

多光谱图像与几何代数

徐 晨 曹文明 刘 辉 著



科学出版社

多光谱图像与几何代数

徐 晨 曹文明 刘 辉 著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

本书针对多光谱图像光谱域上存在着大量不同谱段的图像数据,建立合适的几何代数表达模型,提出拟微分理论并将其应用于图像数据处理,建立能在一定程度上体现和利用真实的多光谱图像数据的边缘检测算法,本书还利用多光谱图像的几何代数模型建立二维和三维医学图像配准方法。

本书可供模式识别与图像处理、信号处理等专业的研究生以及科研人员阅读参考。

图书在版编目(CIP)数据

多光谱图像与几何代数模型,曹文明,刘辉著. —北京:科学出版社, 2014.5

ISBN 978-7-03-040627-2

I. ①多… II. ①徐… ②曹… ③刘… III. 多光谱图像—图像数据处理—数学模型 IV. TP751.9

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2014)第 098938 号

责任编辑:张艳芬 / 责任校对:鲁 素

责任印制:张 倩 / 封面设计:蓝 正

科学出版社出版

北京东黄城根北街16号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

北京市文林印务有限公司 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2014年5月第 一 版 开本:720×1000 1/16

2014年5月第一次印刷 印张:9 3/4

字数:185 000

定价:60.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

前 言

多光谱图像一般由多个不同波段的光谱信息构成,其信息量比一般图像大一个乃至几个数量级,不同光谱的成像信息之间具有紧密相关性,同时具有独特的谱间结构冗余和谱间统计冗余等特点。

当处理黑白图像或彩色图像时,人们能利用经典几何和传统矢量代数来进行完整的描述和表达,并且可以建立高效的数学模型用于分析需要处理的图像,但当处理多光谱图像时,却有所欠缺,从数学表达形式到分析处理模型,都不尽如人意。

几何代数将经典矢量代数、旋量代数、外代数和高斯曼代数等有机结合,赋予代数贴切的几何意义。在几何代数框架内,学者们对经典几何以及信号处理方法等进行重构,将几何代数的表示和分析复杂性降低,使其更容易为普通人所理解和接受。

本书旨在利用几何代数的特点,在几何代数框架下重建多光谱图像处理相关理论,针对一些多光谱图像研究领域提出新的有效算法,并将其应用到实际应用领域。

一般的多光谱图像在空间域上具有两个方向,如何在两个方向的空间域上建立合适的几何代数表达模型是本书的一个基础研究内容。在两个方向的空间域上加入第三个方向,构成比对现实的三维空间。在三维空间中,如何构造几何代数表达方式也是非常值得关注的。在多光谱图像的光谱域上,存在着大量的不同谱段的图像数据,同一空间位置的对象具有大量的光谱数据,这些数据之间存在着并不是很明确的联系冗余,如何在光谱域上建立合适的几何代数表达模型是本书的另一个基础研究内容。拟微分理论是 20 世纪 60 年代发展起来的数学分支,它和广义函数、Sobolev 空间理论一样,已经成为一种常用的数学工具,在偏微分方程理论的各个方面以及多复变函数和微分几何等领域许多问题的研究中广泛应用。在图像数据处理等实际应用中,经典微分理论是非常重要的一环,广泛应用于图像的边缘检测、识别、分类以及恢复中。面向多光谱图像数据,根据其特点,建立多光谱图像的几何代数拟微分理论,是本书重要的研究内容之一。由于多光谱图像具有特殊的第三维方向——光谱维,这使得多光谱图像的边缘检测不同于黑白图像或彩色图像。不可否认,利用成熟的黑白图像或彩色图像的边缘检测方法,也可以发现目标对象的边缘,但是这样的方法基本上无法利用多光谱图像光谱数据之间的联系和冗余。基于真实的多光谱图像数据,建立能在一定程度

