波变换的整体思想进行介绍。

1. 小波变换的思想

小波变换继承和发展了Gabor的加窗傅立叶变换的局部化思想，并克服了傅立叶变换窗口大小不能随频率变化的不足，其基本思想来源于可变窗口的伸缩和平移。小波变换

利用一个具有快速衰减性和振荡性的函数作为母子波，然后将其伸缩和平移得到一个函数族（称为小波基函数），以便在一定的条件下，任一能量有限信号可按其函数族进行时-频分解，基函数在时-频相平面上具有可变的时间-频率窗，以适应不同分辨率的需求。

在加窗傅立叶变换中，一旦窗函数选定，在时-频相平面中窗口的大小是固定不变的，不随时-频位置 (t, f) 而变化，所以加窗傅立叶变换的时-频分辨率是固定不变的。小波变换的时-频相平面如图2-3所示，窗函数在时-频相平面中随中心频率变换而改变，在高频处时窗变窄，在低频处时窗变宽，因而满足对信号进行时-频分析的要求。小波变换非常适合分析突变信号和不平稳信号，并且小波变换具有多分辨率分析的特点和带通滤波器的特性，可用快速算法实现，因而常用于滤波、降噪和基频提取等。但对于平稳信号来说，小波分析的结果不如傅立叶变换直观，而且母小波的不唯一性给实际应用带来了困难。

图2-3 小波变换的时-频相平面划分

小波分析属于时频分析的一种。传统的信号分析是建立在傅立叶变换基础之上的，由于傅立叶分析使用的是一种全局的变换，只提供信号的频域信息，而不提供信号的任何时域信息，因此无法表述信号的时频局域性质，而这个性质恰恰是非平稳信号最根本和最关键的性质。

2.连续小波基函数

小波函数的确切定义为：设 $\psi(t)$ 为一个平方可积函数，即。若其傅立叶变换满足：

则称为一个基本小波或小波母函数，并称式 (2-8) 为小波函数的可容许性条件。

连续小波基函数的定义为：将小波母函数进行伸缩和平移，设其伸缩因子（又称尺度因子）为 a ，平移因子为 τ 。令其平移伸缩后的函数为，则有：

称为依赖于参数 a 、 τ 的小波基函数，由于尺度因子 a 、平移因子 τ 是取连续变化的值，因此称为连续小波基函数。它们是由同一母函数经伸缩和平移后得到的一组函数系列。定义小波母函数窗口宽度为 Δt ，窗口中心为 t_0 ，则相应可求得连续小波的窗口中心为 $t_{a,\tau}=at_0+\tau$ ，窗口宽度为 $\Delta t_{a,\tau}=a\Delta t$ 。同样，设 $\Psi(\omega)$ 为的傅立叶变换，其频域窗口中心为 ω_0 ，窗口宽度为 $\Delta\omega$ ，设的傅立叶变换为 $\Psi_{a,\tau}(\omega)$ ，则有：

所以，其频域窗口中心为 $\omega_{a,\tau}=\omega_0/a$ ，窗口宽度为 $\Delta\omega_{a,\tau}=\Delta\omega/a$ 。可见，连续小波的时频域窗口中心及宽度均随尺度 a 的变化而伸缩，若我们称 $\Delta t \cdot \Delta\omega$ 为窗口函数的窗口面积，由于

所以，连续小波基函数的窗口面积不随参数 a 、 τ 而变。这正是海森堡测不准原理证明的： $\Delta t \cdot \Delta\omega$ 大小是相互制约的，乘积 $\Delta t \cdot \Delta\omega \geq 1/2$ ，且只有当为Gaussian（）函数时，等式才成立。由此可得到如下几点结论：

（1）尺度的倒数 $1/a$ 在一定意义上对应于频率 ω ，即尺度越小，对应频率越高；尺度越大，对应频率越低。如果我们将尺度理解为时间窗口的话，则小尺度信号为短时间信号，大尺度信号为长时间信号。

（2）在任何 τ 值上，小波的时频窗口的大小 Δt 和 $\Delta\omega$ 都随频率 ω （或者 $1/a$ ）的变化而变化，这是与STFT的基本不同之处。

（3）在任何尺度 a 、时间 τ 上，窗口面积 $\Delta t \cdot \Delta\omega$ 保持不变，即时间、尺度分辨率是相互制约的，不可能同时提得很

高。

(4) 由于小波母函数在频域具有带通特性，其伸缩和平移系列就可以看作是一组带通滤波器。通常将通带宽度与中心频率的比值称为带通滤波器的品质因数。通过计算可以发现，小波基函数作为带通滤波器，其品质因数不随尺度 a 而变化，是一组频率特性等 Q 的带通滤波器组。

3.连续小波变换

将任意 $L_2(R)$ 空间中的函数 $f(t)$ 在小波基下展开，称这种展开为函数 $f(t)$ 的连续小波变换 (Continue Wavelet Transform, CWT)，其表达式为：

由CWT的定义可知，小波变换同傅立叶变换一样，都是一种积分变换，同傅立叶变换相似， $WT_f(a,\tau)$ 称为小波变换系数。由于小波基不同于傅立叶基，因此小波变换和傅立叶变换有许多不同之处。其中最重要的是小波基具有尺度 a 和平移 τ 两个参数。因此，将函数在小波基下展开就意味着将一个时间函数投影到二维的时间-尺度相平面上。并且，由于小波基本身所具有的特点，将函数投影到小波变换域后，有利于提取函数的某些本质特征。

与STFT不同的是，小波变换是一种变分辨率的时频联合分析方法。当分析低频（对应大尺度）信号时，其时间窗很大；当分析高频（对应小尺度）信号时，其时间窗减小。这恰恰符合实际问题中高频信号的持续时间短、低频信号持续时间较长的规律。

4.离散小波变换

由连续小波的概念可知，在连续变化的尺度 a 及时间 τ 值下，小波基函数 $\varphi_{a,\tau}(t)$ 具有很大的相关性，体现在不同点上的CWT系数满足重建核方程，因此信号 $f(t)$ 的连续小波变换系数 $WT_f(a,\tau)$ 的信息量是冗余的。虽然在某些情况下，其冗余性是有益的（如在去噪，进行数据恢复及特征提取时，常采用CWT，以牺牲计算量、存储量为代

价来获得最好的结果)，但在很多情况下，我们希望在不会丢失原信号 $f(t)$ 信息的前提下，尽量减小小波变换系数的冗余度。

减小小波变换系数冗余度的做法是将小波基函数的 a 、 τ 限定在一些离散点上取值。一种最通常的离散方法就是将尺度按幂级数进行离散化，即取 $a_m = a_0^m$ (m 为整数， $a_0 \neq 1$ ，一般取 $a_0=2$)。

关于位移的离散化，当 $a=2^0=1$ 时， $\varphi_{a,\tau}(t) = \varphi(t-\tau)$ 。通常对 τ 进行均匀离散取值，以覆盖整个时间轴。为了不丢失信息，要求采样间隔 τ 满足Nyquist采样定理，即采样频率大于等于该尺度下频率通常的两倍。每当 m 增加1，尺度 a 增加一倍，对应的频带减小一半，可见采样率可以降低一半，也就是采样间隔可以增大一倍。因此，如果尺度 $m=0$ 时 τ 的间隔为 T_s ，则当尺度为 2^m 时，间隔可取为 $2^m T_s$ 。此时 $\varphi_{a,\tau}(t)$ 可表示为：

任意函数 $f(t)$ 的离散小波变换为：

5.多分辨率分析

多分辨率分析 (Multi-Resolution Analysis, MRA) 又称为多尺度分析，是建立在函数空间概念上的理论。但其思想的形成来源于工程，其创建者Mallat是在研究图像处理问题时建立的这套理论。当时研究图像的一种很普遍的方法是将图像在不同尺度下分解，并将结果进行比较，以取得有用的信息。Meyer正交小波基提出，使得Mallat想到是否用正交小波基的多尺度特性将图像展开，以得到图像不同尺度间的“信息增量”。这种想法引出了多分辨率分析理论的建立。MRA不仅为正交小波基的构造提供了一种简单的方法，而且为正交小波变换的快速算法提供了理论依据。其思想又同多采样滤波器组不谋而和，可将小波变换

同数字滤波器的理论结合起来。因此多分辨率分析在正交小波变换理论中具有非常重要的地位。

若把尺度理解为照相机镜头的话，当尺度由大到小变化时，就相当于将照相机由远及近地接近目标，在大尺度空间里，对应远镜头下观察到的目标，可观测到目标的细微部分。因此随着尺度由大到小地变化，在各尺度上可以由粗及精地观察目标。这就是多尺度（即多分辨率）的思想。

多分辨率分析是指满足下列性质的一系列闭子空间 $\{V_j\}$ ， $j \in \mathbb{Z}$ 。

小波空间和尺度空间的包含关系如图2-4所示。其中， V_i 为尺度空间，而 W_i 为小波空间，且有 $V_{i-1} = V_i \oplus W_i$ 。
($i=1, 2, 3, \dots$)

图2-4 小波空间和尺度空间的包含关系

6. 离散小波变换的快速算法

若一个函数，它的整数平移系列满足：

则，可定义为尺度函数（Scale Function）。

定义由在 $L_2(\mathbb{R})$ 空间张成的闭子空间为 V_0 ，称为零尺度空间：

则对于任意 $f(t) \in V_0$ ，有：

同小波函数相似，假设尺度函数在平移的同时又进行了尺度的伸缩，得到了一个尺度和位移均可变化的函数集合：

则称每一固定尺度 j 上的平移系列所张成的空间 V_j 为尺度 j 的尺度空间：。对于任意 $f(t) \in V_j$ ，有：

由此，尺度函数在不同尺度上其平移系列张成了一系列的尺度空间 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ 。由式(2-18)知，随着尺度 j 的增大，函数的定义域变大，且实际的平移间隔 $(2^j \Delta\tau)$ 也变大，则它的线性组合式(2-19)不能表示函数(小于该尺度)的细微变化，因此其张成的尺度空间只能包括大尺度的缓变信号。相反，随着尺度 j 的减小，线性组合便能表示函数的更细微(小尺度范围)变化。因此，其张成的尺度空间所包含的函数增多(包括小尺度信号的大尺度缓变信号)，尺度空间变大，即随着尺度的减小，其尺度空间增大。

对于任意函数 $f(t) \in V_0$ ，可以将它分解为细节部分 W_1 和大尺度逼近部分 V_1 ，然后将大尺度逼近部分 V_1 进一步分解。如此重复就可以得到任意尺度(或分辨率)上的逼近部分和细节部分。这就是多分辨率分析的框架。

设为函数 $f_s(t)$ 向尺度空间 V_j 投影后所得到的 j 尺度下的概貌信号：

其中， α_j ，称为尺度展开系数。

若将函数 $f(t)$ 向不同尺度的小波空间 W_j 投影，则可得到不同尺度下的细节信号：

其中， β_j ，称为小波展开系数。

若将按以下空间组合展开：

其中， J 为任意设定的尺度，则：

当时，上式变为：

即对应于 $A = B = 1$ 时的离散小波变换综合公式（或逆小波变换）， $A = B = 1$ 时的小波框架为正交小波基。所以常称式（2-23）和式（2-24）为离散正交小波变换综合公式。

由此可知，离散正交小波变换同多分辨率分析的思想是一致的，多分辨率分析理论为正交小波变换提供了数学上的理论基础。

7. 几种常用的小波

同傅立叶分析不同，小波分析的基（小波函数）不是唯一存在的，所有满足小波条件的函数都可以作为小波函数，那么小波函数的选取就成了十分重要的问题。

（1）Haar小波

A. Haar于1990年提出了一种正交函数系，定义如下：

这是一种最简单的正交小波，即：

（2）Daubechies (dbN) 小波系

该小波是Daubechies从两尺度方程系数 $\{h_k\}$ 出发设计出来的离散正交小波，一般简写为dbN，N是小波的阶数。小波和尺度函数中的支撑区为 $2N-1$ 。的消失矩为N。除 $N = 1$ 外（Haar小波），dbN不具对称性（即非线性相位）；dbN没有显式表达式（除 $N = 1$ 外）。但 $\{h_k\}$ 的传递函数的模的平方有显式表达式。假设，，其中，为二项式的系数，则有：

其中，。

（3）Biorthogonal (biorNr.Nd) 小波系

Biorthogonal函数系的主要特征体现在具有线性相位性，它主要应用在信号与图像的重构中。通常的用法是采用一个函数进行分解，用另外一个小波函数进行重构。

Biorthogonal函数系通常表示为biorNr.Nd的形式：

Nr=1 Nd=1, 3, 5

Nr=2 Nd=2, 4, 6, 8

Nr=3 Nd=1, 3, 5, 7, 9

Nr=4 Nd=4

Nr=5 Nd=5

Nr=6 Nd=8

其中，r表示重构，d表示分解。

(4) Coiflet (coifN) 小波系

Coiflet也是由Daubechies构造的一个小波函数，它具有coifN (N=1, 2, 3, 4, 5) 这一系列，Coiflet具有比dbN更好的对称性。从支撑长度的角度看，coifN具有和db3N及sym3N相同的支撑长度；从消失矩的数目来看，coifN具有和db2N及sym2N相同的消失矩数目。

(5) SymletsA (symN) 小波系

Symlets函数系是由Daubechies提出的近似对称的小波函数，它是对db函数的一种改进。Symlets函数系通常表示为symN (N=2, 3, ..., 8) 的形式。

(6) Morlet (morl) 小波

Morlet函数定义为，它的尺度函数不存在，并且不具有正交性。

(7) Mexican Hat (mexh) 小波

Mexican Hat函数为：

式 (2-28) 是 Gauss 函数的二阶导数，因为它像墨西哥帽的截面，所以有时称这个函数为墨西哥帽函数。墨西哥帽函数在时间域与频率域都有很好的局部化，并且满足：

由于它的尺度函数不存在，所以不具有正交性。

(8) Meyer 函数

Meyer 小波函数和尺度函数都是在频率域中进行定义的，是具有紧支撑的正交小波。

其中， $v(a)$ 为构造 Meyer 小波的辅助函数，且有：

Mallat 在 Burt 和 Adelson 图像分解和重构的拉普拉斯塔形算法的基础上，基于多分辨率框架理论，提出了塔式多分辨率分解与综合算法，巧妙地将多分辨率分析与小波分析结合在一起。Mallat 塔式算法在小波分析中的地位颇似 FFT 在经典傅立叶变换中的地位。

信号序列 $s(n)$ 的 Mallat 塔式分解算法，即序列的离散小波变换算法如图 2-5 所示，其中， $\downarrow 2$ 表示二次采样（即删掉奇次编号的样本）。

图 2-5 3 阶 Mallat 塔式算法（序列的离散小波变换）

如果 $g(n)$ 和 $h(n)$ 为共轭镜像滤波器对 (Quadrature Mirror Filter, QMF)，则实现正交小波变换，此时滤波器组是非线性相位的；如果 $g(n)$ 和 $h(n)$ 为线性相位滤波器，则实现双正交小波变换。设 $c_0(n) = s(n)$ ，则 Mallat 塔式算法用下列迭代方程表示：

从式 (2-32) 和式 (2-33) 可以看出，Mallat 塔式算法实际上是通过低通和高通滤波，把信号分解为低频和低频部

分。

2.2.2 小波域多聚焦图像融合算法

应用小波进行图像融合的原理，是将融合方法应用到原始图像的小波分解的低频分量和高频分量中。小波变换在图像融合中有着非常重要的应用，基于小波分析的图像融合是近年来国内外一个活跃的研究领域，二维小波分析用于图像融合是小波分析应用的一个重要方面；基于小波变换的图像融合能取得良好的结果，使图像融合成为小波理论最成功的应用领域之一。在一幅图像的小波变换中，绝对值较大的小波系数对应于边缘较为显著的特征，所以大部分基于小波变换的图像融合算法主要研究如何选择合成图像中的小波系数，也就是三个方向上的高频系数，从而达到保留图像边缘的目的。虽然小波系数（高频系数）的选择对于保留图像的边缘等特征具有非常重要的作用，但尺度系数（低频系数）决定了图像的轮廓，正确地选择尺度系数，对提高合成图像的视觉效果具有举足轻重的作用。

小波变换应用于图像融合的优势在于它可以将图像分解到不同的频率域，在不同的频率域运用不同的选择规则，得到合成图像的多分辨率分解，从而在合成图像中保留原图像在不同频率域的显著特征。

根据小波变换的图像融合算法的思想，其主要步骤如下：

- (1) 对多源图像进行几何精确配准。
- (2) 选取合适的小波基及分解层数，对原始图像进行多层小波分解，获取各自的近似系数和细节系数。
- (3) 根据具体需要，选择小波系数的融合规则。例如，可以以小波系数进行均值滤波或者中值滤波等。
- (4) 对小波系数反变换后，得到融合后的图像。

根据这一思路可以对多源图像进行融合。在融合算法中，对原始图像进行小波分解，存在选取合适的小波基及分解层数问题。不同的小波基的选择对最后分解的结果有很大

的影响，并且小波变换的分解层次并不是越多越好，其原理框图如图2-6所示。

1.小波高频系数融合规则

在图像融合过程中，融合规则至关重要，它的选择直接影响着融合效果。经典的融合准则是比较单个像素的特征，由单个像素的特征大小决定像素的取舍。显然，更合理地决定像素取舍应该通过考察以输入像素为中心的某一邻域内图像的特征来决定，区域特征明显的中心像素被选中，用区域内的量比较代替单个像素的量的比较应更能反映图像的特征和趋势。方差是统计量中重要的特征量，某邻域的方差是用于描述该邻域内的小波系数的变化程度和分散程度，在该邻域的方差越大，其小波系数的变化越大，方差越分散。在一幅图像的小波分解中，绝对值较大的小波系数对应于图像中对比度变化较大的边缘等特征，而人眼对于这些特征比较敏感。所以，对于高频率域我们总是希望尽可能地保留输入图像丰富的细节信息，因此特别重视突出图像中的高频成分。为此，与以往小波图像融合方法的融合规则和算法不同，这里介绍了基于系数绝对值取大和区域均值方差最大化的新融合准则和算法。以两幅图像A、B的融合为例，融合后的图像为F。对二维图像进行N层小波分解，最终有 $(3N+1)$ 个不同频带，其中包含 $3N$ 个高频带和一个低频带。具体的融合规则和融合算法如下。

图2-6 融合算法原理框图

- (1) 对源图像A、B分别进行N层小波分解。
- (2) 在最高分解层上，比较A、B图像的3个方向高频分量的小波系数，取绝对值大的小波系数作为融合图像F的小波系数，即

其中， $C_{N,i,A}$ 和 $C_{N,i,B}$ 分别表示参加融合的源图像A和B在小波分解尺度N上i方向上的小波系数， $C_{N,i,F}$ 表示融合图像F在小波分解尺度N上i方向上的小波系数。

(3) 在中间分解层上，以像素为中心的局部区域（这里取 3×3 ）的均值方差最大的图像A或B的小波系数，作为融合图像F对应的小波系数，即

其中，分解尺度j取 $1 \sim N-1$ ，而MSEA、MSEB分别表示源图像A和B在分解尺度j方向上对应局部区域上的方差。均值方差MSE的定义为：

其中，M、N分别为局部区域的行数和列数（这里为3）； $X_{i,j}$ 为当前局部区域内的一个像素的灰度值， \bar{X} 为当前局部区域像素灰度值的平均值。

(4) 低频系数融合参照下述方法进行。

(5) 确定融合图像F的各小波系数后，进行逆小波变换，即得到融合图像F。

2.小波低频系数融合规则

虽然小波系数（高频系数）的选择对于保留图像的边缘等特征具有非常重要的作用，但尺度系数（低频系数）决定了图像的轮廓，正确地选择尺度系数对提高合成图像的视觉效果具有举足轻重的作用。因此，在考虑小波系数选择规则的前提下，还重点研究了尺度系数的选择方案。

对于低频段尺度系数的选择，本书设计了两种方案。第一种是采用平均的方法，用数学公式表示就是：

其中， $C_{N,A}$ 和 $C_{N,B}$ 分别表示参加融合的源图像A和B在小波分解尺度N上的低频分量， $C_{N,F}$ 表示融合图像F在小波分解尺度N上的低频分量。

对低频系数直接采用平均法，没有考虑图像的边缘等特征，这样就会在一定程度上降低图像的对比度。第二种方案是Burt提出的平均与选择相结合的方法。首先用一个小区域 Q 内的能量来表示显著性，如果用 $SA(X, p)$ 表示图像 X 在 p 点处尺度系数的显著性，则

其中， $\omega(q)$ 表示权值，离 p 点越近，权值越大， $C_N(X, q)$ 表示图像 X 在 q 点处的小波系数。接着定义匹配矩阵 R ：

匹配矩阵各点的值在 $0 \sim 1$ 之间变化，接近 0 说明两幅图的相关程度低，接近 1 说明相关程度高。当匹配矩阵在某一点的值较小时（小于某一阈值 a ），则选择显著性高的尺度系数作为合成图像的尺度系数；当匹配矩阵的值较大时，则选择两幅图像尺度系数的加权平均值作为合成图像在这一点上的尺度系数。这时融合函数可描述为：

其中， $W(A, p)$ 和 $W(B, p)$ 按下列步骤计算：

第二种方案考虑了两幅图像的相关性，并根据相关性的不同，分别采用选择和平均的方法。当两幅图像的相关性较强时，则采用平均的方法；当两幅图像的相关性较弱时，则选择局部能量较大的点。这种选择原则在一定程度上符合人眼对较显著的点比较敏感这一事实。所以可以推断，采用这种方案获得的融合图像会比直接用平均法得到的融合图像效果好。因此，本书使用第二种方案进行图像融合。

2.2.3 基于小波的多聚焦图像融合实验结果分析

如图2-7中为两幅描述同一对象的模糊图像，可见，它们分别在不同的地方有些模糊。

图2-7 两幅模糊图像融合的仿真结果

从仿真结果可以看出，文中给出的方法可以很好地保留多幅原图像中的有用信息，得到多个目标聚焦都很清晰的融合图像。参加融合的图像必须经过配准，两幅图像是否配准，直接影响融合的结果。本实验中的图像都已经过配准，从结果中可以看到融合后的图像清楚地表现出了对象特征。

基于小波变换的图像融合方法已成为现今研究的一个热点，这类算法主要是利用人眼对局部对比度的变化比较敏感这一事实，根据一定的融合规则，在多幅原图像中选择出最显著的特征，如边缘、线段等，并将这些特征保留在最终的合成图像中。对不同分解层、不同频带分别采用不同的融合算法，采用小波系数的邻域方差来定义融合因子能很好地利用小波变换的时-频局部特性。仿真实验结果表明，该方法具有良好的效果。

2.3 基于轮廓波的多聚焦图像融合算法

基于小波变换的图像融合算法在图像融合的发展史上具有里程碑式的意义。然而，由于小波变换只能在水平、竖直和对角线三个方向对信号进行逼近，为了更好地逼近（或表示）二维图像中的曲线，Do M.N.等人提出了一种能具有各向异性特征的多尺度几何变换——CT。下面先来介绍轮廓波变换。

2.3.1 轮廓波变换

Contourlet不但有足够的方向性，还保持了小波的多尺度特性、时频局部特性。由于Contourlet具有非常好的非线性逼近性能，能将更多的系数集中到更少的Contourlet系数中，所以能够对图像进行更稀疏的表示，如图2-8所示。

图2-8 小波和Contourlet对曲线的描述

Contourlet变换是由塔形方向滤波器组Pyramid Directional Filter Banks，(PDFB)把图像分解成各个尺度上的方向子带，如图2-9所示。

图2-9 Contourlet变换示意图

Contourlet变换分两大部分实现：第一部分用拉普拉斯金字塔（Laplacian Pyramid，LP）变换对图像进行多尺度分解以“捕获”奇异点，也称为子带分解部分，详细原理如图2-10所示；第二部分由方向滤波器组（Directional Filter Bank，DFB）将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数，也称为方向变换部分，详细原理如图2-11所示。Contourlet变换的最终结果是用类似线段的基结构来逼近原图像。LP分解和DFB都具有完全重构性，因此可以由变换系数得到完整图像。

图2-10 LP变换示意图

图2-11 DFB变换示意图

虽然Contourlet变换是一种灵活的多分辨率、多方向性的变换，允许每个尺度上有不同数目的方向。但是，由于在LP和DFB两个阶段都进行了下采样操作，使得图像

Contourlet系数的冗余度大大降低（冗余度仅为1.33），从而使该变换缺乏平移不变性，因此在图像去噪时会出现明显的振铃效应，导致图像失真。Ramin Eslami和Hayder Radha于2004年提出小波-Contourlet变换，他们在Contourlet变换的基础上，使用小波变换代替LP变换做子带分解。小波变换每一级都将上一级的低频分量再分解为低频和LH、HL、HH共3个高频部分。然后，每个高频子带被方向滤波器在 $2N$ 个方向上分解，将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数。

2.3.2 复轮廓波变换

CT所使用的多尺度分解和方向滤波器都存在下采样行为，使得该变换在进行图像处理时产生频率混淆和平移易变性。因此刘帅奇、胡绍海和肖扬曾提出了用CCT来克服这个缺点。CCT采用DTCWT级联NSDFB的方法构造而成，由于DTCWT具有移不变性，且NSDFB不存在下采样行为，因此CCT也具有移不变性。

DTCWT的系数采用两棵独立实滤波器树实现，既具有复小波的优良性质又可完全重构原始信号。由4个可分离二维离散小波变换系数的和与差并行计算，可以得到二维DTCWT的6个方向系数，使二维DTCWT兼具了移不变性和方向选择性。即当图像经过二维DTCWT分解时由2个低频子带和6个高频子带产生。设DTCWT变换的基函数为，则二维图像 $f(x, y)$ 的二维DTCWT可表示为：

式中， i 表示分解尺度。在构造多尺度分解金字塔时，为了便于下一级尺度分解，两个低频子带被合并为一个低频子带。

刘帅奇等人采用DTCWT级联NSDFB直接构造CCT，即先对图像进行DTCWT分解，然后对分解的高频系数进行NSDFB滤波。NSDFB滤波是在等效易位原理的基础上，利用互补扇形滤波器作为基本模块的非下采样方向滤波器。设为非下采样方向滤波器第 l 方向子带基函数，其中 U 为上采样矩阵，由式(2-41)可以得到第 j 尺度上CCT的方向子带空间的基函数如下：

其中 $0 \leq k \leq 2^l$ ， $m \in \mathbb{Z}^2$ ， $n \in \mathbb{Z}^2$ 。

由式(2-42)和DTCWT的移不变性可知CCT具有移不变性，且与拉普拉斯变换相比，DTCWT的方向数多出了5个，因此获得的图像表达系数更稀疏。下面将标准图像

Lena的CT和CCT分解后子图像的直方图进行比较，如图2-12所示。实验过程中CT和CCT的分解层数为3，方向滤波器的分解数为2、4、8，横坐标为变换系数绝对值，纵坐标为系数绝对值出现的频率数。从两者的纵坐标来看，CCT分解系数接近0的个数比CT更多。因此，从稀疏角度来说，CCT比CT更具优越性，能更稀疏地表示原图像。对于变换域图像融合算法，变换越稀疏，能量函数就能更好地表示图像的清晰度，从而得到的融合图像质量更高。

图2-12 CCT和CT变换后系数直方图比较

为了更好地说明CCT在图像融合中的优越性，下面利用CCT替换屈小波等人提出的改进拉普拉斯能量和尖锐频率局部化Contourlet域多聚焦图像融合方法（简称为CSCT-SML）中的SFLCT进行图像融合，该新方法可以称做CCT-SML。由于本文中采用的融合策略与屈小波等人的方法相同，因此图像融合的效果仅取决于CCT与CSCT在图像融合中贡献的大小。实验中两种变换的分解层数都为4，各层方向滤波器分别有4、8、8、16个方向子带。如图2-13a、图2-13b是测试图像，图2-13c、图2-13f是经过CSCT-SML和CCT-SML融合后的图像，而图2-13d、图2-13e是CSCT-SML融合图像与源图像的差图，图2-13g、图2-13h则是CCT-SML融合图像与源图像的差图。

图2-13 CCT的作用

融合图像减去源图像中的清晰部分得到的残差图像中残留的图像特征越少，说明该方法把源图像的特征转移到融合图像中越多，融合方法越成功。可以看到，图2-13d、图2-13e、图2-13g、图2-13h中标记的模糊边缘就是由伪吉布斯效应造成的，这显然降低了融合图像的视觉效果。为了更清楚地描述CCT的作用，利用图2-14显示图2-13中矩形区域放大部分。图2-14a和图2-14b是图2-13d和图2-13g中标

记的矩形的放大图，图2-14c和图2-14d是图2-13e和图2-13h中标记的矩形的放大图。

图2-14 图2-13中标记的矩形中图像的放大图

对比图2-14a和图2-14b可以发现，基于CCT的融合算法可以更好地将源图像的细节转移到融合图像中。对比图2-14c和图2-14d可以发现，基于CCT的融合算法可以抑制人造纹理的产生，同时还发现，虽然CSCT-SML通过CS算法可以很大程度上弥补CT缺乏移不变性的缺点。但是，在纹理稍为丰富的小钟表刻度盘附近还是产生了人造纹理，而CCT则通过自身的移不变性克服了这种缺陷。更为重要的是CCT的计算效率很高，其计算复杂度与CT变换相同，比其他的基于非下采样滤波器的CT变换（如NSCT）的计算复杂度要低很多。而与通过CT结合CS的融合算法相比，基于CCT的图像融合算法不需要对每个平移图像进行基于CT的融合，因此计算速度要快倍，其中表示循环平移的次数。因此CCT算法是适合应用于图像融合的。

2.3.3 向导滤波

最近边缘保持滤波算法的研究成为了图像处理中的研究热点。向导滤波具有边缘保持能力的平滑滤波在对图像滤波的过程中不会对图像的强边缘造成模糊，因此避免了在滤波的过程中引入人造纹理。向导滤波是最近新提出的一种边缘保持滤波算法，它是一种线性的滤波算法，且其计算时间不依赖于滤波核大小，因此该滤波方法可以很好地应用到图像处理领域。

使用向导滤波的过程中包含向导图 I 、输入图像 p （即需要滤波的图像）以及输出图像 q ，其中 I 与 p 可以是同一张图像。向导滤波的关键假设就是向导图 I 与输出图 q 之间的局部线性模型：

其中， a_k 、 b_k 为线性系数， i 为像素索引， ω_k 为以向导图 I 中一点 k 为中心的大小为 $(2r+1) \times (2r+1)$ 的局部窗。

这时，图像的边缘保持滤波问题则转换为如下的最优化问题，即在满足公式（2-43）中的线性关系的同时，使 q 与 p 的差别最小，即令式（2-44）最小。

式中 ε 表示归一化因子，则可以使用线性回归求公式（2-44）的解：

式中， \bar{I} 和 σ_I^2 表示 I 在局部窗口 ω_k 中的均值和方差。 $|\omega|$ 是窗口内像素数， \bar{p}_k 表示 p 在窗口 ω_k 中的均值。

为了使式（2-43）中的 q_i 的计算量不随局部窗口的变化而发生变化，在求得 a_k 和 b_k 后对其在局部窗口中进行均值滤波，即

其中， a_i 和 b_i 分别代表 a_k 和 b_k 在局部窗口中的均值，即

为了简单起见，本书采用 $G_{r,\varepsilon}(p, I)$ 表示向导滤波，这里 r 表示滤波核的大小， ε 表示归一化因子， p 表示输入的图像，而 I 则表示向导图像。

在多聚焦图像融合中，空间连续性的问题最容易发生在源图像中清晰部分和模糊部分交界的地方。为了清晰地描述向导滤波的作用，本节选择直接将一幅图像沿对角线分割成两幅图像，这样每幅图像都有一半非常清晰，也有一半极度不清晰。在融合时，观察融合图像与源图像的差图即可得到相应的结论。实验中采用的融合算法为上述的CCT-SML和本节的GF-CCT-SML算法（具体实现见后文），CCT的分解尺度和分解方向数与上述实验相同。如图2-15a是左半边图像，图2-15b是右半边图像。图2-15c至图2-15e为基于CCT-SML得到的融合图像及与源图像的差值图像；图2-15f至图2-15h为GF-CCT-SML得到的融合图像及与源图像的差值图像。

对比图2-15d和图2-15g可以发现，图2-15g显示的差图比图2-15d的效果更好，具体表现在对角线附近和对角线左下方比较平滑，没有太多的纹理和成片的阴影区域。这充分地说明通过向导滤波来增强图像的空间连续性继而抑制相应的人造纹理和增强融合图像的灰度层次是有效可行的。对比图2-15e和图2-15h，可以得到同样的结论。因此，将向导滤波应用到图像融合中可以增强融合图像的空间连续性。

图2-15 向导滤波的作用

2.3.4 基于轮廓波变换图像融合算法

图像融合最重要的两个目的是尽可能多地保留不同源图像的信息和不引入人造纹理，目前基于变换域的图像融合算法主要通过应用不同的能量函数构造源图像的权重进行图像融合，虽然能够较好地保留各源图像的细节，但是由于对变换域的高低频系数进行融合时往往不考虑其空间连续性，因此融合后的图像往往会引入人造纹理，这严重地影响了图像融合的视觉效果。为了增加融合图像的空间连续性，李树涛、康旭东等人提出了一种基于向导滤波的两尺度图像融合算法，该算法首先利用向导滤波对产生的融合选择图参照原始图像进行滤波，然后进行加权求和得到融合图像，实验结果表明该算法取得了较好的效果。本书采用该策略解决人造纹理引入的问题。但是，可以看到李树涛、康旭东等人提出的算法仅仅将图像划分成了高频和低频两个尺度，而没有采用任何多尺度几何变换进行频域分解，因此该算法并没有很好地利用多尺度几何变换的时频优势。因此，可以结合CCT和向导滤波各自的优势提出一种基于向导滤波的CCT域图像融合方法，该方法首先使用CCT分解将要进行融合的源图像，然后对分解以后的低频系数采用基于向导滤波的均值融合策略，而对高频系数进行基于向导滤波的改进拉普拉斯能量和模取大的融合策略，最后通过CCT的反变换得到融合图像。实验结果表明，与变换域的融合算法和基于向导滤波的两尺度融合算法相比，该算法所得到的融合图像的视觉效果得到了明显地提升，且融合后的客观评价指标也有一定的改善。

基于变换域的多聚焦图像融合一般采用区域能量函数进行融合系数选择，视觉系统对单个像素并不敏感，而对图像的边缘、方向和纹理等信息比较敏感。因此，基于区域能量的融合策略可以很好地满足视觉系统的特性，可有效地区分不同源图像的聚焦度，从而得到较好的融合效果。屈小波等人提出了一种区域能量函数——改进的拉普拉斯能量和函数（Sum-Modified-Laplacian，SML），与图像的区

域梯度能量函数和拉普拉斯能量函数相比，该函数能更好地区分源图像的聚焦度。因此，本节的算法可以利用CCT进行图像尺度分解，然后采用向导滤波平滑图像融合的选择系数图，使融合以后的图像具有更好的空间平滑性。

下面将描述基于轮廓波的图像融合算法不失一般性。设图像A和B具有不同聚焦点的源图像，而融合后的图像为F，显然易于将其推广到多幅图像融合中。

首先，对图像A和B进行CCT分解，得到对应的CCT系数为和，不特指的情况下CCT系数为，其中 l 和 d 分别表示分解的尺度和方向，当 l 为0的时候表示低频系数，否则表示高频系数， k 表示像素点位置，则 k 点的SML定义如下：

其中， ω_k 表示以点 k 为中心的矩形窗，令 $i = (x, y)$ ，则有：

式 (2-51) 中， $step$ 代表像素间的可变间距。一般 $step$ 等于1。

其次，对低频系数和采用基于向导滤波的均值加权融合规则，先生成两个与系数矩阵大小相同且初值为0.5的矩阵 $mapA$ 和 $mapB$ ，利用向导滤波进行滤波，增加融合图像的空间连续性：

然后将 $mapA$ 和 $mapB$ 归一化，则通过下式可得融合后的低频系数：

注意：式中表示点对点的乘法。

然后，对高频系数和 (l 大于0) 采用基于向导滤波的SML取大融合规则进行融合，同样生产两个与系数矩阵大小相同且初值为0的矩阵 $mapA$ 和 $mapB$ ，通过式 (2-53) 计算这两个矩阵。

当然为了增强高频系数的空间连续性，同样需要对mapA和mapB进行向导滤波，如式（2-54）所示。

然后将mapA和mapB归一化，则通过下式可得融合后的高频系数：

注意：式中 \times 表示点对点的乘法。

最后将得到的低频融合系数和高频融合系数经过CCT的反变换重构得到融合图像。综上所述，其融合过程如图2-16所示，为了方便描述，本节的算法简称为GF-CCT-SML。

图2-16 基于向导滤波的复轮廓波域图像融合框架

2.3.5 实验结果分析

为了有效全面地评估本节算法（GF-CCT-SML）在图像融合中的性能，这里选择如图2-17所示的两幅常用的多聚焦图像（测试图像来自imagefusion.org）测试所提出的算法，并且从主观和客观两方面与其他流行的融合算法进行对比。客观评价指标采用 $Q^{AB/F}$ 、MI和SF进行度量。 $Q^{AB/F}$ 衡量有多少边缘信息从源图像转移到了融合图像，MI计算源图像有多少信息转移到了融合结果中，而SF度量图像空间域的总体活跃度。这3个指标的值越大表明融合图像越清晰、融合性能越好。

图2-17 测试图像

图2-17 测试图像（续）

说明：图2-17a和图2-17e为不同聚焦度下钟表的测试图像；图2-17b和图2-17f为不同聚焦度下飞机的测试图像；图2-17c和图2-17g为不同聚焦度下实验室测试图像；图2-17d和图2-17h为不同聚焦度下桌子的测试图像。

GF-CCT-SML算法将与多位学者提出的CSCT-SML算法，基于Shearlet变换与PCNN结合的多聚焦图像融合算法（简称为ST-PCNN）、基于NSCT与FRFT结合的图像融合算法（简称为NSCT-FRFT）、基于向导滤波的图像融合算法（简称为GFF），以及基于非下采样Shearlet变换的图像融合算法（简称为NSST）进行比较。实验中，本节算法CCT的分解层数为4层，其中各层方向滤波器分别有4、8、8、16个方向子带，通过实验确定 r_1 和 ε_1 与参考文献[44]相同，而 $r_2=3$ 、 $\varepsilon_2=1$ 。而其他比较算法的参数则保持原作者所采用的参数。本节的实验所使用的计算机处理器为Intel（R）Core i5-3230M CPU@2.6GHz，内存为6GB，操

作系统为Windows 7的64位系统，运行软件为MATLAB 2012A。

如图2-18为对图2-17a和图2-17e所展示的Clock测试图像进行各种融合算法后的效果对比。

图2-18 Clock多聚焦测试图像和各方法的融合效果

图2-18 Clock多聚焦测试图像和各方法的融合效果（续）

说明：图2-18a至图2-18r为CSCT-SML、ST-PCNN、NSCT-FRFT、GFF、NSST和本节算法融合图像，图2-18g至图2-18l为各融合图像与图2-17a的差图，图2-18m至图2-18r为各融合图像与图2-17e的差图。

图2-18源图像是一组比较复杂的源图像，清晰部分和模糊部分有交集，因此处理起来有一定的难度。对比融合图像中大的钟表的左上角和大的钟表数字8附近的区域（放大查看效果更好），可以看到本节的算法通过利用图像的空间连续性克服了CSCT-SML、ST-PCNN、NSCT-FRFT、NSST算法在融合图像中引入的些许人造纹理。与GFF相比，本节的算法得到的融合图像的灰度层次更为清晰，两者在差图上的反映尤其明显，这主要是因为该算法引入了多尺度几何变换CCT进行尺度分解，利用其良好的时频局部化特性改善了融合图像的灰度层次感和清晰度。对比各种算法的差图可以发现，本节的算法比其他算法得到的效果都好。综合来看，基于CCT的算法的视觉效果最好，产生的人造纹理最少，即该算法具有明显的抑制人造纹理的作用，这主要归功于在变换域引入向导滤波带来的空间连续性的作用。除了主观视觉效果外，本节还从4个客观指标来考察不同融合方法的性能，如表2-1所示。从表中可以看出，本节所描述的算法在 $Q^{AB/F}$ 、MI和SF这3个指标上的取值都是最高的，与次优的指标相比， $Q^{AB/F}$ 、MI和SF算法分别提高了0.81%、2.62%和0.12%，充分说明了本节

的算法既兼顾了两幅不同的聚焦图像的信息，又充分保留了两者的空间信息。

表2-1 图2-18中不同图像融合算法的客观评价指标

与CSCT-SML和ST-PCNN相比，本节所介绍的算法在保留源图像的信息方面有着巨大的进步，主要表现在客观指标MI分别提高了11.72%和10.34%，这主要归功于CCT的平移不变性和向导滤波的空间平滑作用。与NSCT-FRFT相比，本节的算法在3个客观指标上分别提高了2.67%、2.62%和2.33%，而与NSST相比，本节的算法在3个客观指标上分别提高了2.86%、4.41%和2.72%，由于CCT与NSCT、NSST都具有移不变性，因此我们认为这些指标的提升主要归功于在变换域引入向导滤波为融合图像所带来的空间信息的作用。与NSST、CSCT-SML、ST-PCNN和NSCT-FRFT相比，本节的算法分别快了2倍、8倍、696倍和176倍，充分说明本节算法的计算效率比较高，这主要归功于CCT的构造方式存在的冗余较少，且向导滤波的计算复杂度为 $O(N)$ （ N 为像素数）。

由于文献[44]中提出GFF是一种基于空域的多尺度变换算法，所以其速度非常快，实验表明本节的算法计算速度比GFF慢了一倍。但是，从表2-1中可以看到，本节的算法在3个客观指标上分别提高了1.40%、6.53%和1.10%，这主要归功于多尺度几何变换的应用，这也说明基于向导滤波的CCT域图像融合算法不仅可以更好地利用源图像的空间信息，还可以很好地利用变换域图像融合优良的性质。

图2-17b和图2-17f为Airplane测试图像，图2-19a至图2-19r展示了对测试图像进行各种融合算法后的效果对比。该组源图像是一组比较简单的源图像，清晰部分和模糊部分是分开的没有交集，因此处理起来较为简单，表2-2中的客观指标普遍偏高也可以说明这个问题。

图2-19 Airplane多聚焦测试图像和各方法的融合效果

图2-19 Airplane多聚焦测试图像和各方法的融合效果
(续)

说明：图2-19a至图2-19r为CSCT-SML、ST-PCNN、NSCT-FRFT、GFF、NSST算法和本节算法的融合图像；图2-19g至图2-19l为各融合图像与图2-17b的差图；图2-19m至图2-19r为各融合图像与图2-17f的差图。

对比融合图像中上、下飞机的头部和尾部附近的区域（放大查看效果更好），与图2-18的融合效果类似，可以看到本节的算法利用图像的空间连续性克服了CSCT-SML、ST-PCNN、NSCT-FRFT和NSST在融合图像中引入的人造纹理。而与GFF相比，本节算法得到的融合图像灰度的层次更为清晰，在两者的差图上反映得尤其明显，这主要是因为本节引入了多尺度几何变换CCT进行尺度分解，利用其良好的时频局部化特性改善了融合图像的灰度层次感和清晰度。然后对比各种方法的差图可以发现，本节产生的人造纹理极少，使源图像中清晰部分的绝大部分内容得以保留。如表2-2所示的客观指标可知，本节提出的算法除了计算时间外，所有的指标都是最好的，本节提出的算法在 $Q^{AB/F}$ 、MI和SF这3个指标与次优的指标相比分别提高了0.16%、2.88%和0.01%，充分说明了该算法即使对比较简单的多聚焦图像融合得到的融合效果也有所提高，最明显的表现在MI指标的提高上，这说明本节的算法充分地保留了源图像的空间信息。

表2-2 图2-19中不同图像融合算法的客观评价指标

图2-20a至图2-20r展示了对图2-17c和图2-17g为Lab测试图像进行各种融合算法后的效果对比。

图2-20 Lab多聚焦测试图像和各方法的融合效果

图2-20 Lab多聚焦测试图像和各方法的融合效果（续）

说明：图2-20a至图2-20r为CSCT-SML、ST-PCNN、NSCT-FRFT、GFF、NSST算法和本节算法的融合图像；图2-20g至图2-20l为各融合图像与图2-17c的差图；图2-20m至图2-20r为各融合图像与图2-17g的差图。

与图2-18和图2-19的融合效果类似，可以看到本节介绍的算法利用图像的空间连续性克服了CSCT-SML、ST-PCNN、NSCT-FRFT和NSST算法在融合图像中引入的人造纹理。而与GFF相比，本节的算法得到的融合图像灰度的层次更为清晰。对比各种方法差图可以发现，本节的算法得到的效果最好。从表2-3所示的客观指标可知，本节提出的算法除了计算时间外，所有的指标都是最好的，这充分地说明了本节算法的有效性。

表2-3 图2-20中不同图像融合算法的客观评价指标

如图2-21a至图2-21r展示了对图2-17d和图2-17h为Lab测试图像进行各种融合算法后的效果对比。

说明：图2-21a至图2-21r为CSCT-SML、ST-PCNN、NSCT-FRFT、GFF、NSST和本节算法的融合图像；图2-21g至图2-21l为各融合图像与图2-17d的差图；图2-21m至图2-21r为各融合图像与图2-17h的差图。

图2-21 Desk多聚焦测试图像和各方法的融合效果

图2-21 Desk多聚焦测试图像和各方法的融合效果（续）

对比融合图像和差图，可以看到本节所介绍的算法具有最好的视觉效果，在融合图像中几乎没有产生人造纹理，且成功地保留了源图像中清晰部分的绝大部分内容。从表2-

4中所示的客观指标可以看出，本节提出的算法除了计算时间外，所有的指标都是最好的。

表2-4 图2-21中不同图像融合算法的客观评价指标

综合图2-18至图2-21中各种融合算法的表现可得出，本节的算法不论是对复杂的多聚焦源图像进行融合，或是对简单的多源图像进行融合，都比只使用变换域融合算法和只使用向导滤波融合算法的效果有所提高。因此，本节所介绍的算法是一种适合于多聚焦图像融合的算法。

