

学校编码: 10384

分类号 \_\_\_\_\_ 密级 \_\_\_\_\_

学号: 23320101153152

UDC \_\_\_\_\_

厦 门 大 学

硕 士 学 位 论 文

基于非参数贝叶斯自适应字典的遥感图像

Pan-Sharpening 方法

Pan-Sharpening Methods of Remote Sensing Image Based  
on Nonparametric Bayesian Adaptive Dictionary Learning

谢 进

指导教师姓名: 丁兴号 教授

专 业 名 称: 信号与信息处理

论文提交日期: 2013 年 5 月

论文答辩日期: 2013 年 6 月

学位授予日期: 2013 年 月

答辩委员会主席: \_\_\_\_\_

评 阅 人: \_\_\_\_\_

2013 年 5 月

## 厦门大学学位论文原创性声明

本人呈交的学位论文是本人在导师指导下,独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考其他个人或集体已经发表的研究成果,均在文中以适当方式明确标明,并符合法律规范和《厦门大学研究生学术活动规范(试行)》。

另外,该学位论文为( )课题(组)的研究成果,获得( )课题(组)经费或实验室的资助,在( )实验室完成。(请在以上括号内填写课题或课题组负责人或实验室名称,未有此项声明内容的,可以不作特别声明。)

声明人(签名):

年 月 日

## 厦门大学学位论文著作权使用声明

本人同意厦门大学根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》等规定保留和使用此学位论文，并向主管部门或其指定机构送交学位论文（包括纸质版和电子版），允许学位论文进入厦门大学图书馆及其数据库被查阅、借阅。本人同意厦门大学将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于：

1. 经厦门大学保密委员会审查核定的保密学位论文，于 年 月 日解密，解密后适用上述授权。

2. 不保密，适用上述授权。

（请在以上相应括号内打“√”或填上相应内容。保密学位论文应是已经厦门大学保密委员会审定过的学位论文，未经厦门大学保密委员会审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权。）

声明人（签名）：

年 月

## 摘要

近年来,随着高空间分辨率和高谱间分辨率的卫星遥感图像在地球表面土地资源与环境等方面信息的获取中发挥着越来越重要的作用,遥感技术在军事侦察,地物目标检测和分类,环境保护和灾情监测与预报等领域的应用越来越广。然而受到物理因素等限制,目前, IKONOS, QuickBird和GeoEye 等高分辨率光学卫星传感器不能同时获取既具有高空间分辨率又有高谱间分辨率的遥感数据;但通常这些卫星传感器会同时搭载一个全色(Panchromatic, PAN)通道和多个光谱(Multispectral, MS)通道,前者能在可见光范围内获取高空间分辨率但光谱分辨率较低的全色图像,后者能够获得多个波段的高谱间分辨率但低空间分辨率的光谱图像。遥感图像Pan-Sharpening是用于将全色图像和多光谱图像进行融合,从全色图像中提取多光谱图像缺失的空间细节信息,并将该细节信息融合到多光谱图像中,形成具有更高空间分辨率同时不产生光谱失真的多光谱融合图像。

由于观测数据量少于待重建的未知数据量,遥感图像 Pan-Sharpening 实质上是一个不适定反问题。新近提出的压缩感知(Compressive sensing, CS)理论为解决 Pan-Sharpening 这一不适定反问题提供了很好的理论支撑。CS 理论指出可压缩信号可由远低于奈奎斯特采样定理要求的数据量,利用信号的稀疏性等先验知识通过非线性重建方法有效重建。论文在 CS 理论框架下,借助于非参数贝叶斯分析方法,充分利用遥感图像的稀疏先验知识,提出了基于自适应字典学习的遥感图像 Pan-Sharpening 方法。论文的主要研究内容与成果如下:

1. 将基于非参数贝叶斯自适应字典稀疏表示方法运用于遥感图像融合,提出了基于块稀疏先验的 BPFAC(Beta Process Factor Analysis)融合模型。考虑到多光谱图像是同一场景在不同光谱范围内的成像,各波段图像具有相似的结构信息,但光谱信息可能会因为波谱覆盖范围的差异而不同。本文分别将各波段图像在共同(Common)稀疏系数和各自独立(Independent)稀疏系数下进行表示,提出了 BPFAC 和 BPFACI 的 Pan-Sharpening 模型。实验结果表明,本文提出的 BPFAC 和 BPFACI 算法可获得很好的融合效果。