上体现和利用真实的多光谱图像数据的边缘检测算法是本书另一个重要研究内容。多光谱图像在医学领域具有非常广泛的应用,研究医学领域的多光谱图像处理几何代数方法具有重要的使用价值。本书的最后一个关键研究内容是利用多光谱图像的几何代数模型,建立二维和三维医学图像配准方法。

书中许多内容是作者及团队的最新研究成果,其中部分研究结果尚未正式发表。借本书出版之际,特别感谢深圳大学的冯记强教授、欧阳春娟博士等给予的关心和帮助。

本书得到了国家自然科学基金项目(批准号:61070087,61375015)和深圳市基础研究基金项目(批准号:JC201105800030534011A)的资助,在此一并表示感谢。

书中难免存在疏漏和不足之处,恳请读者批评指正。

作者

于深圳大学

目 录

前言	1
第 1 章 绪论	1
1.1 多光谱图像技术简介	1
1.2 多光谱图像技术存在的问题分析	4
1.3 多光谱图像处理技术研究现状	6
1.4 几何代数的发展与应用	13
第 2 章 多光谱图像的几何代数表示模型	16
2.1 引言	16
2.2 Clifford 几何代数基本理论	16
2.2.1 Clifford 几何代数简介	16
2.2.2 多重矢量	17
2.2.3 外积	18
2.2.4 几何积	19
2.3 二维空间的几何代数	20
2.3.1 多重矢量的乘法	21
2.3.2 复数和 $\mathbb{C}_2$ 空间	22
2.3.3 旋转	23
2.4 三维空间的几何代数	23
2.4.1 三维空间的几何代数介绍	23
2.4.2 向量和二重矢量	24
2.4.3 二重矢量代数	26
2.4.4 三重矢量的性质	26
2.4.5 反转	28
2.4.6 旋转	28
2.5 片积和子空间的关系	29
2.5.1 片积子空间	30
2.5.2 射影、斥量和正交补	30
2.5.3 角度和距离	31
2.5.4 子空间的交和并	32

2.6 多光谱图像的几何代数表示模型	38
2.6.1 多光谱图像的空间域表示模型	39
2.6.2 多光谱图像的光谱域表示模型	39
2.6.3 多光谱图像的几何代数 k -邻近加权融合	44
2.7 本章小结	47
第3章 多光谱图像降维相关技术	48
3.1 降维方法综述	48
3.1.1 PCA 方法	50
3.1.2 等距离映射方法	53
3.1.3 常用降维方法结果分析	54
3.2 多光谱图像的非几何代数方法研究	55
3.2.1 基于 PCA 的多光谱图像降维方法	55
3.2.2 基于波段选择的多光谱图像降维方法	57
3.2.3 基于投影寻踪的多光谱图像降维方法	60
3.2.4 欧氏空间的 Mobius 变换	61
3.3 基于 Mobius 变换的等距离映射降维方法	65
3.4 高维数据降维结果分析	66
3.4.1 多光谱图像的横向降维	67
3.4.2 多光谱图像的纵向降维	68
3.5 多光谱图像的几何代数降维方法	68
3.5.1 多光谱图像数据中距离的定义	68
3.5.2 多光谱图像数据中邻域的定义	70
3.5.3 多光谱图像的 Mobius-Isomap 降维	71
3.6 多光谱图像的 Mobius-Isomap 降维实验和结果分析	73
3.7 本章小结	74
第4章 多光谱图像的 Clifford 拟微分理论及应用	75
4.1 引言	75
4.2 多光谱图像的 Clifford 微分	76
4.2.1 多光谱图像 Clifford 微分定义	77
4.2.2 多光谱图像 Clifford 傅里叶变换	80
4.3 多光谱图像 Clifford 拟微分理论	81
4.3.1 多光谱图像 Clifford 拟微分算子	81
4.3.2 多光谱图像 Clifford 拟微分的核、共轭及复合	82
4.4 基于 Clifford 拟微分算子的多光谱图像边缘识别	85