2.4 结合轮廓波变换与核范数最小化理论的多聚焦图像融合算法

本节结合轮廓波变换时频分离的优点，利用低秩矩阵的特点提出一种结合轮廓波变换与核范数最小化理论的多聚焦图像融合算法。首先，利用轮廓波对源图像进行分解；其次，利用核范数最小化理论对分解的低频系数进行融合；然后，利用改进拉普拉斯能量和模取大的融合策略对分解的高频系数进行融合；最后将融合后的系数进行轮廓波反变换得到融合后的图像。实验结果表明，该算法可以有效保留源图像的细节，抑制图像融合产生的人造纹理。

在X-let中，轮廓波变换作为一种固定基二维离散变换，其基本出发点是产生符合人类视觉特征的频率分割，从而有效地提取方向信息。该变换一经提出就被广泛地应用到各种图像处理中。由于Contourlet变换具有良好的方向分辨率，而且计算简单，因此该变换也被广泛地应用到多聚焦图像融合中。虽然这些算法取得了很好的融合效果，但是这些算法在进行融合时没有用到图像的基本特征，因此融合的图像存在图像扭曲和空间连续性差的问题。

灰度图像一般可以作为一个矩阵来进行研究和操作，随着矩阵理论和图像统计学的持续发展，近年来图像处理领域兴起了一种新的研究方法——基于低秩矩阵的图像处理方法，目前该类算法已经成为国内外研究的热点之一。自然图像通常具有低秩性，而模糊图像的低秩性被大大破坏，因此可以利用低秩矩阵逼近来进行图像融合。低秩矩阵逼近算法一般可以分为两类：低秩矩阵分解方法（Low Rank Matrix Factorization, LRMF）和核范数最小化方法

（Nuclear Norm Minimization, NNM）。由于LRMF不具有凸松弛性，因此去噪过程中的计算量较大，滤波效果有待提高。NNM有效地解决了LRMF计算量繁杂的问题，并且在一定的条件下可以得到优化问题的解析最优解，因此一经提出就得到了广泛的应用，如图像去噪和图像融合。

由于核范数最小化逼近算法可以有效地保持图像的连续性和纹理特性，因此我们在文献[69]所提出的算法中，结合核范数最小化与轮廓波变换进行图像融合算法。

2.4.1 核范数最小化理论

NNM对奇异值进行不同的软阈值操作，能够很好地保留图像中的信息和低秩结构特征。通常，将含有噪声的图像模型简化为如下的形式：

$$y=x+n \quad (2-56)$$

其中， y 为含噪图像， x 为清晰图像， n 为高斯噪声，设其噪声方差为 σ_n 。

首先对含噪图像 y 进行分块，设其中第 j 块为 y_j ；然后利用块匹配算法搜索与其相似的块；最后将这些相似块堆叠成一组，对每个参考块都进行上述操作，从而形成一个块组矩阵，并将其设为 Y_j 。则公式（2-57）的噪声抑制模型可以转化为：

其中， X_j 和 N_j 分别表示清晰图像和噪声所对应的块矩阵。由自然图像的统计特点可知， X_j 具有低秩性。则可以通过核范数最小化算法进行去噪，在核范数最小化算法中核范数的正则参数是一个常数，在求解过程中对每个奇异值的阈值操作都是相同的，解决最小化问题可用公式表示为：

其中，正则参数 λ 是正常数， Y 是已知矩阵， X 是要得到的近似 Y 的低秩矩阵。是Frobenius范数，设矩阵 $A=(a_{ij})$ ，则，是 X 的核范数。式（2-58）的全局最优解为：

其中，表示矩阵 Y 的奇异值分解，矩阵 U 和 V 满足 $UU^T=I$ ， $VV^T=I$ ，是矩阵 Y 的奇异值构成的对角阵，并且，的值按大小降序排列。是矩阵的软阈值操作，即对任一中的对角元素都有：

公式 (2-60) 所示的核范数最小化函数是一个凸函数，能够通过软阈值函数直接快速求解，这一优点使该算法广泛应用于低秩矩阵逼近求解问题中。本节就利用该模型进行图像融合。

2.4.2 图像融合算法

在图像融合过程中，融合规则是图像融合的核心，它的优劣会直接影响融合的效果，是图像融合中至今尚未很好解决的难点问题。图像轮廓波分解后的低频分量反映了源图像的近似特征，集中了源图像的大部分信息，而核范数最小化理论能够很好地保留图像的纹理信息和空间信息，因此可以用来进行低频系数融合；高频分量反映了图像的显著特征，如边缘、轮廓等，局部视觉敏感度高，视觉系统对单个像素并不敏感，而对图像的边缘、方向和纹理等信息比较敏感，因此基于区域能量的融合策略可以很好地满足视觉系统的特性。所以，本节采用文献中使用改进的拉普拉斯能量函数进行高频系数融合。

下面将描述本节的图像融合算法，不失一般性。设图像A和B为具有不同聚焦点的源图像，而融合后的图像为F，显然易于将其推广到多幅图像融合中。对图像A和B进行CT分解得到对应的CT系数为和，不特指的情况下CT系数为，其中 l 和 D 分别表示分解的尺度和方向，当 l 为0的时候表示低频系数，否则表示高频系数。下面分别对图像的低频和高频进行融合。

1. 低频融合规则

许多基于轮廓波变换的图像融合算法针对低频系数融合时，只简单地采用加权平均法或系数选大或选小，这种方法实现简单且计算量小，但是不能保证图像的融合质量。为了更好地保留源图像的空间信息和纹理信息，采用基于核范数最小化的算法进行低频系数同行。

矩阵的奇异值具有较强的稳定性，当矩阵有较小的变化时，奇异值的变化不会大于矩阵的2-范数。矩阵奇异值有比例不变性和旋转不变性，它能表示图像的代数特征，也可以说明图像的灰度信息，当奇异值越大时图像的信息量就越多。不失一般性，可以知道较大的奇异值包含了源图

像主要的图像信息，相当于是图像的近似部分；但是较小的奇异值包含的信息很少，可以看作是图像的细节部分。

为了得到源图像中包含的主要图像信息，对源图像低频部分组成的块组矩阵奇异值分解后得到的奇异值进行大小比较，选取奇异值较大的源图像低频部分组成的块组矩阵作为融合图像对应块组矩阵，如果奇异值相等，则利用两组图像低频部分的均值作为融合图像对应块组矩阵。

首先，对图像的低频部分和进行分块，然后通过块匹配搜索它们的非局部相似块。再将这些相似块堆叠成一组，对每个参考块都进行上述操作，从而形成块组矩阵，以 X_A 和 X_B 表示，然后获取 X_A 和 X_B 的共享相似块。设 $X_{A(r)}$ 是中属于 X_A 的相似块构造的块组矩阵， $X_{B(r)}$ 是中属于 X_B 的相似块构造的块组矩阵。而且是 $X_{A(r)}$ 的奇异值分解，是 $X_{B(r)}$ 的奇异值分解。用 $X_{F(r)}$ 表示中属于 X_F 的相似块构造的块组矩阵，则

其中， $i=1, 2, \dots, r$ ，最后运用加权核范数最小化算法得到融合后的低频系数，本节选取的 r 的取值为7。

2.高频融合规则

图像的高频部分抽取了与边缘相关的感知信息，其系数值均在0值附近。其中较大的值对应变化剧烈的部分，如边缘、线和区域边界等。本节采用改进的拉普拉斯能量和取大的融合策略进行高频系数融合。

设 k 表示图像的像素点位置，那么 k 点的拉普拉斯能量和定义为。其中 ω_k 表示以像素点 k 为中心的矩形窗，定义 $i=(x, y)$ ，则有：

式中， $step$ 代表各个像素之间的可变间距。一般， $step$ 等于1。

然后，对分解得到的高频系数和（ $l > 0$ ）采用基于向导滤波的SML取大的融合规则进行图像融合，则融合规则如下：

其中，表示融合后的高频系数。

最后通过轮廓波逆变换得到最终的融合图像F。

2.4.3 实验结果与分析

为了全面有效地评估本节算法在图像融合中的性能，本节选择了常用的多聚焦图像测试集（如图2-22所示）进行算法测试，并且与其他流行的融合算法从主观和客观两方面进行图像融合的比较。本节采用 $Q^{AB/F}$ 、MI和SF这3种客观指标对图像融合的质量进行评价。其中， $Q^{AB/F}$ 可以用来评价源图像中边缘信息的保留情况，MI可以评价源图像中图像信息的保留情况，而SF则用来评价融合图像空域的总体活跃度。3种指标的值越大表明融合图像越清晰、融合性能越好。

图2-22 测试图像

说明：图2-22a和图2-22d为不同聚焦度钟表的测试图像；图2-22b和图2-22e为不同聚焦度实验室测试图像；图2-22c和图2-22f为不同聚焦度桌子的测试图像。

本节采用的对比算法为多位学者提出的结合向导滤波与复轮廓波变换的多聚焦图像融合算法（CCT-GFF）、基于向导滤波的图像融合算法（GFF）、基于非下采样Shearlet变换与PCNN结合的多聚焦图像融合算法（NSST-PCNN），以及基于NSCT与FRFT结合的图像融合算法（NSCT-FRFT）。实验中本节算法CT进行了4层分解，每层方向数分别为8、8、8、16。而其他比较算法的参数则保持原文所采用的参数。本节的实验所使用的计算机规格为处理器Intel (R) Core i7CPU@3.1GHz、内存8GB、操作系统为Windows 7的64位系统、程序运行软件为MATLAB 2014A。

如图2-23所示为Clock测试图像（图2-22a和图2-22d）的各融合算法效果对比图。对比图2-23中融合图像大钟表左上角和大钟表数字8附近的区域（放大查看效果更好），可以发现CCT-GFF、NSST-PCNN、NSCT-FRFT算法在融合图像中引入的些许人造纹理，在本节算法中并没有。与

GFF相比，本节算法得到了具有更丰富灰度层次的融合图像（在差图上的体现尤其明显）。对比各方法的差图可以发现，本节算法比其他算法具有更好的图像融合效果。因此，本节算法的视觉效果最好，产生的人造纹理最少。

图2-23 Clock图像的融合效果

图2-23 Clock图像的融合效果（续）

说明：图2-23a至图2-23o为CCT-GFF、GFF、NSST-PCNN、NSCT-FRFT算法和本节算法的融合图像；图2-23f至图2-23j为各融合图像与图2-22a的差图；图2-23k至图2-23o为各融合图像与图2-22d的差图。

除了融合图像视觉效果比较好以外，本节算法还具有较高的客观指标，如表2-5所示。由表可知，本节算法在3个客观指标上都是最好的，与次优的指标相比， $Q^{AB/F}$ 、MI和SF分别提高了0.81%、2.62%和0.12%，这充分的说明了本节的算法既兼顾了两幅不同的聚焦图像的信息，又充分的保留了两者的空间信息。

表2-5 图2-23中不同图像融合算法的客观评价指标

如图2-24a至图2-24o展示了对Lab测试图像（图2-22b、图2-22e）进行融合的各算法效果对比图。

图2-24 Lab多聚焦测试图像和各方法的融合效果

说明：图2-24a至图2-24o为CCT-GFF、NSST-PCNN、NSCT-FRFT、GFF算法和本节算法的融合图像；图2-24f至图2-24j为各融合图像与图2-22b的差图；图2-24k至图2-24o为各融合图像与图2-22e的差图。

与图2-23的融合效果类似，可以看到本节算法不仅抑制了人造纹理的生成，而且得到的融合图像具有更丰富的灰度

层次。并且对比各方法的差图可以发现，本节算法得到的效果最好。同样，计算各算法的客观指标，如表2-6所示，可知本节算法的所有客观指标都是最好的，从而说明了本节算法的有效性。

表2-6 图2-24中不同图像融合算法的客观评价指标

如图2-25a至图2-25o展示了对Desk测试图像（图2-22c、图2-22f）进行融合各算法的效果对比图。

图2-25 Desk多聚焦测试图像和各方法的融合效果

说明：图2-25a至图2-25o为CCT-GFF、NSST-PCNN、NSCT-FRFT、GFF算法和本节算法的融合图像；图2-25f至图2-25j为各融合图像与图2-22c的差图；图2-25k至图2-25o为各融合图像与图2-22f的差图。

图2-25 Desk多聚焦测试图像和各方法的融合效果（续）

对比融合图像和差图可以看到，本节的算法具有最好的视觉效果，在融合图像中几乎没有产生人造纹理，并且成功地保留了源图像中清晰部分的绝大部分内容。从表2-7所示的客观指标可以看出，本节提出的算法中所有的指标都是最好的。

表2-7 图2-25中不同图像融合算法的客观评价指标

综合图2-23至图2-25中各种融合算法的表现，本节的算法不论是对复杂的多聚焦源图像进行融合，亦或是对简单的多源图像进行融合，都提高了融合图像的效果，因此本节的算法是一种适合于多聚焦图像融合的算法。

2.5 本章小结

本章主要介绍了多聚焦图像融合的一些算法，主要包括基于小波变换的多聚焦图像融合和基于轮廓波变换的多聚焦图像融合，通过实验验证等方式，给出了这些算法的优势，为学习者提供了更好的参考。

第3章 基于剪切波和 Smoothlet 的多聚焦图像融合

Contourlet为图像提供了灵活的多分辨率和多方向分解。但是，由于Contourlet变换的方向滤波器组中进行降采样和上采样，因而其不具备平移不变性，导致Contourlet变换应用于图像融合时容易引入伪吉布斯现象，以及由于采用非理想滤波器，在图像岭脊处容易产生模糊伪影。SFLCT作为Contourlet变换的一种改进形式，虽解决了频率局域化问题，但仍容易引入伪吉布斯现象。NSCT作为Contourlet变换的另一种改进形式，虽然具有平移不变性，能够克服伪吉布斯现象，但数据运算量大，运行时间长。为此，Guo和Labate通过具有合成膨胀的仿射系统构造了一种接近最优的多维函数稀疏表示方法：Shearlet。

与其他多尺度几何变换相比，Shearlet变换致力于构建最优逼近意义下的高维函数表示，它具有接近最优的非线性误差逼近阶，而且具有简单的数学结构和良好的方向表示性能，反变换时也不需要进行逆扇型滤波器组变换，但Shearlet变换的离散化过程通过下采样策略实现，因而不具备平移不变性。NSST作为Shearlet变换的一种改进形式，具有平移不变性和较强的方向选择性，可以克服Shearlet变换的Gibbs效应，具有更优越的图像处理性能，能够更好地满足后续各种处理的要求。

3.1 剪切波变换基础知识

Shearlet变换克服了小波变换不能最优表示图像和对Curvelet离散化很困难及Contourlet不符合MGA理论的缺陷，其图像逼近阶数与Curvelet，但实现更简单灵活。

3.1.1 剪切波变换

Guo和Labate等人通过经典仿射系统理论把几何与多分辨率分析结合起来提出了合成小波理论。当维数时，具有合成膨胀的仿射系统为：

式中， A 和 B 均为二维可逆方阵，且 $|\det B|=1$ 。若对于任意的 f ， g ，都构成一个Parseval框架（也叫紧支撑框架），即

则称中的元素为合成小波。其中，矩阵 A^j 与尺度变换相关联，矩阵 B^l 与区域保持的几何变换相关联，如旋转与剪切变换。这种结构允许我们不仅可以像小波一样构造基元素在各个尺度和位置上的Parseval框架，还可以构造基元素在各个方向上的Parseval框架。

本书采用的是一种特殊的合成小波，也称Shearlet变换。即令式(3-1)中的为各向异性的膨胀矩阵，为剪切矩阵。对于任意令为：

其中， $\mathcal{F}_1, \mathcal{F}_2, \mathcal{F}_3$ 的频率支撑集为：

即每个元素的支撑集为一对梯形区域，大小约为 $2^{2j} \times 2^j$ ，斜率为 $L2^{-j}$ ，如图3-1所示。

设为水平锥，对于任意，函数集形成的频域剖分示意图如图3-2所示。注意 D_0 是实线部分，且可知下面的集合为上的Parseval框架。

同理可以构造出图3-2中的另一半，即由垂直锥 D_1 张成的虚线部分，其中 D_1 为

令并且为

于是可以得到 $L^2(D_1)$ 上的一个Parseval框架：

因此， f 的连续Shearlet变换^[57]定义为：

式中，。

综上所述，Shearlet变换具备如下数学特性：

- Shearlet变换具备良好的局部性；
- Shearlet变换具备抛物线式的尺度关系；
- Shearlet变换具备良好的方向敏感性；
- Shearlet变换具备空间局域性；
- Shearlet变换具备接近最优稀疏表示特性。

图3-1 的频域支撑区间

图3-2 Shearlet变换频谱剖分图

3.1.2 离散剪切波变换

对于任意，剪切波的傅立叶变换可以表示为

其中， ϕ 是Shearlet局部剖分窗函数。

满足：

式中， D_0 和 D_1 的定义同上节。Shearlet局部剖分窗函数分别如式 (3-11) 和式 (3-12) 所示。

那么，Shearlet变换的计算公式为：

式 (3-13) 有两种离散实现方式：时域实现与频域实现，下面将详细介绍。

1. 频域实现

假定一个 $N \times N$ 大小的图像包含有限个像素值，其中。对任一图像，令 \hat{f} 代表其二维离散傅立叶变换。

首先，在离散域中计算，在尺度 j 上本节采用拉普拉斯金字塔算法，将上一级的系数分解成一个为四分之一大小的低频系数及一个高频系数。这里 $0 \leq n_1, n_2 < N_j - 1$ ，且 $N = 2^{-2j}$ 为第 j 尺度上的尺寸，即可得：

其次，实现Shearlet变换的方向局部化，首先定义伪极坐标系 (u, v) ，将与 (u, v) 建立如下映射关系：

那么，可得到，而且当 $l = 1 - 2^j, \dots, 2^j - i$ 时，有：

通过观察式 (3-16) 可知：通过窗函数的简单平移即可获得不同方向的剪切波系数。

综上所述，离散Shearlet变换的频域实现算法过程如下：

- (1) 对图像采用拉普拉斯金字塔变换，将分解为一个低频子带和一个高频子带。
- (2) 将由笛卡尔坐标系映射到伪极坐标系上，并在伪极坐标系上计算其傅立叶变换，生成矩阵。
- (3) 对矩阵进行带通滤波。
- (4) 将变换后的系数从伪极坐标系反射到笛卡尔坐标系上，并对其进行二维离散傅立叶逆变换，获得Shearlet变换系数。

如图3-3给出了离散Shearlet变换分解的过程。

图3-3 离散Shearlet变换分解过程

为了更清晰地理解Shearlet变换的结构特点，图3-4给出了Shearlet变换对Cameraman图像进行两层分解的示意图。第一层分解为4个方向，第二层分解为8个方向，对应于图3-3中不同的方向子带。图3-4a为源图像，图3-4b为低频分解图像，图3-4c至图3-4f为Shearlet变换第一层分解图像，图3-4g至图3-4n为Shearlet变换第二层分解图像。为了方便对比，将源图像和所有分解图像以相同大小显示。

图3-4 Cameraman图像两层Shearlet分解示意图

图3-4 Cameraman图像两层Shearlet分解示意图 (续)

2. 时域实现

令代表一个频域窗函数，例如，为笛卡尔坐标系到伪极坐标系的映射。那么在离散傅立叶域的剪切波系数可以通过式 (3-17) 计算。

式中， g_j 表示伪极坐标上的函数，表示伪极坐标上的脉冲响应函数的离散傅立叶变换。式 (3-17) 成立的条件是可以描述为元素满足的矩阵S的形式。于是可以在笛卡尔坐标系下计算，其中：

本书采用Meyer窗，求得之后，再经逆傅立叶变换后即可得到Shearlet变换的系数。

3.1.3 非下采样剪切波变换

NSST的离散化过程主要分为两步：多尺度分解和方向局部化。多尺度分解是通过非下采样金字塔滤波器组实现的，图像经级非下采样金字塔滤波器分解得到1个低频和个高频子带图像，而且每个子带图像均与原图像大小相同。方向局部化是通过剪切滤波器实现的。标准的剪切波变换中使用的剪切滤波器是在伪极化坐标系中通过窗函数的平移操作实现的，此过程中包含下采样操作，因而不具有平移不变性。而NSST将标准的剪切滤波器从伪极化网格系统映射回到笛卡尔坐标系统，从而有效地摒弃了下采样操作实现其平移不变性。具体实现过程如下：

- (1) 采用非下采样金字塔分解将图像分解为低通图像和带通图像。
- (2) 对带通图像构建Meyer窗，进行方向局部化，获得不同的方向子带。
- (3) 对每一个方向子带进行傅立叶逆变换，以获得非下采样剪切波系数。

将NSST运用到多源图像融合领域，能够为融合后的图像提供更多的有用信息。同时由于NSST分解和重构中不存在对源图像的下采样和上采样环节，因此其分解和重构过程中不会产生频率混叠现象，而且分解得到的所有子带图像与源图像大小相同。这些特性使得在后续的图像融合过程中既能有效减少图像的配准误差对融合效果的不利影响，又可以容易地找到各子带图像像素之间的对应关系，有利于提升融合效果。

3.2 基于剪切波的多聚焦图像融合算法

剪切波变换是一种新颖的多尺度几何分析工具，具有多分辨率、多方向性、效率较高等优点，相比小波变换、曲波变换、轮廓波变换等图像表示方法有其独特的优势。因此，基于剪切波变换的图像融合是本书着重介绍的内容。

3.2.1 基于剪切波变换的图像融合框架

由于剪切波变换的离散化过程是通过下采样策略实现的，因而不具备平移不变性，导致在奇异点处产生伪吉布斯效应，对图像融合结果产生很大影响。本节通过CS（Cycle Spinning，循环平移）来补偿Shearlet变换的平移不变性，称为CS-Shearlet。假定A、B和F分别为源图像和融合后的图像，ST和ST-1分别表示Shearlet变换和Shearlet逆变换， $CS_{x,y}(x \in X, y \in Y)$ 表示水平和垂直方向的循环平移操作， $X=\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 和 $Y=\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 分别表示水平和垂直方向上一系列的平移距离，h表示在Shearlet域的融合过程。那么，CS-Shearlet图像融合方法可以表示如下：

如图3-5给出了CS-Shearlet图像融合方法的框架。图像融合步骤如下：

- (1) 分别对多聚焦图像A和B进行水平或垂直方向平移。
- (2) 对平移后的多聚焦图像进行Shearlet分解，得到Shearlet域分解系数，其中， $a_{i,j}^k$ 和 $b_{i,j}^k$ 分别表示多聚焦图像A（或B）在l尺度k方向上（i，j）像素处的低频子带系数和高频子带系数。
- (3) 对低频子带系数和高频子带系数分别使用不同的融合策略，获得融合后的系数，其中， $c_{i,j}^k$ 和 $d_{i,j}^k$ 分别表示融合图像在l尺度k方向上（i，j）像素处的低频子带系数和高频子带系数。
- (4) 对融合后的系数进行逆Shearlet变换，然后进行逆平移，最后利用平移后融合系数重构融合图像F。

图3-5 循环平移Shearlet域图像融合框架

3.2.2 基于剪切波变换的图像融合规则

在图像融合过程中，根据什么样的准则来选择Shearlet域中的系数是影响图像融合质量的一个重要因素。融合规则的选取应根据源图像的类型及应用的目的进行选择。对于多聚焦图像，主要是选择变化剧烈的系数和来自源图像清晰部分的系数进行融合和重构。由于人眼视觉系统对单个像素并不敏感，而对图像的边缘、方向和纹理等信息比较敏感，因此文献[33]中给出了空间域内许多典型清晰度评价的融合性能对比，如图像的VAR（Variance，方差）、EOG（Energy of image gradient，梯度能量）、Tenengrad、EOL（Energy of Laplacian，拉普拉斯能量）、SML和SF，这些评价指标都被用来测量像素的聚焦程度。已有学者证明这些清晰度指标可以用来选择重构融合图像的变换域系数。因此，本节将这些清晰度指标引入Shearlet域，以重构Shearlet域融合系数。

1. Shearlet域系数区域清晰度指标

假定 C 表示以 (i, j) 为中心的大小为 $N \times N$ 的Shearlet域系数区域， $C(x, y)$ 代表区域 C 中 (x, y) 位置上的Shearlet域系数值，一般 N 取3。Shearlet域系数区域清晰度指标定义如下。

(1) Shearlet域系数区域VAR

VAR的定义为：

式中， \bar{C} 表示Shearlet域系数区域的期望。

(2) Shearlet域系数区域EOG

EOG的定义为：

其中： $C_x = C(x+1, y) - C(x, y)$ ， $C_y = C(x, y+1) - C(x, y)$ 。

(3) Shearlet域系数区域Tenengrad

Tenengrad的定义为：

其中， $\Delta S(x, y)$ 示该图像Sobel边缘的模。

(4) Shearlet域系数区域EOL

EOL的定义为：

其中：

(5) Shearlet域系数区域SML

由于本节是在Shearlet域定义变换系数的清晰度，因此ML (Modified Laplacian，改进的拉普拉斯) 和SML的定义如下：

式 (3-25) 中，step代表像素间的可变间距。一般取step=1。

(6) Shearlet域系数区域SF

SF的定义为：

其中，RF和CF分别为行频和列频。RF和RF的定义为：

2.低频系数融合规则

低频子带系数的融合，本节采用基于Shearlet域低频子带系数的简单平均、绝对值加权与区域清晰度加权的融合规则进行比较。

(1) 简单平均的融合规则

该方法是低频融合方法中最常用的方法。设 C_{AL} ， C_{BL} 和 C_{FL} 是源图像A、B和融合图像F对应于相同子带、相同方向、相同位置上的低频系数，那么该融合规则可表示为：

$$C_{FL} = (C_{AL} + C_{BL}) / 2 \quad (3-30)$$

(2) 绝对值加权的融合规则

假设， C_{AL} 、 C_{BL} 和 C_{FL} 的定义同（1），那么该融合规则可表示为：

其中，。

(3) 区域清晰度加权的融合规则

假设 C_{AL} 、 C_{BL} 和 C_{FL} 的定义同（1）， I_{AL} 、 I_{BL} 分别表示源图像A、B对应于相同子带、相同方向、相同位置上的Shearlet域低频子带系数的区域清晰度指标，各种区域清晰度指标的定义见上文。那么该融合规则可表示为：

其中。

3.高频系数融合规则

由于这些清晰度指标可以用来选择重构融合图像的变换域系数，因此源图像的高频子带融合时，仅需要选择清晰度指标值较大的系数作为融合图像的系数，并与基于Shearlet域高频子带系数绝对值取大的融合规则进行比较。

假设 C_{AL} 、 C_{BL} 和 C_{FH} 分别表示源图像A、B和融合图像F对应于相同子带、相同方向、相同位置上的高频系数，而 I_{AH} 和 I_{BH} 分别表示对应于相同子带、相同方向、相同位置上的Shearlet域高频子带系数的区域清晰度指标。本书采用基于高频子带系数 3×3 区域清晰度指标值取大的融合规则描述如下：

3.2.3 实验结果对比与分析

为了有效地评估Shearlet域高低频系数融合规则在图像融合中的性能，本节采用对基于高频子带系数区域SML清晰度值取大时不同低频融合规则，以及基于低频子带系数的简单平均时不同高频融合规则的Shearlet域融合方法，分别从主观和客观两方面进行对比，最后对效果最好的融合规则与其他变换方法进行对比，验证其有效性。

本节方法中Shearlet分解层数为4层，各层分别有6、10、10、18个方向子带，金字塔滤波器采用maxflat。实验的对象为经典的Clock图像，图像大小为 512×512 ，256级灰度。图3-6a和图3-6b分别为左侧聚焦和右侧聚焦的测试图像。

图3-6 Clock源图像

1. 基于不同低频融合规则的Shearlet域融合方法评价

为了评价不同低频融合规则的Shearlet域融合方法的融合效果，本节实验中的高频融合规则均采用基于子带系数区域SML清晰度值取大。为了方便起见，本节将基于Shearlet域低频子带系数的简单平均的融合规则简记为LAVE+HSML，基于低频子带系数的绝对值加权的融合规则简记为LABS+HSML，基于Shearlet域低频子带的系数区域清晰度评价指标加权的融合规则分别简记为LVAR+HSML、LEOG+HSML、LT+HSML、LEOL+HSML、LSML+HSML和LSML+HSF。采用基于这些融合规则的融合方法所得的融合图像及与源图像的差值图如图3-7a和3-7x所示。

图3-7 基于不同低频融合规则的Shearlet域融合方法的融合效果

图3-7 基于不同低频融合规则的Shearlet域融合方法的融合效果 (续)

图3-7 基于不同低频融合规则的Shearlet域融合方法的融合效果 (续)

从主观视觉效果来看，基于8种不同的低频融合规则的Shearlet域融合方法都能较好地融合源图像的清晰部分，清晰度相似。但LSML+HSML融合方法所得的融合图像边缘和细节保留丰富。差值图说明了LSML+HSML融合方法对聚焦部分获得了更好的融合。除了主观视觉效果外，我们还从第1章的7个客观指标来考察了不同变换方法的性能。表3-1中列出了上述8种融合方法的客观评价指标值。为了便于区分，各项指标的最佳值用粗体表示。

由表3-1中的AVG评价指标可以看出，融合图像的平均梯度非常接近，进一步验证了视觉效果中8种方法的融合图像清晰度类似这一观点。分析表3-1中的最佳指标可知，LSML+HSML融合方法所得的融合图像在7个指标上均为最优，验证了LSML+HSML融合方法所得的融合图像边缘和细节保留丰富，融合效果更好这一观点。

表3-1 基于不同低频融合规则的Shearlet域融合算法的客观评价指标

总的来看，基于LSML+HSML融合算法得到的融合图像细节更丰富，包含的信息量更大，图像融合效果最优。由此可知，SML不仅仅是空间域最好的清晰度指标，在Shearlet域也是非常高效的。低频融合规则的选择同样影响着多聚焦图像的融合效果。基于Shearlet域子带系数区域清晰度SML加权的低频融合规则为Shearlet域较好的低频融合规则，是较为适合Clock图像融合的Shearlet域低频融合规则。

2.基于不同高频融合规则的Shearlet域融合算法的评价

为了评价不同高频融合规则的Shearlet域融合算法的融合效果，本节实验中的低频融合规则均采用基于低频子带系数的简单平均。为了方便，本节将基于Shearlet域高频子带系数绝对值取大的融合规则简记为LAVE+HABS，基于Shearlet域高频子带的系数区域清晰度评价指标值取大的融合规则分别简记为LAVE+HVAR、LAVE+HEOG、LAVE+HT、LAVE+HEOL、LAVE+HSML和LAVE+HSF。采用基于这些融合规则的融合算法所得的融合图像及与源图像图3-6的差值图见图3-8a至图3-8u所示。

图3-8 基于不同高频融合规则的Shearlet域融合方法的融合效果

图3-8 基于不同高频融合规则的Shearlet域融合方法的融合效果（续）

从主观视觉效果来看，上述7种融合算法都能较好地融合源图像的清晰部分，而且清晰度相似，但LAVE+HSML融合算法得到的融合图像稍清晰一些。差值图说明了7种融合算法的融合结果相似，但LAVE+HSML融合算法的融合效果稍好一些。除了主观视觉效果外，我们还通过7个客观指标来考察不同变换算法的性能。表3-2中列出了上述7种融合算法的客观评价指标值。为了便于区分，各项指标的最佳值用粗体表示。

由表3-2中的AVG指标可知，融合图像的平均梯度差别不大，而且LAVE+HSML融合算法获得的融合图像平均梯度稍稍大一点，进一步验证了视觉效果中7种融合算法的融合图像清晰度类似，以及LAVE+HSML融合算法得到的融合图像稍清晰一些这一观点。由表3-2中的最佳指标可知，LAVE+HSML融合算法在除STD以外的其他指标上均为最佳，在STD指标上该算法仅次于LAVE+HABS融合方法且与其相近，这也验证了LAVE+HSML融合算法的融合结果稍好一些。

表3-2 基于不同高频融合规则的Shearlet域融合算法的客观评价指标

总的来看，基于LAVE+HSML的融合算法得到的融合图像较其他算法融合效果稍好一些。这再次表明了SML不仅仅是空间域最好的清晰度指标，它在Shearlet域也是非常高效的。基于Shearlet域子带系数区域清晰度SML取大的高频融合规则为Shearlet域较好的高频融合规则，是较为适合Clock图像融合的Shearlet域高频融合规则。

3.基于不同融合算法的评价

通过前面的实验结果表明，基于Shearlet域低频子带系数区域SML值加权和高频子带系数区域SML值取大的融合方法效果最优。为了验证这一方法的有效性与可靠性，本节与采用极大值规则的循环平移小波（CS-DWT-max）和基于SML的循环平移尖锐局部化Contourlet域方法（CS-SFLCT-SML）进行对比。CS-DWT-max、CS-SFLCT-SML和本节方法这3种方法所得的融合图像以及与原测试图像的差值图见图3-9a至图3-9i所示。

从主观视觉效果来看，本节算法所得的融合图像边缘更清晰、细节和纹理保留更丰富；差值图也说明本节算法对聚焦部分获得了更好的融合。除了主观视觉效果外，本节还通过MI等7个客观指标考察了不同变换算法的性能，如表3-3所示。

从表3-3中可以看出，本节算法得到的融合图像在除SF指标以外的6个指标上均为最好，在SF指标上仅次于循环平移小波方法。总的来看，基于Shearlet的方法得到的融合图像细节更丰富，包含的信息量最大，取得了更好的多聚焦图像融合效果。

图3-9 不同变换融合算法的融合效果

表3-3 图像融合中不同变换融合算法的客观评价指标

3.3 基于NSST-FRFT的多聚焦图像融合算法

离散的剪切波变换虽然可以在图像融合和去噪等领域取得相对理想的效果，但由于离散的剪切波变换存在降采样的过程，因此失去了平移不变的特点。分数阶傅立叶变换作为一种新兴的时频分析工具，具有时域和频域统一的优良特性，本节采用了非下采样剪切波变换与分数阶傅立叶变换结合的方式，应用两种变换的优点进行多聚焦图像融合的研究。

3.3.1 NSST-FRFT原理

分数阶傅立叶变换 (Fractional Fourier Transform, FRFT) 作为一种新颖的时频分析工具, 可看作是信号在时频面上的坐标轴绕原点逆时针转动任意 α 角度后所形成分数域上的表示。而接下来将要介绍的参数 p 及FRFT的排序也都可以使其变得更加灵活。当参数 p 从0变到1时, 信号也将从时间域变化到频率域, 它可以综合反映信号在时域和频域的信息, 所以从本质上来说, 它具有时间和频率的统一性。分数阶傅立叶变换在保留傅立叶变换性质的同时又具备许多独特的优点, 已经被成功地应用于雷达数据处理和数字图像处理等过程。同时, 许多基于FRFT的新算法, 如分数阶小波变换, 已经被用于信号处理过程。但是, 对于FRFT来说, 还难以分析信号的局部特征, 本节提出了一种将分数阶傅立叶变换和非下采样剪切波变换结合起来进行图像融合的新算法。

一般情况下, 函数信号 $x(t)$ 的 p 阶FRFT可以表示为 $F^p x(u)$, 它是将FRFT表示为 F^p 算子, 使用该算子作用于 $x(t)$, 计算结果落在 u 域。

信号 $x(t)$ 的 p 阶FRFT定义为:

式中, p 代表变换阶, 旋转角度表示为 $\alpha = p\pi/2$, $K_p(u, t)$ 表示FRFT核函数且

由定义可知其线性特点, 并且变换核是 u 、 t 和分数阶 p 的函数, 因此FRFT是一种具有线性移不变性质的数学变换。此外, FRFT核函数可被理解为由一组起始频率为 $-csc\alpha$ 、调频率为 $csc\alpha$ 、包络为的chirp基构成。当某个chirp信号调频率和该组基中的某个频率相等时, 就会在对应分数域中表示为一个 δ 函数, 也就是说FRFT对chirp信号具有能量积聚性。

3.3.2 NSST-FRFT图像融合框架

Mendlovic et al.定义了一种分数阶小波变换，它的操作过程是：对整个输入信号在分数阶 p 上进行分数阶傅立叶变换，再对变换的结果施以小波变换；对于重建过程，我们首先对信号进行小波逆变换，之后再根据分数阶 p 进行逆傅立叶变换得到原始信号。

基于这种想法，本节提出一种基于FRFT-NSST的方法进行图像融合。首先，我们对两幅源图像分别进行非下采样剪切波变换，进而对变换结果施以分数阶傅立叶变换，获得最终的多频带系数，之后根据一定的融合规则获得融合系数，最终通过非下采样剪切波逆变换IFRFT和INSST变换获得融合图像。基于非下采样剪切波变换和分数阶傅立叶变换的图像融合算法的流程图如图3-10所示。

图3-10 NSST-FRFT图像融合框架

3.3.3 图像融合规则

对于融合两幅输入的图像来说，关键在于采取怎样的融合规则使两幅图像能够有效地融合在一起，恰当的选取融合规则，可以使融合图像在主客观评价标准上均得到良好的结果。根据人眼视觉对事物的感知方式，通常人眼无法对单个像素点进行敏感的察觉，但是对于图像中剧烈变换的区域，人眼通常可以作出相对准确的判断。SML是目前在探讨清晰度指标的过程中最有效的一种方式，经过具体的实验验证，该方式对基于NSST-FRFT的图像融合依然有效。因此，本节在重构融合图像的过程中应用了SML。

1. 低频系数融合规则

图像在经过NSST-FRFT变换后，低频系数一般代表了图像的基本轮廓信息和背景信息，因此，对变换后的低频子带系数进行融合的基本原则就是有效地保留这些信息，在本节的研究中采用改进拉普拉斯能量和区域加权的方式进行低频子带系数融合。

设 C_{AL} 、 C_{BL} 和 C_{FL} 是源图像A、B和融合图像F对应于相同子带、相同方向、相同位置上的低频系数， C_{AL} 、 C_{BL} 分别表示源图像A、B对应于相同子带、相同方向、相同位置上的Shearlet域低频子带系数的区域清晰指标，本节采用的区域清晰指标为SML。那么该融合规则可表示为：

其中，。

2. 高频系数融合规则

经过NSST-FRFT变换得到的高频子带分量，通常反映了图像的边缘信息。一般，高频子带系数的融合都采用了模值取大的方法获得新的融合系数，但是简单的模值取大的方法存在一个问题，那就是每一个分解级的系数实际上都与其他分解级系数存在联系，但是绝对值取大的方法仅仅考虑了某个分解级的情况，忽略了与其他分解级之间的关

系。所以可以尝试使用联合分解级取大的方式进行高频系数的选取，即将每个分解级的系数模值相加，求和后比较大小，以此来获得新的高频融合系数。因此采用如式（3-37）所示的方式进行系数的选取：

或是在一个 3×3 的窗口上进行系数的选择。但是，NSST-FRFT变换每经过一次分解都将出现一次系数矩阵，在逆变换的重构过程中分别用到了每一次分解中所获得的系数值进行重构，那么在考虑系数的重构过程中，就应该选取每一级变换系数中最清晰的一组值进行逆变换，以此来防止在系数选择过程中出现的局部极小化的问题。所谓局部极小化，简要分析就是，如果采用联合分解级的方式通过求和进行系数的选取，那么就有可能使某一级或者某几级的分解系数选择出现局部的极小值，同时，其他的分解级又会出现超过界限许多的值，在这种情况下进行系数的选取，显然不能得到我们所期待的结果。主要原因就在于，在NSST-FRFT的逆变换进行重构的过程中，要考虑到每一个分解级的所有系数形成状况，因此本节采取如下方式进行系数的选择。首先设定参考测量标准，据此来判定融合图像的高频系数采用何值。

其中，分别代表源图像A、B和融合图像F在对应坐标点处的高频系数。使用阈值测量的办法，在T的两侧分别讨论权重选择的情况的选择如式（3-40）所示：

当时的权值选择情况：

当时的权值选择情况：

将由此方式确定出的高频系数作为新的融合系数。

3.3.4 实验结果对比与分析

为了有效地评估NSST-FRFT高低频系数融合规则在图像融合中的性能，对高频子带的联合分解级取大和低频子带的改进拉普拉斯能量和融合规则进行探讨，从主观和客观两个方面进行对比研究，通过变换方式和融合规则两个方面与传统的图像融合方法进行对比，验证本节算法的有效性。本实验的平台为Windows 7的64位操作系统，主频3.4GHz，i7-4770处理器，4GB内存，实验工具为MATLAB 2012b。

本节方法中NSST采用的分解层数为4层，各层分别有6、10、10、18个方向子带，金字塔滤波器采用Max-flat。实验的对象为经典的Clock图像，图像大小为512×512，256级灰度。如图3-11a和图3-11b分别为左侧聚焦和右侧聚焦的源图像。

图3-11 Clock源图像

1. 基于不同低频融合规则的NSST-FRFT融合算法评价

为了评价不同低频融合规则的NSST-FRFT融合算法的融合效果，本节实验中的高频融合规则均采用联合分解级取大。为了方便，本节将低频子带传统的简单平均的融合规则简记为LAVG+HSML，绝对值加权的融合规则简记为LABS+HSML，低频子带的系数区域清晰度评价指标加权的融合规则分别简记为LVAR+HSML（图像方差加权）、LEOG+HSML（梯度能量加权）、LT+HSML（Tenen-grad加权）、LEOL+HSML（拉普拉斯能量加权）、LSML+HSF（空间频率加权）、LSML+HSML（改进拉普拉斯能量和加权）。采用基于这些融合规则的融合算法所得的融合图像及与源图像的差值图如图3-12a至图3-12x所示。

图3-12 基于不同低频融合规则的NSST-FRFT融合算法的融合效果

图3-12 基于不同低频融合规则的NSST-FRFT融合算法的融合效果（续）

图3-12 基于不同低频融合规则的NSST-FRFT融合算法的融合效果（续）

从主观视觉角度来分析，基于7种传统的融合规则和本节采用的改进拉普拉斯能量和的融合规则的NSST-FRFT融合算法都可以将源图像融合成为全聚焦图像，而且也能展现较好的清晰度。但LSML+HSML融合算法所得的融合结果图3-12v对图像的纹理、边缘、细节等信息有更多更好的保留。源图像与融合图像的差值图说明了LSML+HSML融合方法对聚焦部分获得了最佳的融合结果。除了主观视觉效果外，我们还通过7个客观指标考察了不同低频融合规则的性能。如表3-4中列出了上述8种融合算法的客观评价指标值。为了便于说明问题，本节所采用算法的客观指标值加粗表示。

表3-4 基于不同低频融合规则的NSST-FRFT融合算法的客观评价指标

通过主观融合结果可以发现，以上提及的8种算法在清晰度上均取得了比较好的结果，清晰度指标一般反映在图像的平均梯度上。在表3-4的客观评价指标上，AVG指标的差异和波动程度相对较小。观察实验结果，LSML+HSML融合算法所得的融合图像在6个指标上均为最优，尽管在 $Q^{AB/F}$ 指标上相对出现了偏低结果，但是可以说明LSML+HSML融合算法所得的融合图像纹理、轮廓、细节、边缘等信息，与源图像相比保留更加丰富，图像融合结果更加完美。

总的来看，基于LSML+HSML融合算法得到的融合图像细节更丰富，包含的原始信息量更大，图像融合结果最好。由此可知，SML不仅仅是空间域目前最好的清晰度指标，它在NSST-FRFT也是非常高效的。从以上的实验结果可以得知，低频系数的融合规则对实验的结果也起着相对重要的作用，在NSST-FRFT变换域基础上采用改进拉普拉斯能量和的融合策略是一种相对比较有效的方式。

2. 基于不同高频融合规则的NSST-FRFT融合算法的评价

为了评价不同高频融合规则的NSST-FRFT融合方法的融合效果，本节实验中的低频融合规则均采用最为简单的系数平均融合规则。为了方便，本节将基于NSST-FRFT高频子带系数联合分解级取大简记为LDCM，绝对值取大的融合规则简记为LAVG+HABS，基于NSST-FRFT高频子带的系数区域清晰度评价指标值取大的融合规则分别简记为LAVG+HVAR、LAVG+HEOG、LAVG+HT、LAVG+HEOL、LAVG+HSML和LAVG+HSF。采用基于这些融合规则的融合算法所得的融合图像及与源图像图3-11的差值图如图3-13a至图3-13x所示。

图3-13 基于不同高频融合规则的NSST-FRFT融合算法的融合效果

图3-13 基于不同高频融合规则的NSST-FRFT融合算法的融合效果（续）

图3-13 基于不同高频融合规则的NSST-FRFT融合算法的融合效果（续）

从主观视觉角度来分析，之前的研究中所采用的7种高频融合规则以及本节所采用的LDCM规则均可取得较好的融合结果。与低频融合规则的原理相似AVG指标的差异程度直接印证了图像清晰度方面的实验结果。相对而言，差值

图说明了联合分解级取大的实验方式，取得了相对更好的实验结果。除了主观视觉效果外，我们还通过第1章列举的7个客观指标考察了不同变换算法的性能。如表3-5中列出了上述7种融合算法的客观评价指标值。为了便于直观分析，本节所采用算法的客观指标值用粗体表示。

总体分析，基于LAVG+HSML的融合算法得到的融合图像较其他算法融合效果虽然相对较好，但是基于LDCM的高频融合规则比它在客观指标上更加优越，进一步地印证了在图像分解的过程中，如果在某个分解级上存在有局部的极小值点，那么LDCM的优势就明显地被体现出来了。这也表明了LDCM的图像融合策略比SML有更加优秀的图像融合效果，它在NSST-FRFT域也是一种高效的图像融合算法。基于NSST-FRFT在低频系数融合规则固定的情况下，采用LDCM高频融合规则是一种切实可行的办法，而且能够更加有效地体现出高频系数在图像融合中对图像边缘信息的保留程度。由表3-5可以比较明显地看出，高频系数的不同选择对 $Q^{AB/F}$ 的值有比较大的影响，而本节的LDCM算法在边缘信息度上取得了更加好的效果。

表3-5 基于不同高频融合规则的NSST-FRFT融合算法的客观评价指标

3. 基于不同融合算法的评价

通过前面两节的实验结果表明，基于NSST-FRFT低频子带系数区域SML值加权和高频子带系数联合分解级取大的融合方法效果最优。为了更加准确地说明本节算法的有效性与可靠性，本节采用传统的小波变换（WT）、非下采样轮廓波变换（NSCT）、非下采样剪切波变换（NSST）使用本节提出的融合规则进行实验，实验平台与之前相同，各种算法所得的融合图像及与原测试图像的差值图如图3-14a至图3-14i所示。