2. 本文在自适应字典块稀疏表示的前提下,利用全变差函数(Total Variation, TV)对图像整体进行分片光滑性约束,以确保在光谱不失真的前提下尽可能多的保留全色图像的空间结构信息。同时考虑到多光谱图像块稀疏系数的不同,分别

提出了 BPFAC-TV 和 BPFAC-TV 的 Pan-Sharpening 框架。相关实验结果表明，本文提出的 Pan-Sharpening 框架由于综合利用了图像块稀疏和全局稀疏两种先验信息，融合的结果比其他融合方法的结果更好。

3. 由于多光谱图像光谱覆盖范围和全色图像光谱覆盖范围不完全相同，两者之间灰度值的线性关系假设不一定准确，但它们的空间结构信息是相同的，因此本文在上述模型的基础上提出用全色图像和多光谱图像的空间结构信息保真项代替两者之间的灰度值保真项的 BPFACG 和 BPFAC-TVG 的融合模型。

4. 针对上述 Pan-Sharpening 模型，论文给出了基于 ADMM 的交替优化求解算法，该算法首先分别利用图像的先验约束得到初步的融合估计值，然后结合全色图像和多光谱图像等观测数据进行最小二乘估计，迭代更新估计值，算法收敛时得到的估计值即为待重建的高分辨率遥感图像。

本文在 CS 框架下提出的基于非参数贝叶斯自适应字典的 Pan-Sharpening 模型，相对于经典的 Pan-Sharpening 方法和以往 CS 框架下自适应字典学习的 Pan-Sharpening 方法具有以下特点：

1. 本文模型中字典都是在已有的全色图像和低分辨率多光谱遥感图像上训练得到的，不需要实际情况下没有的高分辨率遥感图像来事先训练字典。

2. 模型能够自适应确定字典大小、块稀疏度和噪声方差等参数。在 Pan-Sharpening 过程中，字典设定过小难以有效表示待分析信号，过大则会导致存储与计算资源的浪费。实际图像中每个图像块的稀疏度往往也是不相同的，若设定统一的稀疏度将会影响重构的性能。另外，噪声方差估计失误也会导致去噪性能大为降低。本文模型对于这些参数都是自适应确定的，相比于其他方法更自然、更符合人类的推理过程。

3. 综合考虑了遥感图像的局部稀疏和全局稀疏两种先验信息，用全色图像和多光谱图像之间的高频结构信息作为模型的数据保真项，这样能够在获取更多全色图像空间结构信息的同时更好的避免多光谱图像光谱信息的丢失。

**关键词：**遥感图像融合；非参数贝叶斯；自适应字典；压缩感知

## Abstract

In recent years, As remote sensing images with both high spectral resolution and high spatial resolution are more and more useful for information acquisition of soil resources and ground environment, remote sensing technology has been more and more widely used in military reconnaissance, ground targets detection and classification, environmental protection, disaster monitoring and prediction. However, high-resolution optical sensors, such as IKONOS, QuickBird and GeoEye, can not obtain images with both high spatial resolution and high spectral resolution simultaneously due to physical constraints; but many of them carry a high spatial resolution panchromatic (PAN) sensor and a set of low resolution spectral sensors simultaneously. PAN image always has a high spatial resolution and a low spectral resolution; multispectral (MS) images have high spectral resolution and low spatial resolution. Pan-Sharpening is to extract spatial details from PAN image and fuse them into the MS images without spectral distortion.

Due to the amount of observation data is less than the unknown desired data, Pan-Sharpening is an ill-posed inverse problem. Recently proposed compressed sensing(Compressive Sensing, CS) theory provides a good theoretical support to solve this ill-posed inverse problem of Pan-Sharpening. The CS theory denotes that compressible signal can be reconstructed under less data than that required by Nyquist sampling theory. In this paper, we propose comprehensive sparse prior Pan-Sharpening methods by use of Nonparametric Bayesian analysis theory and image sparse priors under the CS framework. The research contents of this paper are organized as follows:

1. We first reconstruct the image patches with BPPFA(Beta Process Factor Analysis) which is a kind of sparse representation method based on nonparametric Bayesian. Due to MS images are the same scene imaging over different wavelength spectrums, they have the similar spatial structure and different spectral information. We consider the similarities and differences and represent image patches in common sparse coefficient and independent sparse coefficient respectively, then, we propose BPPFAC

and BPFACI Pan-Sharpener models. Experimental results demonstrate our proposed models have better fusion effects.