4.4.1	边缘识别算法	86
4.4.2	算法复杂度分析	87
4.5	实验与分析	88
4.6	本章小结	92
第 5 章	共形映射与共形几何代数	93
5.1	映射空间	93
5.1.1	设置	93
5.1.2	PE^n 上的几何代数	94
5.1.3	欧氏 OPNS	95
5.1.4	欧氏 IPNS	96
5.1.5	小孔成像	96
5.1.6	映射空间的投影	97
5.1.7	映射空间的旋转	98
5.1.8	映射空间的一个特别映射	99
5.2	共形空间	100
5.2.1	嵌入欧氏空间	101
5.2.2	欧氏空间嵌入的均质化	102
5.2.3	PK^n 上的几何代数	104
5.2.4	PK^3 中几何实体的表示	105
5.2.5	在 $\alpha(PK^3)$ 中发现 $\alpha(E^3)$ 和 $\alpha(PE^3)$	108
5.2.6	PK^n 中的转置	109
5.2.7	PK^n 中的旋转	111
5.2.8	PK^n 中的转换	112
5.3	本章小结	113
第 6 章	共形位置关系的三维医学图像配准	114
6.1	引言	114
6.2	结合纹理和边界信息的图像分割	115
6.2.1	纹理信息获取	116
6.2.2	区域增长和边界信息	117
6.2.3	三维配准图像共形位置	118
6.2.4	医学图像的共形位置约束	120
6.3	基于共形约束的三维医学图像配准	126
6.3.1	共形约束相似性测度	126
6.3.2	医学图像共形几何变换	126
6.3.3	三维医学图像配准	127
6.4	实验与分析	129

6.5 本章小结	132
第7章 总结与展望	134
7.1 总结	134
7.2 展望	137
参考文献	139

第 1 章 绪 论

1.1 多光谱图像技术简介

光谱是一种电磁辐射,大自然中的彩虹和极光现象都是人们早期观察到的光谱。肉眼可以观测到的电磁辐射只有很少部分,称作可见光,如白光经棱镜或光栅色散后呈现的红、橙、黄、绿、青、蓝、紫,它们的波长在 380~780nm。此外还有大量不能直接观察到的电磁辐射,如 X 射线、紫外线、红外线、微波等,它们波长的分布范围远远大于可见光波长,如图 1.1 所示。