图3-14 不同变换融合算法的融合效果

从主观视觉效果来看，NSST-FRFT算法所得的融合图像边缘更清晰，纹理和细节信息保留更明显；差值图也从另一个方面说明本节算法对多聚焦图像的融合取得了更优秀的结果。除了主观视觉效果外，本节实验从7个客观指标来考察不同变换算法的基本性能，如表3-6所示。

表3-6 不同融合算法的客观评价指标

从表3-6中可以看出，本节算法得到的融合图像在STD指标上NSST融合算法取得了更加优秀的融合结果，在SSIM指标上小波变换取得了更好的结果。但是另外5个指标中NSST-FRFT方式均取得了更好的融合结果，所以总体来说，基于NSST-FRFT的融合算法所得的融合图像细节信息更加丰富，包含的原始图像信息量最大，是多聚焦图像融合中一种有效的方法。

3.4 基于NSST域的自适应区域与脉冲发放皮层模型的多聚焦图像融合算法

为了提高多聚焦图像的融合效果，结合多源图像之间的共享相似性，有学者提出了一种基于NSST域的自适应区域与脉冲发放皮层模型（Spiking cortical model，SCM）结合的新型图像融合算法。首先，用NSST分解源图像，然后计算边缘能量（Energy of Edge，EOE），在自适应区域用投票加权法融合低频系数，高频系数由边缘能量作为输入的SCM点火图融合，最后通过逆NSST获得该融合图像。该算法既可以很好地保持源图像的信息，又可以抑制在变换域因非线性运算产生的像素失真。实验结果表明，该方法优于最新的变换域和脉冲耦合神经网络（Pulse Coupled Neural Network，PCNN）融合算法。

3.4.1 共享相似性和自适应区域

目前人们正在研究基于区域的融合规则，它将特征级融合与像素级融合结合在一起，从而实现比其他方法更好的融合效果。郭迪、屈小波等人通过使用单个图像的自相似性和多源图像之间的共享相似性提出了自适应区域。由于在低频，简单的融合规则容易产生块效应，因此本节使用自适应区域融合低频系数。SCM结合了PCNN和ICM模型的优点，根据其几何变化的鲁棒性，SCM可以降低计算的复杂度，并用于图像处理领域，如图像去噪、图像分割、图像融合、边缘提取和图像增强等。在一般的空间域算法和变换域算法中，通常由单个像素激励SCM中的单个神经元。但是，简单地使用单个像素不能达成目标，因而采用边缘能量（Energy of edge）激励SCM，融合高频系数。下面首先介绍共享相似性和自适应区域的概念。

屈小波等人首次提出了利用图像相似性信息产生自适应融合区域，即用源图像之间的共享相似性产生自适应区域。自适应区域的定义如下：首先图像被分割成多个重叠的方形板块，然后搜索相似的板块。给定一个以像素为中心的参考板块和区域，任何与 P_r 相似的候选板块定义如下：

其中， $\|A_M\|_F$ 表示矩阵 $A_M = (a_{ij})$ 的Frobenius范数。然后降序排列该区域的所有板块分类，发现与 P_r 最相似的 k 个板块，这个板块的集合表示为 S_k 。和共享的相似板块为：

其中， R 是融合中自适应区域之一， R^A 和 R^B 分别表示源图像 f^A 和 f^B 的相同区域。如图3-15给出了由4个相似板块组成的自适应区域。

图3-15 共享相似性板块产生的自适应区域

3.4.2 脉冲发放皮层模型

SCM的一个神经元通常由3部分组成：接收区、调制区和脉冲发生器。SCM模型的数字表达式如下：

在接收区，SCM的神经元通过两个通道接收输入信号。一个通道是进料输入 S_{ij} ，另一个是连接输入 L_{ij} 。 U_{ij} 表示内部活动， E_{ij} 为动态门限，式（3-49）指出，通过对比 U_{ij} 和 E_{ij} ，决定了神经元的脉冲输出 Y_{ij} 。如果式（3-49）所需的条件满足了，那么神经元会被激活并产生一个脉冲，它的特点是 $Y_{ij}=1$ 或者 $Y_{ij}=0$ 。 V_L 是震级标度项， W_{ijkl} 是连接矩阵， f 和 g 是衰减系数， h 为阈值活动系数。在参数数量和操作方法上，SCM比传统的PCNN更加紧凑。

迭代次数 n 的设置对计算成本和最终融合效果有很大的影响，利用与源图像大小相同的时间矩阵模型记录神经元的点火信息。时间矩阵的表达式如式（3-50）所示。

其中， T 是时间矩阵，根据图像的像素灰度分布，可以自适应地决定迭代次数。

SCM中的神经元未被激活时，神经元的内部活动项能量为0，即 $U_{ij}(0)$ 和 $Y_{ij}(0)$ 都为0，不发放脉冲。进行第一次迭代后，内部活动项的值为 S_{ij} 。此后，随着迭代次数的增多，内部活动项能量逐步增大，每当其大于动态阈值时，即 $U_{ij}(n) > E_{ij}(n)$ 时，发放脉冲、输出点火状态。点火频率图被视为SCM的输出，由SCM神经元的总点火时间组成。由于NSST的高频率系数表示图像的细节分量，如边缘、线、区域边界等，因此，用基于EOE和SCM的融合规则处理高频系数。

3.4.3 基于自适应区域、EOE和SCM的图像融合

图像融合算法描述如下：源图像 f^A 和 f^B 是两张已匹配的图像，它们分别具有不同的焦点， F_r 是融合后的图像。

首先，使用NSST分解源图像 f^A 和 f^B ，分别得到系数和。通常情况下，NSST分解后得到的系数是， l 和 k 分别表示分解的尺度和方向。当 l 为0时，表示低频系数，当 l 大于0时表示高频系数。

其次，计算在像素 r 处的边缘能量：

其中， $r = (i, j)$ ， E_1 、 E_2 、 E_3 分别为：

1. 低频系数融合

和分别为源图像 f^A 和 f^B 经过NSST分解后得到的低频图像。用边缘能量来衡量每个自适应区域。如果在一个自适应区域内，的边缘能量比大，那么在的这个自适应区域内，中的所有像素都将得到一票，即：

其中， v^A 表示在空间位置处的计数器。 v^A 和 v^B 的初始值是0，比较完所有的自适应区域后，计数停止，得到与源图像大小相同的计数器次数图 v^A 和 v^B 。在下文中，用 v^A 和 v^B 表示在 r 处像素的最后投票数。最后使用加权法构成像素：

2. 高频系数融合

对于分解后得到的高频系数和（ l 大于0），使用EOE与SCM结合的方法进行融合。是融合图像的高频系数。选择EOE作为SCM的外部刺激：

其中， $\omega(r)$ 是加权因子， D 为以像素 r 为中心的邻域窗口。

然后利用脉冲同步选择融合图像的高频系数。计算各高频系数的总点火时间。在 N 次迭代后，通过式 (3-55) 来确定融合的高频系数。

其中， \sum 和 \sum 分别是局部点火数的总和，由式 (3-56) 计算：

最后，利用融合后的低频系数和高频系数，通过逆NSST变换重建融合图像 F_r 。如图3-16是所提出融合算法的框图。

图3-16 自适应区域与SCM结合的NSST域图像融合算法框图

3.4.4 实验结果分析

为了评估上文所提出的融合算法的性能，我们使用一些多聚焦图像从视觉外观和客观标准方面进行测试。基于NSCT与PCNN结合的融合算法（NSCT-PCNN）、基于SCM与清晰度结合的融合算法（SCM-SF）、基于NSCT与改进PCNN的融合算法（NSCT-IPCNN）、基于SSSID和NSST结合的融合算法（NSST-SSID）都是本节算法对比的方法。用边缘信息保留量 $Q^{AB/F}$ 和互信息（Mutual information, MI）作为客观标准。 $Q^{AB/F}$ 测量了从源图像转换到融合图像的一系列边缘信息， $Q^{AB/F}$ 越大则融合效果越好。MI计算了从源图像转换到融合图像的信息量，MI越大，携带信息量越大，融合效果越好。

如图3-17所示为本节算法的融合图像和差分图像。如图3-17所示为本节算法所要进行测试的图像对。

使用本节算法所得到的融合图像和差分图像如图3-18所示。图3-18（a至e）为融合图像。图3-18（f、k）、图3-18（g、l）、图3-18（h、m）、图3-18（i、n）和图3-18（j、o）分别是本节方法和具有不同焦点的源图像之间的差分图像。

图3-17 测试图像对

图3-17 测试图像对（续）

图3-18 本节算法的融合图像和差分图像

图3-18 本节算法的融合图像和差分图像（续）

我们分别应用NSCT-PCNN、SCM-SF、NSCT-IPCNN、NSST-SSID和本节提出的融合算法对上述图像融合库中的

图像进行图像融合，图3-19a至图3-19y展示了融合后的图像。图3-19 (a、f、k、p、u) 为NSCT-PCNN的融合结果，图3-19 (b、g、l、q、v) 为SCM-SF的融合结果，图3-19 (c、h、m、r、w) 为NSCT-IPCNN的融合结果，图3-19 (d、i、n、s、x) 为NSST-SSID的融合结果，图3-19 (e、j、o、t、y) 为本节算法的融合结果。比较融合图像中左上角和大时钟数字8周围的区域可以看到，本节提出的方法利用了图像的空间连续性，以避免引入一些NSCT-PCNN和SCM-SF融合算法中存在的人工纹理到融合图像中。其他组的图像融合也是相同的。然而融合算法NSCT-IPCNN和NSST-SSID所用的方法也能得到很好的融合图像，所以接下来我们用两个客观指标评价融合效果。

图3-19 各种融合算法的性能对比

从表3-7中可以看到，本节算法具有最高 $Q^{AB/F}$ ，在互信息上也有很好的表现。在运行时间上，本节算法相比于传统的NSCT-PCNN在时间上缩短了许多。与NSCT-IPCNN和NSST-SSSID相比，本节算法在 $Q^{AB/F}$ 和运行时间上都有了提升，MI也取得了很好的结果。本节实验的运行环境为Intel I52.50GHz，4GB RAM，MATLAB 2010B。

表3-7 图3-19中不同融合算法的客观评价

本节提出了一种基于NSST域的自适应区域和SCM结合的图像融合算法。在频域中使用边缘能量与自适应区域结合的算法融合NSST的低频系数，用边缘能量点火的SCM融合高频系数，从而提高了在图像融合过程中的空间特性。

3.5 基于Smoothlet的图像融合算法

Smoothlet变换是Agnieszka Lisowska在2011年提出的，它是基于Wedgelet变换和Second-order-wedgelet变换所提出的一种针对曲线形基准线（Horizon）逼近的超小波变换，如图3-20a所示。基准线是指在一个宏块中需要被拟合的曲线（本节统一称为基准线），根据Agnieszka Lisowska对Smoothlet变换的叙述，就灰度图像而言，基准线并不是由一组数据组成而是具有一个过渡带（Extruded Surface，ES）。Smoothlet针对边缘的这种特点也增加了一个ES，如图3-20b所示的范围即为拟合该基准线时的ES。

图3-20 Smoothlet变换

用Smoothlet基对原图像进行逼近，由式（3-57）、式（3-58）和式（3-59）求得变量 $w(x, y)$ 。

对于上述过程再将灰度图像变换成二值图像并对其进行逼近，完成后利用式（3-60）将其变换回来。其中的 $\text{ext}_{(b, r)}(x, y)$ 即为ES。与Second-order-wedgelet变换比较而言，Smoothlet变换对图像宏块边缘能进行更好的逼近，从而在一定程度上提高了其变换效率。

3.5.1 Smoothlet变换及依赖变换理论介绍

根据Donoho对楔波（Wedgelet）的创建及描述，利用楔波对二值图像及灰度图像边缘进行了逼近，并实现了对楔波变换后系数的重建。楔波变换从根本上来说，是对一个宏块（即图像宏块）用一条线段将其划分为两个楔块。楔块中的像素灰度值统一为该楔块中像素灰度值的平均。这样就相当于将一个宏块的信息浓缩成了线的位置及两个灰度均值。

楔波变换是Donoho定义的一种简单的对图像边缘实现分块线性逼近表示的方法。与传统小波有所不同，楔波的二维不是可分离的而是直接定义的，从而其对图像中存在的“线”和“面”的特性能进行很好地捕获。

楔波从数学的角度来分析是一分段常函数，线段 l 将正方形区域分成两个小区域，被 l 划分出的两个小区域的值均为常数。一个楔波能简洁明了地对某一图像宏块中的直边缘进行描述。如图3-21所示，对于宏块上的一个楔波仅仅用4个参数便可将其描述： $(s : v_1, v_2, m_a, m_b)$ 。线段 l 与正方形区域 s 在边界上的两交点分别为 (v_1, v_2) ，这两交点便囊括了线段 l 的方位信息， l 两侧的常数为 m_a 和 m_b 分别表征所在区域的像素灰度均值。值得注意的是，在整个 s 区域上有一种情况是没有线段贯穿该区域的，这种情况便可用一个常参数对该区域进行表示。这种特别的Wedgelet称之为退化的楔波（Degenerate Wedgelet）。

Donoho提出的楔波变换克服了小波变换的不足，为基准级别的图像提供了一个最佳逼近的描述方法。每个楔波都定义在沿着一个edgelet边缘的图像宏块上。一个edgelet就是一条连接两个顶点的直线。为了保持运算的易处理性，edgelet被限制在一系列边沿离散顶点的集合里，特别是边沿的长度被一些连续的常数 m 所隔开。图3-22所显示的就是在此种情况下构建的一个楔波的例子。对于此矩形图，每一边都把它分成 $m=16$ 段。因此，楔波的总体数目是

1881。为了最终使此矩形图大致没有边缘，可以增大此设置包括连续函数。

图3-21 楔波的定义

图3-22 二值矩形上的楔波

对于基础图像，如果一个楔波在一个典型的宏块中是一个很好的逼近，此时对于那个宏块无须再分解，形成四个更小一级的宏块。对于这些更小一级的宏块再计算它们的楔波，并确定这些逼近是否可行。

如图3-22所示为位于一个任意的二值矩形上的楔波例子，每个edgelet（用来定义楔波的）都是连接边沿的一系列点形成的（此例子中，每一边都被分成了 $m=16$ 段），这种方法是通过遍历计算各个楔波的PSNR并进行比较找到最大值来拟合曲线的，其运算复杂度很高。通常图像在压缩处理之后，重建图像或多或少地都会与原始影像不同。为了衡量经过处理后的重建图像质量，通常会利用式（3-61）和式（3-62）计算出PSNR值作为参考来衡量某个处理算法是否有效。

其中， R 指8bit的最大值255，MSE是指原图像同重建图像的均方误差。

在利用遍历实现楔波变换的同时利用快速算法减少了运算的复杂度。其中，快速算法是指利用式（3-63）、式（3-64）和式（3-65）计算出逼近直线的方程 $\alpha x + \beta y = \gamma$ ，从而得到该块的楔波。若要更精确地得到这个楔波可根据直线方程得到该直线与边框的交点，再对两点附近的点进行遍历。

其中F为图像。

Second-order-wedgelet是基于楔波的一种超小波变换方法，它与楔波变换的主要区别在于Second-order-wedgelet是用曲线对图像宏块的边缘进行逼近，由于大部分图像宏块的边缘并不呈直线，因此使用曲线对其进行逼近能提高变换效率，这个曲线可以是抛物线、椭圆或双曲线，利用极坐标方程式（3-66）至（3-68）可把这三种曲线统一起来，不同曲线类型对应不同参数值，并且使用多尺度变换能非常有效地减少Second-order-wedgelet的个数。

其中， $k=1$ 时为椭圆， $k=-1$ 时为双曲线， $k=0$ 时为抛物线。

其中， $c^2=a^2-b^2$ 时为椭圆， $c^2=a^2+b^2$ 时为双曲线， $y^2=2px$ 时为抛物线。

根据坐标变换，可将圆锥曲线的极坐标公式转换成如图3-23所示的由 $(\theta, r, d, v_1, v_2, v_3)$ 所确定的曲线。

图3-23 Second-order-wedgelet有关系数

多尺度Smoothlet分析是一种基于块的对图像边缘轮廓进行逼近的有效方法。它是基于Second-order-wedgelet、Wedgelet变换提出的。Smoothlet变换最主要的特征是其具有连续性（某些特殊的Smoothlet是非连续的），正因为如此，使得Smoothlet变换能适用于连续和非连续的图像边缘。从神经心理学上可知，人类的眼睛不仅对位置、大小、方向敏感，对曲率也很敏感，还能捕捉其到锐利的变化。所有这些对图像的感知都被应用到了Smoothlet的定义中。根据Agnieszka Lisowska对Smoothlet变换的叙述，就灰度图像而言，基准线并不是由一组数据组成，而是具有一个拉伸曲面。Smoothlet针对边缘的这种特点也增加了一个拉伸曲面。拉伸曲面的引入使得Smoothlet能更好地对边

缘曲线程度较高的图像块做逼近处理。根据Agnieszka Lisowska对Smoothlet变换的叙述，就灰度图像而言，基准线并不是由一组数据组成而是有一个ES，Smoothlet针对基准线的这种特点也增加了一个ES，如图3-24所示，用Smoothlet基对原图像进行逼近，通过式（3-69）至（3-71）求得变量 $w(x, y)$ 。

图3-24 Smoothlet的示意图

对于上述过程在将灰度图像变换成二值图像并对其进行逼近完成后利用式（3-72）将其变换回来。其中的 $\text{ext}_{(h, r)}(x, y)$ 即为过渡带。与Second-order-wedgelet变换比较而言，Smoothlet变换对图像宏块边缘能进行更好地逼近从而提高其变换效率。

多尺度Smoothlet变换分析是一种能对图像边缘轮廓进行准确高效描述的方法。一个图像宏块能被一个Smoothlet简洁明了地进行描述，其中从一幅图的整体来看，用小量的Smoothlet便能对边缘变化较为缓慢的区域进行描述，而对那些边缘变化较快的区域则要大量的Smoothlet来进行描述。多尺度Smoothlet分析包括两个组成部分：多尺度Smoothlet分解（Multiscale Smoothlet Decomposition，MSD）和多尺度Smoothlet表示（Multiscale Smoothlet Representation，MSR）。MSD就是将图像分解为不同尺度的图像块，并将每个图像块投影成各个允许方位的Smoothlet。如图3-25所示，MSR在MSD的基础上，自适应地选择出对图像进行分解的最优划分，并在每个最优划分出的块中计算出最佳的Smoothlet描述，进而对图像的边缘进行分段逼近。

将整个图像块分成最小块（这里分成 4×4 的小块）每一行或列分成块的个数需满足 2^n 个，利用式（3-73）计算出相应宏块的代价函数，用以判断是否需要用一个大块的Smoothlet代替这4个小块的Smoothlet（其中 δ 为均方差）。

如果大块的代价值小于4个小块总的代价值，则先用大块的Smoothlet代替4个小块的Smoothlet，再利用函数将所有的小块Smoothlet直接转换成大块Smoothlet的形式，再判断是否需要用一个更大块的Smoothlet来代替相应4个大块的Smoothlet。依此类推，直到更大块为整个图形。

图3-25 多尺度Smoothlet分析

利用Smoothlet变换对图像进行逼近的流程图，如图3-26所示。

图3-26 Smoothlet变换流程图

利用Smoothlet变换对图像进行逼近的具体步骤如下：

(1) 根据分块时最小块的尺寸对原图像尺寸做扩展预处理，使原图像尺寸为最小块尺寸的 2^i 倍，扩展像素点位于原图像的上边沿和右边沿。由于扩展只是为了满足分块后结构上的对齐，扩展像素点灰度值并不影响变换系数，因此可将扩展像素点灰度值设为0。

(2) 对给定的方块进行楔波变换找到逼近最优的楔波。该步骤可根据快速算法进行有效逼近。

(3) 根据步骤(2)中得出的楔波，求得逼近最优的Smoothlet ($d=0$ 且 $r=0$)。不改变最优楔波与方块边缘重合点的位置，遍历参数 d 的不同值直到得到最优逼近。

(4) 在步骤(3)的基础上求得最优的含过渡带的Smoothlet，即 $d \neq 0$ 且 $r \geq 0$ 。从 $r=0$ 开始逼近，按照一定的步长增加 r 的值逐步逼近，直到逼近效果不再变好为止。

3.5.2 基于NSCT和Smoothlet的图像融合

根据Smoothlet变换具有较好的“线”和“面”的特性，其能够很好地逼近平滑边缘信息，而且都保留了逼近图像和残留图像的信息，能更有效地提取图像中需要保留的特征信息，将Smoothlet变换应用到图像融合中。

针对NSCT对多源图像的不同特征不能被很好地提取，并且在图像空间域的总体活跃度程度上不是很活跃，所以在图像融合中不可避免地出现在细节位置上有一定程度的模糊，以及从源图像中提取的信息量不够完全，对融合后的图像的准确性带来不良的影响，提出了NSCT和Smoothlet结合的融合算法。Smoothlet变换具有较好的“线”和“面”的特性，能够很好地逼近平滑边缘信息，而且都保留了逼近图像和残留图像的信息，能更有效地提取图像中需要保留的特征信息，很好地弥补了NSCT方法的不足性。仿真实验表明，该融合算法能够很好地保留图像中的细节信息，无论是从主观视觉效果还是客观参数方面进行评价，该融合算法得到的融合图像都是最优的。

1. 融合框架

如图3-27所示为基于NSCT和Smoothlet的图像融合算法示意图。

设待融合的两幅图像分别为A和B，融合后的图像为F。基于NSCT和Smoothlet的图像融合的具体步骤如下：

- (1) 输入源图像A和源图像B，本节算法中的源图像均已完成配准。
- (2) 对源图像A和源图像B进行Smoothlet变换，分别得到逼近图像A1和B1。
- (3) 将源图像A和源图像B与两幅源图像相对应的逼近图像A1和B1作差，得到源图像A的残留图像A2和源图像B的残留图像B2。

(4) 对逼近图像A1、B1和残留图像A2、B2进行NSCT分解，得到子带系数 $\{A_1L, A_1H^j, k, B_1L, B_1H^j, k, A_2L, A_2H^j, k, B_2L, B_2H^j, k\}$ ，其中 A_1L 、 B_1L 为逼近图像A1和B1的低频系数， A_1H^j, k 、 B_1H^j, k 为逼近图像A1和B1的高频系数， A_2L 、 B_2L 为残留图像A2和B2的低频系数， A_2H^j, k 、 B_2H^j, k 为残留图像A2和B2的高频系数，其中 j, k 表示第 j 层第 k 个高频子带系数。分解层数设为3层，即 $j \in (1, 2, 3)$ ，设定方向数 $k \in (4, 8, 8)$ 。

(5) 高频系数融合采用局部能量最大的规则进行融合，将步骤(4)中得到的逼近图像的高频系数 A_1H^j, k 和 B_1H^j, k 通过局部能量最大的规则进行融合，得到融合后的逼近图像的高频系数 F_1H^j, k ，将步骤(4)中得到的残留图像的高频系数 A_2H^j, k 、 B_2H^j, k 通过局部能量最大的规则进行融合，得到融合后的残留图像的高频系数为 F_2H^j, k 。

(6) 低频系数融合采用低频系数平均值的规则进行融合，将步骤(4)中得到的逼近图像的低频系数 A_1L 和 B_1L 通过系数平均值的规则进行融合，得到融合后的逼近图像的低频系数 F_1L ，将步骤(4)中的残留图像的低频系数 A_2L 和 B_2L 通过系数平均值的规则进行融合，得到融合后的残留图像的低频系数 F_2L 。

图3-27 基于NSCT和Smoothlet的图像融合框架

(7) 将逼近图像的高频系数 F_1H^j, k 和低频系数 F_1L 进行NSCT逆变换，得到重构后的逼近图像 F_1 ，将残留图像的高频系数 F_2H^j, k 和低频系数 F_2L 进行NSCT逆变换，得到重构后的残留图像 F_2 。

(8) 将重构后的逼近图像 F_1 和重构后的残留图像 F_2 相加，公式为： $F=F_1+F_2$ 。

(9) 输出融合图像 F 。

2.融合规则

高频系数采用局部能量最大 (Maximum Local Energy , MLE) 的规则进行融合。

(1) MLE融合算法如下：

选择窗函数 w 。窗函数为4，邻域内非0中心位置数值较大的 3×3 的矩阵，如式 (3-74) 所示。

(2) 计算逼近图像 $A_1H^{j,k}$ 、 $B_1H^{j,k}$ 和残留图像 $A_2H^{j,k}$ 、 $B_2H^{j,k}$ 各区域能量。

其中， $\Omega(r, c)$ 为以像素点 (r, c) 为中心的大小为 $m \times n$ 的邻域窗口，本节邻域窗口设置为 3×3 。为像素点 (m, n) 处的像素值， $w(m, n)$ 为像素点 (m, n) 对应的窗函数，为像素 (r, c) 的局部能量。

选择能量较大的区域带通子带系数作为该区域的带通子带系数。

其中， $F_1H^{j,k}$ 、 $A_1H^{j,k}$ 、 $B_1H^{j,k}$ 是逼近图像 A_1 、 B_1 和 F_1 的带通方向子带系数， $F_2H^{j,k}$ 、 $A_2H^{j,k}$ 、 $B_2H^{j,k}$ 是残留图像 A_2 、 B_2 和 F_2 的带通方向子带系数， $j \in \{1, 2, 3\}$ 代表分解层数， $k = \{4, 8, 8\}$ 表示每一层上对应的方向个数。

而低频系数采用取加权平均值，即 $F_1L = (A_1L + B_1L) / 2$ 且 $F_2L = (A_2L + B_2L) / 2$ 。

3.5.3 仿真实验和结果分析

为了对本节所提出的基于NSCT和Smoothlet的图像融合算法进行验证，实验部分选用多聚焦图像进行MATLAB仿真实验验证。实验平台为MATLAB 2010。同时，本节采用基于DWT的图像融合方法、基于SWT的图像融合方法和基于NSCT的图像融合算法这3种方法与本节方法进行对比。

算法融合规则均采用高频系数取局部能量最大值，低频系数取加权平均的融合规则。

客观评价参数的选择：本节选用平标准边缘信息保留量 $Q^{AB/F}$ 和互信息量MI两个参数对融合后的图像进行客观评价。

该实验选择大小为 256×256 的“百事可乐”多聚焦图像进行仿真实验，如图3-28a和图3-28b所示。“百事可乐”聚焦部位不同，导致图像局部不同程度模糊，图3-28a为左聚焦图像，图3-28b为右聚焦图像。采用上述3种方法对“百事可乐”图像进行融合，对比效果如图3-29a至图3-29d所示，评价参数值如表3-8所示。

图3-28 “百事可乐”多聚焦图像

图3-29 “百事可乐”图像及不同算法的融合结果图像

从主观效果来讲，4种融合算法均能实现两幅图像的融合。与其他3幅对比图像相比较，本节提出的基于NSCT和Smoothlet相结合的方法得到的融合图像效果更佳，NSCT和Smoothlet相结合的方法保留了源图像中丰富的纹理信息，如图像中易拉罐的边界、文字字迹更为清晰，右边的竖向纹理更加分明，且整幅图像的对比度和亮度得到了加强，整体视觉效果要优于其他三幅融合图像。

表3-8 客观参数评价

从客观参数方面来讲，表3-8中的数据表明，基于NSCT和Smoothlet相结合的融合方法的客观评价参数最高。

下面从理论上分析参数数据提升的原因。DWT离散小波变换在处理二维或者高维数据时，由于下采样环节的存在，融合后的图像易出现伪吉布斯效应，而且小波变换只在水平、垂直和对角三个方向上进行稀疏逼近。方向数目的局限性导致融合图像的细节信息容易丢失，SWT静态小波变换去掉了下采样环节，是具有平移不变性的小波变换，但是在方向性上依然存在局限性。NSCT是在Contourlet变换的基础上发展而来的，去掉了Contourlet的下采样环节，具有平移不变性的性质，而且在每个分解出的分量的方向上的数目可以选择，更具有灵活性，可以根据不同的图像特性选择合适的参数，从而相对于小波变换在图像的边缘有更大的优势。NSCT变换虽然能够对图像边缘进行稀疏的逼近，但是NSCT变换在图像的空间域的总体活跃度程度上不是很活跃，所以在融合图像的细节位置上有一定程度的模糊。而Smoothlet变换具有较好的“线”和“面”的特性，能够很好地逼近平滑边缘信息，而且两种方法的结合过程中保留了逼近图像和残留图像的信息，能更有效地提取图像中需要保留的特征信息，很好地弥补了NSCT方法的不足性，在图像的细节信息保留程度上得到了一定的提高。

3.6 基于灰度共生矩阵的多聚焦图像融合算法

为了有效地保留源图像的细节并克服变换域算法因空间不连续性而产生的人造纹理及灰度不均衡，结合轮廓波的多分辨和多方向性分解的优点及灰度共生矩阵的特点，笔者团队中曾有人提出了一种基于灰度共生矩阵的轮廓波域多聚焦图像融合算法。该算法首先对源图像进行轮廓波分解，其次对图像的低频部分利用灰度共生矩阵能量和加权融合，然后对图像的高频部分利用灰度共生矩阵的能量对比度作为融合图像高频系数选取的活性度量进行系数融合，最后通过轮廓波的反变换得到融合后的图像。实验结果表明：该算法可以有效地提取源图像的轮廓信息，并且获得了较好的融合效果。

3.6.1 图像的灰度共生矩阵

灰度共生矩阵是图像的二阶统计度量，也是一种常用的纹理分析方法。该方法是基于一个二阶联合条件概率密度函数的估计，函数表示两个相距 d 个像素、方向相差 θ 角的像素同时出现的概率，它的估计值可以写成矩阵的形式，称为共生矩阵。如果忽略相反方向上的差异，则矩阵元素相对于主对角线是对称的，这样需存储的矩阵元素可以减少一半。如果距离 d 相对于纹理粗糙度比较小的话，则矩阵值将集中于主对角线两侧，反之，其分布较分散。

通常，角度以 45° 量化的非归一化共同事件的统计概率可定义为：

其中， $\#$ 号表示集合中元素的数目， (i, j) 、 (k, l) 和 (m, n) 表示图像灰度值像素的位置。

3.6.2 融合框架

首先将源图像A和B进行轮廓波分解，分别得到源图像A和B的低频系数和高频系数，其次利用灰度共生矩阵的能量和进行低频系数融合，利用灰度共生矩阵的对比度进行高频系数融合，最后通过逆轮廓波变换得到融合后的图像。基于轮廓波域图像融合框架如图3-30所示。

图3-30 基于轮廓波域的图像融合框架

在图像融合过程中，融合规则是图像融合的核心，它的优劣直接影响融合的效果，是图像融合中至今尚未很好解决的难点问题。融合规则的研究内容包括活性度量的选取、系数分组规则、系数合并方法、一致性检验准则等。由于灰度共生矩阵能很好地反映图像的纹理信息，本节将其引入图像融合中，根据图像多分辨分解的近似（低频）和细节（高频）分量的特点，利用不同的灰度共生矩阵的计算方式进行融合。

图像轮廓波分解后的低频分量反映了源图像的近似特征，集中了源图像的大部分信息，而灰度共生矩阵的能量特征能体现图像的灰度层次和信息含量的丰富程度，因此可以用来进行低频系数融合；高频分量反映了图像的显著特征，如边缘、轮廓等，局部视觉敏感度高，而灰度共生矩阵的对比度特征描述灰度的变化程度，因此可以用来进行高频系数融合。

下面描述本节的图像融合算法。不失一般性，设图像A和B为具有不同聚焦点的源图像，而融合后的图像为F，显然易于将其推广到多幅图像融合中。对图像A和B进行CT分解得到对应的CT系数为和，不特指的情况下CT系数为 $C^l, D^D(K)$ ，其中l和D分别表示分解的尺度和方向，当l为0的时候表示低频系数，否则表示高频系数。下面分别对图像的低频和高频进行融合。

1.低频融合规则

许多基于轮廓波变换的图像融合算法针对低频系数融合时，只简单地采用加权平均法或系数选大或选小，这种方法实现简单且计算量小，但是不能保证图像的融合质量。灰度共生矩阵的能量统计信息能较好地反映图像灰度分布的均匀情况和纹理粗细程度，本节就利用其进行低频系数融合。灰度共生矩阵的能量可定义为

其中， $ASM(d, \theta)$ 表示图像的灰度共生矩阵值， Ω 表示所选择的局部窗口，一般设置为长度为5的正方形窗口，则灰度共生矩阵中的 d 取值为5。

如果图像的灰度均匀，则灰度共生矩阵的元素有较大值，集中分布于对角线附近， $ASM(d, \theta)$ 值较大，反映的图像纹理较粗糙；反之， $ASM(d, \theta)$ 值小，图像纹理较细。灰度共生矩阵能计算出4个方向的能量值，本节取4个方向能量值的均值作为低频融合的活性度量，即：

利用式 (3-83) 计算低频系数和的灰度共生矩阵的能量特征 ASM_A 和 ASM_B ，则可以用式 (3-84) 融合低频系数得到融合后的系数为。

其中， ω_A 、 ω_B 为加权因子， $\omega_A + \omega_B = 1$ 。下面计算加权因子。

两幅图像A和B对应的区域 A_k 和 B_k 图像的相关系数为 r_k 。若相关系数 r_k 大于某个确定的阈值 T 时（这里通过实验将其设置为0.8），融合图像F的低频系数取两幅源图像对应位置系数的均值；否则，根据区域灰度共生矩阵的能量来确定两幅源图像低频系数在融合图像系数中各自的权重。具体的运算如式 (3-85) 和 (3-86) 所示。

2. 高频融合规则

图像的高频部分抽取了与边缘相关的感知信息，其系数值均在0值附近。其中较大的值对应变化剧烈的部分，如边缘、线和区域边界等。灰度共生矩阵的对比度即主对角线惯性矩，反映了图像灰度的突变情况，能较好地体现图像边缘的显著性，因此本节采用其进行高频系数融合。灰度共生矩阵的纹理对比度定义为：

其中， G 表示图像的灰度共生矩阵值， Ω 表示所选择的局部窗口，同样为长度为5的正方形窗口，即 $d=5$ 。

灰度共生矩阵的对比度反映的是灰度局部的变化情况。如果图像局部灰度变化大，则 $CON(d, \theta)$ 有较大值，反映图像的细节越清晰。本节取4个方向灰度共生矩阵的对比度的均值作为高频融合的活性度量，即：

利用式（3-88）求得高频系数和的灰度共生矩阵的对比度 CON_A 和 CON_B 。由于图像的高频分量体现的是图像的边缘、亮线等灰度突变，所以一般采用取较大的绝对值的系数选取方法。因此，高频系数的融合规则为：

3.6.3 实验结果

为了有效、全面地评估本节算法在图像融合中的性能，本节选择如图3-31所示的常用的多聚焦图像测试所提出的算法，并且从主观和客观两方面与其他流行的融合算法进行对比。客观评价指标采用 $Q^{AB/F}$ 、MI和SF进行度量。 $Q^{AB/F}$ 衡量有多少边缘信息从源图像转移到了融合图像，MI计算源图像有多少信息转移到了融合结果中，而SF度量图像空间域的总体活跃度。这3个指标的值越大表明融合图像越清晰、融合性能越好。

本节算法将与结合向导滤波与复轮廓波变换的多聚焦图像融合算法（简称为CCT-GFF）、基于向导滤波的图像融合算法（简称为GFF）、基于非下采样Shearlet变换与PCNN结合的多聚焦图像融合算法（简称为NSST-PCNN）、基于NSCT与FRFT结合的图像融合算法（简称为NSCT-FRFT）进行比较。实验中本节算法CT的分解层数为4层，其中各层方向滤波器分别有4、8、8、16个方向子带。而其他比较算法的参数则保持原作者所采用的参数。本节实验所使用的计算机处理器为Intel (R) Core i5-3230M CPU@2.6GHz，内存为6GB，操作系统为Windows 7的64位系统，运行软件为MATLAB 2012a。

图3-31 测试图像

说明：图3-31a和图3-31d为不同聚焦度钟表的测试图像，图3-31b和图3-31e为不同聚焦度实验室测试图像，图3-31c和图3-31f为不同聚焦度的桌子的测试图像。

如图3-32为对图3-31a和图3-31d所展示的Clock测试图像进行各种融合算法后的效果对比。该组源图像是一组比较复杂的源图像，清晰部分和模糊部分有交集，因此处理起来有一定的难度。

图3-32 Clock多聚焦测试图像和各方法的融合效果

图3-32 Clock多聚焦测试图像和各方法的融合效果（续）

说明：图3-32a至图3-32o为CCT-GFF、GFF、NSST-PCNN、NSCT-FRFT和本节算法融合图像。图3-32f至图3-32j为各融合图像与图3-31a的差图。图3-32k至图3-32o为各融合图像与图3-31d的差图。

对比融合图像中大的钟表的左上角和大的钟表数字8附近的区域（放大查看效果更好），可以看到本节的算法通过利用图像的空间连续性克服了CCT-GFF、NSST-PCNN、NSCT-FRFT在融合图像中引入的些许人造纹理。与GFF相比，本节的算法得到的融合图像的灰度层次更为清晰，两者在差图上的反映尤其明显。对比各种方法的差图可以发现，本节的算法比其他的算法得到效果都好。综合来看，本节的算法的视觉效果最好，产生的人造纹理最少，即本节的算法具有明显的抑制人造纹理的作用。

除了主观视觉效果外，本节还通过上述的4个客观指标考察了不同融合方法的性能。如表3-9所示，从中可以看出，本节提出的算法在 $Q^{AB/F}$ 、MI和SF这3个指标上的取值都是最高的，这充分说明了本节的算法既兼顾了两幅不同的聚焦图像信息，又充分保留了两者的空间信息。

表3-9 图3-32中不同图像融合算法的客观评价指标

如图3-33a至图3-33o展示了对图3-31b和图3-31e为Lab测试图像，进行各种融合算法后的效果对比。

图3-33 Lab多聚焦测试图像和各方法的融合效果

图3-33 Lab多聚焦测试图像和各方法的融合效果（续）

说明：图3-33a至图3-33o为CCT-GFF、NSST-PCNN、NSCT-FRFT、GFF和本节算法的融合图像。图3-33f至图3-33j为各融合图像与图3-31b的差图。图3-33k至图3-33o为各融合图像与图3-31e的差图。

与图3-32的融合效果类似，可以看到本节的算法利用图像的空间连续性克服了CCT-GFF、NSST-PCNN和NSCT-FRFT在融合图像中引入的人造纹理。而与GFF相比，本节的算法得到的融合图像灰度的层次更为清晰。对比各种方法差图可以发现，本节的算法得到的效果最好。从表3-10所示的客观指标可知，本节提出的算法除了计算时间外，所有的指标都是最好的，这充分地说明了本节算法的有效性。

表3-10 图3-33中不同图像融合算法的客观评价指标

如图3-34a至图3-34o展示了对图3-31c和图3-31f为Lab测试图像，进行各种融合算法后的效果对比。

图3-34 Desk多聚焦测试图像和各方法的融合效果

说明：图3-34a至图3-34o为CCT-GFF、NSST-PCNN、NSCT-FRFT、GFF和本节算法融合图像。图3-34f至图3-34j为各融合图像与图3-31c的差图。图3-34k到图3-34o为各融合图像与图3-31f的差图。

对比融合图像和差图可以看到，本节的算法具有最好的视觉效果，在融合图像中几乎没有产生人造纹理，并且成功地保留了源图像中清晰部分的绝大部分内容。从表3-11所示的客观指标中可以看出，本节提出的算法除了计算时间外，所有的指标都是最好的。

表3-11 图3-34中不同图像融合算法的客观评价指标

综合图3-32至图3-34中各种融合算法的表现，本节的算法不论是对复杂的多聚焦源图像进行融合，还是对简单的多源图像进行融合，都提高了融合图像的效果，因此本节的算法是一种适合于多聚焦图像融合的算法。

3.7 本章小结

本章对剪切波变换和Smoothlet的基础知识进行了介绍，着重对其离散形式进行了讲解，并对其优点进行了说明。在此基础上，介绍了基于这两种多尺度几何变换的多聚焦图像融合的一些算法，主要包括基于剪切波的多聚焦图像融合和基于Smoothlet的多聚焦图像融合算法。相比其他多尺度几何变换域多聚焦图像融合算法，这两类算法具有更好的融合效果，也可以对人造纹理进行有效的抑制，因此是两类较好的图像融合算法。

第4章 红外与可见光图像融合

红外与可见光传感器是两类最常用的成像传感器。红外传感器依靠探测目标与背景间的热辐射差异来识别目标，具有识别伪装的能力，但对场景的亮度变化不敏感。可见光成像传感器对目标场景的反射敏感，获取的图像通常较清晰，可以准确提供目标所在场景的细节信息，但易受光照、天气、遮挡等因素的影响。因此，将红外图像和可见光图像进行融合，可以充分利用其信息互补性，扩展系统目标探测的时空覆盖范围，提高系统的空间分辨率、全天候工作能力及目标检测和抗干扰能力，在航空、遥感、国防、医疗等诸多领域有重要应用。本章将对此方面内容做深入的研究和探讨。

4.1 红外与可见光图像特点

红外传感器是利用目标和场景之间的辐射能量来采集图像，表征了目标和场景的温度信息。图像内容取决于目标和场景的温度分布，温度高的目标亮度高，温度低的目标亮度低。红外图像具有全天候工作、抗干扰能力强的优点，但是红外图像存在对比度低、清晰度低、可视性差、细节信息匮乏、对温差敏感等缺点，使图像中的目标和场景难以识别、分析。

可见光图像传感器利用光线的反射来采集图像数据。可见光图像对比度和分辨率都比较高，具有光谱信息和细节信息丰富、动态范围广、可视性好等优点，但其抗干扰能力差，在光线微弱、雾霾天气、目标伪装等情况下，可见光图像的效果会明显变差，难以获取目标和场景的信息，无法对目标和场景进行分析和识别。

综上所述，红外图像与可见光图像之间的区别如下：

- 两种图像的成像原理不同；
- 两种图像的空间分辨率不同；
- 两种图像对同一景物的灰度差异不同；
- 两种图像的纹理和边缘特征不同；
- 两种图像的像素之间的相关性不同。

因此需要将红外图像和可见光图像进行融合，综合两种图像各自的优点，既可以充分利用其信息互补性，有效增加图像的信息量，又可以提高对目标和场景分析的可靠性及解释的完全性，使得探测系统的后续处理能力大幅提高，还可以提高系统的空间分辨率、全天候工作能力以及目标检测和抗干扰能力。

实际情况影响目标的红外辐射因素很多，其中包括入射到目标表面的辐射、目标的吸收率和反射率、气候条件、大气的选择性吸收和散射电路噪声等。这些影响因素大大

增加了红外与可见光图像融合的难度。本章只考虑红外与可见光图像的融合问题，选用的研究对象是经过严格配准的待融合图像。

4.2 基于NSST域自适应PCNN的红外与可见光图像融合算法

根据红外成像的特点，温度相近的部分通常被认为是同一目标或背景。本节采用区域生长的方法提取红外图像中的目标。

4.2.1 区域提取

区域生长的基本思想是将具有相似性质的像素组合起来构成区域。首先对每个待分割的区域找出一个种子像素作为生长的起点，然后将种子像素邻域中与种子有相同或相似性质的像素（满足一定的生长准则）合并到种子像素所在的区域中。而新的像素继续作为种子像素向四周生长，直到再没有满足条件的像素可以包含进来，一个区域就生成了。区域生长法的具体步骤如下：

- (1) 选择一组种子像素（本节选取区域中最亮的像素作为种子像素）。
- (2) 确定生长准则。常用的生长准则有3种：基于区域灰度差、基于区域内灰度分布和基于区域形状。考虑红外图像目标与背景相对比较稳定的基本特征，本章采用基于区域灰度差的区域生长准则提取目标。
- (3) 确定生长过程停止条件。生长过程的停止是通过设定门限来实现的，通常最佳阈值是经过大量反复的实验确定的。

如图4-1所示为本节算法目标提取的实验结果。

图4-1 目标提取结果

4.2.2 脉冲耦合神经网络 (PCNN)

PCNN是一种模拟猫、猴等动物的大脑视觉皮层细胞，对视觉信号的处理机制而产生的一类新型神经网络模型，是一种可实现同步脉冲激发行为的简化模型，这种模型具有空间邻近和特征相似聚集的特点，在图像处理中得到了广泛的应用。

PCNN由多个神经元组成，每个神经元包括接收域、调制域和脉冲产生器3部分。

PCNN应用于数字图像处理时，图像中的每个像素对应一个神经元。本节采用PCNN的一种简化模型，其数学表达式如下：

其中， n 为迭代次数； I_{ij} ，分别为反馈输入和链接输入； I_{ij} 为外部输入刺激信号（这里为输入图像在 I 尺度 k 方向上（ i, j ）位置的非下采样剪切波系数）； V_{ij} 为神经元之间的链接强度； V_L 为内部活动性总数； V_T 为动态门限； W 为神经元之间的链接权系数矩阵； V_L 是链接输入的放大系数； V_T 是阈值放大系数； τ_L 和 τ_T 分别为链接输入和变阈值函数的时间常数； Y_{ij} 为PCNN的脉冲输出。如果 $Y_{ij} > 0$ ，则神经元产生一个脉冲，称为一次点火。 n 次迭代后，由神经元总的点火次数构成的点火频率映射图即可作为PCNN的输出。

本节采用江平提出的自适应PCNN模型，用一种MSF（Modified Spatial Frequency，改进的空间频率）作为PCNN输入，MSLP（Modified Sum of Laplacian energy，改进的拉普拉斯能量和）作为PCNN的链接强度，利用PCNN全局耦合性和脉冲同步性选择子带系数。

传统定义的SF只描述了水平和垂直信息而缺乏对角线信息，使得融合图像可能丢失重要的细节信息。鉴于此，MSF的定义既包含了行频率（RF），列频率（CF），也

包含对角频率 (DF1, DF2)。对于 $M \times N$ 的矩阵, MSF的定义如下:

其中:

在PCNN模型中的链接强度 β 表示当前神经元与其他神经元链接的强度, 在图像中表现为当前像素值与其周围像素值的紧密联系。在传统的PCNN融合算法中, β 取固定的常数。根据生理学和心理学研究发现, 人眼对特征明显区域的反应要比不明显区域反应强烈, 不可能每个神经元的链接强度都相同, 而拉普拉斯能量和可以很好地反映图像的边缘特征信息, 但是仍有如下不足:

- 没有突出中心像素的重要性;
- 没有考虑区域邻域像素与中心像素之间的距离, 当个别远距离像素对拉普拉斯能量和贡献较大时, 中心像素的信息可能会丢失。

基于此, 本章采用MSLP作为PCNN的链接强度。MSLP定义为:

其中:

其中, $step$ 代表像素间的可变间距, 这里取 $step=1$; 表示红外 (或可见光) 图像在 l 尺度 k 方向上 (i, j) 像素上的NSST系数; $w(m, n)$ 表示所对应的系数权值矩阵, 表示红外 (或可见光) 图像在 l 尺度 k 方向上 (i, j) 处的NSST系数对应的改进的拉普拉斯能量和。

4.2.3 图像融合框架

假定待融合的红外图像I和可见光图像V都已经过几何配准处理，图像融合流程如图4-2所示。融合步骤如下：

- (1) 对红外图像I运用区域生长法进行目标提取，得到目标区域O和背景区域B，并将区域投影到可见光图像V上。
- (2) 分别对红外图像I和可见光图像V进行NSST分解，得到NSST域分解系数，其中， α_k 和 β_k 分别表示红外（或可见光）图像I尺度k方向上 (i, j) 像素处的低频子带系数和高频子带系数。
- (3) 对不同区域的低频子带系数和高频子带系数分别使用不同的融合策略，获得融合后的系数，其中， α_k' 和 β_k' 分别表示融合图像目标（或背景）区域I尺度k方向上 (i, j) 像素处的低频子带系数和高频子带系数。
- (4) 对融合后的系数进行NSST逆变换，重构融合图像F。

图4-2 本节的算法融合框架

4.2.4 图像融合规则

1. 目标区域融合规则

目标区域的像素值较高，因而能量值高于其他区域。为了保证红外图像的热目标信息能够最大限度地融入到融合图像，目标区域直接选取红外图像I的分解系数作为融合系数，则有：

2. 背景区域融合规则

(1) 背景区域低频融合规则

可见光图像包含大量的背景信息，而背景信息可以提供目标的局部位置信息，并且NSST分解的低频信息是对源图像的近似成像，即可见光图像V的低频系数包含了大量的背景细节信息，所以选取可见光图像的低频系数作为融合图像的低频系数，则有：

(2) 背景区域高频融合规则

在高频子带的处理中，NSST的高频子带系数代表了图像的细节分量，如边缘、区域边界等。本节采用前面章节中提出的自适应PCNN算法，采用MSF作为PCNN输入，MSLP作为PCNN的链接强度，利用PCNN全局耦合性和脉冲同步性选择高频子带系数。

在式 (4-1) 中取，计算每个高频系数的点火次数。

当PCNN迭代次后，由式 (4-13) 可以得到由表示的点火频率映射图。

为了使融合图像的边缘细节更为光滑，这里运用一致性验证方法来修正其值，从而得到一个新的点火频率映射图

NDM。

其中， w_1 为以 (i, j) 为中心的 3×3 的窗口。根据式 (4-14) 和式 (4-15) 即可确定融合图像背景区域的高频系数。

4.2.5 实验结果对比与分析

为了验证该算法在红外图像与可见光图像融合中的有效性与可靠性，本节选取两组同一场景的红外与可见光图像进行融合仿真实验，并与基于离散小波变换（DWT）的传统融合算法，以及基于平移不变的小波（SIDWT）和PCNN（SIDWT-PCNN）、基于CT和PCNN（CT-PCNN）、基于尖锐频率局部化Contourlet变换和改进拉普拉斯能量和（SFLCT-SML）、基于NSCT和SF激励的PCNN（NSCT-SFPCNN）的方法进行对比融合试验。

其中，第一组图像来自荷兰TNO Human Factors Research Institute拍摄的UN Camp红外和可见光序列图，第二组图像来自www.ImageFusion.org网；基于DWT的传统融合算法采用简单的低频系数取平均、高频系数模值取大的融合规则；DWT算法和SIDWT算法均采用db4小波进行4层小波分解；CT、SFLCT、NSCT及本节的NSST分解参数均为2、3、3、4；除本节算法外，PCNN的参数都设置为，，本节PCNN参数 β 的设置如前面所示，其余参数同其他对比算法。试验平台为一台PC：主频为3.4GHz的CPU、4GB的内存，MATLAB 2012a的编译环境。

如图4-3为两组同一场景的红外与可见光图像。如图4-4与图4-5分别是上述两组源图像采用不同融合方法得到的融合结果。从图4-4与图4-5中可以看出，6种融合方法都能将源图像所提供的信息有效地结合起来，充分利用其所提供信息的互补性，达到便于观察的目的。仔细观察图4-4可以发现：融合结果图4-4a和图4-4c不仅边缘细节相对较模糊，而且还引入了一定程度的“虚影”；图4-4e在红外目标附近引入了明显的“虚影”；图4-4b、图4-4d和图4-4f的视觉效果比较接近，它们都很好地融入了红外源图像中的热目标的信息，而且边缘细节清楚。但图4-4b和图4-4d中可见光源图像中房子周围的树木信息不如图4-4f融合得好，因此图4-4f的融合图像优于参与比较的其他5种算法的融合图像。

图4-3 源图像

图4-4 第1组图像的融合结果

图4-5 第2组图像的融合结果

观察图4-5可以发现，融合结果图4-5a、图4-5b和图4-5d的清晰度低于其余3种算法所得的融合图像，图4-5e引入了明显的“虚影”，图4-5c和图4-5f的视觉效果比较接近，但图4-5c中海与岸连接的边缘细节相对较粗糙，因此图4-5f的融合图像优于参与比较的其他5种算法的融合图像。由此可知，本节提出的融合算法在主观视觉效果上要优于参与比较的其他5种融合算法。

从主观视觉效果来看，本章方法所得的融合图像边缘更清晰、细节和纹理保留更丰富。对融合效果的评价，除了从主观视觉效果来定性分析，还需要采用相关的客观评价指标进行定量分析。本节采用1.4.2节列出的7种评价指标外加运算时间指标对融合效果进行客观评价。

如表4-1与表4-2给出了上述6种融合算法客观评价指标的对比结果。从表4-1与表4-2中可以看出，对于两组源图像而言，本节算法的融合结果除运算时间指标外，其余的指标都是最优的。本节算法的运算时间仅少于NSCT-SFPCNN算法，但考虑到其融合图像拥有更为满意的视觉效果，因此其在运算时间上的不足可以接受。

表4-1 第1组图像不同融合算法客观评价指标对比

表4-2 第2组图像不同融合算法客观评价指标对比

上述主、客观评价结果都表明，本节提出的红外与可见光图像融合算法能够很好地将红外图像的目标信息与可见光

图像中的背景信息提取出来并注入到融合图像中。因此综合来看，本节所提的融合算法是一种效果良好并且值得推广的图像融合算法。

4.3 基于NSST域模糊逻辑的红外与可见光图像融合算法

图像融合旨在对单一的传感器受环境影响造成成像不完全、不准确等方面，通过对来自不同传感器的同一场景的图像进行优势互补融合，以此消除单一传感器取得的图像信息的缺点。这种技术被应用在很多技术领域，如红外与可见光图像的融合、多聚焦图像的融合等。由于红外图像和可见光图像各自的特点，对它们进行融合可以获得丰富的细节信息和良好的视觉效果。为了在红外与可见光图像融合时保留各自更多的细节信息，同时降低算法复杂度，我们的团队曾提出了一种利用非下采样剪切波变换和模糊逻辑结合的红外与可见光图像融合算法。

4.3.1 图像融合框架

假定待融合的红外图像I和可见光图像V都已经过几何配准处理，图像融合流程如图4-6所示。

图4-6 本节的算法融合框架

融合步骤如下：

- (1) 对红外图像I使用区域生长的方法进行目标提取，得到提取后的目标区域O及背景区域B，并将区域投影到可见光图像V上。
- (2) 分别对可见光图像V和红外图像I进行NSST变换，得到不同尺度下的分解系数，其中， α_k 和 β_k 分别表示红外（或可见光）图像I尺度k方向上 (i, j) 像素处的低频子带系数和高频子带系数。
- (3) 对不同区域的高频子带系数和低频子带系数分别采用不同的融合方式，获得融合后的系数，其中， α_k' 和 β_k' 分别表示融合后的图像目标（或背景）区域I尺度k方向上 (i, j) 像素处的低频子带系数和高频子带系数。
- (4) 对融合后的系数进行NSST逆变换，重构融合图像F。

4.3.2 图像融合规则

对于一般的多聚焦图像而言，低频系数采用改进拉普拉斯能量和的融合规则，高频系数采用联合分解级取大的融合规则，可以取得相对较好的融合结果。但是对于红外可见光的图像来说，由于成像机理不同，这类融合规则的组成并不一定会在红外可见光融合上取得较好结果。另外，本节对红外和可见光的融合采用区域分割的处理方式，将红外图像分割为目标区域和背景区域。综合考虑运算速度和融合效果，本节中的目标区域融合规则直接采用红外图像中的分解系数，背景区域的低频系数采用简单的加权平均规则，而背景区域的高频系数与其他规则不同，本节采用了基于模糊逻辑的规则处理高频子带系数，利用了信息熵作为基本逻辑参考标准。由于信息熵作为图像所含信息量及区域能量的一种测度，可以描述图像的高频信息丰富程度，所以此处将使用局部信息熵指导高频子带系数的融合。

定义隶属度函数如下：

其中， M 代表源图像A或源图像B的背景区域， i 、 x 隶属于 M ，而且 $I_M(x)$ 为 M 中点 x 的局部信息熵，定义如下：

其中， $P_M(x)$ 代表点 i 对应的像素值在区域 R_x 中出现的几率， R_x 是以 x 为中心的属于 M 的一个局部区域。根据这样的方法可以确定两幅源图像背景区域各自的隶属度函数和。随后对原始图像背景区域的系数施以客观评价（质心法），进行判定和评价，以评价的结果作为实际的融合系数，这种方式也被称为解模糊，定义为：

其中， α 、 β 分别为经过NSST变换后的高频融合系数、源图A和B的高频率子带系数。

4.3.3 实验结果对比与分析

本节以红外和可见光为研究基本对象，采用目标分割的图像融合算法，如图4-7所示为本节提取目标的实验结果。

图4-7 目标提取结果

图4-8a和图4-8b分别为机场U形跑道的红外图像与可见光图像。本节采用对比度金字塔算法（DB）、离散小波变换算法（DWT）、支持度变换算法（SVT）、非下采样轮廓波变换算法（NSCT）及非下采样剪切波变换算法

（NSST）得到如图4-8c至图4-8g的融合结果。从图像融合的结果可以看出，传统的5种图像融合算法都能够有效地融合红外图像中的矩形掩体目标信息和可见光图像中的U形跑道背景信息，此时的红外与可见光图像融合可以将目标和背景结合，将目标位置和背景情况有效结合起来。经过复杂数学处理方式进行的高效图像融合，可以得到良好的视觉效果和客观评价指标，但是不一定有利于目标的识别。

图像识别尤其是对目标的识别需要考虑区域的分割和特征的提取等过程，从图4-8d中可以看出左侧目标并不明显，与背景之间的对比度比较低，不能对图像进行很有效地分割，因此不利于目标识别。对于图4-8c和图4-8e，虽然掩体目标和背景信息融合得比较完整，但是目标与跑道之间是粘连的，对于目标识别来说十分不利。本节所采用的方式是将目标和背景分离开，有效地提高了融合后对目标识别的效率，同时，对于红外和可见光图像的目标及背景分别采用不同的融合规则，所以融合的结果依然对原始图像信息做了较多的保留。

为了进一步说明本节的算法对目标识别的有效性，我们对图像融合结果的评价采用一个不同以往的指标，就是对目标的识别比率。识别比率的含义是：在融合图像中可以准

确分离和识别两种几何物体时，找出矩形掩体的正确率和错误率。识别结果如表4-3所示。

图4-8 不同融合算法处理结果

表4-3 原始图像及图像识别结果

除对目标识别以外，本节选取两组十分典型的红外与可见光图像进行研究，图像融合的结果依然采用1.4.2节提出的7种评价指标进行评价。测试图像分为两组，一组为荷兰TNO Human Factors Research Institute拍摄的UN Camp红外和可见光序列图，另一组是来自www.ImageFusion.org网图像库的经典图像。实验的对比为传统离散小波变换

(DWT)、曲波变换(CVT)、轮廓波变换(CT)、非下采样轮廓波变换(NSCT)、剪切波变换(ST)，本测试中采用的测试融合算法，均采用目标与背景分离的方式进行，基于DWT的传统融合算法采用简单的低频系数取平均、高频系数模值取大的融合规则；DWT算法采用db4小波进行4层小波分解；CT、NSCT及本节的ST分解参数均为2、3、3、4。

如图4-9为两组同一场景的红外与可见光图像组。图4-10与图4-11分别是上述两组源图像采用不同融合算法所得到的融合结果。从图4-10与图4-11中可以看出，6种融合算法都能将源图像所提供的信息有效地结合起来，充分利用其所提供信息的互补性，达到便于观察的目的。仔细观察图4-10可以发现：融合结果中图4-10a和图4-10c不仅边缘细节相对较模糊，而且还引入了一定程度的“虚影”；图4-10e在红外目标附近引入了明显的“虚影”；图4-10b和图4-10d、图4-10f的视觉效果比较接近，它们都很好地融入了红外源图像中的热目标的信息，而且边缘细节清楚，但图4-10b和图4-10d中可见光源图像中房子周围的树木信息不如图4-10f融合得好，因此图4-10f的融合图像优于参与比较的其他5种方法的融合图像。

观察图4-11可以发现，融合结果中图4-11a、图4-11b和图4-11d的清晰度低于其余3种方法所得到的融合图像，图4-11e引入了明显的“虚影”，图4-11c和图4-11f的视觉效果比较接近，但图4-11c中海与岸连接的边缘细节相对较粗糙，因此图4-11f的融合图像优于参与比较的其他5种方法的融合图像。由此可知，本节提出的融合算法在主观视觉效果上要优于参与比较的其他5种融合算法。

图4-9 源图像

图4-10 第1组图像的融合结果

图4-11 第2组图像的融合结果

从主观视觉效果来看，本节方法所得的融合图像边缘更清晰、细节和纹理保留更丰富。对融合效果的评价，除了从主观视觉效果来定性分析，还需要采用相关的客观评价指标进行定量分析。本节采用第1章列出的7种评价指标外加运算时间指标对融合效果进行客观评价。

如表4-4与表4-5给出了上述6种融合方法客观评价指标的对比结果。从表4-4与表4-5中可以看出，对于两组源图像而言，本节算法的融合结果除运算时间指标外，其余的指标都是最优的。本节算法的运算时间仅少于NSCT算法，但考虑到其融合图像获得了更为满意的视觉效果，就图像融合的结果而言，其运算时间是可以接受的。

表4-4 第1组图像不同融合算法客观评价指标对比

上述主、客观评价结果都表明，本节提出的红外与可见光图像融合算法能够很好地将红外图像的目标信息与可见光图像中的背景信息提取出来并注入到融合图像中。因此综

合来看，本节所提的融合算法是一种效果良好并且值得推广的图像融合算法。

表4-5 第2组图像不同融合算法客观评价指标对比

4.4 基于SCM和CST的红外与可见光图像融合算法

针对红外与可见光图像的成像特点及目前红外与可见光图像融合中融合图像信息量不足的问题，结合复剪切波变换（Complex Shearlet Transform, CST）及脉冲发放皮层模型（Spiking Cortical Model, SCM）的优点，笔者团队中有人提出了一种新的红外与可见光图像融合算法。该算法首先利用红外图像目标与背景灰度的显著差异，通过区域生长方法从红外图像提取目标区域；然后用CST对源图像进行分解，对源图像的目标区域和背景区域系数分别采用不同的融合规则进行融合，其中背景区域的高频子带系数利用SCM进行选择；最后经过CST逆变换重构融合图像。研究表明，与其他的红外与可见光图像融合算法相比，本算法在视觉效果和客观评价指标上都得到了提升。

4.4.1 图像融合框架

目前，红外图像与可见光图像的融合方法主要分为两类：空域算法和变换域算法。空域算法主要包括加权平均法等；变换域算法主要有基于小波变换（DWT）的图像融合算法、基于轮廓波变换（CT）的图像融合算法及基于剪切波变换（Shearlet Transform, ST）的图像融合算法等。由于CT具有很好的视觉感知性，因此基于CT的图像融合算法是目前流行的一类算法。但是，CT在进行方向分解时需要进行下采样操作，因而CT不具备平移不变性，这导致基于CT的图像融合算法往往会在图像融合过程中引入伪吉布斯现象。

非下采样轮廓波变换（NSCT）作为CT的改进形式，虽然能够克服伪吉布斯现象，但是由于进行了非下采样操作，所以NSCT的运算速度较慢。为此，Guo和Labate通过具有合成膨胀的仿射系统构造了一种接近最优的图像稀疏表示方法：ST。ST不仅数学结构简单，并且方向表示性能更好，但ST的离散化过程是通过下采样策略实现的，因而也不具备移不变性。因此，我们利用双树复小波变换结合剪切滤波器提出了复剪切波变换（CST）。CST不仅具有平移不变性，可克服ST的伪吉布斯（Gibbs）效应，而且增强了ST的方向选择性，具有更优越的图像处理性能，能够很好地满足后续各种处理的要求。

同时，红外与可见光图像融合算法的好坏还取决于融合规则的选择。基于区域或目标的融合规则是将特征级融合和像素级融合相结合，使用分割的方法将感兴趣的区域图像划分为不同的区域，并根据不同区域的特点指导像素级融合，与其他的方法相比，这种基于区域或目标的融合规则能获得更好的融合效果。

SCM是一种模拟猫、猴等动物的大脑视觉皮层细胞，对视觉信号的处理机制而产生的一类新型神经网络模型，与脉冲耦合神经网络（Pulse Coupled Neural Network, PCNN）

相比，计算更方便，性能更明显，因此在图像处理中得到了广泛的应用。为了更好地利用两者的特点，首先利用通过区域生长方法从红外图像提取目标区域，然后将源图像分为目标区域和背景区域并分别进行CST分解，对目标和背景区域系数分别采用不同的融合规则进行融合，其中背景区域的高频子带系数利用SCM进行选择。最后，经过CST逆变换重构融合图像。

SCM网络中的神经元通过局部耦合构成一个全局互连的神经网络。耦合连接的SCM网络是相似性集群发送同步脉冲的。利用这一特性，本节将点火次数的多少作为融合规则进行图像融合。

图像融合流程如图4-12所示。具体步骤如下：

- (1) 对红外图像I运用区域生长法进行目标提取，得到目标区域O和背景区域B，并将区域投影到可见光图像V上。
- (2) 分别对红外图像I和可见光图像V进行CST分解，得到多尺度分解系数，其中， $C_{l,k}^{(i,j)}$ 和 $C_{h,k}^{(i,j)}$ 分别表示红外（或可见光）图像I尺度k方向上（i，j）像素处的低频子带系数和高频子带系数。
- (3) 对不同区域的低频子带系数和高频子带系数分别使用不同的融合策略，获得融合后的系数，其中， $C_{l,k}^{(i,j)}$ 和 $C_{h,k}^{(i,j)}$ 分别表示融合图像目标（或背景）区域I尺度k方向上（i，j）像素处的低频子带系数和高频子带系数。
- (4) 对融合后的系数进行CST逆变换，重构融合图像F。

图4-12 本节的融合算法框架

4.4.2 图像融合规则

为了保证红外图像的热目标信息能够最大限度地加入到融合图像中，目标区域直接选取红外图像I的分解系数作为融合系数，则有：

而对于背景区域使用如下融合规则进行融合。

1.背景区域低频融合规则

可见光图像V的低频系数包含了大量的背景细节信息，所以选取可见光图像的低频系数作为融合图像的低频系数：

2.背景区域高频融合规则

在高频子带的处理中，CST的高频子带系数代表了图像的细节分量。本节采用上述SCM算法选择高频子带系数。由于有学者证明拉普拉斯能量和（MSLP）可以很好地反映图像的边缘特征信息，因此本章采用MSLP作为SCM的输入。MSLP定义为：

其中：

其中，step代表像素间的可变间距，本章取step=1；表示红外（或可见光）图像在l尺度k方向上（i，j）像素上的NSST系数；w（m，n）表示所对应的系数权值矩阵，表示红外（或可见光）图像在l尺度k方向上（i，j）处NSST系数对应的改进的拉普拉斯能量和。

然后计算每个高频系数的点火次数：

当SCM迭代N次后，由式（4-23）可以得到由表示的点火频率映射图：

为了使融合图像的边缘细节更为光滑，我们运用一致性验证方法来修正其值，从而得到一个新的点火频率映射图 NDM：

其中， w_1 为以 (i, j) 为中心的 3×3 的窗口。根据式 (4-24) 和式 (4-25) 即可确定融合图像背景区域的高频系数。

根据式 (4-27) 即可确定融合图像背景区域的高频系数。通过对上面得到的融合系数做CST逆变换，即可重构得到基于目标提取和CST的融合图像。

4.4.3 仿真验证

本节内容的试验平台是一台CPU主频为3.4GHz、4GB内存的PC，编译环境为MATLAB 2012a，为了验证该算法的有效性，本节选取两组同一场景的红外与可见光图像进行融合仿真实验，并将本节算法（CST-SCM）与基于离散小波变换（DWT）的传统融合算法，以及基于平移不变的小波（SIDWT）和PCNN（SIDWT-PCNN）、基于CT和PCNN（CT-PCNN）、基于尖锐频率局部化Contourlet变换和改进拉普拉斯能量和（SFLCT-SML）、基于NSCT和SF激励的PCNN（NSCT-SFPCNN）的方法进行对比融合试验，如图4-13所示。基于DWT的传统融合算法采用简单的低频系数取平均、高频系数模值取大的融合规则；DWT算法和SIDWT算法均采用db4小波进行4层小波分解；CT、SFLCT、NSCT及本节的CST分解参数均为2、3、3、4；比较算法其他参数与参考文献相同。SCM参数设置如下： $g=0.7$ ， $f=0.8$ ； $W=[0.1091, 0.1409, 0.1091; 0.1409, 0, 0.1409; 0.1091, 0.1409, 0.1091]$ ；迭代次数为 $n=40$ 。

图4-13 源图像

如图4-14与图4-15分别是上述两组源图像采用不同融合算法得到的融合结果。

图4-14 第1组图像的融合结果

图4-15 第2组图像的融合结果

由图4-14可以看出，融合结果图4-14a和图4-14c不仅边缘细节相对较模糊，而且还引入了一定程度的“虚影”；图4-14e在红外目标附近引入了明显的“虚影”；图4-14b、图4-14d和图4-14f的视觉效果比较接近，它们都很好地融入了

红外源图像中的热目标的信息，而且边缘细节清楚，但图4-14b和图4-14d中可见光源图像中房子周围的树木信息不如图4-14f融合得好，因此图4-14f的融合图像优于参与比较的其他5种方法的融合图像。

对于图4-15，融合结果图4-15a、图4-15b和图4-15d的清晰度低于其余3种方法所得的融合图像，图4-15e引入了明显的“虚影”，图4-15c和图4-15f的视觉效果比较接近，但图4-15c中海与岸连接的边缘细节相对较粗糙，因此图4-15f的融合图像优于参与比较的其他5种方法的融合图像。由此可知，本章介绍的融合算法在主观视觉效果上要优于参与比较的其他5种融合算法。

从主观视觉效果来看，CST-SCM算法所得的融合图像边缘更清晰、细节和纹理保留更丰富；差值图也说明该算法对聚焦部分获得了更好的融合。对融合效果的评价，除了从主观视觉效果来定性分析，还可以采用相关的客观评价指标进行定量分析。本节采用标准差（Standard deviation，STD）、互信息（Mutual Information，MI）、 $Q^{AB/F}$ 度量和结构相似度（Structural similarity，SSIM）对融合效果进行客观评价。STD反映图像灰度相对平均灰度的离散情况，STD越大，灰度级分布越分散，图像反差越大，融合图像越清晰。MI计算源图像有多少信息转移到了融合结果中，MI值越大，说明融合图像中包含了越多的源图像的信息。 $Q^{AB/F}$ 衡量有多少边缘信息从源图像转移到了融合图像， $Q^{AB/F}$ 值越大，表明融合图像从源图像获得的边缘信息越丰富。SSIM衡量融合图像与源图像的结构相似度，SSIM越大，说明融合图像中与源图像的结构越相似。

如表4-6与表4-7中分别给出了上述6种融合方法客观评价指标的对比结果。从表4-6与表4-7中可以看出，对于两组源图像而言，CST-SCM算法的指标都是最优的。在表4-6中，在STD指标中，CST-SCM算法比次高的算法NSCT-SFPCNN高出2.56%，这说明该算法得到的融合图像的图像反差最大，融合图像更清晰。在MI指标中，该算法比次高的算法NSCT-SFPCNN高出25.33%，这说明该算法得到

的融合图像包含了更多的源图像信息。在 $Q^{AB/F}$ 指标中，CST-SCM算法比次高的算法NSCT-SFPCNN高出5.06%，这说明该算法得到的融合图像从源图像获得的边缘信息更丰富。在SSIM指标中，CST-SCM算法比次高的算法SFLCT-SML高出0.10%，这说明该算法得到的融合图像与源图像的结构更相似。

而在表4-7中，CST-SCM算法比次高的算法在STD、MI、 $Q^{AB/F}$ 和SSIM这4个指标中分别高出了0.20%、1.50%、0.41%和0.10%，同样说明该算法具有更好的融合效果。这些主客观评价结果都说明，CST-SCM算法能够很好地将源图像中的有用信息提取并注入到融合图像中。因此综合来看该算法是一种比较好的、值得推广的图像融合算法。

表4-6 第1组图像不同融合算法客观评价指标对比

表4-7 第2组图像不同融合算法客观评价指标对比

4.5 基于复剪切波域结合向导滤波与模糊逻辑的红外与可见光图像融合算法

对于一般的多聚焦图像而言，低频系数采用改进拉普拉斯能量和的融合规则，高频系数采用联合分解级取大的融合规则，可以取得相对较好的融合结果。但是对于红外可见光的图像来说，由于成像机理不同，这类融合规则的组成并不一定会在红外与可见光融合上取得较好结果。为了得到更好的图像融合效果，同时也考虑到工程实施中实时性的要求，本节采用了基于模糊逻辑的规则进行变换域的高频系数融合，利用向导滤波进行变换域的低频系数融合。

4.5.1 融合规则

下面描述本节的图像融合算法，不失一般性，设图像和分别为红外图像和可见光图像，设融合后的图像为F。

首先，对图像和进行SCT分解得到对应的CST系数为和，其中l和d分别表示分解的尺度和方向，当l为0的时候表示低频系数，否则表示高频系数。

首先，对CST分解的高频系数采用模糊逻辑融合规则进行融合。由于信息熵作为图像所含信息量及区域能量的一种测度，可以描述图像的高频信息丰富程度，所以此处将使用局部信息熵指导高频子带系数的融合。定义隶属度函数如下：

其中，M代表CST分解系数或，i、x隶属于M中的某一位置，而 $I_M(x)$ 为M中点x的局部信息熵，定义如下：

其中， $P_M(x)$ 代表点对应的像素值在区域 R_x 中出现的几率， R_x 是以x为中心的属于M的一个局部区域。根据这样的方法可以确定源图像各自的隶属度函数 μ_A 和 μ_B 。随后对或施以客观评价（质心法），进行判定和评价，以评价的结果作为实际的融合系数，这一方式也被称为解模糊，定义为：

其中，为融合图像的高频系数。注意：式中.*表示点对点的乘法。

其次，对ST分解的低频系数采用基于向导滤波的融合规则进行融合。在进行图像融合时，首先对图像进行均值滤波，然后利用原图像与均值图像的差将图像分解成轮廓和细节两部分，然后利用原图像与拉普拉斯滤波和高斯滤波的卷积获得感兴趣的区域，从比较感兴趣区域值的大小得

到融合决策图，最后再利用向导滤波对融合决策图进行精细化，从而得到最终的融合图像。在本节中，可以看到源图像已经被CST分解为高频部分（细节部分）和低频部分（轮廓部分），因此，本节仅需要利用向导滤波对低频系数的融合决策图进行精细化即可。为了便于快速计算，本节采用改进的拉普拉斯能量和函数（Sum-Modified-Laplacian, SML）进行感兴趣区域提取，从而得到融合决策图，进一步利用向导滤波进行细化。

设 k 表示像素点位置，则 k 点的SML定义如下：

其中， ω_k 表示以点 k 为中心的矩形窗，令 $i = (x, y)$ ，则有：

式中， C^0 表示源图像经过CST分解后的低频系数。

通过SML值取大获得低频系数的融合决策图 mapA 和 mapB ，则有

为了增强低频系数的空间连续性，改善变换域算法图像扭曲的缺点，利用向导滤波对 mapA 和 mapB 进行滤波，如式（4-34）所示：

其中，和为CST分解低频系数， $r=1$ ， $\varepsilon=3$ 。然后将 mapA 和 mapB 归一化，则通过式（4-35）可得融合后的低频系数：

注意：式中 \cdot 表示点对点的乘法。

最后，将得到的高频融合系数和低频融合系数经过CST的逆变换重构得到融合图像 F 。为了方便描述，本节的算法简称为CST-GF-FL。

4.5.2 仿真验证

为了有效、全面地评估上面算法在红外与可见光图像融合中的性能，本节选择如图4-16所示的两组图像（实验图像来自荷兰TNO Human Factors Research Institute拍摄的UN Camp红外和可见光序列图）进行测试，并且从主观和客观两方面与其他流行的融合算法进行对比。客观评价指标采用 $Q^{AB/F}$ 度量、互信息（Mutual information, MI）、空间频率（Spatial frequency, SF）和结构相似度（Structural similarity, SSIM）。 $Q^{AB/F}$ 衡量有多少边缘信息从源图像转移到了融合图像，MI计算源图像有多少信息转移到了融合图像中，SF度量融合图像空间域的总体活跃度，而SSIM衡量融合图像与各源图像之间的结构相似程度。以上4个指标的值越大，表明融合图像越清晰，融合性能越好。

图4-16 红外与可见光融合的源图像

为了更好地说明算法效果，将前面介绍的基于CST域结合向导滤波与模糊逻辑的融合算法（CST-GF-FL）与基于CST域与向导滤波结合的图像融合算法（CST-GF）、基于ST与脉冲耦合神经网络结合的图像融合算法（ST-PCNN）、非下采样ST与脉冲发放模型相结合的图像融合算法（NSST-SCM）、基于非下采样ST与自适应脉冲耦合神经网络相结合的图像融合算法（NSST-APCNN）和基于两尺度向导滤波的图像融合算法（GFF）进行对比。实验中本节算法CST的分解层数为4层，其中各层方向滤波器分别有4、8、8、16个方向子带，通过实验确定 r_1 和 ε_1 与前面提到的CST-GF算法相同，而 $r_2=3, \varepsilon_2=1$ 。而其他比较算法的参数则保持原作者所采用的参数。本节实验所使用的实验平台为DELL T620塔式服务器（八核处理器主频2.9GHz，DDR364GB内存（8×8GB），运行软件为MATLAB 2015a。

如图4-17与图4-18分别是图4-16中两组源图像采用不同融合算法所得到的融合结果。从图4-17与图4-18中可以看出，6种融合算法都能将源图像所提供的信息有效地结合起来，充分利用其所提供信息的互补性，达到了便于观察的目的。

仔细观察图4-17可以发现：融合结果中图4-17a和图4-17c不仅边缘细节相对较模糊，而且还引入了一定程度的“虚影”，图4-17e在红外目标附近引入了明显的“虚影”，图4-17b、图4-17d和图4-17f的视觉效果比较接近，它们都很好地融入了红外源图像中的热目标的信息，而且边缘细节清楚，但图4-17b和图4-17d中可见光源图像中房子周围的树木信息不如图4-17f融合得好，因此图4-17f的融合图像优于参与比较的其他5种算法的融合图像。

图4-17 第1组图像的融合结果

观察图4-18可以发现，融合结果图4-18a、图4-18b和图4-18d的清晰度低于其余4种方法所得的融合图像，图4-18e引入了明显的“虚影”，图4-18c和图4-18f的视觉效果比较接近，但图4-18c中海与岸连接的边缘细节相对较粗糙，因此图4-18f的融合图像优于参与比较的其他5种方法的融合图像。由此可知，本节提出的融合算法在主观视觉效果上要优于参与比较的其他5种融合算法。

图4-18 第2组图像的融合结果

从主观视觉效果来看，本章算法所得的融合图像边缘更清晰、细节和纹理保留更丰富。

4.6 本章小结

本章首先分析了红外与可见光图像的特点，引出本章的研究对象红外图像与可见光图像融合。其次简要介绍了本章算法中采用的区域生长算法和自适应PCNN模型。最后介绍了基于目标提取和自适应PCNN或模糊逻辑的NSST域红外与可见光图像融合等算法。仿真实验表明，与基于小波变换、基于CT、基于SFLCT和基于NSCT的红外与可见光图像融合算法相比，该算法在视觉效果和客观评价指标上都得到了提升。为了改善PCNN的效果，本章还介绍了利用CST和SCM进行红外图像和可见光图像融合的算法，这些算法也具有较好的融合效果。

第5章 医学图像融合

在医学临床上，不同医学成像设备提供的图像有其各自的优点和缺陷，单一成像设备所提供的图像信息有限，不利于医生对病情作出正确诊断。为了解决这个问题，需要将不同成像设备所获得的图像信息综合地呈现在一幅图像上，即利用图像融合技术将不同成像设备所获得的图像进行融合，为医生的诊断提供更加可靠、准确的病情信息，以便医生制定更为科学和完善的治疗方案。医学图像融合是近年来医学图像处理领域的研究热点之一，因此本书也对此方面内容做了一定的研究和探讨。

5.1 医学图像特点

医学图像可以分成两类：解剖图像和功能图像。解剖图像分辨率高，能提供详细的解剖形态信息，但是无法提供功能信息。功能图像可以提供功能代谢信息，但分辨率较低。常见的解剖图像有CT图像、MRI图像、超声成像US等。常见的功能图像有PET图像、SPECT图像和fMRI图像等。下面简单介绍几种常见的医学图像的特点。

1.CT图像

如图5-1所示为脑部CT图像，可以看到脑部骨骼信息十分清晰。CT实质上是一种重建图像，图像内容取决于人体不同组织对X射线的透射强度的不同。CT图像能清晰地表现出X射线吸收系数的微小差异。骨骼组织与软组织的X射线吸收系数差别很大，且骨骼组织的X射线吸收系数远远大于软组织，因此在CT图像中，骨骼组织十分清晰。

2.MRI图像

如图5-2所示为脑部MRI图像，MRI图像清晰地显示出了脑部软组织信息。MRI图像提供的信息量十分丰富，在诊断病情上优势颇大。与CT相比，MRI不产生伪影，对人体无害，而且图像是一种多方位图像，不需要进行重建。在MRI成像过程中，在生物组织中含最为丰富的质子容易产生较强的图像信号，而骨骼组织中质子密度较低，因此MRI图像中软组织清晰，骨骼组织不清晰。

图5-1 脑部CT图像

图5-2 脑部MRI图像

3.PET图像

PET又称正电子发射型计算机断层成像。如图5-3所示为一幅脑部PET图像。由于 ^{18}F -FDG放出的正电子与组织中的

电子淹没会辐射产生 γ 光子，而PET图像内容则取决于测出的 γ 光子的数量。PET适于检测肿瘤，灵敏度高，安全性高，但PET图像的分辨率低，难以获得精确的解剖结构和立体定位，也不易分辨组织、器官的边界。

4.SPECT图像

SPECT全称为单光子发射计算机断层扫描，依据放射性核素及其标记物在脏器中的浓度差呈现图像，可以获得人体任意角度断层面的放射性浓度分布。SPECT图像可以反映组织、器官的代谢水平和血流状况，对肿瘤病变呈现“热点”，在多种疾病如甲状腺和心血管疾病中应用广泛，但SPECT图像的分辨率低，定位能力差。如图5-4所示为一幅脑部SPECT图像。

图5-3 脑部PET图像

图5-4 脑部SPECT图像

上述几种医学图像携带的病情信息不同，若想在一幅图像中获取多种信息，图像融合势在必行。脑部图像精度要求很高，因此融合后的图像必须包含足够量的信息，而且融合后的图像清晰度要高。因而在图像融合前，首先需要对图像进行配准。唯有图像配准与图像融合相结合，才能为医生的诊断提供更加可靠而准确的病情信息，以便医生制定更为科学和完善的治疗方案。本章对图像配准不作介绍，选择已经严格配准的医学图像作为研究对象。本章主要研究的是医学彩色图像融合，包括MRI图像与PET图像融合及MRI图像与SPECT图像融合。

5.2 基于NSST和高斯混合模型的医学彩色图像融合算法

图像融合技术可以克服单一传感器图像的局限性和差异性，获取更为全面和准确的场景描述，提高图像的清晰度和可理解性。医学临床上需要将不同成像设备所获得的图像信息综合地呈现在一幅图像上，即利用图像融合技术将不同成像设备所获得的图像进行融合，为医生的诊断提供更加可靠准确的病情信息，以便医生制定更为科学和完善的治疗方案。

目前学者们提出了很多医学图像融合算法，本节主要关注的是像素级的医学图像融合算法。为了解决在医学图像融合的过程中算法容易引起图像扭曲和人造纹理的问题，本节针对医学彩色图像像素级融合进行研究，引入了一种基于NSST和高斯混合模型的医学彩色图像融合算法。

5.2.1 HIS模型

HSI模型是美国色彩学家孟塞尔于1915年提出的，它反映了人的视觉系统感知彩色的方式，以色调H（Hue）、饱和度S（Saturation）和强度I（Intensity）3种基本特征量来表征颜色。色调H与彩色光的波长有关，表示人的感官对不同颜色的感受，取值范围为 $[0, 2\pi]$ 。饱和度S表示颜色的纯度，纯光谱色是完全饱和的，加入白光会稀释饱和度。饱和度越大，颜色看起来就会越鲜艳，反之亦然。饱和度的取值采用百分数（0%~100%），0%表示灰色光或白光，100%表示纯色光。强度I对应成像亮度和图像灰度，表示颜色的明亮程度。

HSI颜色模型是一个圆锥型空间模型，如图5-5a所示，将色调、强度及饱和度的变化关系清楚地表现了出来。HSI颜色模型的竖直轴表示强度I，顶部最亮表示白色，底部最暗表示黑色，中间为最亮和最暗之间的过渡灰度。HSI颜色模型中部的水平面圆周是表示色调H的角度坐标，如图5-5b所示。

图5-5 HSI颜色模型

HSI颜色模型与RGB颜色模型是彩色图像的两种描述方法，它们之间可以相互转换。设R、G、B分别表示彩色图像任一像素点的红、绿、蓝3个分量的值，且已归一化到范围 $[0, 1]$ 。两者之间的转换关系如下：

其中：

式中，将式（5-1）中的H除以 2π ，即可将H分量归一到范围 $[0, 1]$ 。

如图5-6所示为一幅彩色医学图像转换到HSI颜色空间的效果图。

图5-6 RGB模型到HSI模型转换

HSI模型具备两个特点：强度分量与图像的彩色信息无关；色调和饱和度分量与人感受颜色的方式是紧密相联的。人类的视觉系统对亮度的敏感程度远强于对颜色浓淡的敏感程度，与RGB颜色模型相比，HSI颜色模型更为恰当地解释了人类视觉系统的特性。HSI模型对于开发基于彩色描述的图像处理方法也是一个较为理想的工具。采用HSI颜色模型在一些情况下可以减少彩色图像处理的复杂度，提高处理效率，同时更接近人对彩色图像的认识和解释。因而本章引入HSI模型以进行医学彩色图像融合。

5.2.2 高斯混合模型

与多聚焦图像融合技术相似，医学图像融合技术同样面临的核心问题之一是如何评价图像的模糊程度，然后选取清晰的图像信息作为融合图像的信息。为了定量地评价图像的模糊度，关键在于如何描述图像NSST域系数的统计特征。下面介绍几种高斯模型。

1.均值为0，标准差为 σ 的高斯模型

2.均值为0，标准差为 σ 的拉普拉斯模型

3.双成分的高斯混合模型

其中， α 为混合系数，每个成分产生一个均值为0、标准差分别为 σ_1 和 σ_2 的高斯分布，一般假定 σ_1 小于 σ_2 。

本节选择的是高斯混合模型。我们采用K-S检验和K-L距离比较NSST变换系数的分布直方图，以此来验证选择高斯混合模型的有效性。

(1) K-S检验

其中， $F_k(w)$ 和 $F_e(w)$ 分别表示先验概率和后验概率的累计密度函数。 d_{ks} 值越小，模型的性能就越好。

(2) K-L距离

其中， $p_k(w)$ 和 $p_e(w)$ 分别表示先验概率和后验概率的密度函数。 d_{kl} 值越小，模型的性能就越好。

测试图像采用的Cameraman图像和Lena图像，如图5-7所示。NSST分解尺度为1，方向数为4。试验中的模型参数

通过最大似然估计方法计算得到。

图5-7 测试图像

如表5-1给出了图5-7中两幅测试图像所对应的高频子带的4个不同方向的 d_{ks} 值和 d_{kl} 值。由表5-1可知，高斯混合模型的所有客观指标都小于高斯模型和拉普拉斯模型，因此高斯混合模型明显优于其他两个模型。

表5-1 测试图像所对应的客观指标值

5.2.3 图像融合框架

假定待融合的PET（或SPECT）彩色图像和MRI图像M都已经过几何配准处理，图像融合流程如图5-8所示。

图5-8 本节的算法融合框架

融合步骤为如下：

（1）将PET（或SPECT）彩色图像P转换到HSI颜色空间，分别提取色调分量图像 P_H 、饱和度分量图像 P_S 和强度分量图像 P_I 。

（2）分别对强度I分量图像 P_I 和MRI图像M进行NSST分解，得到多尺度分解系数和，其中和分别表示强度分量图像I尺度k方向上（i，j）像素处的低频子带系数和高频子带系数；和分别表示MRI图像I尺度k方向上（i，j）像素处的低频子带系数和高频子带系数。

（3）对低频子带系数和高频子带系数分别使用不同的融合策略，获得融合后的系数，其中和分别表示融合后的强度分量图像 P_{IF} 在I尺度k方向上（i，j）像素处的低频子带系数和高频子带系数。

（4）对融合后的系数进行NSST逆变换，重构得到融合后的强度分量图像 P_{IF} 。

（5）将色调H分量图像 P_H 、饱和度S分量图像 P_S 和融合后的强度分量图像 P_{IF} 混合得到融合后的HSI图像，再将其转换到RGB颜色空间，即可得到融合后的MRI-PET（或MRI-SPECT）彩色图像。

5.2.4 图像融合规则

1. 低频系数融合规则

为避免降低融合图像的对比度，本节采用上文提出的基于区域系数SML加权的融合规则。

- (1) 计算NSST域低频系数在 3×3 邻域的SML清晰度。
- (2) 计算系数权重。

其中， P_I 和 M 分别表示强度分量图像 P_I 和MRI图像 M 在 l 尺度 k 方向上以 (i, j) 为中心的 3×3 邻域内的NSST域低频系数的SML清晰度。

- (3) 计算融合图像在 (i, j) 处的低频系数。

其中， P_I 和 M 分别为强度分量图像 P_I 、MRI图像 M 和融合后的强度分量图像 P_{IF} 在 l 尺度 k 方向上 (i, j) 处的低频系数。

2. 高频系数融合规则

高频融合过程中主要存在两个问题：高斯混合模型中的参数估计和高频系数的选择。本章首先通过EM算法来估计高斯混合模型中的各个参数，然后再利用估计出的参数来选择高频子带系数。

- (1) 高斯混合模型的参数估计方法

EM算法是最大似然估计中最简单快捷的方法，迭代过程主要通过期望步和极大化步两步完成，然后一直迭代直到收敛为止。参数的具体估计形式如下：

其中，上标 n 和 $n+1$ 表示迭代指标， $\Omega_{(i,j)}$ 表示以 $w(i, j)$ 为中心的 5×5 的正方形窗口， $|\Omega_{(i,j)}|$ 表示该窗口中元素的数量，且

上述迭代过程应满足如下收敛条件：

其中， τ 为用户自定义的收敛阈值，在本章中 $\tau=10^{-4}$ 。

(2) 高频系数的选择规则

由于清晰图像的边缘信息丰富，因而清晰图像的NSST域高频系数的边缘分布较宽，因此这里选择边缘分布较宽的NSST域高频系数作为融合图像的高频系数。在上一步中，已经通过高斯混合模型估计出各个像素点的标准差，因此高频系数选择规则如下式所示：

其中， σ_{P_I} 和 $\sigma_{P_{IF}}$ 分别为强度分量图像 P_I 、MRI图像 M 和融合后的强度分量图像 P_{IF} 在 l 尺度 k 方向上 (i, j) 处的高频系数， σ_{P_I} 和 $\sigma_{P_{IF}}$ 分别表示强度分量图像 P_I 与MRI图像 M 在 l 尺度 k 方向上高频系数的高斯混合模型中第二主成分的标准差。

5.2.5 实验结果对比与分析

为了验证该算法在医学彩色图像融合中的有效性与可靠性，本节选取两组医学彩色图像进行融合仿真实验，并与基于平移不变的小波（SIDWT）和PCNN（SIDWT-PCNN）、基于CT和PCNN（CT-PCNN）、基于尖锐频率局部化Contourlet变换和改进拉普拉斯能量与（SFLCT-SML）、基于NSCT和SF激励的PCNN（NSCT-SFPCNN）及基于Shearlet和改进PCNN（ST-PCNN）的方法进行对比融合试验。其中，两组图像均来自哈佛大学的脑图像集（详见网址