2. Remote sensing images simultaneously satisfy two sparse characteristics, one is image-level sparsity and the other is patch-level sparsity. In this paper, we propose a general Pan-Sharpener framework which uses both image-level and patch-level sparse priors. We use (Total Variation, TV) as the image-level prior to restrict smoothness characteristics of the MS images and consider the two different kinds of sparse coefficients, then, propose BPFACI\_TV and BPFACI\_TV\_Pan-Sharpener models.

3. As MS images and PAN image cover different spectral ranges, the linear relationship assumption between may not accurate. However, they have the same image structures. We propose BPFACI and BPFACI\_TV\_Pan-Sharpener models in which we use the high frequency parts of PAN image and MS image as the data fidelity term.

4. For addressing the proposed models, we provide an optimization approach based on alternating direction method of multipliers (ADMM). The optimization algorithm first obtains a primary estimation by different sparse prior, then combining the observed PAN image and MS images to update the primary estimation with least square data fitting. Finally, the primary estimation is the Pan-Sharpener result when the iteration ends.

In this paper, we propose Pan-Sharpener models based on nonparametric Bayesian dictionary learning within the framework of CS. Compared to the traditional Pan-Sharpener methods and the previous CS-based Pan-Sharpener methods, our proposed models have the following contributions:

1. Dictionaries used in our models are all learned on-line from the observed PAN image and low resolution MS images, it does not need high resolution images, which usually unavailable in practice, during the dictionary learning process.
2. Parameters, such as dictionary size, sparsity and noise variance, can be inferred adaptively in our models. It is difficult to represent the signal when the dictionary size

is set too small and Pan-Sharpener process, and it will result in the waste of storage and computing resources when the dictionary size is set too large. The sparsity of each image patch is always not the same, if we set a certain sparsity for each patch, it will reduce the performance of reconstruction. In addition, the noise variance estimation errors can also reduce the denoising performance. Parameters are determined adaptively in this paper and this seem to be more natural compared to other methods.

3. Our proposed models consider the image-level sparsity and the other is patch-level sparsity together and use the high frequency parts of PAN image and MS images as the data fidelity term. So, they can obtain more spatial structure information from PAN image and avoid color distortion.

**Key word:** Pan-Sharpener; Nonparametric Bayesian; Adaptive dictionary; Compressed sensing



## 目录

<b>第一章 绪论</b> .....	<b>1</b>
1.1 研究背景及意义 .....	1
1.2 遥感图像 PAN-SHARPENING 技术的发展与研究现状 .....	4
1.2.1 遥感图像 Pan-Sharpning 研究层次和方法 .....	4
1.2.2 基于压缩感知的 Pan-Sharpning 融合研究现状和发展方向 .....	5
1.3 论文主要内容和结构 .....	7
<b>第二章 基于压缩感知的遥感图像 PAN-SHARPENING 方法</b> ....	<b>9</b>
2.1 常见的遥感图像 PAN-SHARPENING 方法 .....	9
2.2 基于压缩感知的遥感图像 PAN-SHARPENING 方法 .....	13
2.2.1 压缩感知理论简介 .....	13
2.2.2 基于 CS 理论的 Pan-Sharpning 模型 .....	17
2.3 遥感图像 PAN-SHARPENING 质量评价 .....	19
2.3.1 主观评价方法 .....	19
2.3.2 客观评价指标 .....	19
2.4 本章小结 .....	21
<b>第三章 基于非参数贝叶斯自适应字典的图像稀疏表示</b> .....	<b>22</b>
3.1 基于 K-SVD 自适应字典的图像稀疏表示 .....	22
3.1.1 信号的稀疏表示模型 .....	22
3.1.2 典型的稀疏分解算法 .....	23
3.1.3 K-SVD 算法 .....	26
3.2 基于非参数贝叶斯自适应字典的图像稀疏表示 .....	27
3.2.1 贝叶斯理论基础 .....	27
3.2.2 系数的稀疏先验 .....	29
3.2.3 BPFA 算法 .....	31
3.3 实验比较与讨论 .....	33
3.4 小结 .....	36
<b>第四章 基于非参数贝叶斯自适应字典的遥感图像 PAN-SHARPENING 模型</b> .....	<b>37</b>
4.1 前言 .....	37
4.2 基于不同稀疏先验的 PAN-SHARPENING 方法 .....	38
4.2.1 基于局部块稀疏先验的 Pan-Sharpning 模型 .....	38
4.2.2 基于全局稀疏先验的 Pan-Sharpning 模型 .....	39
4.3 基于 BPFA 和 TV 的 PAN-SHARPENING 方法 .....	40
4.3.1 综合稀疏先验模型 .....	40