<http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home.html>）；第一组图像为彩色PET图像与其对应的MRI图像，第二组图像为彩色SPECT图像与其对应的MRI图像；基于SIDWT算法采用db4小波进行4层小波分解；CT、SFLCT、NSCT、Shearlet及本章的NSST分解参数均为2、3、3、4；PCNN的参数都设置为 $V_L=1$ ， $V_0=20$ ， $\alpha_L=0.06931$ ，。

由于对比实验都是基于灰度图像融合的方法，因此对比实验均与HSI模型结合以进行彩色图像融合。

如图5-9所示为两组待融合的医学彩色图像及彩色图像所对应的强度分量图像。

图5-9 医学彩色图像及对应的强度分量图像

如图5-10所示为PET医学图像与MRI图像采用不同的融合方法得到的融合后的彩色图像。从图5-10中可以看出，6种融合方法都能将MRI图像的细节纹理信息和PET图像的颜色信息有效地结合起来，充分利用其所提供信息的互补性，用不同的颜色描述融合图像的纹理，达到便于观察的目的。仔细观察图5-10可以发现：融合结果中图5-10a和图5-10b清晰度低；图5-10c和图5-10d过多地引入了MRI图像的细节纹理，缺乏PET图像的颜色信息；图5-10e和图5-10f的视觉效果比较接近，它们都将MRI图像的细节纹理信息

和PET图像的颜色信息很好地融合到了一起，但图5-10f中比图5-10e更好地保存了颜色信息显著的部分，清晰度高，纹理比较光滑，因此图5-10f优于其他5种算法的融合图像。

图5-10 PET与MRI图像融合后的彩色图像

图5-10 PET与MRI图像融合后的彩色图像（续）

如图5-11所示为SPECT医学图像与MRI图像采用不同的融合算法得到的融合后的彩色图像。从图5-11中可以看出，6种融合方法都能将MRI图像的细节纹理信息和SPECT图像的颜色信息有效地结合起来，采用不同的颜色描述融合图像的纹理，达到便于观察的目的。仔细观察图5-11可以发现：融合结果中图5-11a、图5-11b、图5-11c和图5-11d视觉效果相似，都过多地引入了MRI图像的细节纹理，缺乏SPECT图像的颜色信息；而图5-11e和图5-11f的视觉效果比较接近，它们都很好地保存了颜色信息显著的部分，并将其与MRI图像的细节纹理信息融合在一起，但图5-11f中比图5-11e清晰度高，因此图5-11f优于其他5种算法的融合图像。

从主观视觉效果来看，本章算法所得到的彩色融合图像更清晰，颜色信息显著部分保留更丰富，细节纹理信息与颜色信息融合得更好。对融合效果的评价，除了从主观视觉效果来定性分析，还需要采用相关的客观评价指标进行定量分析。本章采用第1章列出的7种评价指标对融合效果进行客观评价。

如表5-2与表5-3中给出了上述6种融合算法客观评价指标的对比结果。从表5-2中可以看出，对于MRI图像与PET图像而言，本章算法的融合结果在7种客观评价指标上都是最优的。从表5-3中可以看出，对于MRI图像与SPECT图像而言，本章算法的融合结果在7种客观评价指标上都是最优的。

图5-11 SPECT与MRI图像融合后的彩色图像

图5-11 SPECT与MRI图像融合后的彩色图像（续）

表5-2 PET与MRI图像不同融合算法客观评价指标对比

表5-3 SPECT与MRI图像不同融合算法客观评价指标对比

上述主观和客观评价结果都表明，本章提出的医学彩色图像融合算法能够很好地将MRI的细节纹理信息与PET（或SPECT）图像中的颜色信息融合到一起，用颜色差别来描述纹理，更加清晰直观，便于医生对病情做出正确诊断。因此综合来看，本章所提的医学彩色融合算法是一种效果良好的彩色图像融合算法。

5.3 基于非下采样复小波变换的医学图像融合算法

随着人们对图像信息的准确程度要求越来越高，图像融合技术成为了众多学者研究的热点。各种图像融合算法应用范围非常广泛，各有其优劣性。医学图像信息的融合是现代计算机信息技术和医学影像学交叉的一种技术，已经成为现代医疗不可或缺的一部分。它的应用范围贯穿整个临床工作，不仅广泛地应用于诊断疾病，而且对于外科手术和放射治疗等方面发挥着重要作用。结合更多的低频子带系数的非下采样复小波变换（Nonsubsampled direction filter bank-dual-tree complex wavelet transform，NSDFB-DTCWT）的优势，基于非下采样复小波变换的医学图像融合算法可以克服大多数基于多尺度变换的图像融合算法所采用的复杂的融合规则。

本节主要论述文献[55]提出的基于非下采样复小波变换的医学图像融合算法。首先利用非下采样复小波变换进行源图像分解，然后利用系数绝对值取大算法进行图像融合，最后通过非下采样复小波逆变换获得融合后的图像。该算法可以有效地保留源图像的轮廓和细节信息。更重要的是，它的融合策略是非常简单的，并且具有较低的计算成本。实验结果表明，该方法不仅能得到良好的视觉效果，同时具有较好的客观评价。

5.3.1 非下采样复小波变换的基本理论

由Kingsbury（见参考文献[51]）提出的双树复小波变换与其他变换方法相比具有近似平移不变性，但复小波在分解图像时方向性不足，并且将其应用在去噪方面会增加计算复杂度。对非下采样滤波器组是利用等效易位原理，可以去除传统滤波器的下采样操作，对图像进行相应的上采样和线性变换，得到具有不同方向的支撑特性。由此可以看出，将非下采样滤波器组与双树复小波级联得到的非下采样复小波变换，即本节研究的主要融合算法，可以很好地结合双方的优点，使其具有图像分解的多方向性和平移不变性。

本节提出的算法可以有效地保留图像的边缘细节和纹理特征，融合的图像具有很好的视觉效果，并且运行的时间也降低了。相比传统的Contourlet变换和小波变换等算法，非下采样复小波变换具有更良好的性能。

有学者提出了一种计算效率相当高的双树复小波变换，该算法不管分解层数有多大，其冗余度始终是4。并且有关文献证明了双树滤波的形式既保证了完全重构性，同时保留了复小波的良好性质。更重要的是通过对小波函数的设计，该算法可以达到几乎平移不变的特性。

本节考虑的非下采样方向滤波器组类似于传统的方向滤波器组，它的构造是以互补扇形滤波器为基本模块，对其进行相应的下采样和线性变换而得到具有不同方向的支撑特性。因此，我们可以结合非下采样方向滤波器组和双树复小波变换来构造新的具有平移不变性和方向选择性性能的多分辨率变换式，即非下采样复小波变换。

在文献《基于局部混合滤波的SAR图像去噪》中，非下采样复小波变换由非下采样滤波器组和双树复小波变换的级联而成。也就是说，每个方向子带首先都是通过采用方向滤波来形成图像。然后2个低频子带和6个高频子带是通过应用双树复小波变换到各方向子带获得的。然后，我们可

以通过对低频子带像小波变换那样重复上述操作，得到递增的结果。对非下采样复小波变换重建算法是以相反的顺序，对非下采样复小波变换示意图如图5-12所示。

图5-12 非下采样复小波变换原理图示

由图5-12表明非下采样复小波变换每个方向都可以分解为一个低频子带和6个高频子带。

在NSDFB-DTCWT变换中，对于 l 级的非下采样方向滤波器，有 2^l 个等价分析滤波器传递函数和综合滤波器传递函数（其中，设其采样矩阵为 \mathbf{M} ，那么， \mathbf{M} 是综合滤波器的脉冲响应函数。而为分析滤波器传递函数脉冲响应函数。设在尺度 2^j 上的细节空间中，小波函数的基函数为 $\psi_{j,k}$ ，其中 k 表示方向，则可得到尺度 2^j 上的NSDFB-DTCWT变换的解析基函数和方向基函数分别为：

由于DTCWT具有平移不变性，而NSDFB无下采样操作，也具有平移不变性，因此NSDFB-DTCWT也是具有平移不变性的，笔者团队证明非下采样复小波变换不仅能克服CT的频率混叠还具有平移不变性的特性。从图5-12中可以知道，在非下采样复小波变换中，有6个高频子带少于CT和NSCT变换，但它有足够的方向性；非下采样复小波变换比CT和NSCT有更多的低频子带。换句话说，非下采样复小波变换通过降低高频子带的每个规模增加了低频子带数。因此，我们可以通过分配低频子带从源图像的更多细节中得到较好的融合效果。

5.3.2 图像融合步骤

在基于变换域的图像融合中，采用区域能量的融合规则去选择系数有很好的融合效果，因为人类的视觉系统对一个像素不敏感，但对图像的边缘、方向和纹理信息敏感，基于区域能量的融合规则可以很好地满足视觉系统。但是高频子带的融合规则非常复杂，影响计算速度。由于医学图像的结构和纹理是简单的，非下采样复小波变换有更多的低频子带系数，可以轻松抓取图像的结构，所以我们可以低频和高频子带系数中使用简单的融合规则，达到满意的融合效果和计算速度。

对变换域的低频系数本节采用自适应融合算法进行图像融合，即采用区域方差的比值作为权重进行加权平均。

下面描述本节的图像融合算法，不失一般性，设不同聚焦点的图像为A和B，融合的图像为F，显然易于将其推广到多幅图像融合中。

首先，对图像A和B进行NSDFB-DTCWT分解，得到对应的NSDFB-DTCWT系数为和，不特指的情况下NSDFB-DTCWT的系数为，其中 l 和 d 分别表示分解的尺度和方向，当 l 为0的时候表示低频系数，否则表示高频系数， k 表示像素点位置。

其次，对于分解得到的低频系数和采用自适应融合策略，设低频系数在点 k 处的8邻域方差分别为和，则通过下式可得融合后的低频系数：

然后，对于分解得到的高频系数和（ l 大于0）采用系数的绝对值取大融合规则进行融合，则通过下式可得融合后的高频系数：

最后将得到的低频融合系数和高频融合系数过NSDFB-DTCWT重构得到融合图像F。综上所述，其融合过程如图

5-13所示。

图5-13 基于NSDFB-DTCWT变换的图像融合框架

5.3.3 实验结果与分析

为了评估本节所提出的算法的性能，我们使用医学测试图像来测试本章介绍的算法的主观和客观标准。在实验中，DWT、CT和NSCT的分解水平是4，在每一个水平方向的滤波器分别有4、8、8、16个方向子带。而NSDFB-DTCWT分解水平是2，在每个水平方向的滤波器分别有18和18个方向子带。如图5-14a和图5-14b是经典的医学图像融合，这两个图像的大小都是 256×256 。然后将本章的算法与文献[20、21、56、101]中提到的算法进行实验对比，融合后的图像和差分图像（融合图像减去源图像）如图5-14c至图5-14q所示。

图5-14 每种算法的融合效果

图5-14 每种算法的融合效果（续）

图5-14 每种算法的融合效果（续）

图5-14a和图5-14b是CT和MRI医学图像。图5-14c、图5-14f、图5-14i、图5-14l和图5-14o是通过使用[20、21、56、101]中的方法和本节的算法得到的融合图像。图5-14d和图5-14e、图5-14g和图5-14h、图5-14j和图5-14k、图5-14m和图5-14n、图5-14p和图5-14q是差分图像（融合图像减去图5-14a和图5-14b）。比较每种算法的融合图像，其中不同的图像是通过每种算法分别减去图5-14a和图5-14b的结果，我们可以看到本章算法具有更好的外观并且保留了更多的源图像的纹理信息。

除了主观的视觉外观，我们采用下面的4个客观的标准来探讨每种算法的性能。如表5-4所示，可以看到，本节所介绍的算法具有最高的客观标准。更重要的是该算法具有最快的运行速度，因此是一种很好的医学图像融合算法。

表5-4 图像融合中不同融合算法的客观标准

如图5-15所示为另一幅医学图像的测试结果。其中，图5-15a和图5-15b是另一个经典的医学图像融合测试图像，一幅为CT图像，而另一幅为MRI图像，这两个图像的大小都是128×128。将本章的算法与文献[20、21、56、101]中提到的算法进行实验对比，融合后的图像和差分图像（融合图像减去源图像）如图5-15c至图5-15q所示。

图5-15 每种算法的测试图像的融合效果

图5-15 每种算法的测试图像的融合效果（续）

图5-15 每种算法的测试图像的融合效果（续）

图5-15a和图5-15b是人脑头骨的CT与MRI医学图像。图5-15c、图5-15f、图5-15i、图5-15l和图5-15o是通过使用文献[20、21、56、101]中的算法和本节的算法得到的融合图像。图5-15d和图5-15e、图5-15g和图5-15h、图5-15j和图5-15k、图5-15m和图5-15n、图5-15p和图5-15q是差分图像（融合图像减去图5-15a和图5-15b）。比较每种算法的融合图像，其中不同的图像是通过每种算法分别减去图5-15a和图5-15b的结果，我们可以看到本节算法具有更好的外观并且保留了更多的源图像的纹理信息。除了主观的视觉外观，我们采用下面的4个客观标准来探讨每种算法的性能。如表5-5所示，可以看到，本节所介绍的算法具有最高的客观标准。更重要的是该算法具有最快的运行速度，因此是一种很好的医学图像融合算法。

表5-5 图像融合中运用不同算法的客观标准

5.4 基于NSST变换和Smoothlet的医学图像融合算法

单一的对尺度分解方法只擅长处理某一类特征的图像，存在对其他特征的图像并不适用的问题，有学者在分析研究不同多尺度分析方法的基础上，进行了两种不同多尺度几何分析方法相结合的方法。本节就介绍该方法，将NSST与Smoothlet变换相结合，在混合多尺度域内对分解系数进行医学图像融合，最后通过NSST逆变换重构融合图像。

5.4.1 图像融合框架

如图5-16所示为基于NSST和Smoothlet的图像融合算法框架示意图。

图5-16 基于NSST和Smoothlet的图像融合算法框架

设待融合的两幅图像分别为A和B，融合后的图像为F。基于NSST和Smoothlet的图像融合的具体步骤如下：

(1) 输入源图像A和源图像B，本章算法中的源图像均已完成配准。

(2) 对源图像A和源图像B进行Smoothlet变换，分别得到逼近图像A1和B1。

(3) 将源图像A和源图像B与两幅源图像相对应的逼近图像A1和B1作差，得到源图像A的残留图像A2和源图像B的残留图像B2。

(4) 对逼近图像A1、B1和残留图像A2和B2进行NSST分解，得到子带系数，其中， A_1L 、 B_1L 为逼近图像A1和B1的低频系数， $A_1H^{j,k}$ 、 $B_1H^{j,k}$ 为逼近图像A1和B1的高频系数， A_2L 、 B_2L 为残留图像A2和B2的低频系数， $A_2H^{j,k}$ 、 $B_2H^{j,k}$ 为残留图像A2和B2的高频系数，其中j，k表示第j层第k个高频子带系数。分解层数设为3层，即 $j \in \{1, 2, 3\}$ ，设定方向数 $k \in \{4, 8, 8\}$ 。

(5) 高频系数融合采用局部能量最大的规则进行融合，将第(4)步中得到的逼近图像的高频系数 $A_1H^{j,k}$ 、 $B_1H^{j,k}$ 通过局部能量最大的规则进行融合，得到融合后的逼近图像的高频系数 $F_1H^{j,k}$ ；将第(4)步中得到的残留图像的高频系数 $A_2H^{j,k}$ 、 $B_2H^{j,k}$ 通过局部能量最大的规则进行融合，得到融合后的残留图像的高频系数 $F_2H^{j,k}$ 。

(6) 低频系数融合采用低频系数平均值的规则进行融合，将第(4)步中得到的逼近图像的低频系数 A_1L 、 B_1L 通过系数平均值的规则进行融合，得到融合后的逼近图像的低频系数 F_1L ；将第(4)步中的残留图像的低频系数 A_2L 、 B_2L 通过系数平均值的规则进行融合，得到融合后的残留图像的低频系数 F_2L 。

(7) 将逼近图像的高频系数 $F_1H^{j,k}$ ，低频系数 F_1L 进行NSST逆变换得到重构后的逼近图像 F_1 ，将残留图像的高频系数 $F_2H^{j,k}$ ，低频系数 F_2L 进行NSST逆变换得到重构后的残留图像 F_2 。

(8) 将重构后的逼近图像 F_1 和重构后的残留图像 F_2 相加，公式为 $F=F_1+F_2$ 。

(9) 输出融合图像 F 。

5.4.2 融合规则

(1) 高频系数采用局部能量最大 (Maximum Local Energy, MLE) 的规则进行融合。

①MLE融合算法步骤如下：

选择窗函数 w 。窗函数为4邻域内非0中心位置数值较大的 3×3 的矩阵，如式 (5-22) 所示。

②计算逼近图像 $A_1H^{j,k}$ 、 $B_1H^{j,k}$ 和残留图像 $A_1H^{j,k}$ 、 $B_1H^{j,k}$ 各区域能量。

其中， $\Omega(r, c)$ 为以像素点 (r, c) 为中心的大小为 $m \times n$ 的邻域窗口，本节邻域窗口设置为 3×3 。为像素点 (m, n) 处的像素值， $w(m, n)$ 为像素点 (m, n) 对应的窗函数，为像素 (r, c) 的局部能量。

③选择能量较大的区域带通子带系数作为该区域的带通子带系数。

其中， $F_1H^{j,k}$ 、 $A_1H^{j,k}$ 和 $B_1H^{j,k}$ 是逼近图像 A_1 、 B_1 和 F_1 的带通方向子带系数， $F_2H^{j,k}$ 、 $A_2H^{j,k}$ 和 $B_2H^{j,k}$ 是残留图像 A_2 、 B_2 和 F_2 的带通方向子带系数， $j \in \{1, 2, 3\}$ 代表分解层数， $k = \{4, 8, 8\}$ 表示每一层上对应的方向个数。

(2) 低频系数采用取加权平均值，即：

5.4.3 仿真实验和结果分析

为了对本节所提出的基于NSST和Smoothlet的图像融合算法进行验证，实验部分选用两组不同类型的图像进行MATLAB仿真实验验证。两组图像分别为CT和MRI医学图像、多聚焦图像。实验平台为MATLAB 2010。同时，本章采用基于DWT的图像融合算法、基于NSST的图像融合算法、基于NSST和DWT的图像融合算法3种方法与本节算法进行对比。

算法参数设置如下：DWT算法中的分解和重构小波选用haar小波，分解层数设置为3层；NSST算法中，选用NSP对图像进行多尺度分解，金字塔滤波器选用maxflat，分解层数设置为3层，方向数设置为{4，8，8}。

算法融合规则均采用高频系数取局部能量最大值，低频系数取加权平均的融合规则。

客观评价参数的选择：本章选用信息熵（EN）、平均梯度（AVG）、标准差（STD）、边缘信息保留量 $Q^{AB/F}$ 和空间频率（SF）5个参数对融合后的图像进行客观评价。

该实验选择大小为 256×256 的正常人的头部CT图像和MRI图像进行仿真实验，实验图像来自于互联网图像融合的图像库，如图5-17a和图5-17b所示。图5-17a为CT图像，该图像能够对骨骼清晰成像，但是对于软组织成像的对比度能力比较低；图5-17b是MRI医学图像，该图像能够较好地显示软组织及其有关的脉络。该CT图像和MRI图像均是断层扫描图像，而且两幅图像的信息互补性很强。3种方法对CT图像和MRI图像进行融合处理，效果图如图5-17c至图5-17f所示，融合后的图像客观参考值如表5-6所示。

图5-17 CT/MRI图像及不同算法融合结果图像

表5-6 CT和MRI图像融合结果客观评价

从图5-17c至图5-17f中可以看出，4种方法均可以有效地将两幅图像进行融合，本节提出的基于NSCT和Smoothlet相结合的算法得到的融合图像在视觉效果上要优于其他3种算法。图5-17f的视觉效果最好，其融合图像中的人头部边缘提取效果更为清晰，并且融合后图像的整体亮度、对比度得到了增强，源图像中更多的细节信息得以保留。

从客观评价参数方面来讲，从表5-6中可以看到，5个客观评价参数中，NSST和Smoothlet相结合的算法得到的评价参数最好，其中EN、 $Q^{AB/F}$ 、AVG和SF均是最大值，STD为最小值。

从理论上分析参数数据提升的原因，DWT离散小波变换在处理二维或者高维数据时，由于下采样环节的存在，融合后的图像易出现伪吉布斯效应，而且小波变换只在水平、垂直和对角3个方向上进行稀疏逼近，方向数目的局限性导致融合图像细节信息容易丢失。SWT静态小波变换去掉了下采样环节，是具有平移不变性的小波变换，但是在方向性上依然存在局限性。NSST是在Shearlet变换的基础上发展来的，去掉了Shearlet的下采样环节，具有平移不变性的性质。NSST由Meyer小波构造，可获得多方向的紧支撑结构，在剪切操作过程中自行设定方向和数目，在各个方向和尺度上对图像进行最优逼近，方向数目的增加使得融合后的图像更加精细。而Smoothlet变换具有较好的“线”和“面”的特性，能够很好地逼近平滑边缘信息，而且两种方法的结合过程中保留了逼近图像和残留图像的信息，更有效地提取了图像中需要保留的特征信息，在图像的细节信息保留程度上得到了一定的提高。

5.5 Shearlet变换和稀疏表示相结合的甲状腺图像融合算法

据相关统计资料显示，我国甲状腺癌的发病率呈逐年上升趋势，现已位于恶性肿瘤发病榜单的第2~6位。与其他恶性肿瘤不同的是甲状腺癌若是能够及早发现且尽快治疗的话，治愈率在95%以上。因此，正确判断甲状腺肿瘤的良性或恶性是有重大意义的。

目前，针对甲状腺肿瘤的影像学检查方法主要有超声、CT、MRI、SPECT等，不同的医学影像具有各自的特点与优势，多种影像联合检查有助于医生了解患者病变组织的互补信息，从而准确判断病情。其中超声、CT、MRI为解剖成像，可提供脏器的组织结构信息，SPECT是功能成像，提供肿瘤的良、恶性信息。因此，采用图像融合技术将脏器的结构信息和肿瘤的良、恶性信息相结合来提高诊断的准确性。

在超声、CT、MRI这3种方法中，超声检查有安全无辐射，价格低廉可反复使用，对于直径微小的病灶检出率高等优点，将超声图像选为融合的解剖图像。

医学图像融合就是将成像机理不同的医学图像用特定的规则有机结合成一幅更加准确、全面的新图像，使它能够帮助医生提高确诊率。目前，基于变换域的融合算法是研究热点，小波变换兼顾多分辨分析和计算效率，已成为图像融合领域中的主流方法，但是小波变换只能捕获有限的方向信息，不能对图像进行最优的稀疏表示。

Shearlet变换克服了小波变换在方向数上的限制，能更加有效地捕获图像的几何结构信息，已成功应用于图像融合领域，并证明了其融合结果比其他方法包含更多的图像细节信息。但Shearlet变换的基函数是固定的，过于依赖图像的几何结构特征，对于复杂的图像而言，其适应性并不是最佳的。因此，基于稀疏表示的图像融合算法成功地吸

引了学者们的目光，但该方法一般是在单尺度下直接对源图像进行字典训练，虽然可以提取源图像中的显著特征，但不能多尺度地分析数据。可以将多尺度几何分析与稀疏表示相结合，这样既具备多尺度分析数据的能力，又可以更有效、更全面地表示图像的显著特征。

根据以上分析，我们提出一种基于Shearlet变换和稀疏表示相结合的图像融合算法。对低频子带系数进行稀疏表示，为了尽可能多地保留图像的细节信息，对得到的稀疏表示系数用能量值取大的方法进行融合。高频子带系数利用像素间的相关性采用区域拉普拉斯能量和的融合规则。对甲状腺肿瘤的超声图像和SPECT图像进行融合实验，结果表明该融合算法相较于多尺度融合算法或单尺度下基于稀疏表示的图像融合算法具有一定的优越性。

5.5.1 图像的稀疏表示

稀疏表示能有效提取信号的本质特征，可用一组字典中非零原子的线性组合来表示。图像的稀疏表示是将图像的显著特征集中于字典中的少量原子图像，而所有的原子图像可组成一个过完备字典。设给定的图像为 Y ，其稀疏表示模型为：

其中， Y 是将图像分块后编纂得到的列向量， D 是通过采样学习得到的过完备字典， x 表示原子图像， α 为稀疏表示系数， $\|x\|_0$ 为列向量，表示非零元素的个数， $\epsilon \geq 0$ 表示容许误差。稀疏表示模型的求解是一个关键的问题，从式（5-27）中可看出，直接求解会成为NP难问题，为了解决这个问题，本节选用正交匹配追踪（Orthogonal Matching Pursuit，OMP）算法求解图像的稀疏系数。

上述模型的重点就在于如何设计有效的过完备字典。字典的构造有两种：无训练字典和有训练字典。无训练字典虽然简单快速，但过于依赖图像自身的特征，适应性较差。有训练字典是通过训练大量实验数据得到的，更加符合信号的特点，有助于稀疏表达，适应性较好。由于甲状腺肿瘤图像的复杂性较高，所以本节采用有训练字典的方法对其低频子带系数进行稀疏表示。

Shearlet变换是一种新的多尺度几何分析方法，可以对图像进行稀疏表示，它通过对一个函数进行伸缩、平移、旋转生成一组基函数，使其和多分辨分析关联起来，实现对图像信息的多尺度、多方向分解。其离散化主要分为两个过程：首先在空间域实现多尺度分解，然后在伪极网格系统中利用窗口函数的平移获得不同方向的子带系数。令 $j=1, 2, \dots, J$ 表示图像的分解尺度， $l=1, 2, \dots, L$ 表示分解方向数，低频用 $j=0$ 来表示，在文中简写为 j_0 。详细步骤描述如下：

- (1) 利用非下采样拉普拉斯金字塔变换将图像分解成低频子带图像 f_{j0} 和高频子带图像 f_j 。
- (2) 将 f_j 从直角坐标系转换到伪极网格坐标系，并通过离散傅立叶变换将 f_j 转换至频域上的。
- (3) 在伪极网格上构建一个方向滤波器，再转换到直角坐标系，此时方向滤波器称为shear滤波器。
- (4) 将高频系数作为shear滤波器的输入，通过滤波器的多方向分解，得到高频子带频域上的方向系数。
- (5) 对方向系数进行傅立叶逆变换，得到低频子带系数 C_{j0} 和一系列高频子带系数 C_{j, l_j} 。

对常见的Lena图像进行方向数为(1, 2)的两层Shearlet分解，各子带图像如图5-18所示，大小与源图像相同，数量为 J ，其中 J 为分解层数， l_j 为 j 尺度上的方向分解数。图5-18b为Lena图像的低频子图，可观察到稀疏性较差。图5-18c为第一层分解产生的4幅子图，图5-18d是第二层分解产生的6幅子图，能明显观察到高频系数多方向性的特点，且都在0值附近波动，是近似稀疏的。

图5-18 Lena图像及其子带图像

图5-18 Lena图像及其子带图像 (续)

5.5.2 图像融合算法

1. 低频系数融合规则

由Shearlet变换分解得到的低频子带系数，包含了图像的主要信息，决定着图像的整体特征，从图5-18b中可以观察到其稀疏性较差。以往的融合算法一般选用简单的加权平均方法，虽然算法简单易实现，但降低了图像的对比度，丢失了部分细节信息。本节用随机采样构造的训练字典对低频子带系数进行稀疏表示，得到相应的稀疏表示系数。能量可反映图像的整体特征，并且能量值较大的图像块所含的细节信息较多，为了尽可能多地保留图像的细节信息，选择能量值较大的稀疏系数作为融合后的稀疏系数。具体步骤如下：

(1) 设两个低频子带系数分别为 $C_{A,j0}$ 和 $C_{B,j0}$ ，大小为 $N \times N$ ，利用大小为 $n \times n$ ，滑动步长为1的滑动窗对图像进行分块，将得到的图像块编撰为 $n^2 \times 1$ 的列向量，并将其排列成大小为 $n^2 \times (N-n+1)^2$ 的矩阵 V_1 和 V_2 。

(2) 用DCT字典来初始化超完备字典，去除 V_1 和 V_2 的平均值后再联合成矩阵 $V_{12}=[V_1, V_2]$ ，从 V_{12} 中随机抽取一部分样本构成新的样本集，利用K-SVD算法获得字典 D 。

(3) 将字典 D 作用于已去除平均值的 V_1 和 V_2 上，利用OMP算法求得稀疏表示系数 R_A, R_B 。

(4) 对 R_A, R_B 采用能量值最大化的规则进行融合，得到融合后的稀疏系数 R_F 。

(5) 根据 $Y_F=D_{RF}$ 实现图像块向量的重构，将得到的列向量加上均值后转化为 $n \times n$ 的矩阵，放到相应的位置，获得融合后的低频子带系数 $C_{F,j0}$ 。

步骤（4）中采用的融合规则如下：

其中， $R_{X,i}$ 为稀疏表示系数 R_X 的第 i 列向量， $E_{X,i}$ 是 $R_{X,i}$ 的能量， $i=1, 2, 3, \dots$ 。X=A, B, F，A、B为源图像，F为融合图像。

2. 高频系数融合规则

高频子带系数包含丰富的细节信息，从图5-18c和图5-18d来看它们的稀疏性较好。由于像素之间存在较大的相关性，单个像素无法表达图像的区域特征，不能判断图像清晰与否，需要局部区域内多个像素点的共同体现，因此本节引入区域拉普拉斯能量和的融合规则。相较于常用的方差、能量、空间频率等指标，改进的拉普拉斯能量和能更好地反应图像的细节信息，改进的拉普拉斯（Modified Laplacian, ML）及改进的拉普拉斯能量和（Sum Modified Laplacian, SML）可表示为：

其中， $C_{j,l}(m, n)$ 是 j 尺度 l 方向下的高频子带系数， $L_{SML,j,l}(m, n)$ 表示相应子带系数的拉普拉斯能量和， M 、 N 为邻域大小，本节选取的邻域大小为 3×3 。融合图像F的高频子带系数的计算式如下：

其中， $C_{X,j,l}$ 是图像的高频子带系数， $L_{SML,X,j,l}(m, n)$ 是图像子带系数的拉普拉斯能量和，X=A, B, F，其中A、B为源图像，F为融合图像。

3. 融合算法的步骤

(1) 将已经配准好的大小为源图像A、B用Shearlet变换进行分解，分别得到一个稀疏性较差的低频子带系数和一系列稀疏性较好的高频子带系数。

(2) 对低频子带系数用K-SVD算法获得字典D后进行稀疏表示，得到的稀疏表示系数采用能量值取大的融合规则，得到融合后的稀疏系数，将其与字典D相结合重构图像块，按顺序排列后获得融合后的低频子带系数。

(3) 对高频子带系数采用区域拉普拉斯能量和的融合规则，得到融合后的高频子带系数。

(4) 对融合后的高低频子带系数进行Shearlet逆变换，得到融合图像F。

5.5.3 实验结果与分析

为了证明本节提出的融合算法在融合性能上的优越性，将本节算法与其他5种方法进行比较。方法1、方法2分别用非下采样Contourlet变换（Non-subsampled Contourlet Transform，NSCT）和Shearlet变换作为图像的多尺度分解工具，并且均采用低频系数取平均、高频系数绝对值取大的融合规则；方法3采用Shearlet变换，用低频系数取平均、高频系数区域拉普拉斯能量和取大的方法；方法4和方法5都是在单尺度下基于稀疏表示的融合算法，方法4采用绝对值取大，方法5采用能量值取大。

其中，方法1的参数按照文献[102]来设定，NSCT的分解参数为{2, 3, 3, 5}，非下采样金字塔滤波器为“pyrexc”，方向滤波器为“vk”；方法2和方法3的参数按照文献[103]来设定，Shearlet变换的分解参数设为{2, 3, 5, 5}，非下采样金字塔滤波器选择pyr；方法4和方法5的参数按照文献《Shearlet变换和稀疏表示相结合的甲状腺图像融合算法》来设定，图像分块的大小为 8×8 ，步长为1，容许误差为。

本节算法中Shearlet变换的参数设定与方法2相同，稀疏表示的参数设定与方法5相同。实验环境为MATLAB 7.10，双CPU，2.70GHz，内存128GB。实验所用图像来源于河北大学附属医院，是同一病人在同一阶段检查得到的甲状腺肿瘤的超声图像和SPECT图像，超声图像采集自Voluson E8彩色多普勒超声诊断系统，SPECT图像采集自GE Infinia Hawkeye 5SPECT-CT显像仪。实验所用源图像及由6种不同方法得到的融合图像如图5-20所示。

如图5-19a是甲状腺肿瘤的超声图像，显示了甲状腺的组织结构信息，图5-19b是甲状腺肿瘤的SPECT图像，提供肿瘤的良、恶性信息，图5-19c至图5-19h分别是由方法1至方法5及本节方法得到的融合结果。

从图5-19c和图5-19d可以看出，与Shearlet变换相比，基于NSCT得到的融合图像，边缘信息损失较为严重，并且图像清晰度偏低；从图5-19d和图5-19e中可以看出，高频系数绝对值取大的方法所得到的融合图像整体偏暗，视觉效果较差；从图5-19f和图5-19g中可以看出，对于甲状腺肿瘤图像来说，稀疏系数选取能量值取大的融合方案要优于绝对值取大的融合方案；从图5-19e和图5-19h中可以看出，低频系数取平均得到的融合图像质量较差，显然并不能有效提取源图像的有用信息并注入到融合图像中，而本节采用的基于稀疏表示的方法能有效地提取低频子带的有用信息并注入到融合图像中，使源图像的信息保留完整，视觉效果得到显著提高；图5-19g和图5-19h基本保留了源图像的重要信息，完成了融合的任务，但图5-19g和图5-19h相比可以看出，在单尺度下基于稀疏表示的融合算法并不能把SPECT图像的信息有效地嵌入到融合图像中。

为了更清楚地比较6种不同方法的融合效果，将图5-19c至图5-19h与甲状腺肿瘤的超声图像即图5-19a做差，得到的残差图像如图5-20所示。图5-20a至图5-20f中残留的超声图像特征越少，说明融合图像从源图像中得到的特征越多，融合效果就越好。

图5-19 第1组甲状腺肿瘤的源图像及其融合图像

通过图5-20可观察到，图5-20a中残留了大量超声图像的细节信息，且超声图像与SPECT图像有混叠现象，SPECT图像的信息有所损失；图5-20b至图5-20e中均能看到超声图像的大概轮廓，且图5-20d中SPECT图像的信息有一定的损失；图5-20f留下的超声图像的细节特征最少，说明本节方法从源图像中提取的特征最多，融合效果最好，与从图5-19中得到的结论相符。

图5-20 图5-19 (c、d、e、f、g、h) 减去超声图像图5-20a后得到的残差图像

为了进一步验证本节算法的实用性，又选取了另外一位患者的甲状腺肿瘤图像进行实验，实验结果如图5-21所示。图5-21a和图5-21b为已精确配准的超声图像和SPECT图像，图5-21c至图5-21h分别是通过6种不同融合算法得到的实验结果。图5-22a至图5-22f是图5-21c至图5-21h减去图5-21a得到的残差图像。通过这6幅残差图像可以明显观察到，图5-22f中残留的超声图像的细节特征是最少的，且SPECT图像的信息保留较为完整，说明相比前5种方法，本节方法的融合效果最佳。

图5-21 第2组甲状腺肿瘤的源图像及其融合图像

图5-21 第2组甲状腺肿瘤的源图像及其融合图像（续）

图5-22 图5-21（c、d、e、f、g、h）减去超声图像图5-21a后得到的残差图像

为了更好地评价不同方法的融合性能，除了主观评价外，还选取信息熵（EN）、结构相似度（SSIM）、平均梯度（AVG）、互信息（MI）作为客观评价指标。EN可衡量图像包含的平均信息量；SSIM表示源图像与融合图像间边缘细节信息的相似性；AVG可衡量图像的清晰度；MI表示源图像与融合图像间相似性的度量，以上各个指标的值越大，融合效果就越好。如表5-7中给出了6种不同融合算法的客观评价指标，比较表中的数据可发现，本节算法除了在互信息上低于单尺度下基于稀疏表示的融合方法之外，其他指标均是最优的，这说明本节的融合算法得到的融合图像含有足够丰富的细节信息，具有更高的清晰度。可以看出客观评价的结果与主观评价的结果是相对应的，均证实本节方法得到的融合图像效果最好。

表5-7 6种融合算法得到的客观评价指标

5.6 基于加权核范数最小化的医学图像融合算法

基于空域的医学图像融合算法，一般都是依据某种清晰度指标辨识出清晰区域，再将图像中清晰的块合并起来，包括加权平均算法、基于区域特征的医学图像融合算法和基于分块的医学图像融合算法。基于变换域的医学图像融合算法的基本思路是首先对源图像做相应变换，然后在频率域上根据一定的融合规则，对相关的系数进行适当处理，最后再做相应反变换，得到医学融合图像。目前基于多分辨率分析的医学图像融合算法，主要包括基于金字塔的医学图像融合算法，以及基于多尺度几何变换域的医学图像融合算法。

现有算法存在的缺点包括：缺乏系统理论指导，缺乏实时、可靠、稳定、实用的图像融合算法，缺乏客观的评价标准。

综上所述，基于空域和变换域的医学图像融合算法都没有涉及图像融合形成的低秩矩阵的性质，这通常会导致图像融合失真和图像信息丢失。因而，本节引入运用加权核范数最小化算法和图像自相似性，实现医学图像融合的算法。

5.6.1 加权核范数最小化理论

2014年，香港理工大学的张磊等人在国际计算机视觉与模式识别会议CVPR上提出了一种加权核范数最小化算法

(Weighted nuclear norm minimization, WNNM)，对奇异值进行了不同的软阈值操作，能够很好地保留图像中的信息和低秩结构特征。

通常，将含有高斯噪声的图像去噪模型简化为如下形式：

$$y=x+n \quad (5-33)$$

其中， y 为含噪图像， x 为清晰图像， n 为高斯噪声，设其噪声方差为 σ_n 。下面来简单的介绍基于WNNM的去噪算法。

首先对含噪图像 y 进行分块，设其中第 j 块为 y_j ，然后利用块匹配算法搜索与其相似的块，最后将这些相似块堆叠成一组，对每个参考块都进行上述的操作，从而形成一个块组矩阵，设为 Y_j 。则公式(5-33)的噪声抑制模型可以转化为

$$Y_j=X_j+N_j \quad (5-34)$$

其中， X_j 和 N_j 分别表示清晰图像和噪声所对应的块矩阵。由自然图像的统计特点可知， X_j 具有低秩性。则可以通过核范数最小化算法进行去噪，在核范数最小化算法中对核范数的正则参数是一个常数，在求解过程中对每个奇异值的阈值操作都是相同的，解决最小化问题可用公式表示为：

其中，正则参数 λ 是正常数， Y 是已知矩阵， X 是要得到的近似 Y 的低秩矩阵。 $\|Y\|_F$ 是Frobenius范数， $\|X\|_*$ 是 X 的核范数。式(5-35)的全局最优解为

其中， $Y=U\Sigma V^T$ 表示矩阵Y的奇异值分解，矩阵U和V满足， $UU^T=I$ ， $VV^T=I$ ， Σ 是矩阵Y的奇异值构成的对角阵。下面阐述矩阵的奇异值分解。

设Y是 $M\times N$ 矩阵，U是 $M\times M$ 矩阵，其中U的列为 YY^T 的正交特征向量，V是 $N\times N$ 矩阵，V的列为 Y^TY 的正交特征向量，再假设r为矩阵Y的秩，则存在奇异值分解：

其中 Y^TY 和 YY^T 的特征向量相同，即 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$ 。 Σ 是 $M\times N$ 矩阵，其中，其余位置的数据为0， Σ_{ii} 的值按大小降序排列。 σ_i 是矩阵Y的奇异值，有，如图5-23所示。

$S_\lambda(\Sigma)$ 是矩阵 Σ 的软阈值操作，即对任一 Σ 中的对角元素 Σ_{ii} 都有

图5-23 奇异值分解

固定阈值的核范数最小化函数是一个凸函数，能够通过软阈值函数直接快速求解，这一优点使得该算法广泛应用于低秩矩阵逼近求解问题中。但是它也有其自身的缺点，在式（5-38）中对每个奇异值都是同等对待的，每个奇异值对应的正则参数都为 λ ，忽略了对低秩矩阵的先验认知信息。先验认知信息具体表现为，矩阵的行向量（列向量）一般存在于一个低维子空间中，大的奇异值对应于主要的投影方向，因此在阈值操作过程中大的奇异值应该对应小的阈值从而保留主要的数据成分，忽略不重要的或是产生噪声的部分。显然，在固定阈值的核范数最小化算法中没有利用到这一先验信息，虽然式（5-35）中的优化函数呈凸性，但是它在处理实际问题过程中不够灵活。

为了解决这一问题，张磊等人提出了加权核范数最小化算法，则该优化问题转化为：

其中，用来衡量低秩矩阵 X 和 Y 之间的偏离程度，表示矩阵 X 的加权核范数，可用式 (5-40) 表示。

其中， $W[w_1, \dots, w_n]$ 和 $w_i \geq 0$ 是分配给矩阵 X 的不同奇异值的一个非负权重。式 (5-40) 在时，上述加权核范数最小化模型的全局最优解为：

其中，是权重向量 w 的广义软阈值算子，即

5.6.2 图像自相似性

图像中的信息具有高度的相关性，每个像素点都不是单独存在的，无论是灰度还是几何结构都有一定的相似性，并和周围的像素点一起构成图像的结构。含有此特征的像素点和周围的像素点组成的图像块被称为窗口邻域，此窗口邻域能够很好地反映图像中的纹理、边缘等结构特征，同时也使得图像空间上的复杂关系变得明显。这种空间复杂性体现在与目标像素点含有相似特征的像素点不仅分布在局部区域，而且分布在图像的其他位置，图像任何位置的像素点都能表现出很强的相关性。

因此，图像中常常具有大量重复的结构信息，如图像的周期特性模式、奇异点、重复的纹理、细长的边缘等细节结构信息。另外，任意窗口邻域都可以在图像中找到与其相似的窗口结构，比如在图像的光滑区域内就会有较多相似像素点。正是如此，图像中会有大量冗余信息，因而图像将会过完备表示。基于以上分析，图像的自相似性体现在整幅图像中，它的任意像素点之间都有一定的联系。

下面的部分，我们回顾郭迪等人提出的共享相似区域。将图像先分成多个重叠的方块，然后搜索相似块。给定一个区域 $W(r) \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 的中心像素 r 和参考块 $P_r \in \mathbb{R}^{m \times m}$ ，任何候选块 $P_q \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 和 P_r 的相似性可以通过加权欧氏距离测量，即

与文献《结合向导滤波与复轮廓波变换的多聚焦图像融合算法》不同，我们选择表示向量 $A_M = (a_i)$ 的加权欧氏距离， s 表示向量 A_M 的标准差。通过以下降排列的顺序来选择这个区域所有块中与 P_r 最类似的 k 个块，这些块的集合表示为。和共享的相似块定义为：

其中， Ω 是一个融合的自适应区域， $W^A(r)$ 和 $W^B(r)$ 分别表示源图像 f^A 和 f^B 的同一区域。

5.6.3 融合框架

医学图像融合通过合并多个传感数据来提供更可靠、更精确的信息。每种医学传感器的成像范围有限，很难获得同器官所有组成部分都清晰的图像，具有全景清晰的医学图像对疾病的诊断和治疗非常重要。目前大部分医学图像融合方法都没有涉及图像的低秩性，这通常会导致融合图像的失真和信息丢失。加权核范数最小化方法可以对奇异值进行不同的软阈值操作，它能够很好地保留图像中的信息和低秩结构特征。因而，本节运用加权核范数最小化算法和图像自相似性实现医学图像融合。

基于加权核范数最小化和图像自相似性的医学图像融合框架如图5-24所示。

具体步骤如下：

- (1) 对源图像分块，通过块匹配搜索源图像的非局部相似块。
- (2) 将这些相似块堆叠成一组，对每个参考块都进行上述的操作，从而形成一个块组矩阵。
- (3) 根据5.6.2节中的图像自相似性可得共享相似块，对共享相似块中属于源图像的块构造的矩阵进行奇异值分解，对不同源图像的奇异值大小进行比较，取大的奇异值和对应的特征向量作为融合图像的奇异值和特征向量，从而得到融合图像的块组矩阵。
- (4) 进行低秩矩阵的恢复算法得到最优解，将矩阵按照堆叠顺序进行复位，可得医学融合图像。

在图像融合过程中，图像融合规则是图像融合算法的核心，它作为图像融合的关键因素，直接影响图像融合的运行速度和融合图像的质量。矩阵的奇异值具有较强的稳定性，当矩阵有较小的变化时，奇异值的变化不会大于矩阵的2-范数。矩阵奇异值有比例不变性和旋转不变性，它能表示图像的代数特征，也可以说明图像的灰度信息，当奇

异值越大时图像的信息量就越多。不失一般性，可以知道较大的奇异值包含了源图像主要的图像信息，相当于是图像的近似部分；但是较小的奇异值包含的信息很少，就可以看作是图像的细节部分。

本节的图像融合规则是：为了得到源图像中包含的主要图像信息，对源图像的块组矩阵奇异值分解后得到的奇异值进行大小比较，选取奇异值较大的源图像块组矩阵的列作为融合图像对应矩阵的列。如果奇异值相等，则取源图像块组矩阵相应列的数据平均值作为需要的数据值。不失一般性，我们假设A和B是两幅聚焦不同的源图像，F是融合的结果图像。

图5-24 基于加权核范数最小化和图像自相似性的医学图像融合框架

首先，对源图像A和B分块，我们可以通过块匹配搜索它们的非局部相似块。再将这些相似块堆叠成一组，对每个参考块都进行上述操作，从而形成一个块组矩阵。源图像A和B的块组矩阵分别用 X_A 和 X_B 表示。我们可以通过公式(5-44)得到源图像的共享相似块。其次， $X_A^{(r)}$ 是中属于 X_A 的相似块构造的块组矩阵， $X_B^{(r)}$ 是中属于 X_B 的相似块构造的块组矩阵。而且是 $X_A^{(r)}$ 的SVD，是 $X_B^{(r)}$ 的SVD。用 $X_F^{(r)}$ 表示中属于 X_F 的相似块构造的块组矩阵，则

其中， $i=1, 2, \dots, r$ ，最后运用加权核范数最小化算法得到融合后的结果图像F。

5.6.4 实验结果分析

为了对融合图像的质量和效果进行评价，需要引用一些客观指标，如互信息（MI）和 $Q^{AB/F}$ 度量、 $L^{AB/F}$ 和 $N^{AB/F}$ 。 MI 测量从源图像传输到融合图像的信息量， $Q^{AB/F}$ 利用Sobel边缘检测器测量从源图像转移到融合图像的边缘信息的数量。 MI 值越大说明融合图像从源图像中获取的信息越多，那么融合图像质量越好。 $Q^{AB/F}$ 值越大，融合图像获得的源图像边缘特征信息量越多，那么融合图像的质量就越高，说明融合算法的性能越好。 $L^{AB/F}$ 用来衡量融合图像损失的信息，而 $N^{AB/F}$ 用来衡量图像融合所引进的人造纹理数量，显然 $L^{AB/F}$ 和 $N^{AB/F}$ 值越小越好。另外，本节所有的算法均运行在MATLAB 2014a平台上，所使用的计算机配置为：CPU为Intel CoreI7，计算机频率为2.6GHz，内存为32GB。

为验证本节融合算法相对于传统算法的有效性，本节引入了一些传统算法对图5-25所示的4组医学图像进行了融合实验。其中，图5-25a和图5-25e分别是大脑的CT和MRI图像，它们构造第1组医学融合图像；图5-25b和图5-25f分别是甲状腺的B超图像和SPECT图像，它们构成第2组医学融合图像；图5-25c和图5-25g为神经病变脑组织的CT图像和T1核磁图像，它们构成第3组医学融合图像；图5-25d和图5-25h分别是额叶病变的T1核磁图像和T2核磁图像，它们构成第4组医学融合图像。

为了更好地说明本节算法的优势，将本节算法（NNM）与如下算法进行比较：

- 文献中的基于向导滤波的图像融合算法（GFF）。
- 文献中的利用非下采样复小波变换进行的医学图像融合算法（NDCWT）。
- 文献中的基于非下采样Contourlet变换域的空间频率激励脉冲耦合神经网络图像融合算法（NSCT-PCNN）。

·文献中的基于Shearlet变换与PCNN结合的融合算法（ST-PCNN）。

·文献中的基于拉普拉斯变换和稀疏表示的医学图像融合算法（LP-SR）。

为了更好地进行效果比较，我们使用的上述算法中的参数遵循了文献作者在论文中的设置，本节的算法块匹配窗口大小为 7×7 ，而块的大小则为 5×5 。

图5-25 测试的医学图像

上述的对比算法全部用于融合上述的4组医学图像。如图5-26和图5-27分别给出了6种算法的医学图像融合效果。从图5-26a至图5-26f所示的融合结果中可以很清楚的发现，本节的算法的融合图像具有更高的图像对比度。与其他算法相比，本节的算法能更好地保留医学图像的纹理信息，同时在融合图像中块效应和相应的人造纹理也更少。

图5-26 第1组图像的融合结果

说明：图5-26a至图5-26f是经过融合算法GFF、NDCWT、NSCT-PCNN、ST-PCNN、LP-SR和NNM融合后的医学图像。

图5-27 第2组图像的融合结果

说明：图5-27a至图5-27f是经过融合算法GFF、NDCWT、NSCT-PCNN、ST-PCNN、LP-SR和NNM融合后的医学图像。

从如表5-8中所示的各个算法的客观评价标准可以看出，本节的算法具有最好的客观指标。在各算法中，本节算法具有最高的MI和 $Q^{AB/F}$ ，这意味着本节的算法可以将更多的源图像中的有用信息和边缘信息传递到融合图像中。而且，本节算法还具有最小的 $L^{AB/F}$ ，见参考文献[107]，这

说明本节算法的融合图像具有最少的信息损失。而本节算法具有最小的 $N^{AB/F}$ ，见参考文献[107]，意味着本节的算法引入的人造纹理信息最少。因此，本节算法是一种较好的医学图像融合算法。

表5-8 图5-26和图5-27中各融合算法的客观评价值

如图5-28是第3组图像经过各种融合算法融合后的效果。图5-29是第4组图像经过各种融合算法融合后的效果。从图5-28a至图5-28f及图5-29a至图5-29f的融合结果可以看到，本节的算法得到的融合图像在所有融合算法中具有最好的对比度，并且更好地保留了源图像中的纹理信息，还对图像的无用信息（块效应和人造纹理）进行了有效的抑制。

图5-28 第3组图像的融合结果

说明：图5-28a至图5-28f是经过融合算法GFF、NDCWT、NSCT-PCNN、ST-PCNN、LP-SR和NNM融合后的医学图像。

图5-29 第4组图像的融合结果

说明：图5-29a至图5-29f是经过融合算法GFF、NDCWT、NSCT-PCNN、ST-PCNN、LP-SR和NNM融合后的医学图像。

从如表5-9中所示的各个算法的客观评价标准可以看出，本节的算法具有最好的客观指标。在各算法中，本节算法具有最高的MI和 $Q^{AB/F}$ ，这意味着本节的算法可以将更多的源图像中的有用信息和边缘信息传递到融合图像中。而且，本节算法还具有最小的 $L^{AB/F}$ ，这说明本节算法的融合图像具有最少的信息损失。而本节算法具有最小的 $N^{AB/F}$ ，则意味着本节的算法引入的人造纹理信息最少。因此，本节算法是一种较好的医学图像融合算法。

本节详细介绍了加权核范数最小化算法和图像自相似性理论。首先介绍了核范数最小化理论，然后由此引出了核范数最小化算法的缺点，即不同的奇异值同等对待，最后介绍了加权核范数最小化算法理论。之后依据图像中信息的相关性，如图像的周期特性模式、重复的纹理、细长的边缘等细节结构信息，说明整个图像的自相似性，然后讲解了求解图像相似块和共享相似块的方法，最后给出了融合框架和实验结果分析。

表5-9 图5-28和图5-29中各融合算法的客观评价值

5.7 基于改进拉普拉斯能量的医学图像融合算法

随着计算机科学的发展，医学图像的各种模式已成为可用，如计算机断层扫描（CT）、磁共振成像（MRI）、磁共振血管造影（MRA）、单光子发射CT（SPECT）和功能磁共振成像（fMRI）等。不同形态的医学图像可以反映人体器官的不同信息，并具有各自的应用范围。例如，CT只能提供致密的结构，如骨骼和植入物，失真较小；而MR可以提供正常和病理软组织信息。这意味着，单模式的图像不能在临床应用上为医生诊断病人的病情提供足够的信息，有必要将不同的医学图像融合在一起以获得更准确的信息。

像素级医学图像融合方法可分为两类：空间域算法和变换域算法。空间域算法包括主成分分析融合算法（PCA），向导滤波融合算法（GFF）等。而变换域算法主要包括基于小波或多尺度几何变换的图像融合算法。在空间和变换域融合算法中，测量源图像的区域能量是非常重要的，区域能量由像素对源图像的贡献程度决定。在变换域融合算法中，人们首先将变换应用到源图像中，然后利用不同的融合规则，通过计算变换域中源图像的区域能量函数对变换系数进行融合，最后将逆变换应用到融合系数中，得到融合后的图像。

与变换域算法相比，空间域算法具有实现简单、计算复杂度低等优点。空域算法还能有效地抑制人造纹理，更好地保存源图像的视觉信息，因此受到许多研究者的关注。然而，一般的空间算法具有较低的融合精度和粗糙的边缘。为了保持简单的计算，克服空间域融合算法的上述缺点，提出了一种基于ISML和差分图像的医学图像融合算法。基于SML的传统空间融合算法由于块效应的影响，将会使最优融合选择区域变大，而且融合边界也不够清晰，无法将两个最佳融合选择区域分开。而在使用了均值滤波和

中值滤波后，两个最佳融合选择区域可以完全分离。因此，医学图像融合问题可以转化为填充两个最佳融合选择区域的边缘。因为医学图像的背景非常简单，因此结合差分图像和减去所有源医学图像的平均图像，可以对基本融合图像进行细化。

改进的拉普拉斯能量和（SML）在医学图像融合中起着重要的作用。基于最大SML的融合规则在变换域图像融合中往往会导致图像失真，而在空间域图像融合中会导致图像信息丢失。结合均值滤波和中值滤波，提出了一种新的基于改进拉普拉斯能量和（ISML）的医学图像融合方法。首先，利用ISML获得的基本融合图像，用于医学图像选择图的评价。其次，通过对所有源医学图像的平均图像进行减法，可以得到差分图像。最后，通过差分图像可以对基本融合图像进行细化。该算法既能较好地保存源图像的信息，又能抑制像素失真。实验结果表明，所提出的方法优于当前最先进的医学图像融合方法。

5.7.1 改进的拉普拉斯能量和

在图像融合中，利用区域能量融合规则选取清晰部分的系数，具有良好的融合效果。由于人类视觉系统对单个像素不敏感，但对图像边缘、方向和纹理信息敏感，因此基于区域能量的融合规则能够很好地满足视觉系统。区域能量测度算法分为四大类：基于导数的、基于统计的、基于直方图的和基于直觉的算法。文献[104]中评估了十八个区域能量测度算法，如能量梯度（EOG）、拉普拉斯和

（SML）、拉普拉斯能量（EOL）等。以上所有的区域能量测度算法都是基于像素亮度的变化，并且SML对于医学图像的融合较好。然而，文献[104]中认为SML的定义对噪声的鲁棒性不好，其方向的变化速度也较差。屈博士改进了SML的定义，并在多种类图像融合中取得了较好的性能。但是，基于较大SML融合规则的空域融合，由于块效应的影响将会使最优的融合选择区域变大，如图5-30a至图5-31c所示。并且块效应使得融合图像的边界不够清楚，无法将两个最佳融合选择区域分开，如图5-30g所示。而在使用了均值滤波器和中值滤波器后，两个最佳融合选择区域可以完全分离，图5-30d和图5-30e、图5-30g和图5-30h所示。因此，医学图像融合问题可以转化为填充两个最佳融合选择区域的边缘。

图5-30 ISML的实验效果

说明：图5-30a是最优的融合决策图的边缘，图5-30b是较大SML融合规则下的融合决策图的边缘，图5-30c是图5-30b与图5-30a的差图。图5-30d是较大SML融合规则下的融合决策图，图5-30e是较大ISML融合规则下的融合决策图，图5-30f是图5-30e与图5-30d的差图。图5-30g是较大SML融合规则下的融合结果，图5-30h是较大ISML融合规则下的融合结果。

不失一般性，我们假设I是医学图像，k表示像素的位置，因此SML在像素k上的定义如下：

其中， ω_k 表示以像素k为中心的矩形窗口，令 $i=(x, y)$ ，则有：

其中，step表示步长，本节选取的步长为1。

由于均值滤波可以有效地去除块效应，而中值滤波可以有效地去掉孤立点。因此，利用两种滤波结合ISML进行图像融合时，可以有效地对SML所选择的区域边缘进行平滑，如图5-30d至图5-30f所示，则ISML可以定义为：

$$\text{ISML}(k) = \text{Median}(\text{SML}_{\text{avg}}(k), M_2) \quad (5-48)$$

$$\text{ISML}(k) = \text{Average}(\text{SML}(k), M_1) \quad (5-49)$$

其中，Average(\cdot)表示平均滤波函数，Median(\cdot)表示中值滤波函数， M_1 和 M_2 表示均值滤波和中值滤波的窗口大小。

在本节的算法中，均值滤波器和中值滤波器的窗口大小都可以利用二值搜索算法得到较好的结果。由于均值滤波器只需要平滑融合图像的视觉效果，而中值滤波器可以明显地抑制孤立点，所以中值滤波器的窗口大小应该比均值滤波器稍大一些。在算法中，我们选取 $M_1=3$ 而 $M_2=5$ 。

5.7.2 融合算法

不失一般性，A和B是两个用不同的传感器进行融合的医学图像，F是融合图像。

首先，利用较大ISML的融合规则可以得到基本的融合图像 F_b ，即：

其中， $ISML_A(k)$ 表示图像A在像素点k处的ISML值，而 $ISML_B(k)$ 表示图像B在像素点k处的ISML值。

其次，计算图像A和B的均值，即：

其中， $AvgF(k)$ 表示平均图像。

从图5-30中可知，医学图像的融合问题可以转化为最优决策区域选择的问题。一般意义上，基本的融合图像 F_b 的像素点应该是图像A和B中较大的像素值对应的像素点。所以，图像 F_b 和均值图像 $AvgF(k)$ 的差值的符号可以反映融合图像中存在的图像扭曲和空洞。而在本算法中，我们采用图像A和B中较大的像素值对图像扭曲进行矫正，并对空洞进行填充，令 $DiffF(k)$ 表示图像 F_b 和均值图像 $AvgF(k)$ 的差图，则有

最后，结合差图 $DiffF(k)$ 和源图像A、B进行图像融合，最终的融合结果如下：

5.7.3 实验结果与分析

为了评估本节所提出的融合方法的性能，我们介绍一些客观的标准，如互信息（MI）， $Q^{AB/F}$ 度量， $L^{AB/F}$ 度量和 $N^{AB/F}$ 度量。MI测量从源图像传输到融合图像的信息量。MI值越高，融合性能就越好， $Q^{AB/F}$ 利用Sobel边缘检测器测量从源图像传输到融合图像的边缘信息量， $Q^{AB/F}$ 值越高，从源图像中传输到融合图像的边缘信息就越丰富，融合性能也越好。可以引入 $L^{AB/F}$ 来评估融合过程中丢失的信息。很明显， $L^{AB/F}$ 值越小，结果越好。

为了评价本节所提出的融合算法的性能，对四对多模态医学图像进行了实验，如图5-31所示。为了方便地描述这些对图像，把它们分为第1组（图5-31a和图5-31e）、第2组（图5-31b和图5-31f）、第3组（图5-31c和图5-31g）和第4组（图5-31d和图5-31h）。图5-31a和图5-31e分别是CT图像显示的骨骼信息和MRI图像显示的软组织信息。图5-31b和图5-31f分别为CT图像和MRI图像。图5-31c和图5-31g分别是CT图像和T1加权图像。图5-31d和图5-31h是额叶病变的T1-MRI和T2-MRI图像。

图5-31 融合测试图像

说明：图5-31a和图5-31e是人脑的CT和MRI图像。图5-31b和图5-31f是CT和MRI图像。图5-31c和图5-31g是局部病变的CT和MRI图像。图5-31d和图5-31h是额叶病变的T1-MRI和T2-MRI图像。

然后使用下述算法进行对比研究：

- 文献44中的基于向导滤波的图像融合算法（GFF）。
- 文献55中的利用非下采样复小波变换进行的医学图像融合算法（NDCWT）。

·文献81中的基于非下采样Contourlet变换域的空间频率激励脉冲耦合神经网络图像融合算法（NSCT-PCNN）。

·文献83中提出的基于NSCT的脉冲耦合神经网络和改进的空间频率进行多模态医学图像融合（NSCT-PCNN-SF）。

·文献63中的基于Shearlet变换与PCNN结合的融合算法（ST-PCNN）。

为了更好地进行效果比较，我们使用的上述算法中的参数遵循了文献作者在论文中的设置。

使用上述算法分别对图5-31中的4组医学图像进行融合。第1组图像融合的效果如图5-32所示。

图5-32 第1组测试图像融合效果

说明：图5-32a至图5-32f是分别使用GFF、NDCWT、NSCT-PCNN、NSCT-PCNN-SF、ST-PCNN和ISML算法的融合效果。

图5-32显示了第1组的6个融合图像。从图5-32a至图5-32f中的6种方法的融合结果中可以发现，所有方法中的融合图像都包含骨骼信息和组织信息，这在单独的CT或MRI图像中是不可见的。但是，仔细观察这些图像可以清楚地看到不同之处。在图5-32d和图5-32e中图像退化。而我们的方法融合的图像在所有融合的方法中达到了更高的对比度。通过对每个算法的融合图像的比较，可以看出该融合算法能更好地保留源图像的纹理信息。同时，在该方法的融合图像中抑制了块效应和伪影等无用的图像信息。

如表5-10所示为图5-32中各个融合算法所得到的融合图像的客观评价值，由此可知我们的算法具有最佳的客观评价标准值。在表5-10中，MI值最高，意味着在6种方法中，ISML算法保留了更多的源图像的有用信息。 $Q^{AB/F}$ 值最高，说明ISML算法具有更好的边缘保持能力，而且该算法的 $L^{AB/F}$ 值最小，表明丢失的源图像信息最少， $N^{AB/F}$ 值是0，说明该算法几乎没有伪影被引入到融合图像中。更

重要的是，ISML算法是所有算法中最快的，因此ISML算法是一种基于空间域的医学图像融合很好的算法。

表5-10 图5-33中各融合算法的客观评价值

如图5-33所示为第2组的6个融合图像。与图5-32相同，从图5-33a至图5-33f中的6种算法的融合结果中，很容易知道我们的方法融合的图像在所有融合算法中具有更高的对比度。对每种算法的融合图像进行比较，不仅保留了源图像的纹理信息，而且抑制了块效应和伪影等无用的图像信息。

图5-33 第2组测试图像融合效果

说明：图5-33a至图5-33f分别是使用GFF、NDCWT、NSCT-PCNN、NSCT-PCNN-SF、ST-PCNN和ISML算法的融合效果。

如表5-11是图5-33中各个融合算法所得到的融合图像的客观评价值，由此可知我们的算法具有最佳的客观评价标准值。因此，我们的方法可以保留最有用的信息和边缘信息，但信息丢失和得到的伪迹最少，并且我们的方法依然比其他方法快。

表5-11 图5-34中各融合算法的客观评价值

如图5-34和图5-35所示为第3组和第4组的融合图像。从图5-34a至图5-34f和图5-35a至图5-35f的6种算法的融合结果中可知，我们的方法在所有融合算法中都有较高的对比度，并保留了源图像的纹理信息，抑制了无用的图像信息，如块效应和伪影。

图5-34 第3组测试图像融合效果

说明：图5-34a至图5-34f是分别使用GFF、NDCWT、NSCT-PCNN、NSCT-PCNN-SF、ST-PCNN和ISML算法的融合效果。

图5-35 第4组测试图像融合效果

图5-35 第4组测试图像融合效果（续）

说明：图5-35a至图5-35f是分别使用GFF、NDCWT、NSCT-PCNN、NSCT-PCNN-SF、ST-PCNN和ISML算法的融合效果。

从表5-12和表5-13所示的客观标准看，我们的算法总是有最好的客观标准。

表5-12 图5-34中各融合算法的客观评价值

表5-13 图5-35中各融合算法的客观评价值

因此，我们的方法可以看作是一种鲁棒的医学图像融合算法。实验结果表明，ISML算法提高了融合图像的精度，保留了源图像的细节和纹理，抑制了融合图像中的人工纹理，易于实现。因此，ISML算法是一种比较好的、值得推广的图像融合算法。

5.8 基于改进PCNN的非下采样剪切波域医学图像融合算法

随着医学成像技术的不断发展，涌现出了多种具备不同功能的先进医学成像设备，为临床的诊断和治疗提供了多种模态的医学影像。但单一模态医学图像对同一人体器官组织的成像只能反映有限的结构、形态和功能信息，满足不了临床诊断和治疗的需要。医学图像融合技术就是充分利用不同多模态图像的有用和互补信息获得更全面更准确的图像，提高医生诊断率。

本节在文献《基于改进PCNN和稀疏表示的非下采样剪切波域医学图像融合》的基础上，以不同模态的医学图像为研究对象，从多尺度变换和融合算法两个角度分析图像融合，提出了基于改进脉冲耦合神经网络（Pulse Coupled Neural Network, PCNN）的非下采样剪切波变换域的医学图像融合。由于经过非下采样剪切波变换分解产生的低频系数不具有良好稀疏性，因此将稀疏表示（Sparse Representation, SR）引入低频图像融合过程，为了更多地保留图像细节信息，采取能量方差加权求和的方法融合稀疏系数。分解产生的高频系数稀疏性良好，各像素点间具有较强的相关性，将PCNN引入高频图像融合过程以提高融合精度。针对单个像素输入PCNN存在融合效果不佳的问题，将改进拉普拉斯能量和（Sum of the energy of Modified Laplacian, SML）作为PCNN输入项；针对链接强度取固定值限制PCNN自适应性的问题，将8方向Sobel梯度能量（Energy of Gradient）引入PCNN，自适应调节PCNN链接强度，采取点火次数总和取大的融合规则融合高频系数。

对多组不同模态的医学图像进行融合实验，结果表明对非下采样剪切波变换分解的低频图像优先进行稀疏表示，高频图像采用改进PCNN的融合方法要比使用单一融合算法

得到的图像更清晰，融合效果更好，在主观和客观评价上均有一定优越性。

5.8.1 稀疏编码与字典设计方法

1993年，Mallat等人采取过完备冗余字典代替非冗余的正交基，通过冗余字典的一组线性组合来近似表示信号，提出了过完备稀疏表示理论。图像的稀疏表示指的是将图像线性展开，大多数基的系数绝对值都接近于0，只有少数基具有较大的非零值，用这些非零值表示出图像的主要信息，即用尽量少的原子提取更多的本质信息。

稀疏表示的基本思想是能够通过给定字典的少量非零原子的线性组合来表示或近似任何信号。设自然信号，字典，则信号x的稀疏表示形式如下：

$$x=Da \quad (5-54)$$

式中，字典中的每列都是字典D中的原子，当 $n < m$ 时，字典D是冗余的。是具有少数非零项的稀疏系数。矢量的非零项的数量由范数测量，计算公式为：

其中， $\|a\|_0$ 。如果，则稀疏系数 a 可以通过式（5-56）计算得到：

式中， $\|x - Da\|_2$ 表示稀疏近似误差， ϵ 表示容许误差。最小化，在给定的稀疏级情况下式（5-56）转化成以下问题：

其中， T 表示非零系数个数的最大值，稀疏编码过程就是求解上述优化问题。

如表5-14所示为同步正文匹配追踪（Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit，SOMP）算法步骤。

表5-14 SOMP算法步骤

直接求解式 (5-56) 和 (5-57) 是一个NP难题，可以用近似解代替，其中应用最广泛的是匹配追踪 (Matching Pursuit, MP) 算法和正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法。对于图像融合问题，多模态源图像需要同时分解，然而对于MP和OMP算法，不同图像的分解稀疏系数可能对应字典中原子的不同子集，这样不易设计融合规则，应当不同源图像分解成字典原子的相同子集，因此，2012年Yang Bin和Li Shutao提出了同步正交匹配追踪 (Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit, SOMP) 算法。SOMP是OMP的变形，它假设不同的信号可以由基本原子的相同稀疏集合构造，但具有不同的系数。SOMP每次迭代都选择所有信号中残差能量最大值的列索引，其详细步骤如表5-14所示，算法流程图如图5-36所示。

图5-36 SOMP算法流程图

在稀疏表示问题中，字典的设计至关重要，有两种设计方法：第一种是基于数学模型的分析字典方法，例如小波、离散余弦变换 (DCT) 和曲波变换 (CVT)，这种方法容易获取字典且适用于通用信号，但不能对所有信号最优稀疏表示^[141]；第二种是基于学习的方法，图像块通过大量训练产生字典以达到最优稀疏的目的。综上所述，本节选取训练字典方法设计字典。

找到一个最适合表示训练信号的过完备字典是字典学习的目的，2006年Aharon和Elad等人提出的K-SVD算法每次通过奇异值分解 (SVD) 更新一个原子，在K-SVD的字典更新阶段中，估计的稀疏系数也可以被更新，从而提升算法的收敛速度。K-SVD算法的目标函数如下：

其中， \mathbf{D} 表示训练样本集，为稀疏表示矩阵， $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 表示字典， $m \ll N$ ， $n \ll m$ 。

K-SVD算法分为两步：首先稀疏编码，其次进行字典更新，步骤如表5-15所示，流程图如图5-37所示。

表5-15 K-SVD算法步骤

稀疏表示SR能够很好地表示自然信号，其目标是计算所有可行性解中包含最少非零元素的稀疏系数，近年来广泛应用于图像处理、计算机视觉和模式识别等领域。

稀疏表示理论是一种非常成功和有效的图像表示方法，在图像融合领域得以广泛应用。2010年，杨斌和李树涛提出了稀疏表示多聚焦图像融合算法，该算法首先通过滑动窗口对图像分块，其次采取范数取大法选择稀疏系数，得到的融合图像清晰，比传统变换域方法得到的融合图像质量好，但其采用DCT解析字典，虽然不用训练但稀疏能力不强。随着多尺度几何分析的快速发展，稀疏表示和多尺度变换结合算法也逐渐增多。2013年，王珺等人提出了小波域进行稀疏表示的图像融合方法，但未考虑到小波变换的方向有限性；2015年，Yu Liu等人将不同的多尺度变换分解的低频图像应用稀疏表示算法，利用K-SVD算法获取过完备字典，得到的图像自适应性更强，更接近源图像特征，虽然该算法是针对不同图像应用不同的融合算法，但高频图像均采用绝对值取大的方法，未考虑到不同图像的高频系数特征，应当针对不同图像制定相应的高频融合规则。

为了提高医学图像融合精度和效果，首先本节对源图像进行非下采样剪切波变换分解，得到低频图像和高频图像；其次，针对低频图像稀疏性不高的问题，低频图像融合规则采取过完备稀疏表示理论；由于高频图像包含了图像细节信息，各像素间具有较强相关性，将PCNN引入高频图像融合过程中，针对单个像素激励PCNN输入项和链接强度取固定值会导致融合性能下降的问题，对PCNN进行改进，保留了更多源图像的信息，提升了融合精度。

图5-37 K-SVD算法流程图

5.8.2 基于稀疏表示的低频图像融合

图像经过非下采样剪切波变换后生成的高频图像包含了图像的本质特征，可以近似稀疏，低频图像包含图像的近似成分，代表了源图像的主要信息，但不具备稀疏性。为了保证低频图像的稀疏性，采取过完备稀疏表示算法；为了保留更多医学图像的细节特征，采取能量和方差加权求和的融合规则融合稀疏表示后得到的稀疏系数。稀疏系数能量反映了图像整体情况，方差反映了偏离均值的分散程度和图像清晰度，也就是说能量和方差越大图像包含的细节信息就越完善。如图5-38所示为低频图像融合框图，融合详细步骤如下。

1. 图像预处理

稀疏表示是直接对列向量进行操作，因此我们首先对源图像进行预处理。已知源图像A和B的低频图像分别为和，尺寸为 $N \times N$ ，应用滑动窗口技术将源图像依照顺序从左上到右下分割成 $n \times n$ 的小块，将得到的每个小块排成 $n^2 \times 1$ 的列向量，其中设滑动步长为 S ，得到列向量依次排成 $n^2 \times [(N-n/S+1)]^2$ ，低频图像经过以上预处理后分别得到矩阵 V_1 和 V_2 。

图5-38 低频图像融合框图

2. 字典设计

为减少亮度对算法的影响，分别对矩阵 V_1 和 V_2 去除均值，得到：

其中， $\mathbf{1}$ 表示全1的 $n \times 1$ 的向量， V_1 和 V_2 表示 V_1 和 V_2 各个元素的均值。接着合成矩阵，从其中抽取样本利用K-SVD算法生成过完备字典 D 。生成字典过程如图5-39所示。

图5-39 过完备字典生成过程

3.稀疏编码

采用SOMP算法通过式 (5-61) 和 (5-62) 计算稀疏表示系数 α_A 和 α_B ：

4.融合规则

采用能量方差加权求和的融合规则得到最终的融合系数 α_F ，将能量与方差加权求和融合规则记作E-V rule。能量、方差和加权求和公式如下：

其中， $Z=A、B$ ， E_Z 和 V_Z 分别表示稀疏系数的能量和方差， a 和 b 表示权值系数，取0.5， $M \times N$ 为邻域大小，本节选取的邻域大小为 3×3 。

为了保证亮度，融合均值 V_1 和 V_2 选取范数最大值，融合稀疏系数选取E-V rule。融合规则分别如下：

最后通过式 (5-68) 得到最终低频融合稀疏系数。

5.图像块重构

将 α_F 按照分块顺序重排到原来位置上，最终得到融合低频图像。

已知采取滑动窗口技术对图像进行预处理，因此窗口尺寸和滑动步长这两个因素对融合结果有着重要的影响。本节对窗口尺寸和滑动步长对融合结果的影响进行讨论。

5.8.3 滑动窗口尺寸对融合结果的影响

考虑滑动窗口尺寸对实验结果产生的影响，固定滑动步长为1，选取一组CT和MRI-T2图像作为实验源图像，如图5-40a和图5-40b所示。

图5-40 医学源图像

设定滑动窗口尺寸分别为 2×2 、 4×4 、 6×6 、 8×8 、 10×10 、 12×12 和 16×16 ，融合图像如图5-41所示。客观评价指标折线图如图5-42所示。

观察图5-41，不同窗口尺寸下的融合图像并无太大差距。从图5-42中各图的走向可以看出， $Q^{AB/F}$ 逐渐增加，CE逐渐减少，可见窗口尺寸不能太小；AVG和 Q_E 逐渐减少，窗口尺寸也不能选得太大。当窗口尺寸为 8×8 时，AVG减少速度放慢，CE趋于稳定， Q_E 达到最大， $Q^{AB/F}$ 增加速度放慢并趋于稳定。因此窗口尺寸为 8×8 时更适合医学图像融合。

图5-41 不同窗口尺寸的融合图

图5-42 不同窗口尺寸的融合图像客观评价折线图

5.8.4 滑动步长对融合结果的影响

如果滑动步长太小，则图像块重叠区域大，细节会被平滑；如果滑动步长太大，则图像块间独立性增强，易产生块效应，因此步长选得太大或太小均不合适。我们固定滑动窗口尺寸 8×8 ，设定步长分别为1、2、3、4、5、6、7、8，融合结果如图5-43所示，客观评价指标折线图如图5-44所示。

观察图5-43，不同滑动步长得到的融合图像没有明显差距。观察图5-44中各图的趋势可知，AVG和 Q_E 的值逐渐增大然后减少，滑动步长太大或太小时融合效果并不理想；CE值逐渐增加， $Q^{AB/F}$ 值逐渐减少，因此滑动步长不能选择太大。当步长为4和5时，AVG、CE和 Q_E 增长速度变缓，趋于稳定，且步长为4时， Q_E 和 $Q^{AB/F}$ 也取得了最优值。综合考虑，滑动步长为4时更适合医学图像融合。

图5-43 不同滑动步长的融合图

图5-43 不同滑动步长的融合图（续）

图5-44 不同滑动步长的融合图像客观评价折线图

通过实验可以确定本节算法滑动窗口尺寸为 8×8 ，滑动步长为4。

5.8.5 基于改进PCNN的高频医学图像融合

源图像经过非下采样剪切波分解后的所有高频图像都是由0附近的变换系数组成的，源图像中灰度变化急剧的像素点对应大的变换系数，即图像的边缘、纹理等细节信息，具有良好的稀疏性。不同的医学图像信息差异性较大，融合需要更高的视觉效果要求，更多保留源图像的特征信息，不能造成图像失真。通过模拟哺乳动物视觉皮层神经元活动构建的PCNN是一种反馈神经网络，不需要训练，具有全局特性。PCNN在用于图像处理时，可以更多地保留边缘纹理等信息，其信号表示形式和工作机理也更符合人类视觉神经系统特性。经过非下采样剪切波分解后的高频图像反映图像的细节信息，稀疏性良好。为了使融合图像不失真、满足视觉效果要求并且不影响医生对疾病的诊断，本节采用改进PCNN作为高频图像融合规则。

PCNN的输入项在图像处理中占主导作用，人眼对于图像边缘和纹理等细节信息相较于灰度值更敏感的特性，直接将单个像素作为PCNN输入项效果不佳，因此本节将改进的拉普拉斯能量和（SML）作为PCNN输入项。

PCNN链接强度系数 β 起着调节神经元间相互影响的作用，决定着中心神经元和周围神经元间耦合的差异性。图像中每个像素对应PCNN中的唯一神经元，因此全部神经元的链接强度不都是相同的，在人类视觉系统中表现为人眼对图像中不同特征区域反应的强弱程度不同。因此， β 取固定值并不符合人眼视觉系统，应选取像素的梯度能量（Energy of Gradient，EOG）作为 β ，自适应调节链接强度。

PCNN的输出判决为不能体现出点火幅度差异的硬限幅函数，因为Sigmoid函数的非线性可用来产生脉冲，所以本节采用Sigmoid函数来计算点火幅度。PCNN的输出改进为：

式中， $Y_{ij}[n]$ 表示神经脉冲输出， $\theta_{ij}[n]$ 为动态门限， $U_{ij}[n]$ 为神经元内部活动项。

将每个高频子带的SML作为PCNN的输入，EOG作为链接强度，得到改进的PCNN模型：

其中，本节初始化神经元都处于停止点火状态：

累计神经网络每次迭代运行的输出： Y_{ij} ，初始值。当 n 达到最大迭代次数时，迭代停止，得到源图像A、B的各个高频子带的点火次数总和 F_{ij} ，采用点火次数总和取大的融合规则，如式（5-71）所示：

式中， F_{ij} 代表像素点 (i, j) 处的高频系数值， $Z=A, B, F$ 。1、 k 分别是图像的分解级数和方向数， F_{ij} 代表像素点 (i, j) 处的高频系数值。

高频图像融合框图如图5-45所示。

图5-45 高频图像融合框图

5.8.6 不同的PCNN输入项对融合结果的影响

由于PCNN输入项在图像处理中处于主导地位，研究者们多选用清晰度作为PCNN输入项，在可见光和红外图像、多聚焦图像融合时取得了良好效果，但在用于医学图像融合时容易造成融合性能降低。因此，为了验证SML作为PCNN输入项用于医学图像融合的有效性，将单个像素、SF、MSF、EOL（Energy of Laplacian）和SML分别作为PCNN输入项进行对比实验。PCNN算法参数设定为， $V_L=1$ ，迭代次数最大值为200，。实验所用源图像为CT图像和MRI-T2图像，来自于全脑图谱，如图5-40a和图5-40b所示。融合结果如图5-46所示。

图5-46 不同的PCNN输入项融合

从图5-46中可以看出，不同的PCNN输入项得到的融合图像差别微小，肉眼难以区分出来，因此从客观角度进行评价。本章的客观评价指标选取平均梯度AVG、交叉熵CE、边缘结构融合图像质量评价因子 Q_E 和边缘信息保留量 $Q^{AB/F}$ 。 AVG 反映了图像清晰程度； CE 反映源图像和融合图像的灰度信息分布差异， CE 值越小，图像越接近，融合效果越好； Q_E 反映了边缘结构信息的多少，其值越接近1，融合图像质量越好； $Q^{AB/F}$ 反映了边缘信息从源图像的转移量，其值越接近1，转移边缘信息就越丰富。

客观评价如表5-16所示，相应折线图如图5-47所示。观察图5-47可以看出，EOL作为PCNN输入项客观评价结果最差；除了 CE 值外，SML作为PCNN输入项的融合图像中其他三项评价指标均是最优，均优于其他三种清晰度作为输入项的融合结果，从而验证了SML作为PCNN输入项用于医学图像融合的有效性。

表5-16 不同PCNN输入项的融合图像客观评价指标

图5-47 不同的PCNN输入项客观评价折线图

5.8.7 不同的PCNN链接强度对融合结果的影响

PCNN的全局耦合特性和链接强度是密不可分的。针对医学图像融合，有学者采用固定值0.2作为链接强度限制了PCNN的自适应性；由SF或EOL作为链接强度得到的融合图像容易丢失部分信息。为了验证EOG作为PCNN链接强度项的算法在医学图像融合领域的有效性和稳定性，本节对SF、EOL、STD、0.2和EOG分别作为PCNN链接强度项的融合结果进行对比，实验结果如图5-48所示。

图5-48 不同PCNN链接强度融合

从图5-48中可以观察到，5幅融合图像均较好地囊括了CT图像信息，易看出EOG作为链接强度的融合图像中细节更清晰。表5-17给出了客观评价指标值，图5-49为相应的折线图，EOG的四项评价指标均达到最优，表明其作为PCNN链接强度项是最合适的。

表5-17 不同PCNN链接强度的融合图像客观评价指标

图5-49 不同的PCNN链接强度客观评价折线图

5.8.8 整体融合算法

根据非下采样剪切波具有多尺度多方向性、优良局部化特性和平移不变性等优点，本节利用其对源图像分解来获得低频图像和高频图像。针对低频图像稀疏性较差的问题，引入稀疏表示理论，采取能量和方差加权求和的融合规则。由于PCNN具有捕获点火特性、全局耦合特性和相似集群同步发放性等优点，而高频图像稀疏性良好，各像素间具有较强相关性，因此将改进的PCNN模型引入高频融合过程中，采取点火次数取大的融合规则。最终我们提出了基于改进PCNN和稀疏表示的非下采样剪切波域内的医学图像融合算法，并将本节算法记为NSST-SR-PCNN。

如图5-50所示为算法融合框图，算法融合步骤如下：

- (1) 对经过精确配准的源图像A和B进行非下采样剪切波变换，得到低频分解系数和高频分解系数。
- (2) 对低频图像和进行预处理，利用K-SVD算法获得过完备字典D，利用SOMP算法获得稀疏系数 α_A 和 α_B ，采取E-V rule融合稀疏系数 α_F ，采取范数取大融合均值，得到稀疏融合系数，重构图像块得到低频融合系数。
- (3) 对高频图像和计算SML，作为激励输入PCNN，计算EOG作为链接强度，采取点火次数取大的融合规则进行融合，则得到高频融合系数。
- (4) 将和采取非下采样剪切波逆变换得到融合图像F。

图5-50 NSST-SR-PCNN融合框图

5.8.9 实验结果与分析

为了证明算法在医学图像融合领域的优越性，将其与以下几种方法进行比较。

方法1：Kong等人提出了非下采样剪切波变换与脉冲发放皮层模型（SCM）相结合的图像融合算法，将分解后的高低频系数直接作为SCM的输入项，得到时间矩阵T，即每个子带神经元第一次点火时的迭代次数，融合规则如式（5-72）和（5-73）所示，SCM参数按照文献[105]设置，将本方法记作NSST-SCM。

方法2：对非下采样剪切波分解得到的低频系数采取能量取大的融合规则，对高频系数采取SML作为输入项的改进PCNN算法，记作NSST-SML-PCNN。

方法3：对非下采样剪切波变换后产生的低频系数进行稀疏表示，采取绝对值取大法作为稀疏系数融合规则，采取能量取大法作为高频融合规则，记作NSST-SR-EN。

方法4：在剪切波变换域内，对低频系数进行稀疏表示，采用能量取大方法得到低频融合系数，采取拉普拉斯能量和取大法得到高频融合系数，记作ST-SR-SML。

方法5：本节算法，对非下采样剪切波变换分解的低频系数进行稀疏表示，采用E-V rule融合稀疏系数得到低频融合图像，利用改进PCNN融合高频系数，采用点火次数总和取大的融合规则。

根据前述的实验，非下采样剪切波变换的分解级数和方向数设置为[2, 3, 4]，NSLP滤波器为pyrexc。PCNN算法参数设定为 $\alpha_L=0.06931$ ， $\alpha_\theta=0.2$ ， $V_L=1$ ， $V_\theta=20$ ，迭代次数最大值为200，。稀疏表示算法中，选取滑动窗口尺寸为 8×8 ，滑动步长为4，过完备字典尺寸为 64×256 。

1. 脑部CT与MRI图像融合实验

本节实验所用的脑部医学图像来自于哈佛医学院主办的站点 ([http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home, html](http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home.html)) 提供的全脑图谱 (The whole brain Atlas) , 图像尺寸均为。如图5-51a和图5-51b所示为两组脑部CT和MRI-T2图像, 用方框标注病变部位。其中第1组待融合图像为71岁女性的脑部CT和MRI-T2图像, 患者有缺血性心肌病和肾功能不全病史, 图像显示右脑颅内压升高; 第2组待融合图像为42岁肺癌女性患者, 脑部CT图像显示大脑左侧周围水肿, 邻近脑结构受压, MRI图像显示左颞区为肿瘤。将5种实验方法分别应用于CT和MRT-T2两组源图像的融合。

图5-51 两组CT和MRI-T2源图像

第1组融合图像如图5-52所示, 首先从主观评价角度分析, 除了ST-SR-SML, 其他算法融合图像均能体现出右脑颅内压升高, 脑室变大; NSST-SCM和ST-SR-SML融合图像信息损失较多, 而其余3种算法都能有效地融合两幅源图像信息; NSST-SR-EN和NSST-SR-PCNN融合图像较其他算法病变部位显示更清晰, 融合效果良好。

图5-52 CT和MPR-T2第1组融合图像

其次从客观评价角度分析, 第1组客观评价结果如表5-18所示, 相应的折线图如图5-53所示。观察图5-53发现, NSST-SCM的4项评价指标均较差, NSST-SML-PCNN和ST-SR-SML评价指标略低于NSST-SR-EN和本节算法, 性能处于中间, 而本节算法的MSF、 Q_E 和 $Q^{AB/F}$ 均取得了最大值, NSST-SR-EN的CE达到了最小值, 但其余3项评价指标均低于本节算法, 可见本节算法相较于其他算法清晰度更高, 边缘信息保留更多。

表5-18 CT和MRI-T2第1组融合图像客观评价指标

第2组实验结果如图5-54所示，从主观评价角度分析，NSST-SCM和ST-SR-SML融合图像水肿区域显示失真，无法准确判断肿瘤位置和性质，其余3种算法能清楚地看出水肿部位；NSST-SCM和ST-SR-SML融合图像信息丢失严重，NSST-SR-EN丢失部分CT图像信息；NSST-SML-PCNN和本节算法的清晰度明显优于其他算法，融合图像质量良好。

图5-53 CT和MRI-T2第1组融合图像客观评价折线图

图5-54 CT和MRI-T2第2组融合图像

第2组客观评价结果如表5-19所示，折线图如图5-55所示。NSST-SCM的CE达到了最小值，但其余3项指标处于最低水平，融合性能较差。本节算法相较于其余3种算法均取得了最优，融合性能最好。

表5-19 CT和MRI-T2第2组图像客观评价指标

图5-55 CT和MRI-T2第2组融合图像客观评价折线图

从以上实验结果分析可知，在脑部CT和MRI图像融合过程中，NSST-SCM和ST-SR-SML融合效果较差，不能有效确定病变部位和性质，NSST-SML-PCNN融合性能中等，软组织清晰度不够，NSST-SR-EN会丢失部分CT信息，本节算法在主观和客观评价标准上都取得了良好效果，能很好地保留CT和MRI源图像信息，融合图像整体清晰，病灶部位细节显示清晰，能够辅助疾病的诊断。

2. 脑部MRI-T1与MRI-T2图像融合实验

如图5-56a和图5-56b所示为两组脑部MRI-T1和MRI-T2图像。第1组待融合图像为具有强直痉挛局灶性发作的62岁男性，患有结肠癌并转移到肝脏和肺，大脑右侧第2额叶

病变，T1加权像反映病变结构信息，T2加权像低信号显著；第2组待融合图像为患有肺转移性腺癌的49岁女性，显示多种栓塞性梗死。

图5-56 两组MRI-T1和MRI-T2源图像

第1组融合图像如图5-57所示，首先从主观评价角度分析，NSST-SCM融合图像模糊，无法确定病变准确位置和性质，其余算法显示出了病灶位置；NSST-SCM丢失信息较多，ST-SR-SML丢失了部分T2加权像信息，融合效果一般，其他3种算法都能较好地保留源图像信息，融合图像较清晰。

图5-57 MRI-T1和MRI-T2第1组融合图像

其次从客观评价角度分析，第1组客观评价结果如表5-20所示，其相应的折线图如图5-58所示。从图中可以看出，NSST-SCM的评价指标均处于最低水平，NSST-SML-PCNN和NSST-SR-EN评级指标属于中等水平，本节算法的MSF、 Q_E 和 $Q^{AB/F}$ 都取得了最大值，融合性能良好。

表5-20 MRI-T1和MRI-T2第1组图像客观评价指标

第2组融合图像如图5-59所示，从图中可看出，只有NSST-SR-EN和本节算法显示出T1和T2加权像病变组织部位，边缘纹理清晰，无失真，融合质量良好；NSST-SCM丢失了T1加权像的部分信息，NSST-SML-PCNN和ST-SR-SML信息损失较多。

图5-58 MRI-T1和MRI-T2第1组融合图像客观评价折线图

第2组客观评价结果如表5-21所示，其相应的折线图如图5-60所示。从图中可看出，本节算法的MSF、CE和 Q_E 都取得了最优，NSST-SCM评价指标均处于最低水平，NSST-

SR-EN的4种评价指标均略低于本节算法的评价指标，NSST-SML-PCNN和NSST-SR-EN评价指标低于NSST-SR-EN，因此本节算法融合性能最好。

图5-59 MRI-T1和MRI-T2第2组融合图像

表5-21 MRI-T1和MRI-T2第2组图像客观评价指标

图5-60 MRI-T1和MRI-T2第2组融合图像客观评价折线图

综上所述，对于脑部MRI-T1和MRI-T2图像融合，NSST-SCM和ST-SR-SML融合效果最差，无法准确确定病变部位和类型，NSST-SML-PCNN融合性能中等，病灶部位融合不够清晰，NSST-SR-EN融合性能略低于本节算法，本节算法融合性能稳定，融合图像清晰，保留了更多源图像信息，可以用于辅助疾病的诊断和治疗。

3.甲状腺肿瘤B超和SPECT图像融合实验

如图5-61所示为两组甲状腺肿瘤图像的B超和SPECT图像，图像来自于河北大学附属医院，属于同一患者的医学影像，图像尺寸为208×208。

图5-61 两组甲状腺肿瘤B超和SPECT源图像

第1组融合图像如图5-62所示，观察可知，5种实验方法均能看到肿瘤轮廓信息。从客观评价角度来分析，客观评价如表5-22所示，相应折线图如图5-63所示。NSST-SCM评价指标值处于最低水平，融合性能最差；NSST-SML-PCNN和NSST-SR-EN评价指标属于中等水平；ST-SR-SML略低于两者；本节算法的MSF、 Q_E 和 $Q^{AB/F}$ 都取得了最优，融合效果良好。