4.3.2 ADMM 优化方法 .....	43
4.3.3 Pan-Sharpning 模型求解 .....	44
<b>4.4 实验结果及讨论 .....</b>	<b>49</b>
4.4.1 真实数据实验 .....	49
4.4.2 仿真实验 .....	56
<b>4.5 小结 .....</b>	<b>62</b>
<b>第五章 总结与展望 .....</b>	<b>63</b>
<b>参考文献 .....</b>	<b>65</b>
<b>致谢 .....</b>	<b>69</b>
<b>附录 .....</b>	<b>70</b>

厦门大学博硕士学位论文摘要库

<b>CHAPTER 1 FOREWARD .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 BACKGROUD OF THE SUBJECT.....</b>	<b>1</b>
<b>1.2 THEORY RESEARCH STATUS OF PAN-SHARPENING .....</b>	<b>4</b>
1.2.1Pan-Sharpeneing levels and methods .....	4
1.2.2Compressed sensing application for Pan-Sharpeneing.....	5
<b>1.3 MAIN WORK AND CONTENT ARRANGMENTS OF THE THESIS .....</b>	<b>7</b>
<b>CHAPTER 2 PAN-SHARPENING BASED ON COMPRESSED</b>	
<b>SENSING THEORY.....</b>	<b>9</b>
<b>2.1 COMMON METHODS FOR PAN-SHARPENING .....</b>	<b>9</b>
<b>2.2 PAN-SHARPENING BASED ON COMPRESSED SENSING THEORY .....</b>	<b>13</b>
2.2.1Theory summary of compressed sensing .....	13
2.2.2Pan-Sharpeneing model based on compressed sensing .....	17
<b>2.3QUALITY EVALUATION FOR THE PAN-SHARPENING RESULTS .....</b>	<b>19</b>
2.3.1 Subjective assessment.....	19
2.3.2 Objective assessment .....	19
<b>2.4 CONCLUSIONS AND DISCUSSION .....</b>	<b>21</b>
<b>CHAPTER 3 IMAGE SPARSE REPRESENTATION BASED ON</b>	
<b>NONPARAMETRIC BAYESIAN .....</b>	<b>22</b>
<b>3.1IMAGE SPARSE REPRESENTATION BASED ON K-SVD .....</b>	<b>22</b>
3.1.1 Sparse representation model .....	22
3.1.2 Typical sparse decomposition algorithm .....	23
3.1.3 K-SVD algorithm.....	26
<b>3.2IMAGE SPARSE REPRESENTATION NONPARAMETRIC BAYESIAN .....</b>	<b>27</b>
3.2.1Bayesian basic theory .....	27
3.2.2Sparse prior of coefficients.....	29
3.2.3BPFA algorithm .....	31
<b>3.3 EXPERIMENTAL RESULTS AND DISCUSSION .....</b>	<b>33</b>
<b>3.4CONCLUSIONS AND DISCUSSION .....</b>	<b>36</b>
<b>CHAPTER 4 PAN-SHARPENING MODELS BASED ON</b>	
<b>NONPARAMETRIC ADAPTIVE BAYESIAN DICTIONARY</b>	

<b>LEARNING .....</b>	<b>37</b>
<b>4.1 INTRODUCTION .....</b>	<b>37</b>
<b>4.2 PAN-SHARPENING BASED ON DIFFERENT SPARSE PRIOR.....</b>	<b>38</b>
4.2.1 Pan-Sharpning based on patch -level prior .....	38
4.2.2 Pan-Sharpning based on image -level prior .....	39
<b>4.3 PAN-SHARPENING METHOD BASED ON BPFA AND TV .....</b>	<b>40</b>
4.3.1 Pan-Sharpning model based on comprehensive prior .....	40
4.3.2 ADMM.....	43
4.3.3 Solution for the proposed model.....	44
<b>4.4 EXPERIMENT RESULTS AND DISCUSSION .....</b>	<b>49</b>
4.4.1 Real experimental results.....	49
4.4.2 Simulated experimental results.....	56
<b>4.5 CONCLUSIONS AND DISCUSSION .....</b>	<b>62</b>
<b>CHAPTER 5 CONCLUSION AND EXPECTATION .....</b>	<b>63</b>
<b>REFERENCES .....</b>	<b>65</b>
<b>ACKNOWLEDGEMENTS .....</b>	<b>69</b>
<b>APPENDIX.....</b>	<b>70</b>