图5-62 甲状腺肿瘤B超和SPECT第1组融合图像

表5-22 甲状腺肿瘤B超和SPECT第1组图像客观评价指标

图5-63 甲状腺肿瘤B超和SPECT第1组图像客观评价指标折线图

第2组融合图像如图5-64所示，从图中观察可知，5组实验均融合了B超和SPECT图像信息，但NSST-SCM和ST-SR-SML融合图像对比度相较其他算法较低，丢失了少量的SPECT图像信息，NSST-SR-EN轻微失真，融合图像质量一般，NSST-SML-PCNN和本节算法融合图像质量较好。

图5-64 甲状腺肿瘤B超和SPECT第2组融合图像

第2组融合图像客观评价指标如表5-23所示，折线图如图5-65所示。从图中可知，NSST-SCM融合性能最差，NSST-SR-EN和ST-SR-SML评价指标处于中等水平，NSST-SML-PCNN融合质量低于本节算法，本节算法的评价指标最好，融合质量最好。

表5-23 甲状腺肿瘤B超和SPECT第2组图像客观评价指标

综合以上分析，针对甲状腺肿瘤B超和SPECT图像融合，NSST-SCM融合效果最差，NSST-SML-PCNN、NSST-SR-EN和ST-SR-SML融合性能中等，融合效果低于本节算法，本节算法融合图像清晰，能够有效用于辅助肿瘤的诊断和治疗。

图5-65 甲状腺肿瘤B超和SPECT第2组图像客观评价指标折线图

图5-65 甲状腺肿瘤B超和SPECT第2组图像客观评价指标折线图 (续)

4.性能分析

综合以上主观与客观评价分析，NSST-SCM融合性能较差，因为其未考虑到低频和低频图像的不同特性，将高低频系数直接输入SCM，而不是考虑图像的清晰度特征，从而忽略了人眼对于图像细节敏感的特征，因此效果不佳；NSST-SML-PCNN性能优于NSST-SCM，但未考虑到经过非下采样剪切波变换后的低频系数稀疏性较差的问题，导致融合性能不高；NSST-SR-EN中直接采取绝对值取大法融合稀疏系数，导致边缘信息丢失，其次高频图像采取能量取大的方式，而本节算法将改进的PCNN引入高频融合规则中，因其具有捕获点火特性、全局耦合特性和相似集群同步发放性等优良特性，因此取得了良好的融合效果；ST-SR-SML用于脑医学图像融合效果较差，用于甲状腺肿瘤图像融合性能中等，是因为剪切波变换不具有平移不变性，无法实现最佳表示；本节算法效果最佳是因为采用非下采样剪切波变换，具有平移不变性，低频融合采取稀疏表示算法弥补了低频图像稀疏性较差问题，能量和方差加权法融合稀疏系数能够更多地保留源图像的细节特征，高频图像采取改进PCNN算法更符合人类的视觉特性。

5.9 本章小结

本章主要介绍了医学图像的特点和医学图像融合的一些算法。医学图像的融合可以分为两大类，一类是变换域医学图像融合算法，一类是空域医学融合图像算法。本章主要是在非下采样剪切波域和非下采样小波域进行变换域图像融合研究，而空域医学图像融合算法则侧重于改进的拉普拉斯能量和医学图像融合算法，以及基于核范数最小化的医学图像融合算法。最后通过实验验证等方式，给出了这些算法的实验效果，并对这些算法进行了分析。

第6章 基于仿生算法的医学图像融合

从1895年伦琴发现X射线以来，医学界的诊断方式发生了巨大的变化。随着医学影像技术的不断发展，现代医学对医学影像的依赖程度越来越高，医学影像在临床诊断方面的作用至关重要。从20世纪80年代开始，图像融合开始引起临床医学界的关注，当时的一些研究一般采用的是简单的融合方法，如逐像素加权求平均、利用逻辑运算符进行滤波等。当时的研究主要分为两大类：一类是基于图像像素的融合，另一类是基于图像特征的融合。基于像素的融合是指简单地把两幅图像对应像素点的灰度值进行加权求和，得到一副融合图像。因为是对图像像素的逐点处理，所以融合的数学原理简单，算法易于实现，但是实现效果较差，实现效率相对较低。

基于图像特征的融合方法在数学原理上不够直观且算法复杂，但是实现效果较好。之后，医学图像融合技术逐渐成为医学影像学领域的前沿课题，很多新的融合方法开始被提出，医学图像融合技术有了飞速发展。在医学领域方面，图像融合可以综合不同模态下医学图像的优点，将它们作为一个整体来表达，为医生诊断患者的病情提供更充分的信息。例如，颅腔的CT（Computerized Tomography）图像可以提供人脑机能活动信息，但不能提供解剖信息，而核磁共振MRI（Magnetic Resonance Imaging）图像可以提供解剖信息却不能提供机能活动信息，两者的融合处理已经应用于颅脑放射治疗和颅脑手术可视化中。一些知名的跨国公司如GE、西门子等生产融入了图像融合技术的医学成像设备，已经在临床上得到了应用。

针对医学图像融合技术及其效果评价，国内外的学者做了大量的研究工作。本章主要针对的是甲状腺B超和SPECT

图像的融合，甲状腺B超图像得到的是甲状腺的解剖显示，侧重于表达形态学改变；SPECT图像得到的是甲状腺的功能显示，提供功能的变化，能够判断结节的类型。对这两种图像进行融合可以互相弥补不足，可以帮助医生对甲状腺结节的诊断。随着研究的不断深入和技术上的不断成熟，医学图像融合技术将广泛应用于临床医学的诊断和治疗中，在辅助计算机诊断和治疗等方面也将起到重要的作用。

本章首先介绍群智能优化算法的相关内容，包括粒子群算法、蚁群算法和人工鱼群算法等常用的群智能算法；然后介绍小波变换与人工鱼群算法相结合的图像融合算法，使用这种融合方法对甲状腺的B超和SPECT图像进行融合；接着还会介绍在图像融合过程中小波层数和小波基的选择，并使用常用的融合规则对源图像进行融合。本章内容使用不同的优化算法与小波结合进行实验，通过多次实验验证不同方法对参数设置的敏感度。然后针对甲状腺肿瘤超声图像复杂度高和SPECT图像边界模糊的特点，结合Shearlet变换能够捕捉图像细节信息和果蝇优化算法可靠性高的优势，提出了Shearlet变换和果蝇优化算法相结合的图像融合算法。

6.1 仿生优化算法概述

仿生优化算法主要是指自然界生物的群智能。群智能概念最早由Beni、Hackwood和Wang在分子自动机系统中提出，分子自动机中的主体在一维或二维网格空间中与相邻个体相互作用，从而实现自组织。群智能中的群，可被定义为“一组相互之间可以进行直接或间接通信（通过改变局部环境）的主体”。群的个体组织包括在结构上很简单的鸟群、蚁群、鱼群、蜂群等，然而群的集体行为却可能相当复杂。群智能算法的基本思想是模拟自然界生物的群体行为来构造随机优化算法。其算法将搜索和优化过程模拟成个体的进化或觅食过程，用搜索空间中的点模拟自然界中的个体，将求解问题的目标函数度量成个体对环境的适应能力；其共同目标都是为了寻求组合优化问题的全局最优解。这一类算法由于其自身的局限性虽然无法保证一定能够求得优化问题的精确解，也不能完全保证解的最优性，但是因为其收敛速度较快，并且能够根据目标函数找到局部最优点，得到比较理想的近似最优解，因而在图像处理领域得到了广泛的应用。20世纪90年代以来，群体智能算法的研究引起了许多学者的极大兴趣，并出现了粒子群优化算法、蚁群算法和人工鱼群算法等一些典型的群体智能优化算法。

6.1.1 粒子群算法

粒子群算法（Particle Swarm Optimization，PSO）最早是由Eberhart和Kennedy于1995年提出的一种进化计算方法，其思想来源于对鸟类捕食行为的研究和模拟仿真。鸟类在捕食时，找到食物最简单有效的策略就是搜索当前距离食物最近的鸟的周围区域。最初的PSO理论是指，依据被成员共享和同化的给定空间的大量信息，一组随机种群（即问题的解）在设定好的空间内进行繁殖，并且经过多次迭代向最优解逼近。这就说明粒子在搜索域中的活动和行为主要受到两个因素的影响：个体迄今为止搜索到的最优位置和整个种群的最优位置。正因为PSO简单的运行机制和良好的全局搜索能力，因此已被广泛应用至人工智能、机器学习及图像处理等领域。PSO属于比较新的智能优化算法，现有的PSO算法的分析方法多是基于简化模型，即孤立单个个体、固定群体和个体的最优位置不变，并且除去算法的随机性。PSO算法具有以下缺点。

- 没有考虑粒子之间的交互性。算法忽略了粒子之间的相互影响，即PSO算法的“群体性”和“交互性”，因而也就缺少了最优位置的动态变化性。

- 算法缺乏随机性，忽视了随机性在该算法中的作用。PSO算法引入了随机因素，这种人工噪声的干扰对算法能够起到一定的正面作用。目前的PSO算法理论分析成果不够完善，因此并没有真正完全地反映出算法的运行机制和收敛性。具体的粒子群算法流程图如图6-1所示。

图6-1 粒子群算法流程图

6.1.2 蚁群算法

蚁群算法（Ant Colony Optimization，ACO）是1992年由Dorigo等人提出的，该算法是一种模拟自然界蚂蚁群体的觅食行为的仿生优化算法。蚂蚁在觅食过程中会释放一种信息素（Pheromone），蚂蚁个体之间通过这种信息素进行信息的传递。蚂蚁在觅食过程中，能够在所经过的路径上释放信息素，同时蚂蚁能够感知这种信息素的存在，朝着信息素浓度大的方向移动，以此指导着自己的运动方向。一条路径上通过的蚂蚁越多，其留下的信息素浓度越大，后来的蚂蚁选择该路径的概率也越高，进而又增加了该路径上的信息素浓度。这样，大量蚂蚁组成的蚁群的集体行为便表现出一种信息正反馈现象，即某一路径上走过的蚂蚁越多，则后来者选择该路径的概率就越大。蚂蚁个体通过对这种信息素强度感知的能力间接通信，使得它们可以在搜索食物的过程中很快找到食物源的最优路径。如果遇到路径被阻断的情况，它们可以很快绕开障碍，并且以较大概率选择信息激素较强的路径，从而再次找到最优路径。蚁群算法同样是一种随机搜索算法，由问题的解组成的种群通过进化过程来寻找最优解。蚁群算法具有正反馈、分布式计算及贪婪的启发式搜索等主要特点，这些特点为更好地求解复杂问题提供了可能，并且其易于与其他方法结合，有利于并行实现，具有较强的鲁棒性，大大提高了算法的计算能力和运行效率，最终逼近最优解，但搜索时间长且易陷入局部最优解是蚁群算法突出的缺点。蚁群算法的流程图如图6-2所示。

图6-2 蚁群算法流程图

6.1.3 人工鱼群算法

人工鱼群算法（Artificial Fish-swarm Algorithm，AFA）是李晓磊等人于2002年提出的一类基于动物行为的群体智能优化算法。人工鱼群算法是模拟鱼群的觅食、聚群、追尾和随机等行为在搜索域内进行寻优，来实现全局寻优，这是鱼群算法的基本思想。

鱼类几种典型的行为可描述以下几点。

·觅食行为：这是生物的一种最基本的行为。鱼通过视觉和味觉感知来判断食物的位置和浓度，从而接近食物。在水中随机自由游动的鱼，当发现食物时会向着食物逐渐增多的方向快速游去。

·聚群行为：这是鱼类较常见的一种现象，大量或少量的鱼都能聚集成群，这是它们在进化过程中形成的一种生存方式，可以进行集体觅食和躲避敌害。在聚群行为中遵守两个准则，即尽量向临近伙伴的中心移动；避免过分拥挤。

·追尾行为：当某一条鱼或几条鱼发现食物时，它们附近的鱼会尾随其后快速游过来，进而导致更远处的鱼也尾随过来。

·随机行为：鱼在水中悠闲地自由游动，基本上是随机的，可以更大范围地寻觅食物或者同伴。

人工鱼群算法就是利用鱼类这几种典型的行为从构造单条鱼底层行为做起，通过鱼群中各个体的局部寻优达到全局寻优值在群体中突现出来的目的。它是一种群体智能优化算法，是模拟鱼群行为的觅食、聚群和追尾等行为，通过迭代搜寻最优解。人工鱼群算法全局收敛性好、鲁棒性强，能克服局部极值。

人工鱼群算法的实现：人工鱼个体的状态可以表示为向量 $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ ，其中 x_i ($i=1, 2, \dots, n$) 为欲寻优的变量。人工鱼当前所在位置的食物浓度表示为 $Y=f(X)$ ，其中 Y 为目标函数值；人工鱼个体之间的距离

表示为。Visual表示人工鱼的感知距离；Step表示人工鱼移动的最大步长； δ 表示为拥挤度因子。

(1) 觅食行为：设人工鱼当前的状态为 X_i ， Y_i 为适应值，在其感知范围内随机选择一个状态 X_j ，计算该状态的适应值为 Y_j 。如果是求极大值，若 $Y_i < Y_j$ ，则 X_i 向 X_j 方向前进一步，到达较好状态 $X_{i|next}$ ；若 $X_j > Y_j$ ，则再在其范围内重新选择状态 X_j ，判断是否满足前进条件。若到达最大试探次数后仍没有找到符合前进条件的状态，则随机移动一步。

(2) 聚群行为：设人工鱼当前的状态为 X_i ， Y_i 为适应值，搜索当前邻域的人工鱼数目为 N_f 。若 $N_f \geq 1$ ，则计算 N_f 的中心位置 X_{centre} 如式(6-1)所示。

如果，则表示中心位置食物较多且不太拥挤，则朝中心位置方向前进一步；若不满足聚群条件则执行觅食行为。

(3) 追尾行为：设人工鱼当前的状态为 X_i ， Y_i 为适应值，搜索当前邻域中适应值 Y_j 、最大的人工鱼 X_j 及人工鱼的数目 N_f 。若，则表示 X_j 食物较多且不太拥挤，则朝 X_j 方向前进一步；若不满足则执行觅食行为。

人工鱼群的算法流程图如图6-3所示。

人工鱼群算法采用了自下而上的设计思路，从实现人工鱼的个体行为出发，在个体自主的行为过程中，随着群体效应的逐步形成，使最终的结果突现出来。算法中仅使用了目标问题的函数值，对搜索空间有一定的自适应能力。同时，人工鱼群算法还具有对初值选择不敏感、鲁棒性强、简单易实现、收敛速度快和使用灵活等特点。

图6-3 人工鱼群算法流程图

6.2 基于人工鱼群算法优化的小波域图像融合算法

由于人工鱼群算法的优势，根据医学图像融合的需求及特点，我们提出将人工鱼群算法和小波变换相结合进行医学图像融合的思路。

6.2.1 融合规则与具体算法步骤

根据甲状腺B超和SPECT图像的需求及特点，本节提出将人工鱼群算法和小波变换相结合的思路。其中，甲状腺的B超图像显示了甲状腺的解剖结构，所以甲状腺结节的边缘部分在B超图像中显示得很清晰；SPECT图像显示的是甲状腺的功能信息，成像后没有明确的边缘。由于小波分解的高频部分对应图像的边缘，绝对值大的对应两个源图像中强度变化大的边缘部分，所以对图像的高频信息使用系数绝对值选大的融合规则。设 $A(i, j)$ 、 $B(i, j)$ 分别为源图像A、B的小波分解系数矩阵， $F(i, j)$ 为融合图像的系数，则高频部分的融合规则如式（6-2）所示。

对于集中源图像大部分信息的近似部分使用加权算法进行融合。传统的加权平均融合算法中的权值，一般都是基于经验人为选择不同的权值，如最简单的均值法。设 f_A 、 f_B 为源图像， f 为融合后的图像，则可得式（6-3）：

均值法中通常取 $\alpha=0.5$ 。由于不同类型图像所含信息差异较大，融合目的也不尽相同，所以均值法不能保证对于任何图像都能融合出较为理想的效果。通常的加权算法，因为权值系数无法准确得到，所以同样难以保证融合算法的性能。因此，本节将人工鱼群算法引入基于小波变换的图像融合中，利用人工鱼群算法良好的搜索性能，来实现对加权因子的优化。对于低频的加权规则如式（6-4）所示。

其中 a 、 b 为权值参数。 $a(A(i, j) + B(i, j))$ 代表源图像低频子带系数的加权均值，影响融合后的图像的能量和亮度； $b|A(i, j) - B(i, j)|$ 代表源图像低频子带系数的加权差值的绝对值，包含了图像的边缘信息。使用人

工鱼群算法对权值参数进行寻优，为确保融合后的低频部分包含更多更详细的信息，使用综合熵作为适应值，这样能找到最大的综合熵对应的权值参数。

图像的熵计算如式 (6-5) 所示。

其中， p_i 表示图像P中灰度为 i 的像素数与图像总像素数之比， L 表示图像的灰度级。

交叉熵代表了两幅图像对应像素的差异，图像P、Q的交叉熵计算如下：

其中， p_i 表示图像P中灰度为 i 的像素数与图像总像素数之比， q_i 表示图像Q中灰度为 i 的像素数与图像总像素数之比， L 表示图像的灰度级。

设 CH_1 和 CH_2 分别代表源图像和融合图像的交叉熵，融合图像和源图像的总交叉熵为：

很多情况下，熵值较大时，交叉熵也较大。所以用总体交叉熵无法准确判断融合算法的优劣。

交叉熵中出现的 p_i/q_i 可能大于1或小于1。所以 $\ln(p_i/q_i)$ 有可能为正或为负，这样会导致正负相互抵消。为避免这种情况，有的研究者将图像P、Q交叉熵改为如下：

若 G 为 G_1 、 G_2 的融合图像， G 与 G_1 、 G_2 的交叉熵分别为，那么 G 与 G_1 、 G_2 的平均交叉熵为：

将熵和平均交叉熵相结合，即为综合熵，定义如下：

从公式上分析，可以发现影响ICH值的因素有两个，分别是H和CH*。当平均交叉熵CH*越小时，则ICH值越大；此外，熵H越大，则ICH值也越大。所以，ICH可以作为融合图像的评价指标，而且当其值越大时，图像的融合效果越好。

由于小波变换多尺度多方向几何分析的优良特性，使它在图像融合领域中值得到了广泛应用。人工鱼群算法也因其优良的特性和强大的搜索能力而备受关注。本节提出的基于小波变换和人工鱼群算法的图像融合算法，通过将小波变换和人工鱼群算法的有效结合，获得了较为理想的融合效果。算法的具体步骤如下。

- (1) 融合前对甲状腺的B超和SPECT图像进行配准。
- (2) 对配准后的源图像A、B分别进行小波变换，得到相对应的高频和低频分量。
- (3) 分别对两幅图像对应的高频分量和低频分量进行融合处理，高频系数按照对应系数绝对值选大的方法进行处理；低频系数融合使用加权法，加权因子使用人工鱼群算法进行优化，高低频处理后得到融合图像的高低频系数。
- (4) 对所得结果进行小波逆变换，得到最终的融合图像。

算法的过程图如图6-4所示。

图6-4 图像融合流程图

6.2.2 实验结果分析

在融合实验过程中，影响融合效果的因素有很多，其中包括小波分解层数的选取、小波基的选取及融合规则的选取等。下面就从这几个方面讨论不同情况下不同的融合效果。

1.不同小波分解层数对融合图像的影响

在实验过程中发现，小波分解层数对融合结果的影响很大。为得到最佳的融合效果，在实验室过程中，我们改变小波分解层数，通过结果分析找出最佳的小波分解层数。在MATLAB软件编程环境下，利用Bior2.4小波基对已经配准好的人体甲状腺的B超和SPECT图像进行融合，图像的大小为208像素×208像素。结果如图6-5所示，图6-5a至图6-5d分别为小波分解层数为2~5层的实验结果。

图6-5 不同小波分解层数的融合

不同层数融合结果的客观评价指标如表6-1所示。

表6-1 不同层数融合结果的客观评价指标

首先进行主观评价，甲状腺B超和SPECT图像融合的目的是帮助医生判断甲状腺结节的大小、位置、形态及良、恶性等信息，为医生提供全面、有效的诊断依据。从图6-5a中可以看到：当 $N=2$ 时，反映甲状腺功能信息的SPECT图像的信息在融合后的图像中表现得很清晰，但是反应甲状腺解剖信息的B超图像的信息在融合后的图像中表现得较差，融合图像的甲状腺结节的边缘比较模糊。从图6-5b中可以看到：当 $N=3$ 时，融合后的甲状腺结节边缘比较清晰，且功能信息表现得比较明确。从图6-5c和图6-5d中可以看到：当 $N=4$ 、 $N=5$ 时，融合图像的解剖信息显示清晰，甲状腺结节的边缘很清晰，但是功能信息在融合图像中的显示严重失真，会造成医生对病情的误判、错判。从

客观方面来评价，从表6-1中的数据比较来看，熵、清晰度、标准差、边缘强度的值会随着分解层数的增加而增加，但这并不能表明融合结果更好，因为分解层数过多会导致图像的失真。综合以上的分析发现，当分解层数为3层时，能得到较好的融合结果。

我们采用小波变换进行图像融合，对实验结果进行主客观分析发现，并不是小波分解的层数越多得到的图像融合效果越好。这是因为小波变换中图像的分解合成实际上是对频带的划分，分解层数越多，产生的子带数越多，频带划分得越细。由于上一级频带分解的信号输出又作为下一级频带的输入，层数增加意味着级间的滤波器越多，造成信号位移也越大；另一方面小波分解合成都要进行边界延拓，层数越多会引起边界失真越大。

2.不同小波基对融合图像的影响

众所周知，小波变换的基函数不是唯一的，满足条件的函数均可以作为小波变换的小波基函数。基于小波变换的图像融合是以图像小波变换后各尺度的小波系数为基础的，而小波基的选择又在一定程度上影响了小波系数的分布，由于小波基的正交性、紧支性、消失矩、正则性及对称性等诸多属性的差异，小波基的选择会影响融合图像的效果。为了获得更好的融合效果，选择合适的小波基是非常关键的。在实际应用中，可供选择的小波基种类很多。我们在实验过程中各选取了常用的Daubechies、Symlets、Coiflets及Biorthogonal小波基系列中的一种小波基进行实验，并对融合结果做了主观分析和客观分析，实验结果如图6-6所示。

图6-6 不同小波基的融合结果

不同小波基融合结果的客观评价指标如表6-2所示。

表6-2 不同小波基融合结果的客观评价指标

从主观上看，这4种小波基得到的融合结果没有明显的差别，它们都能将甲状腺的B超和SPECT图像较好地融合。从客观评价指标方面分析，发现不同小波基的融合结果存在一定的差异。通过比较发现，coif3小波基在边缘强度方面表现突出，但是在综合熵方面表现很差；db4小波在熵、标准差和互信息方面表现突出，其他方面表现一般；bior2.4小波基在清晰度和综合熵方面表现突出，且在其他方面的表现也相对较好。通过综合的比较分析发现，bior2.4小波基更加适合甲状腺B超和SPECT图像的融合。

3.不同融合规则对融合图像的的影响

将小波变换应用于图像融合的一个重要优势在于：它可以将图像分解到不同的频率域，在不同的频率域运用不同的融合规则，得到合成图像的多分辨率分析，从而在合成图像中保留原图像在不同频率域的显著特征。各个频率域的融合规则直接影响了融合图像的质量，所以融合规则的选取很重要。下面我们介绍几种常见的融合规则。

(1) 小波系数加权融合规则，如式 (6-11) 所示。

其中， $C_J(A, p)$ 、 $C_J(B, p)$ 、 $C_J(F, p)$ 分别表示源图像A、B和融合图像F在J层小波分解时p点的系数，下同。

(2) 小波分解系数绝对值极大融合规则，如式 (6-12) 所示。

(3) 基于区域方差的融合规则，具体融合规则如下所示。

首先，分别计算源图像的小波系数矩阵Q区域内的区域方差，可以用 $V(p)$ 来表示。Q区域是以 $p(i, j)$ 点为中心的一个 3×3 的区域。

其中， $A(p)$ 和 $B(p)$ 分别表示源图像A和源图像B在 $p(i, j)$ 点的小波系数值， $u(p)$ 表示小波系数矩阵在以 $p(i, j)$ 点为中心的Q区域的平均值。 $w(p)$ 表示权值，离 p 点越近时，其值越大。

定义一个匹配矩阵 $M(p)$ ，表示两幅源图像的小波系数矩阵在 $p(i, j)$ 点的区域方差匹配度，其公式如式 (6-14) 所示。

$M(p)$ 的取值在0~1之间变化，其取值越小，说明两幅源图像的小波系数矩阵的相关度越低。

取定一个匹配度阈值 $t=0.5$ ，当匹配度小于阈值 t 时，说明两幅图像在该区域内方差的差别比较大，选择区域方差大的图像的小波系数作为融合后的小波系数，如式 (6-15) 所示。当匹配度大于或等于阈值 t 时，说明两幅图像在该区域内方差的差别不大，可以采用加权平均的方法对两图像的小波系数进行融合，如式 (6-16) 所示。

当 $M(p) < t$ 时，融合公式如下：

而当 $M(p) \geq t$ ，融合公式如下：

其中， w 是小波系数的权值。

在实验过程中，基于小波变换，使用了不同的融合规则对甲状腺的B超和SPECT图像进行了融合实验。小波分解系数的高频部分代表了源图像的边缘信息，绝对值大的对应两个源图像中强度变化大的边缘部分。本实验选取的甲状腺图像的边缘部分主要集中在甲状腺B超图像上，SPECT图像的边缘模糊不清，为了使融合后图像的边缘清晰，在实验过程中高频部分使用最大值法。小波分解系数的低频部分代表了源图像的近似部分，使用不同的融合规则对低

频部分进行融合。其实验结果如图6-7所示，图6-7a为图像的小波系数的低频使用最大值法得到的融合结果；图6-7b为图像小波系数低频使用加权平均法得到的融合结果；图6-7c为图像小波系数的低频使用区域方差法的融合结果；图6-7d为图像小波系数低频使用人工鱼群优化算法进行优化的融合结果。

图6-7 基于小波变换的不同融合规则的融合结果

首先从主观方面评价，从图6-7a中我们可以直观地看到，甲状腺SPECT源图像中的信息在融合好的图像中显示得略微变形，白色区域的范围相比较于源图像有所变大；图6-7b中的甲状腺结节的轮廓较为清晰，但是显示甲状腺功能信息的SPECT图像在融合好的图像中显示得非常不明显，不能为医生提供全面的信息，也就是说融合的目的没有达到；相比于图6-7a和图6-7b，图6-7c的融合效果有所提高，但依然存在核素信息变形的问题；图6-7d的边缘清晰，核素信息显示正确、明显。从客观评价指标看，人工鱼群优化算法进行优化过的融合图像在熵、清晰度、空间频率、边缘强度和综合熵方面，相比其他的融合规则表现突出。从主观评价指标方面和客观评价指标方面分析发现，对小波系数的低频部分的加权系数进行寻优选取能够得到较优的融合结果。

不同融合结果的客观评价指标如表6-3所示。

表6-3 不同融合规则融合结果的客观评价指标

4. 鱼群算法中不同参数对融合图像的影响

下面对鱼群算法中不同参数对融合图像的影响进行分析，实验中本节算法的小波变换的层数为3层，小波基为bior2.4。在实验过程中，分别选取了多组参数进行实验。

本节使用人工鱼群算法做了8组实验，分别对人工鱼数目fishnum、最大迭代次数MAXGEN、人工鱼最大试探次数

try_number、感知距离visual、拥挤度因子delta和移动步长step选取了不同的值，取值如表6-4所示。

表6-4 人工鱼群算法的参数设置

每组不同的融合结果如图6-8所示。

图6-8 基于小波变换和人工鱼群算法的融合图像

图6-8 基于小波变换和人工鱼群算法的融合图像（续）

各图像的客观评价指标如表6-5所示。

表6-5 基于小波变换和人工鱼群算法融合结果的客观评价指标

从视觉上观察发现，这些实验结果都能将甲状腺的B超和SPECT图像进行很好地融合，融合结果图没有太大的差别。从客观评价指标方面分析，虽然8次实验的初值和参数设置相差很大，但是8次实验的结果只有极微小的差别，而从视觉上看不出融合结果图的差别，这就证明了人工鱼群算法对搜索空间有一定的自适应能力，算法对初值的要求不高，初值随机产生或设定为固定值均可以，并且算法对参数的设定要求也不高，有较大的允许范围。通过多次实验发现，人工鱼群算法对参数的设置不敏感，这就保证了实验结果的稳定性。

6.3 结合Shearlet变换和果蝇优化算法的甲状腺图像融合算法

针对甲状腺肿瘤超声图像复杂度高和SPECT图像边界模糊的特点，我们结合Shearlet变换能够捕捉图像细节信息和果蝇优化算法可靠性高的优势，提出了Shearlet变换和果蝇优化算法相结合的图像融合算法。首先，用Shearlet变换对已精确配准的源图像进行分解，分别得到高低频子带系数；高频子带系数采用区域能量取大的融合规则，低频子带系数使用改进的加权融合规则，并把果蝇优化算法引入低频融合过程，以互信息作为适应度函数来获取最优值，克服了原加权融合算法互信息低的缺点；最后，用Shearlet逆变换得到融合后的图像。实验结果表明，该算法在主观视觉效果和客观评价指标上均优于其他融合算法。

6.3.1 融合规则

1. 高频系数的融合规则

高频子带系数包含丰富的细节信息，而人类视觉系统对细节信息比较敏感，且像素之间存在较大的相关性，单个像素无法判断图像区域特征的优劣，需要局部区域内多个像素点的共同体现，区域能量既体现了图像的相关性又保留了图像的细节信息，且能量值较大的区域块所含的细节信息较多。因此本节采用基于区域能量取大的融合规则，图像的区域能量计算如下：

式 (6-17) 中 M 、 N 表示邻域大小， (m, n) 代表区域像素中心点的位置坐标， $m \leq M$ ， $n \leq N$ 。一般邻域大小为 3×3 、 5×5 、 7×7 ，本节选取的邻域大小为 3×3 ，融合图像 F 的高频系数的计算式如下：

其中， $C_{x,j,l}(m,n)$ $X=A, B, F$ 是 j 尺度 l 方向下的高频子带系数， $E_{x,j,l}(m,n)$ $X=A, B$ 表示高频子带系数的区域能量， A 、 B 为甲状腺肿瘤的源图像， F 为融合后的图像。

2. 低频系数的融合规则

由 Shearlet 变换分解得到的低频子带系数，包含了图像的主要能量，以往的融合算法一般选用简单的取平均方法，降低了融合图像的对比度，丢失了源图像的部分有用信息。本节采用改进的加权融合算法，加权规则如式 (6-19) 所示：

其中， $\mu_{x,j,l}$ 代表源图像低频子带系数的加权均值，影响融合后图像的能量，对融合后图像的亮度起决定性作用。代表源图像低频子带系数的加权差值的绝对值，包含了图像的边

缘信息，为图像的模糊因子。权值参数 a 、 b 的选择会直接影响图像的占优比例、图像的亮度及边缘细节信息，直接在低频系数的融合中使用此方法（即式（6-19）中所示的方法），会导致互信息偏低，因此本节提出在低频融合中使用果蝇优化算法对权值参数 a 、 b 进行寻优，以互信息作为适应度函数，以此来找到最大互信息对应的权值参数。

3.果蝇优化算法

果蝇优化算法（Fruit Fly Optimization Algorithm，FFOA）是潘文超从果蝇觅食行为中得到启发，在2011年提出的一种新的全局优化算法。这个算法依靠果蝇的视觉和嗅觉而建立，先使用嗅觉器官找到食物源，靠近食物后，依靠视觉飞向食物与果蝇群体。果蝇优化算法使用非常灵活，可以根据不同的需要应用于不同的领域，此外该算法还具有简单易理解、程序运行时间少、调整的参数少等优点，依据果蝇搜索食物特性，其算法框图如图6-9所示。

图6-9 果蝇优化算法框图

在低频融合过程中使用果蝇优化算法对权值参数 a 、 b 进行寻优，以互信息作为适应度函数，当低频融合系数的互信息最大时，得到的 a 、 b 为最优参数。互信息可以衡量融合图像从源图像中继承信息的多少，互信息越大，融合图像从源图像中获取的信息越丰富，互信息的表达式如下：

其中， L 为图像的灰度等级， $P_{A,B}(k_1, k_2)$ 是源图像 A 、 B 的归一化联合灰度直方图， $P_A(k_1)$ 、 $P_B(k_2)$ 分别是源图像 A 、 B 的灰度直方图。

由此可以得到融合算法的步骤如下：

（1）用Shearlet变换分解已经配准好的甲状腺肿瘤的超声图像和SPECT图像，分别得到一个包含主要能量的低频子带系数和一系列包含细节信息的高频子带系数。

(2) 对高频子带系数采用区域能量取大的融合规则，得到融合后的高频子带系数。

(3) 对低频子带系数用改进的加权融合规则，并引入果蝇优化算法，以互信息为适应度函数，得到融合后的低频子带系数。

(4) 对融合后的高低频子带系数进行Shearlet逆变换，得到融合图像F。

6.3.2 实验结果分析

实验环境为MATLAB 7.9、CPU为2.10GHz、内存为2GB，所用的实验图片来源于河北大学附属医院，是同一病人在同一阶段检查得到的甲状腺肿瘤的超声图像和SPECT图像，超声图像采集自Voluson E8彩色多普勒超声诊断系统，SPECT图像采集自GE Infinia Hawkeye 4SPECT-CT显像仪。实验中，除了视觉评价外，还选用了信息熵（EN）、平均梯度（AVG）和互信息（MI）作为客观评价指标。

1. Shearlet变换的优势

在融合过程中，多尺度分解方法的选择并不是唯一的，在融合规则固定的情况下，不同的分解方法对融合结果都会产生一定的影响，所以需要对此进行验证。为了找到合适的分解方法，将本节提出的Shearlet变换与传统的小波变换、Contourlet变换及NSCT进行对比，并通过主观评价和客观评价进行验证。实验源图像和不同变换方法得到的融合图像如图6-10所示。

图6-10a为甲状腺肿瘤的超声图像，详细地显示了甲状腺的组织结构信息；图6-10b为甲状腺肿瘤的SPECT图像，提供了肿瘤的良、恶性信息，这两幅图都是经过精确配准的；图6-10c、图6-10d和图6-10e分别是基于小波变换、Contourlet变换和NSCT得到的融合结果，这3幅图像从视觉效果上来说相差不大，整体偏暗，边缘处有重影现象；图6-10f是基于Shearlet变换得到的融合图像，亮度适中，边缘处的细节信息保存较好，符合人眼的视觉感受。

图6-10 甲状腺肿瘤的源图像和不同变换方法的融合结果

图6-10 甲状腺肿瘤的源图像和不同变换方法的融合结果
(续)

如表6-6中给出了不同变换方法的客观评价指标，通过对表中数据的分析可发现，Shearlet变换的信息熵、平均梯度和互信息均明显高于其他3种方法，这些数据表明，基于Shearlet变换得到的融合图像能够最大程度继承源图像中的信息，细节信息最丰富，具有更好的融合性能。因此，本节选用Shearlet变换作为甲状腺肿瘤图像的分解方法。

表6-6 不同变换方法对融合图像的影响

2.果蝇优化算法的优势

为了验证果蝇优化算法（FFOA）的优越性，将其与遗传算法（Genetic Algorithm，GA）、粒子群算法（Particle Swarm Optimization，PSO）、人工鱼群算法（Artificial Fish Swarm Algorithm，AFSA）、混合蛙跳算法（Shuffled Frog Leaping Algorithm，SFLA）进行比较。把迭代次数、种群规模及权值参数 a 、 b 的范围调至相同，源图像仍是甲状腺肿瘤的超声图像和SPECT图像，融合结果如图6-11所示。

比较图6-11中的5幅融合图像可以发现，图6-11b的粒子群算法得到的融合图像明显过亮，扩大了肿瘤所在的范围；图6-11d混合蛙跳算法得到的图像则过于暗淡，对肿瘤辨别不清，有可能对临床诊断造成误差；剩下的图6-11a、图6-11c和图6-11e分别经过遗传算法、人工鱼群算法和果蝇优化算法后得到的融合图像，从视觉上看，这3幅图像的融合效果都不差，都能够满足临床诊断的需求。

如表6-7中给出了5种优化算法的客观评价指标，观察表中的数据可发现，果蝇优化算法（FFOA）除了在平均梯度上低于遗传算法（GA）外，其他指标均是最优的，特别是互信息，有了明显的提高。

图6-11 不同优化算法的融合结果

表6-7 不同优化算法对融合图像的影响

3.融合规则的优势

为了证明本节提出的融合算法的优越性，将本节算法与其他4种算法进行比较，对甲状腺肿瘤图像进行融合实验。

这5种算法均选用Shearlet变换作为图像的分解方法，Shearlet变换的分解层数与方向数设为相同。方法1采用低频系数取平均，高频系数区域能量取大；方法2、方法3和方法4的低频系数均采用改进的加权融合，两个加权参数都设为0.5，高频系数分别为模值取大、区域方差取大和区域能量取大。实验中区域大小设置为，融合结果如图6-12所示。

如图6-12a至图6-12e分别是由方法1至方法4及本节算法得到的融合图像。由图6-12a、图6-12d和图6-12e可以看出，低频取平均得到的融合图像不能把源图像的信息有效地转移到融合图像中；图6-12a整体偏暗，细节信息不明显，而本节提出的改进的加权融合算法能有效地把有用信息注入到融合图像中，这说明低频系数融合算法的优劣对融合图像的质量有很大的影响。由图6-12b、图6-12c和图6-12d可以看出，高频系数采用模值取大得到融合图像有一定的信息损失，并不能充分地将源图像的信息注入融合图像中，采用区域方差和区域能量得到的融合图像很好地完成了融合的任务，但整体来看图像偏暗。图6-12e是本节融合算法得到的融合图像，既有细节信息保存较好的优点，又符合人眼的视觉要求，体现了本节算法的优越性。

图6-12 不同融合规则得到的融合图像

如表6-8中给出了这5种不同融合规则的客观评价指标，根据表中数据来看，本节算法在客观评价上要优于其他4种算法，能够把更多的有用信息从源图像转移到融合图像中，使融合图像含有足够丰富的细节信息，具有更高的清

晰度。这与主观评价的结果是相对应的，均证实了本节算法的有效性与优越性。

表6-8 不同融合规则对融合图像的影响

本节提出了一种Shearlet变换和果蝇优化算法相结合的图像融合算法，高频子带系数利用像素间的区域关联性采用区域能量取大的融合规则，低频子带系数采用改进的加权融合规则，并把果蝇优化算法引入其中，以互信息作为适应度函数来获取最优的权值参数，选用甲状腺肿瘤的超声图像和SPECT图像进行融合实验。实验结果表明，本节的融合算法是可行有效的，在主观方面图像整体质量较好，符合人眼的视觉要求，在客观评价上也超越了其他算法，满足了临床需要的融合图像，证实了本节算法的有效性和优越性。

6.4 本章小结

本章主要对仿生优化算法进行了简单的介绍，这些算法主要包括粒子群算法、蚁群算法和人工鱼群算法，这些算法都是仿照生物的习性研究得到的算法，具有较好的优化特点。本文还对基于仿生算法的医学图像融合算法进行了研究，该算法主要包括基于人工鱼群优化的小波域甲状腺超声图像和SPECT图像的融合算法和基于果蝇优化算法的Shearlet变换域医学图像融合算法。实验结果表明，该类算法可以有效优化传统变换域医学图像融合算法的性能，从而提升医学图像融合的效果。

第7章 遥感图像融合

遥感图像在军事和国民经济中具有非常重要的应用价值。遥感影像具有成像区域面积大（一幅图像可以包括的地表面积可达几十平方公里，甚至上百平方公里），在外太空可以不受天气影响，成像快速等特点，在工业和农业生产、军事侦察打击，地球资源普查等方面应用广泛。一般，遥感卫星上有一个全色传感器，可以对大范围的光谱进行光谱响应，形成全色图像。全色图像是灰色图像，具有高的空间分辨率，但是因为只有一个光谱带，因此光谱分辨率较低，不能确定地物的类型，对地物类型识别极为不利。为了弥补全色图像的不足，卫星上一般同时搭载一个多光谱传感器（常见的有红、绿、蓝、近红外、远红外光谱带等）。由于物理器件的限制，多光谱传感器具有高的光谱分辨率，但是空间分辨率较低。多光谱和全色图像融合就是结合全色图像具有高的空间分辨率，多光谱图像具有高的光谱分辨率的优点，合成具有全色的空间分辨率和多光谱图像的光谱分辨率的融合图像。

7.1 传统的高分辨率遥感图像融合算法及比较

随着遥感技术的迅速发展，如何有效利用不同传感器、不同时相及不同分辨率的多源数据成了遥感应用的瓶颈问题。高分辨率全色遥感影像和低空间分辨率的多光谱遥感影像融合是目前影像融合技术应用的主流。其实质是将高分辨率影像空间特征与低分辨率影像多光谱特征组合成一幅影像，使融合后的影像不仅具有高空间分辨率，还具有丰富的光谱信息，达到影像增强的目的。

本章选用ENVI 4.7软件作为遥感影像处理平台。ENVI 4.7新增了影像融合处理工具SPEAR，其提供了4种专门用于全色遥感影像与多光谱融合的算法，即PCA变换、Gram-Schmid变换、Brovey变换和HSV变换。本节通过具体例子来深入了解这4种融合算法的应用，并且选取呼和浩特市快鸟卫星影像的一部分融合影像作为实例进行精度的比较。

7.1.1 4种传统融合算法的原理和分析

遥感影像融合的关键有两点：一是融合前影像的高精度配准；二是融合算法的选择。通常，只有将不同空间分辨率的影像精确配准，才可能得到满意的融合效果。影像配准包括相对配准和绝对配准，前者只是保证像元位置的一致性，以高空间分辨率影像为参照，然后进行几何变换即可，后者是以地形图等为地理参照点，分别对高空间分辨率影像和多光谱影像几何纠正及坐标配准，同时达到两种影像地理空间位置的绝对配准。当然，影像配准主要是针对不同传感器获取的影像而言。

1.HSV变换

HSV是指Hue（色相）、Saturation（饱和度）和Value（值或明度）。HSV模型的三维表示从RGB立方体演化而来。设想从RGB沿立方体对角线的白色顶点向黑色顶点开始观察，就可以看到立方体的六边形外形。六边形边界表示色彩，水平轴表示纯度，明度沿垂直轴测量。

HSV变换可以进行RGB图像到HSV空间的变换，用高分辨率的图像代替颜色亮度值波段，自动用最近邻、双线性或三次卷积技术将色相和饱和度重采样到高分辨率像元尺寸，然后再将图像变换到RGB空间。输出图像的像元将与高分辨率数据的像元大小相同。

在图像处理中经常应用的彩色坐标系统（彩色空间）有RGB、HSV、HIS、YIQ及USGSMunsell空间等。计算机上显示的彩色图像一般用RGB颜色空间来表示和存储像素点的颜色信息，虽然RGB有利于图像显示，但与人眼的感知差别很大，不符合人们的视觉习惯，不适合于图像分割和分析，因为R、G、B这3个分量是高度相关的，只要亮度改变，3个分量都会相应改变。而HSV空间中的3个分量H、S、V具有相对独立性，可分别对它们进行控制，并且能够准确定量描述颜色特征，更加符合人眼的感知特性。

从RGB到HSV的转换是一个简单、快速的非线性变换。因此，在遥感影像融合中，常常需要把RGB空间转换为HSV空间，在HSV空间融合不同分辨率的影像。HSV变换先将多光谱影像进行彩色变换，分离出色相（H）、饱和度（S）、明度（V）分量；然后先将高分辨率全色影像与分离的明度分量进行直方图匹配；最后将分离的色相和饱和度分量与匹配后的高分辨率影像按照HSV反变换，进行彩色合成。由于直接采用了全色影像替换多光谱影像的明度分量，从而使HSV变换在增强多光谱影像空间细节表现能力的同时，也带来了较大的光谱失真。

2. Color Normalized (Brovey) 变换

Color Normalized (Brovey) 变换方法对彩色图像和高分辨率数据进行数学合成，从而使图像锐化。彩色图像中的每一个波段都乘以高分辨率数据与彩色波段总和的比值。函数自动地用最近邻、双线性或三次卷积技术将3个彩色波段重采样到高分辨率像元尺寸中。输出的RGB图像的像元将与高分辨率数据的像元大小相同。

Brovey变换融合又称比值变换融合，是一种比较简单的融合算法。Brovey变换融合只能并且必须同时对3个波段进行融合运算，其将输入的遥感影像3个波段按照式（7-1）进行计算，获得融合以后各个波段的数值：

$$Bi_new = [Bi_m / (Br_m + Bg_m + Bb_m)] \times B_h \quad (7-1)$$

其中， Bi_new 代表融合以后的波段数值（ $i=1, 2, 3$ ）， Br_m 、 Bg_m 、 Bb_m 分别代表多波段影像中的红、绿、蓝波段数值， Bi_m 表示红、绿、蓝3个波段中的任意一个， B_h 代表高分辨率遥感影像。

3. PC Spectral Sharpening变换

PC Spectral Sharpening变换可以对具有高空间分辨率的光谱图像进行锐化。第一步先对多光谱数据进行主成分分析（PCA）；第二步用高分辨率波段替换主成分波段，在此之前，高分辨率波段已经被缩放匹配到第一主成分波段，

从而避免波谱信息失真；第三步进行主成分反变换。函数自动地用最近邻、双线性或三次卷积技术将3个彩色波段重采样到高分辨率像元尺寸。

PCA（主成分分析）是在统计特征基础上进行的一种多维（多波段）正交线性变换，数学上称为K-L变换。它将一组相关变量转化为一组原始变量的不相关线性组合的正交变换，其目的是把多波段的影像信息压缩或综合在一幅图像上，并且各波段的信息所做的贡献能最大限度地表现在新图像中。PCA变换在进行融合中有两种变换方法：一种是参与法（将参与变换的各波段，包括高空间分辨率影像数据在内，统一进行主、分量变换，然后再进行PCA逆变换）；另一种是替换法，也是目前PCA变换中最常用的方法，其融合时，首先根据多光谱影像间的相关矩阵计算特征值和特征向量，其次将特征向量按对应特征值的大小从大到小排列并得到各主分量影像，其次是将高空间分辨率影像进行拉伸，使之与第一主分量具有接近相同的均值和方差，最后用拉伸影像代替第一主分量，并将其与其余主分量进行主分量逆变换即可得到融合影像。