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景及意义

遥感 (Remote Sensing) 一词自 1962 年在美国密歇根大学召开的第一届国际遥感学术讨论会议上被正式采用后, 已经成为全球广泛传播的高科技名词术语之一。遥感, 顾名思义, 就是遥远的感知, 即远离目标, 从飞机、卫星等工作平台上对地球表面的电磁波信息进行探测, 从而获取地球资源和环境等信息并对这些信息进行加工和处理的综合性技术<sup>[1]</sup>。20 世纪 60 年代以来, 随着传感器技术, 数据通信技术和航空航天技术的飞跃发展, 趋向多传感器, 多时相、多平台、多光谱和高分辨率的遥感技术也得到了前所未有的迅猛发展。遥感技术在军事侦察与监视, 环境评价与监测, 地图绘制, 资源勘探和气候检测与监测等领域已发挥了越来越重要的作用。随着遥感技术的发展, 能获取多光谱、高光谱以及高空间、谱间分辨率图像的遥感卫星大量涌现。如美国的 IKONOS 卫星能够获取地面空间分辨率为 1m, 波长范围为 0.45~0.90 $\mu\text{m}$  的全色图像; QuickBird 卫星获取的全色图像空间分辨率为 0.61m, 多光谱图像分辨率为 2.44m, 波长范围为 0.45~0.90 $\mu\text{m}$ 。

传统单一的卫星传感器获得的遥感图像只能反映场景的某一方面的特征, 相比较而言, 多源传感器由于成像机理和工作波长范围的不同, 所获取的图像具有更丰富、更广泛的信息, 然后这些多源遥感数据之间存在着极大的冗余性和互补性。如何从这些兼有互补性和冗余性的多源海量数据中有效地提取更有用、更精炼、质量更高的信息, 成为一个迫切需要解决的问题, 图像融合技术便随之成为图像处理领域研究的一个热点。图像融合技术是 20 世纪 70 年代后期提出来的概念, 它的主要思想就是采用某种特定的算法, 把具有不同成像机理、工作于不同波长范围的各种图像传感器对同一个目标场景所获得多个图像的信息融合成为一个新的图像, 从而使融合的图像具有更高的可信度、较少的模糊、更好的可理解性, 更适合人的视觉或者计算机检测、分类、识别、理解等处理<sup>[2]</sup>。遥感图像的全色波

段成像系统频带宽，所得到的全色图像具有很高的空间分辨率，但其光谱间分辨率较低；多光谱图像则具有很丰富的光谱信息，但空间分辨率较低。遥感图像的 Pan-Sharpening 就是通过一定的技术手段提取出多光谱图像和相应全色图像的特征信息，将两者进行有效的综合，消除遥感数据之间存在的冗余和矛盾，从而得到既具有高空间分辨率又能很好保留光谱信息的遥感图像，为后续的认识、分类等综合性分析工作的顺利开展奠定了基础。遥感图像的 Pan-Sharpening 过程如图 1.1 所示。



Image Source: © Space Imaging, Inc., All rights reserved.

图 1.1 遥感图像 Pan-Sharpening 过程<sup>[46]</sup>

压缩感知 (Compressive sensing, CS) 理论是由 E.Candes、J.Romberg、T. Tao 和 D.Donoho 等人于 2004 年提出的，并于 2006 年发表相关文献<sup>[3]</sup>。压缩感知理论指出，只要信号是可压缩的或在某个变换域是稀疏的，那么就可以用一个与变换基不相关的观测矩阵将变换所得高维信号投影到一个低维空间上，然后利用稀疏先验通过求解一个优化问题就可以从这些少量的投影中以很高概率重构原信号，而并不需要满足严格的奈奎斯特采样定律。

该理论一经提出，就在学术界和工业界引起了广泛的关注，在图像处理、信息论、光学/微波成像、遥感等领域得到广泛应用，并被美国科技评论评为 2007 年度十大科技进展之一。遥感图像的 Pan-Sharpning 是指由多光谱图像(具有低的空间分辨率和高的光谱分辨率)与全色图像(具有低的光谱分辨率和高的空间分辨率)融合获得同时具有较高空间与光谱分辨率的图像的过程。它需要由低分辨率的遥感图像恢复高分辨率的遥感图像，由于观测值得数目低于待估计变量的数目，因此 Pan-Sharpning 本质上是一个不适定反问题的求解过程<sup>[4]</sup>。近年来兴起的压缩感知理论(CS)为很好地解决 Pan-Sharpning 这一不适定反问题提供了很好的理论支撑。基于 CS 理论的遥感图像 Pan-Sharpning 方法也逐渐受到相关研究人员的关注<sup>[4] [5]</sup>。

信号或数据在特定变换域中的稀疏性，是已经在压缩感知、图像处理、模式识别等诸多领域广泛验证的一种先验信息，是一种有效的信号或数据建模方法，已在基于CS的Pan-Sharpning中得到验证。CS相关理论表明，信号在特定变换域中越稀疏，则有效重建所需的观测量越少或同样观测数据量重建信号的性能越高，也即信号的稀疏度与其重建性能成一定的比例关系，信号越稀疏则重建性能越好。自适应冗余字典稀疏表示方法，由于利用信号自身特点通过训练学习自适应获得稀疏表示所用冗余字典，相比小波等预定义字典可以更稀疏地表示信号，因而在基于CS的重建领域取得更优的效果。

目前，基于自适应冗余字典的稀疏表示方法主要有 Elad 等提出的基于图像块的自适应学习的 K-SVD 算法<sup>[6]</sup>和美国 Duke 大学 Carin 小组提出的基于非参数层次贝叶斯自适应字典的稀疏表示方法<sup>[7-9]</sup>。K-SVD 算法利用信号自身来自适应学习得到字典，该字典包含了信号自身的结构信息，能够很好的对信号进行表达，然而在自适应字典学习的过程中，需要预先设定未知的图像块稀疏度。非参数层次贝叶斯的方法假定字典中各原子、稀疏表示系数、噪声等参数均为服从一定概率分布的随机变量，并通过层次结构对相关概率分布的参数再赋以一定的无信息先验，以保证模型中参数的非参数特性。模型的求解过程也是利用样本及相关先验信息，求解模型中各参数的后验分布。目前，这一理论已在图像重建中得到了很好的应用。

本文也是研究基于CS理论的Pan-Sharpning方法,主要研究如何结合多光谱成像的自身特点,将基于非参数层次贝叶斯自适应字典稀疏表示方法有机引入到Pan-Sharpning领域的关键技术问题,以期Pan-Sharpning后的图像同时具有较高的谱分辨率与空间分辨率。

## 1.2 遥感图像 Pan-Sharpning 技术的发展与研究现状

### 1.2.1 遥感图像 Pan-Sharpning 研究层次和方法

多源遥感图像的 Pan-Sharpning 是综合提取利用某个场景的全色图像和多光谱图像之间互补信息,生成一组新的更易解译、更有利于研究的关于该场景的解释。从融合层次上可将多源遥感图像融合分为:像素级融合、特征级融合和决策级融合。

#### 1. 像素级融合

遥感图像的像素级融合是对初始的遥感数据进行直接的融合,也就是进行像素间的直接代数运算,其主要目的是图像增强、图像分割和图像分类,从而为人工判读图像或更进一步的特征级融合提供最佳的输入信息。像素级融合属于较低层次的融合,目前大部分图像融合的研究集中在这个层次上。该层次上的融合由于保留了尽可能多的图像原有信息,因而具有较高的融合精度,但是在融合的过程中需要处理大量的信息,这就造成了大量的时间浪费,故其实时性较差。目前,主要的像素级融合方法有:彩色空间 IHS 变换融合,主成分分析(PCA)方法, Brovey 变换等。

#### 2. 特征级融合

基于特征的遥感图像融合是先分别对原始数据进行预处理后,提取各自的特征信息,然后进行综合分析和处理的过程。从图像中提取出来的特征信息是原始数据的统计量。这些特征信息包括典型的边缘、轮廓、形状,纹理,相似亮度区域等。由于该层次的融合是在特征空间上进行的,所需要的处理的数据量相对像素级融合来讲大大的减少了,因此可以极大的提



Degree papers are in the "[Xiamen University Electronic Theses and Dissertations Database](#)". Full texts are available in the following ways:

1. If your library is a CALIS member libraries, please log on <http://etd.calis.edu.cn/> and submit requests online, or consult the interlibrary loan department in your library.
2. For users of non-CALIS member libraries, please mail to [etd@xmu.edu.cn](mailto:etd@xmu.edu.cn) for delivery details.

厦门大学博硕士学位论文摘要库