4. Gram-Schmidt Spectral Sharpening变换

Gram-Schmidt Spectral Sharpening变换可以对具有高分辨率的高光谱数据进行锐化。

- （1）从低分辨率的波谱波段中复制出一个全色波段。
- （2）对该全色波段和波普波段进行Gram-Schmidt变换，其中全色波段被作为第一个波段。
- （3）用Gram-Schmidt变换后的第一个波段替换高空间分辨率的全色波段。
- （4）应用Gram-Schmidt反变换构成pan锐化后的波谱波段。

7.1.2 算法应用和比较

通过ENVI 4.7软件对呼和浩特市快鸟卫星影像的一部分影像进行融合、剪裁，把呼和浩特市原始的多波段的彩色影像（如图7-1所示）和呼和浩特市原始的高分辨率全色波段影像（如图7-2所示）进行融合，以ENVI 4.7软件作为平台，进行变换，如进行图像锐化的Gram-Schmidt融合（如图7-3所示）、HSV融合（如图7-4所示）、PC融合（如图7-5所示）和Brovey融合（如图7-6所示）。

图7-1 原始多波段彩色影像

图7-2 原始高分辨率全色波段影像

图7-3 Gram-Schmidt融合影像

图7-4 HSV融合影像

图7-5 PC融合影像

图7-6 Brovey融合影像

对于4种融合算法的精度比较，本节对上面的图7-3到图7-6截取相同的部分进行比较，通过截取后的融合影像可见，截取后的Gram-Schmidt融合影像（如图7-9所示）和PC融合影像（如图7-7所示）的效果好，而经过截取图7-4的HSV融合影像（如图7-8所示）色彩比较鲜艳，是因为直接采用了全色影像替换多光谱影像的明度分量，从而使HSV变换在增强多光谱影像空间细节表现能力的同时，也导致了较大的光谱失真。相比PC融合影像和Gram-Schmidt融合影

像，Brovey变换后的影像（如图7-10所示）光谱畸变很严重，可以得出Gram-Schmidt融合效果最好。PCA和Gram-Schmidt变换后的影像对原多光谱影像的光谱特征和全色影像的分辨率特征继承效果好于Brovey变换和HSV变换后的影像。而Gram-Schmidt变换的影像信息量比PCA丰富，所以Gram-Schmidt变换后的影像融合效果最好，HSV变换融合效果最差。

图7-7 截取的PC融合影像

图7-8 截取的HSV融合影像

图7-9 截取的Gram-Schmidt融合影像

图7-10 截取的Brovey融合影像

7.2 基于复剪切波域的遥感图像融合算法

复剪切波变换具有平移不变性，在不增加计算复杂性基础上可以很好地抑制伪吉布斯效应，因此本节使用复剪切波分解源图，然后结合向导滤波进行遥感图像的融合，从而增强图像融合后的效果。

7.2.1 复剪切波

在文献[106]中给出的剪切波 (Shearlet) 变换在实现多分辨率时采用了拉普拉斯金字塔, 使得Shearlet变换缺少平移不变的性质, 随后, Guo和Labate提出将拉普拉斯金字塔改为非下采样拉普拉斯金字塔变换来实现多尺度分解, 从而使Shearlet变换具有剪切波移不变特性, 但是非下采样Shearlet的冗余度大大增加 (对分解尺度 J 来说, 其冗余度为 2^J), 因此导致计算速度很慢。DTCWT仅仅引入有限的冗余度就可实现平移不变性, 而且其冗余度不会随着分解尺度的增加而增加 (其冗余度一直为4), 从而使得算法的运行速度得到了提升, 后面的实验将会证明这一点。因此在文献[60]和[61]中, 我们在总结DTCWT和Shearlet变换优点的基础上提出了一种新的图像表示的方法: 复剪切波变换, 下面将给出复剪切波变换的构造。

对于, $j \geq 0$, $l = -2^j \sim 2^j - 1$, 且, $d = 0, 1$, Shearlet变换系数的傅立叶变换可以表示为:

其中, ϕ_j 表示多尺度分解, 而是Shearlet局部剖分窗函数, ψ_l 表示多方向分解。因此的Shearlet变换可以利用式 (7-3) 进行计算:

下面来实现复剪切波 (Shearlet) 变换, 令为任一图像的二维离散傅立叶变换系数, 其中, 这里采用 $[\cdot]$ 表示离散下标集, 而使用 (\cdot) 表示函数值。对于计算, 在 j 尺度上, 采用DTCWT代替拉普拉斯变换 (Laplace) 或者非下采样拉普拉斯变换进行塔式分解, 因此, 上一级的系数, 可以分解成一个低频系数, 这里, $\theta = 0$, 且, N 为第 j 尺度上的尺寸; 还包含6个高频系数, $\theta = 1 \sim 6$ 代表不同方向, 这里, $\theta = 1 \sim 6$, 且, N 为第 j 尺度上的尺寸。需要注意的是双树复小波的高频子带系数是复数, 这就意味着我们要对的实部和虚部分开进行处理, 即对其实部和虚部分别进行下面的剪切变换。

设为伪极坐标上的脉冲响应函数的离散傅立叶变换。设为伪极坐标系到笛卡尔坐标系的映射，它可以描述为矩阵的形式 S ，其中的元素 $s_{i,j}$ 满足，因此，可以在笛卡尔坐标系下计算，其中：

这里的为窗函数在频域上的表示。本节选用Meyer窗，求得以后，再经过逆离散傅立叶变换就可以得到复剪切波变换方向上的系数了。如图7-11所示为Meyer窗函数的表示。显然易于证明复剪切波变换是可以完美重构的。

图7-11 剪切滤波实例

引理7-1：如果为Meyer窗函数，且表示为式（7-4），则可得：

由文献《基于复Sharlet域的高斯混合模型SAR图像去噪》可知，我们可以通过对式（7-5）进行IDFT得到，因此可以得到如下的定理。

定理7-1：令表示支撑区域为 $L \times L$ 的剪切滤波器，对任一函数，可得下式：

可以在文献《基于复Sharlet域的高斯混合模型SAR图像去噪》中得到详细的证明过程。从定理7-1中可以得到一个关于复剪切波（Shearlet）重构的定理。

定理7-2：设 j 代表DTCWT的任意一个分解尺度，表示该尺度上的高频系数，这里 $\gamma=1 \sim 6$ ，代表DTCWT高频分解的6个不同方向，则对和可得如下重构公式：

证明：令表示小波函数， j 代表DTCWT的任一分解尺度， $\gamma=1 \sim 6$ 代表DTCWT高频分解的6个不同方向，则对于任意一个的都有，由定理7-1可知公式（7-7）成立。

从公式 (7-7) 中可以看到复剪切波 (Complex Shearlet) 的重构是非常简单的, 仅仅需要将各个方向滤波系数叠加就可以恢复原始的图像。这种实现方式大大提高了变换的计算速度和计算效率。由定理7-2可以得到复剪切波变换的形式如下:

如图7-12中给出了复剪切波变换分解的过程, 其中, 为6个高频子带的集合。

图7-12 复剪切波变换分解过程

由于复剪切波变换具有抗混淆性和平移不变性, 因此将其应用到遥感图像处理的不同领域中起到了很好的效果, 具体内容将在后面的章节中介绍。

7.2.2 融合规则

为了克服现有的基于多尺度几何变换的图像融合算法的缺点，提高图像融合算法的应用场景，刘帅奇等学者结合多尺度几何变换时频分离的优点和向导滤波的特点，提出了一种基于向导滤波的多尺度几何变换域图像融合框架，并将其应用到遥感图像融合中。通过实验发现这种基于向导滤波的复剪切波域的图像融合算法适用范围较广，提升了遥感图像的融合效果，提高了变换域图像融合的空间连续性，因此本节着重研究这种图像融合算法。

其中基于多尺度几何变换的变换域图像融合算法在基于像素级的图像融合算法中占有十分重要的地位，也是目前的研究热点之一，所以本节的算法也是基于多尺度几何变换的变换域图像融合算法。为了取得好的图像融合效果，本节的融合算法需要满足3个条件：其一，融合图像需要尽量多地保留源图像的数据，其二，融合图像不应该引入人造纹理，即应该具有空间平滑性，其三，融合算法应该具有鲁棒性，即适用于不同的源图像之间进行融合。目前，由于基于变换域图像融合算法既能够较好地保留各源图像的细节信息，又可以应用于不同的源图像进行图像融合。因此在传统的变换域图像融合算法中，基于小波变换的图像融合算法具有重要的地位。但是，小波变换不能最优地表示图像，并且不具有平移不变性。

为了更优地表示含线或者面奇异的二维图像，许多学者提出了许多方法，Contourlet（轮廓波）变换就是其中最具影响力的一种变换，也因此该变换方法被广泛地应用在图像融合算法中。但是，轮廓波变换也有自己的缺陷，为此Guo和Labate等通过具有合成膨胀的仿射系统构造了剪切波（Shearlet），它能够对图像进行稀疏表示且产生最优逼近，并且符合紧框架理论，具有严格的数学推导，其方向滤波器不会产生采样引起的伪吉布斯现象，而且其离散形式很容易实现，计算的复杂度也大大降低了。因此Shearlet变换也被广泛地应用在图像融合中，并且取得了

很好的效果。但是这些算法都没有克服Shearlet变换不具有平移不变性的缺点，也没有解决图像融合的第2个问题，即没有有效地利用图像的空间连续性。

为了克服上述两个缺点，有学者首先采用复剪切波变换（Complex Shearlet Transform, CST）进行变换域分析，然后利用基于两尺度向导滤波的融合思想，在变换域中引入图像的空间连续性。复剪切波变换采用双树复小波级联剪切方向滤波器构造而成，与非下采样剪切波变换相比，其采用有限的冗余度实现了变换的平移不变性，从而提升了计算的速度，并且增强了高频系数的方向分解数，即可以对图像进行更稀疏地表示，因此本节采用复剪切波变换进行图像分解。

与以往的变换域融合算法不同，我们在得到变换域高频系数的选择系数图后，并不是直接将其进行加权求和得到融合图像，而是先引入向导滤波对选择系数图进行保持边缘的滤波以增加融合图像的空间连续性。由于低频系数表示图像的轮廓，所以直接采用两尺度向导滤波融合算法进行低频系数融合，最后通过逆复剪切波变换得到融合图像。实验结果表明，本书所介绍的算法视觉效果得到了明显的提升，并且融合的客观评价标准也有一定的改善。

采用具有平移不变性的复剪切波变换进行图像分解，该变换在没有增加计算复杂度的前提下很好地抑制了伪吉布斯效应。在图像融合中采用区域能量进行融合系数选择的方法具有很好的融合效果，这是因为人眼视觉系统对单个像素并不敏感，而对图像的边缘、方向和纹理等信息比较敏感，因此基于区域能量的融合策略可以很好地满足视觉系统的特性。由屈小波等人提出的改进的拉普拉斯能量和函数（SML）是一种能更好地表示图像边缘细节信息的区域能量函数，在选择高频变换域系数中具有很好的效果。我们在此基础上使用向导滤波来平滑图像融合中高频的选择系数图，使得融合以后的图像具有更好的空间平滑性。下面来描述一下笔者提出的图像融合算法，不失一般性。设

需要融合的两幅图像分别为A和B，融合图像为F，显然易于将其推广到多幅图像融合中。

(1) 首先对图像A和B进行复剪切波变换分解得到对应的复剪切波变换的系数为和，不特指的情况下，复剪切波变换的系数为，其中l和d分别表示分解的尺度和方向。当l为0的时候表示低频系数，否则表示高频系数。表示像素点位置，则k点的SML定义如下：

其中， ω_k 表示以点k为中心的矩形窗，令，则有：

式 (7-10) 中，step代表像素间的可变间距，一般step等于1。

(2) 对于分解得到的低频系数和采用有学者提出的两尺度向导滤波融合规则进行低频系数融合，这是因为低频系数是图像的近似分量，因此采用该算法在取得好的融合效果的同时会大大增加融合图像的空间平滑性，我们称该融合规则为GFF算法，则可得：

(3) 对于分解得到的高频系数为和 (l大于0)，采用基于向导滤波的SML取大的融合规则进行融合。首先初始化两个高频系数大小的值为0的矩阵mapA和mapB，则可以通过式 (7-12) 计算这两个矩阵。

当然，为了增强高频系数的空间连续性，同样需要对mapA和mapB进行向导滤波，如 (7-13) 式所示。

然后将mapA和mapB归一化，则通过式 (7-14) 可得融合后的高频系数：

(4) 最后将融合得到的低频系数和高频系数经过复剪切波重构得到融合后的图像F。综上所述，完整的融合过程如图7-13所示。

图7-13 基于向导滤波的复剪切波域图像融合框架

7.2.3 实验结果与分析

为了有效地评估本节所介绍的融合算法在图像融合中的性能，我们使用常用的融合测试图像测试本节提出的算法，并且从主观和客观两方面与多位学者分别提出的基于轮廓波域SML取大融合算法（CT-SML）、基于NSCT与PCNN结合的图像融合算法（NSCT-PCNN）、基于Shearlet自适应图像融合算法（ST）、基于Shearlet与PCNN相结合的图像融合算法（ST-PCNN）和基于两尺度向导滤波融合算法（TGFF）进行对比。客观评价指标采用图像标准差（STD）、平均梯度（AVG）、 $Q^{AB/F}$ 度量、互信息（MI）和空间频率（SF）。实验中CT和NSCT的分解层数为4层，其中各层方向滤波器分别有4、8、8、16个方向子带。而Shearlet的分解层数也为4层，其中各层方向滤波器分别有6、10、10、18个方向子带，PCNN的选择参数与文献[48]和文献[22]中的相同，而本节算法的低频融合算法的参数与文献[44]相同，高频融合规则中的 $r=3$ ， $\varepsilon=1$ 。

我们使用剪切波变换代替本节算法中的复剪切波构造基于剪切波变换的融合算法，并与本节算法进行比较以确认复剪切波变换对图像融合的影响。如图7-14a和图7-14b是同一幅SAR图像的左、右两部分，其大小为 256×256 ，所得融合图像及与原测试图像的差值图如图7-14c至图7-14h所示。

图7-14 复剪切波变换的表现

从图7-14中可以看到基于复剪切波变换的图像融合算法具有更好的视觉效果，对比两者的差图，可以看到复剪切波变换的平移不变性有助于抑制伪吉布斯现象和人造纹理的产生。向导滤波的优点将会下面的综合实验中体现出来。

为了更清楚地说明复剪切波对图像融合的效果，将最高尺度最高方向上的系数选择图显示在图7-15中，其中，图7-

15a是基于复剪切波变换的系数选择图，图7-15b是基于剪切波变换的系数选择图。

图7-15 系数选择图比较

对比两者在对角线位置的表现，可以发现复剪切波变换的平移不变性抑制了图像融合中人造纹理的产生，使融合图像更平滑。

首先对具有不同空洞的SAR图像进行图像融合的测试，检测一下本节提出的算法在改进的这两个方面的效果。如图7-16a和图7-16b为经过剪辑的SAR测试图像，图像大小为 512×512 。分别采用CT-SML、NSCT-PCNN、ST、ST-PCNN和TGFF及本节所介绍的算法进行图像融合，所得融合图像及与原测试图像的差值图如图7-16c至图7-16t所示。

图7-16 对SAR图像进行各方法融合的效果

图7-16 对SAR图像进行各方法融合的效果（续）

对比融合图像的上下空洞的内部和边界附近的区域，可以看到本节提出的算法通过利用图像的空间连续性克服了CT-SML、NSCT-PCNN、ST、ST-PCNN在融合图像中引入的人造纹理，并且在空洞边界的外部很整齐，几乎没有产生人造纹理。但是与TGFF相比，本节提出的算法在图像融合中的这些区域稍差一些，但是显然本节的算法灰度的层次更为清晰。然后对比各种算法与图7-16a和图7-16b的差图可以发现，本节提出的算法比其他算法得到的效果都好。这说明本节算法的视觉效果最好，产生的人造纹理最少，即本节提出的算法具有明显的抑制人造纹理的作用，这主要归功于利用向导滤波引入的空间连续性作用。

除了主观视觉效果外，我们还通过6个客观指标来考察了不同变换方法的性能。如表7-1所示，本节提出的算法在

MI、SF两个指标上取值最高，这充分说明了本节提出的算法既兼顾了两幅源图像的信息，又充分保留了两者的空间信息。虽然从图像的标准差和平均梯度上看本节提出的算法的融合图像的能量集中性比CT-SML和ST稍差，但是在另外三个指标上本节提出的算法都比较高，出现这种情况的原因在于本节提出的算法引入空间连续性平滑了图像，在提高融合图像保留图像信息和边缘信息的同时减弱了图像的能量集中性。最后从计算时间上看，虽然本节提出的算法计算速度不如基于轮廓波（Contourlet）变换的融合算法和基于剪切波自适应融合算法，但是可以看到，我们采用的复剪切波变换比轮廓波（Contourlet）变换具有更好的时频特性，而且我们提出的融合规则充分地利用了图像的统计信息。并且我们的算法不仅使用了频域的图像统计信息，还充分地利用了源图像的空间信息。由于两尺度融合算法是一种基于空域的多尺度变换算法，所以其速度非常快，但是可以看到由于没有使用频域中的图像的统计信息，导致在其他客观评价性能指标方面的表现较差。在基于剪切波变换的图像融合中可以看到，我们的算法与文献[63]相比并没有相差太多的时间，但是融合效果却好了很多，而比基于PCNN的另外两种算法快了很多，因此该算法的速度尚可接受。

表7-1 图像7-16融合中不同算法的客观评价指标

然后，再来看不同波段遥感图像的融合测试，如图7-17a和图7-17b为经典不同波段的遥感图像，图像大小为 512×512 。分别采用上述的不同算法进行图像融合，所得融合图像及与原测试图像的差值图如图7-17c至图7-17t所示。

图7-17 遥感原图像和各算法的融合效果

图7-17 遥感原图像和各算法的融合效果（续）

对比融合图像的底部和河流围成的左边的三角附近的区域，与图7-16的融合效果类似，可以看到本节提出的算法通过利用图像的空间连续性克服了在融合图像中引入的人造纹理。同样，对比各种算法与图7-17a和图7-17b的差图可以发现，本节提出的算法比其他算法得到的效果都好。这说明本节算法对于遥感图像的融合同样具有较好的视觉效果。通过表7-2所示的客观指标来看，本节提出的算法在应用到遥感图像融合时有助于提高融合图像的视觉效果，因此该算法也适用于遥感图像的融合。

表7-2 图像7-17融合中不同算法的客观评价指标

最后本节针对遥感图像中的导航图像进行了测试，本节使用的测试图像为江河导航图像，图7-18a和图7-18b为经典的导航图像，图像大小为512×512。分别采用上述各种算法进行图像融合，所得的融合图像及与原测试图像的差值图如图7-18c至图7-18t所示。

图7-18 导航原图像和各算法的融合效果

图7-18 导航原图像和各算法的融合效果（续）

对比融合图像的航线清晰度和河底石头附近的区域，可以看到本节提出的算法与图像融合算法的视觉效果最好，在没有模糊图像细节的基础上很好地抑制了人造纹理的产生。可以看到文献[26]、[29]、[63]所示的算法效果很差，这也说明这3种算法对于不同的遥感图像融合的鲁棒性很差。对比文献[22]所提算法的效果可以发现，本节算法的效果更好，另外其客观标准更高。对比文献提出的两尺度融合算法是一种基于空域的多尺度变换算法，本节算法得到的融合图像的灰度层次更分明，细节文理更清晰。由此可知本节提出的算法比其他的算法得到的效果都好，这说明本节提出的算法同样适用于导航图像的融合。从表7-3

所示的客观指标来看，本节提出的算法应用在导航图像融合时也有助于提高融合图像的视觉效果。

表7-3 图像7-18融合中不同方法的客观评价指标

综合上面的3类遥感融合图像的视觉效果和客观评价指标来看，本节提出的融合算法不仅可以有效地保留源图像中的细节信息，还抑制了融合图像中人造纹理的产生，最重要的是它还具有普适性，对于不同种类的图像融合具有鲁棒性，因此综合来看本节提出的算法是一种比较好的值得推广的图像融合算法。

7.3 本章小结

本章首先选用ENV I4.7软件作为遥感影像处理平台。通过具体举例深入了解了4种融合算法——PCA变换、Gram-Schmidt变换、Brovey变换和HSV变换的应用，并且选取了呼和浩特市快鸟卫星影像的一部分融合影像作为实例进行了精确的比较。

然后介绍了一种基于向导滤波的复剪切波域图像融合算法。该算法在传统的频域图像融合算法的基础上使用向导滤波来增强图像融合过程中的空域特性。该算法既充分利用了复剪切波变换优良的时频特性，又利用了向导滤波对频域的能量函数进行平滑的特性，从而使融合图像的空间连续性得到了较大的增强。实验结果表明，该算法在视觉效果和客观评价指标上都要优于或者接近文中提到的目前比较好的图像融合算法，而且该算法在对不同种类的图像进行融合时具有鲁棒性。需要指出的是，向导滤波中参数的选择对图像融合结果的影响非常大，怎样自适应地选择比较好的参数从而得到更好的效果将是接下来的研究方向之一。另外，从计算时间上，看本章的算法虽然比基于PCNN的变换域算法快，但是却远远逊色于其他算法，因此怎样提高计算的效率也是读者们需要考虑的一个研究方向。

第8章 数字图像融合发展趋势

数字图像融合技术的日趋发展，也使其应用领域更为广阔，在遥感探测、安全导航、反恐检查、环境保护、灾情检测和预报等领域都有重要的研究价值。医学上也可用其来诊疗、制定手术方案，图像融合技术的出现为提高这些数据的精确性作出了巨大的贡献。红外图像技术及遥感技术还可用于地图绘制、数字地球的建设等。

8.1 数字图像融合发展及应用

数据（信息）融合的概念开始出现于20世纪70年代初期，是从20世纪80年代以来逐步发展起来的一门新兴技术，当时称之为多源相关、多传感器混合或数据融合。20世纪80年代后，数据融合技术得到了迅速发展，对它的称谓也逐渐统一，现在多称为数据融合或信息融合。融合

（Fusion）是指采集并集成各种信息源、多媒体和多格式信息，从而生成完整、准确、及时和有效的综合信息的过程。数据融合技术是研究如何加工、协同利用多源信息数据，并使不同形式的信息相互补充，以获得对同一事物或目标更客观、更本质认识的信息集成处理技术。经过融合处理所得到的信息比直接从各信息源得到的信息更简洁、更少冗余并有着更大的用途。作为人类最重要信息载体的图像是一类特殊的数据，关于图像融合技术的相关研究也是数据融合领域内的一个研究重点与热点。

1979年，Daily等人首先把对雷达图像和Landsat-Mss图像的复合图像应用于地质解释，其对图像的处理过程可以看作是最简单的图像融合。1981年，Laner和Todd对Landsat-RBV和Mss图像数据进行了融合试验。到20世纪80年代中后期，图像融合技术逐渐开始引起人们的关注，陆续有人将图像融合技术应用于遥感多光谱图像的分析和处理方面。20世纪90年代开始，图像融合技术开始成为遥感图像处理和分析中的研究热点之一。对遥感图像进行融合处理的目的是主要有锐化图像、改善几何矫正、色彩矫正、改善分类特性、弥补某种图像中丢失的数据、检测/观测大地环境的变化等。这个时期人们采用的融合算法主要有IHS变换、平均、加权平均、差分及比率、主分量分析

（PCA）、高通滤波等。这些算法在进行融合处理时都不对参加融合的图像进行分解变换，融合处理只是在一个层次上进行。

到20世纪80年代末，人们才开始将图像融合技术应用于一般图像处理（可见光图像、红外图像等）。20世纪90年代后，图像融合技术的研究呈不断上升趋势，应用的领域也涉及遥感图像处理、可见光图像处理、红外图像处理、医学图像处理等。作为一门综合了传感器技术、信号处理、图像处理和人工智能的新兴技术，近年来，图像融合已成为一种十分重要的图像分析与计算机视觉技术。它在自动目标识别、计算机视觉、遥感、机器人、医学图像处理及军事应用领域有着广泛的应用前景。

另外，高效的图像融合算法目的是针对同一目标识别物的不同时间或空间的图像信息，或不同类别传感器所提供的同一目标信息加以融合，并通过一系列图像处理技术和方法，增强图像中信息的透明度，改善图像的精确程度、可靠性及使用率，从而对目标有清晰、完整、准确的描述。人们在实践中将图像融合技术得到进一步的认识和发展，并逐步转向实时图像处理技术。

随着传感器技术的发展，单一的可见光模式逐渐发展为多种传感器模式。因此，多传感器图像融合是一个正在兴起的并有着广泛应用前景的研究领域。为了满足实际需要，充分利用多传感器的数据信息，各种数据融合技术都在快速的发展，而图像融合是数据融合中的一个重要的分支。

图像融合将带来以下好处：

- 利用多个传感器提供的冗余信息可提高融合图像的精确性及可靠性。融合图像具有较强的鲁棒性，即使个别传感器发生故障也不会对融合图像产生严重影响。
- 利用多个传感器提供的互补信息，融合后的图像包含了更全面、丰富的信息，更符合人或机器的视觉特性，更有利于对图像的进一步分析处理及自动目标识别。
- 在不利的环境条件下（如烟、尘、云、雾、雨等），通过多传感器图像融合可以改善检测性能。例如，在烟、尘、云、雾环境下，TV（可见光）图像质量差（甚至无法看清目标），而毫米波雷达获得的图像对于烟、云、尘、雾

却有较强的穿透能力，尽管信号会有些衰减，但仍然可获得较清晰的图像。

目前，图像融合技术在许多领域都得到了广泛的应用，包括遥感图像的分析 and 处理、自动识别、计算机视觉、医学图像处理。近年来，数字传感技术飞速发展，越来越多的图像传感器被广泛应用于各个领域。虽然人们已经研制出了很多能获取高质量图像的传感器设备，但每一种传感器设备都针对一定的目标有其功能上的局限性。为了获取更为全面和准确的场景图像描述，克服单一传感器图像的局限性和差异性，图像融合技术不可或缺。通过图像融合能提高图像的清晰度和可理解性，以便进一步地进行图像处理，如图像分割、目标检测与识别等。由于多尺度几何变换具有最优的非线性误差逼近阶、简单的数学结构和良好的方向表示性能，能更好地描述图像信息，因此本书就主要介绍了基于多尺度几何变的图像融合算法。

本书的主要内容围绕以下5个方面：

- 根据多聚焦图像的成像特点，介绍了多种多聚焦图像融合算法，并进行了实验验证。
- 根据红外图像与可见光图像的成像特点及人类视觉特性，介绍了几种红外与可见光的融合算法，并进行了实验验证。
- 根据医学图像的成像特点，介绍了多种医学图像的融合算法，并进行了实验验证。
- 简单介绍了仿生算法，并将仿生算法应用到了医学图像融合中，利用实验进行了验证。
- 根据遥感图像的特点，介绍了几种遥感图像的融合算法，并进行了实验验证。

8.2 数字图像融合研究的展望

目前多传感器图像融合技术硕果累累，但距离形成系统的理论体系还有一定的差距，在理论研究和实际应用中都存在着不足。尽管国内外学者在图像的融合算法上获得了一些研究成果，但仍存在一些问题亟待解决，主要表现在以下几方面：

1. 普适性融合规则的研究

本书依据图像的成像特点，介绍与其相适应的融合规则。目前不存在一种融合规则能适用于各种图像领域，所以普适性融合规则是进一步需要研究的内容。

2. 普适性融合图像评价方法的研究

本书采用了几种常用的图像客观评价标准对融合图像进行了客观评价。目前不存在一种评价方法能适用于各种图像领域，因此普适性融合图像评价方法也是一个值得研究的问题。

3. 实时性的研究

本书介绍的基于剪切波变换和非下采样剪切波变换的图像融合算法，虽然其图像融合效果较好，但其运算时间不是最优的。因此加快程序运行速度，使融合算法满足实时性的要求，也是接下来的研究方向之一。

参考文献

- [1]Goshtasby A , Nikolov S.Image fusion : advances in the state of the art[J].Information Fusion , 2007 , 8 (2) : 114-118.
- [2]Chavez P S , Sides S C , Anderson J A.Comparison of three difference methods to merge multi-resolution and multi-spectral data : Landsat TM and SPOT panchromatic[J].Photogrammetric Engineering and Remote Sensing , 1991 , 57 (3) : 295-303.
- [3]Zhang J.Multi-source remote sensing data fusion : status and trends[J].International Journal of Image and Data Fusion , 2010 , 1 (1) : 5-24.
- [4]王雷 , 李斌 , 田联房.基于平移不变剪切波变换的医学图像融合[J].华南理工大学学报 , 2011 , 39 (12) : 13-19.
- [5]范艳玲.基于多分辨率分析的多聚焦图像融合算法的研究应用[D].太原 : 中北大学学位论文 , 2014 : 7-37.
- [6]Rockinger , Fechner T.Pixel-level image fusion : the case of image sequences[J].Proceedings of SPIE , 1998 , 33 (74) : 378-388.
- [7]Jia Y H.Fusion of landsat TM and SAR images based on principal component analysis[J].Remote Sensing Technology and Application , 1998 , 13 (1) : 46-49.
- [8]Ranchin T , Wald L.The wavelet transform for the analysis of remotely sensed images[J].International Journal of Remote Sensing , 1993 , 14 (3) : 615-619.
- [9]董卫军 , 樊养余 , 周明全.基于提升格式小波变换的医学图像融合技术[J].计算机工程与应用 , 2008 , 44 (13) : 185-187.

- [10]廖勇, 黄文龙, 尚琳等. Shearlet与改进PCNN相结合的图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50 (2) : 142-146.
- [11]Meyer F G, Coifman R R. Brushlets : a tool for directional image analysis and image compression[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 1997, 4 (2) : 147-187.
- [12]Donoho D L. Wedgelets : nearly minimax estimation of edges[J]. Annals of Statistics, 1999, 27 (3) : 859-897.
- [13]Pennec E L, Mallat S. Sparse geometric image representations with bandelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14 (4) : 2091-2106.
- [14]Donoho D L, Huo X M. Beamlets and multiscale image analysis[M]. Berlin : Springer Press, 2001.
- [15]Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform : an efficient directional multi-resolution image representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14 (12) : 2091-2106.
- [16]Velisavljevic V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, et al. Directionlets : anisotropic multi-directional representation with separable filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15 (7) : 1916-1933.
- [17]Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The non-subsampled contourlet transform : theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15 (10) : 3089-3101.
- [18]Nencini F, Garzelli A, Baronti S, et al. Remote sensing image fusion using the curvelet transform[J]. Information Fusion, 2007, 8 (2) : 143-156.
- [19]刘盛鹏, 方勇. 基于Contourlet变换和IPCNN的融合算法及其在可见光与红外线图像融合中的应用[J]. 红外与毫米波学报, 2007, 26 (3) : 217-221.

[20]屈小波, 闫敬文, 杨贵德.改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化Contourlet域多聚焦图像融合方法[J].光学精密工程, 2009, 17 (5) : 1203-1212.

[21]Zhang Q, Guo B L.Multi-focus image fusion using the non-subsampled contourlet transform[J].Signal Processing, 2009, 89 (7) : 1334-1346.

[22]Qu X B, Yan J W, Xiao H Z, et al.Image fusion algorithm based on spatial frequency motivated pulse coupled neural networks in non-subsampled contourlet transform domain[J].Acta Automatica Sinica, 2008, 34 (12) : 1508-1514.

[23]孔韦韦, 雷英杰.基于NSST域人眼视觉特性的图像融合方法[J].哈尔滨工程大学学报, 2013, 34 (6) : 777-782.

[24]胡刚, 吉晓民, 刘哲, 等.结合区域特性和非子采样SPT的图像融合方法[J].计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24 (5) : 636-648.

[25]杨晓慧, 贾建, 焦李成.基于活性测度和闭环反馈的非下采样Contourlet域图像融合[J].电子与信息学报, 2010, 32 (2) : 422-426.

[26]柴勇, 何友, 曲长文.迭代离散Shearlet变换异类源遥感图像融合[J].计算机工程与应用, 2011, 47 (3) : 174-176.

[27]郑红, 郑晨, 闫秀生, 等.基于剪切波变换的可见光与红外图像融合算法[J].仪器仪表学报, 2012, 33 (7) : 1613-1619.

[28]Miao Q G, Shi C, Xu P F, et al.Multi-focus image fusion algorithm based on Shearlets[J].Chinese Optics Letters, 2011, 9 (4) : 1-5.

[29]石智, 张卓, 岳彦刚.基于Shearlet变换的自适应图像融合算法[J].光子学报, 2013, 42 (1) : 115-120.

- [30]张卓.Shearlet变换在图像融合中的应用研究[D].西安：西安建筑科技大学学位论文，2013.
- [31]Colonna F , Easley G R.Generalized discrete radon transforms and their use in the ridgelet transform[J].Journal of Mathematical Imaging and Vision , 2005 , 23 (2) : 145–165.
- [32]Qu G H , Zhang D L , Yan P F.Information measure for performance of image fusion[J].Electronic Letters , 2002 , 38 (7) : 313-315.
- [33]Xydeas C S , Petrovid V.Objective image fusion performance measure[J].Electronics Letters , 2000 , 36 (4) : 308-309.
- [34]Huang W , Jing Z.L.Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J].Pattern Recognition Letters , 2007 , 28 (4) : 493-500.
- [35]刘帅奇，胡绍海，肖扬.基于Shearlets变换的SAR图像去噪[J].应用科学学报，2012，30（6）：629-634.
- [36]叶传奇.基于多尺度分解的多传感器图像融合算法研究[D].西安：西安电子科技大学学位论文，2009.
- [37]张素文，陈娟.基于非负矩阵分解和红外特征的图像融合方法[J].红外技术，2008，30（8）：446-449.
- [38]李霄.可见光图像与红外图像融合技术研究[D].成都：电子科技大学学位论文，2014.
- [39]李洋.红外图像与可见光图像融合研究[D].哈尔滨：哈尔滨工程大学学位论文，2013.
- [40]Wang F , Wang X.Fast and robust modulation classification via Kolmogorov-Smirnov test[J].IEEE Transactions on Communications , 2010 , 58 (8) : 2324-2332.

- [41]林宏裔，孔亮.在MATLAB语言环境下基于小波变换的图像处理[J].华北科技学院学报，2003，5（2）：60-64.
- [42]刘帅奇，胡绍海，肖扬.基于小波-Contourlet变换与Cycle Spinning相结合的SAR图像去噪[J].信号处理，2011，27（6）：837-842.
- [43]刘帅奇，胡绍海，肖扬.基于复轮廓波域高斯比例混合模型SAR图像去噪[J].北京交通大学学报，2012，36（2）：89-93.
- [44]Li S T，Kang X D，Hu J W.Image fusion with guided filtering[J].IEEE transactions on Image Processing，2013，22（7）：2864-2875.
- [45]He K M，Sun J，and Tang X O.Guided image filtering[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2013，35（6）：1397-1409.
- [46]Liu S，Shi M，Zhao J，et al.Multi-focus image fusion based on nonsubsampling shearlet transform and pulse coupled neural network with self-similarity and depth information[J].International Journal of Applied Mathematics and Machine Learning，2015，2（1）：47-65.
- [47]Sun Yuchao，Hu Shaohai，Liu Shuaiqi.A novel multi-focus image fusion algorithm based on nsst-frft[C].Hangzhou：ICSP 2014，IEEE Press，2014.
- [48]柴勇，何友，曲长文.迭代离散Shearlet变换异类源遥感图像融合[J].计算机工程与应用，2011，47（3）：174-176.
- [49]郑红，郑晨，闫秀生等.基于剪切波变换的可见光与红外图像融合算法[J].仪器仪表学报，2012，33（7）：1613-1619.
- [50]Sun Y C，Hu S H，Liu S Q，et al.Infrared and visible image fusion based on object extraction and fuzzy logic via complex Shearlet transform[J].IJAMML，2014，1（2）：197-220.

- [51]Kingsbury N.Image processing with complex wavelets[J].Philosophical Transactions : Mathematical Physical and Engineering Sciences , 1999 , 357 (1760) : 2543-2560.
- [52]刘帅奇,胡绍海,肖扬.基于局部混合滤波的SAR图像去噪[J].系统工程与电子技术,2012,34(2):396-402.
- [53]刘帅奇,胡绍海,肖扬,等.基于局部混合滤波的SAR图像边缘检测[J].电子与信息学报,2013(5):1120-1127.
- [54]Zhang Q , Guo B.Multifocus image fusion using the nonsubsampling contourlet transforms[J].Signal Processing , 2009 , 89 (7) : 1334-1346.
- [55]Liu Shuaiqi , Zhao Jie , Geng Peng , et al.Medical image fusion based on nonsubsampling direction complex wavelet transform[J].International Journal of Applied Mathematics and Machine Learning , 2014 , 1 (1) : 21-34.
- [56]Singh R , Vatsa M , Noore A.Multimodal medical image fusion using redundant discrete wavelet transform[C].Kolkata : Advances in Pattern Recognition , Springer , 2009 , 232-235.
- [57]许辉熙.遥感影像融合方法的精度评价[J].测绘与空间地理信息,2009,32(6):11-14.
- [58]杨丽萍,夏敦胜,陈发虎.Landsat 7ETM+全色与多光谱数据融合算法的比较[J].兰州大学学报:自然科学版,2007,43(4):7-11.
- [59]刘帅奇,胡绍海,肖扬.基于复Shearlet域的高斯混合模型SAR图像去噪[J],航空学报,2013,34(1):173-180.
- [60]Liu Shuaiqi , Hu Shaohai , Xiao Yang.Image separation using wavelets-complex shearlets dictionary[J] , Journal of Systems Engineering and Electronics , 2014 , 25 (2) : 314-321.

- [61]刘帅奇, 胡绍海, 肖扬. 基于复Shearlet域的高斯混合模型SAR图像去噪[J]. 航空学报, 2013, 34 (1) : 173-180.
- [62]Liu S, Shi M, Zhu Z, et al. Image fusion based on complex-shearlet domain with guided filtering[J]. Multidimensional Systems & Signal Processing, 2017, 28 (1) : 207-224.
- [63]Geng P, Wang Z, Zhang Z, et al. Image fusion by pulse couple neural network with Shearlet[J]. Optical Engineering, 2012, 51 (6) : 067005-1-067005-7.
- [64]赵杰, 温馨, 刘帅奇, 等. 基于NSST域的自适应区域和SCM相结合的多聚焦图像融合[J]. 计算机科学, 2017, 44 (3) : 318-322.
- [65]Guo Di, Yan Jing-wen, Qu Xiao-bo. High quality multi-focus image fusion using self-similarity and depth information[J]. Optics Communications, 2015, 338 (1) : 138-144.
- [66]Wang Nian-yi, Ma Yi-de, Zhan Kun. Spiking cortical model for multifocus image fusion[J]. Neurocomputing, 2014, 130 (3) : 44-51.
- [67]Liu Shuai-qi, Zhu Zhi-hui, Li Hui-ya, et al. Multi-focus image fusion using self-similarity and depth information in nonsubsampling shearlet transform domain[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2016, 9 (1) : 347-360.
- [68]Gu S, Zhang L, Zuo W, et al. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising[C]. CVPR 2014, Columbus, USA, IEEE Press, 2014 : 2862-2869.
- [69]李子奇, 刘帅奇, 扈琪, 等. 结合轮廓波变换与核范数最小化理论的多聚焦图像融合算法[C]. 第8届信息融合大会, 西安, 2017.
- [70]刘帅奇, 胡绍海, 赵杰, 等. 结合向导滤波与复轮廓波变换的多聚焦图像融合算法[J]. 信号处理, 2016, 32

(3) : 276-286.

[71]王聪, 钱晨, 孙伟, 等.基于SCM和CST的红外与可见光图像融合算法[J].红外技术, 2016, 38 (5) : 396-402.

[72]Sun W, Hu S, Liu S, et al.Infrared and visible image fusion based on object extraction and adaptive pulse coupled neural network via non-subsampled shearlet transform[C].Signal Processing (ICSP), IEEE Press, 2014 : 946-951.

[73]郑伟, 孙雪青, 郝冬梅, 等.Shearlet变换和稀疏表示相结合的甲状腺图像融合[J].光电工程, 2015, 42 (1) : 77-83.

[74]Yang B, Li S.Multifocus image fusion and restoration with sparse representation[J].IEEE Transactions on Instrumentation&Measurement, 2010, 59 (4) : 884-892.

[75]Yu N, Qiu T, Bi F, et al.Image features extraction and fusion based on joint sparse representation[J].IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5 (5) : 1074-1082.

[76]张肖帅.基于多尺度变换的图像融合方法研究[D].保定: 河北大学, 2016.

[77]刘帅奇, 辛琪, 赵杰, 等.基于灰度共生矩阵的轮廓波域多聚焦图像融合算法研究[J].信息融合学报, 2016, 3 (3) : 311-318.

[78]杨翠.图像融合与配准方法研究[D].西安: 西安电子科技大学, 2008.

[79]Liu S, Li H, Li H, et al.Medical image fusion based on nuclear norm minimization[J].International Journal of Imaging Systems&Technology, 2015, 25 (4) : 310-316.

[80]Wang N Y, Ma Y D, Zhan K, et al.Multimodal medical image fusion framework based on simplified pcnn in nonsubsampling contourlet transform domain[J].Journal of Multimedia, 2013, 8 (3) : 270-276.

- [81]Liu Y , Liu S , Wang Z.A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J].Information Fusion , 2015 , 24 : 147-164.
- [82]Liu Shuaiqi , Zhao Jie , Shi Mingzhu.Medical image fusion based on improved sum-modified-Laplacian[J].International Journal of Imaging System and Technology , 2015 , 25 (3) : 206-212.
- [83]Das S , Kundu M K.NSCT-based multimodal medical image fusion using pulse-coupled neural network and modified spatial frequency[J].Medical&Biological Engineering&Computing , 2012 , 50 (10) : 1105.
- [84]Mallat S , Zhang Z.Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J].IEEE Transaction on Signal Process , 1993 , 41 (12) : 3397-3415.
- [85]王珺, 彭进业, 何贵青, 等.基于多尺度字典学习的图像融合方法[J].西北工业大学学报, 2013, 31 (5) : 793-797.
- [86]Yang Bin , Li Shutao.Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit[J].Information Fusion , 2012 , 13 (1) : 10-19.
- [87]李晓彤.基于联合稀疏表示的图像融合[D].长春: 吉林大学, 2015.
- [88]Subashini M M , Sahoo S K.Pulse coupled neural networks and its applications[J].Expert Systems with Applications , 2014 , 41 (8) : 3965-3974.
- [89]赵成晨.基于改进PCNN和稀疏表示的非下采样剪切波域医学图像融合[D].保定: 河北大学, 2017.
- [90]江平, 张强, 李静, 等.基于NSST和自适应PCNN的图像融合算法[J].激光与红外, 2014, 44 (1) : 108-113.
- [91]Sneha S , Deep G , Anand R S , et al.Nonsubsampled shearlet based CT and MR medical image fusion using

biologically inspired spiking neural network[J].Biomedical Signal Processing and Control , 2015 , 18 : 91-101.

[92]Moonon A U , Hu J , Li S.Remote sensing image fusion method based on nonsubsamped Shearlet transform and sparse representation[J].Sensing&Imaging , 2015 , 16 (1) : 23.

[93]Dorigo M , Maniezzo V , Coloni A.Ant system : Optimization by a colony of cooperating agents[J].IEEE Transactions on Systems , Man and Cybernetics , 1996 , 26 (1) : 29-41.

[94]李晓磊,邵之江,钱积新.一种基于动物自治体的寻优模式:鱼群算法[J].系统工程理论与实践,2002,22 (11) : 32-38.

[95]李晓磊,钱积新.基于分解协调的人工鱼群优化算法研究[J].电路与系统学报,2003,8 (1) : 1-6.

[96]赵海峰,姚丽莎,罗斌,等.改进的人工鱼群算法和 Powell法结合的医学图像配准[J].西安交通大学学报,2011,45 (4) : 46-52.

[97]王宪,张方生,慕鑫等.基于多目标粒子群算法的多传感器图像融合[J].光电工程,2012,39 (6) : 102-110.

[98]闫莉萍,刘宝生,周东华.一种新的图像融合及性能的评价方法[J].系统工程与电子技术,2007,29 (4) : 509-513.

[99]郑伟,张京谱,田华,等.人工鱼群算法优化的小波图像融合[J].电视技术,2014,38 (1) : 26-29.

[100]郑伟,孙雪青,郝冬梅,等.结合Shearlet变换和果蝇优化算法的甲状腺图像融合[J].激光杂志,2014 (9) : 70-73.

[101]Liu Shuaiqi , Zhang Tao , ZhaoJie , et al.Wang Xuehua.Medical image fusion based on nonsubsamped shearlet transform and improved spiking cortical

model[J].International Journal of Applied Mathematics and Machine Learning , 2015 , 3 (1) : 13-30.

[102]Li Shutao , Yang Bin , Hu Jianwen.Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion[J].Information Fusion , 2011 , 12 (2) : 74-84.

[103]Cao Yuan , Li Shutao , Hu Jianwen.Multi-focus image fusion by nonsubsampling shearlet transform[C].New York : Sixth International Conference on Image and Graphics (ICIG) , IEEE Press , 2011 : 17-21.

[104]Liu X Y , Wang W H , Sun Y.Dynamic evaluation of autofocusing for automated microscopic analysis of blood smear and pap smear[J].J Microsc , 2007 , 227 (1) : 15-23.

[105]Kong Wei-wei , Wang Bing-he , Lei Yang.Technique for infrared and visible image fusion based on non-subsampling shearlet transform and spiking cortical model[J].Infrared Physics and Technology , 2015 , 71 : 87-98.

[106]Lim W Q.The discrete shearlets transform : a new directional transform and compactly supported shearlets frames[J].IEEE Transactions on Image Processing , 2010 , 19 (5) : 1166-1180.

[107]Petrovic V , Xydeas C.Objective image fusion performance characterisation[C].Proceeding of the IEEE International Conference on Computer Vision , 2005 , IEEE Press , 1866-1871.