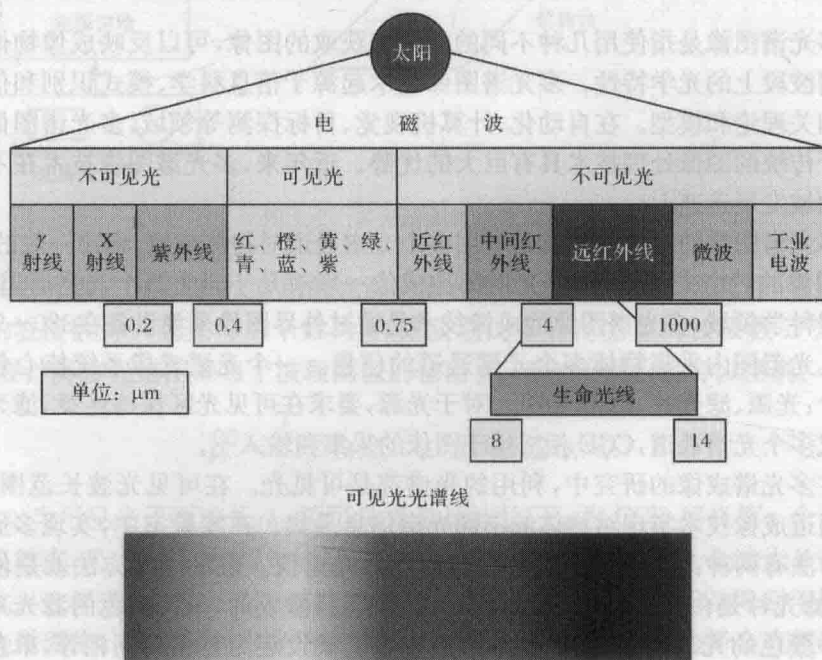


图 1.1 各个波长范围内的光谱以及可见光光谱线

在一定条件下,用波长 λ 表示相邻波段相同相位之间的距离,用频率 f 表示单位时间的波段数,用波段数 η 表示单位长度的波长数,则它们之间的关系为

$$\eta = \frac{f}{c} = \frac{1}{\lambda} \quad (1.1)$$

式中, c 为光在真空中的传播速率, $c=2.99792\times10^8\text{m/s}$ 。设每个光量子的特征能量为 ϵ , 则可以用普朗克公式表示为

$$\epsilon=h\nu=h\left(\frac{c}{\lambda}\right) \tag{1.2}$$

式中, h 为普朗克常量, $h=6.626\times10^{-34}\text{J}\cdot\text{s}$ 。表 1.1 列出了常见光谱的波长范围以供参考, 其中, $1\text{m}=10^3\text{mm}=10^6\mu\text{m}=10^9\text{nm}=10^{12}\text{pm}$ 。

表 1.1 常见光谱的波长范围

光谱区域	波长范围	光谱区域	波长范围
γ 射线区	5~140pm	近红外区	0.78~3 μm
X 射线区	0.01~10nm	中红外区	3~30 μm
远紫外区	10~200nm	远红外区	30~300 μm
近紫外区	200~380nm	微波区	0.3mm~1m
可见光区	380~780nm	射频区	1~1000m

多光谱图像是指使用几种不同的光谱带获取的图像, 可以反映成像物体在不同光谱波段上的光学特性。多光谱图像技术起源于信息科学、模式识别和信号处理的相关理论和模型。在自动化、计算机视觉、目标探测等领域, 多光谱图像技术相比于传统的图像处理技术具有巨大的优势。近年来, 多光谱图像技术在不同的应用领域发展迅速^[1]。

多光谱图像的成像原理就是利用多个光谱通道对物体成像, 相比一般的 RGB 彩色图像的三个光谱通道, 多光谱图像成像一般有几十至上百个光谱通道, 在颜色工程科学领域, 多光谱图像的成像技术是通过外界图像采集设备在 380~780nm 的可见光范围内采集物体多个光谱通道的信息。一个光谱成像系统核心包括三个部分: 光源、滤光片、CCD 相机。对于光源, 要求在可见光区保持连续, 滤光片用于构成多个光谱通道, CCD 相机用于图像的采集和输入^[2]。

在多光谱成像的研究中, 利用的光谱都是可见光。在可见光波长范围内, 利用多通道成像技术实现对物体的不同光谱信息采集。在实验室中, 实现多通道采集的方法有两种: ①使用滤光片; ②使用成像光谱仪。最常用的方法就是使用滤光片, 滤光片是由塑料或玻璃片再加入特种染料做成的, 一种颜色的滤光片只能让该种颜色的光通过, 各滤光片的透射率峰值被设定为互相间隔相等, 单色相机通过依次使用不同的滤光片进行图像拍摄, 获得同一景物的多幅单色图像, 然后合并输出为相机色空间的多通道图像。成像光谱仪是一种传感器, 这种传感器可以获取窄波段上连续光谱, 使每个像元的光谱具有连续性, 这样多光谱图像中的每一个像素都具有连续光谱。成像光谱仪首先对物体进行横向扫描, 得到每一个波段的图像空间信息, 然后对图像进行纵向扫描得到每一个像素的连续光谱曲线, 这样综合两种扫描就可以得到既含有图像空间维信息又含有波段维信息的三

维多光谱图像数据^[3]。下面以滤光片的方式阐述其成像原理,图 1.2 是一个多光谱成像的典型装置。

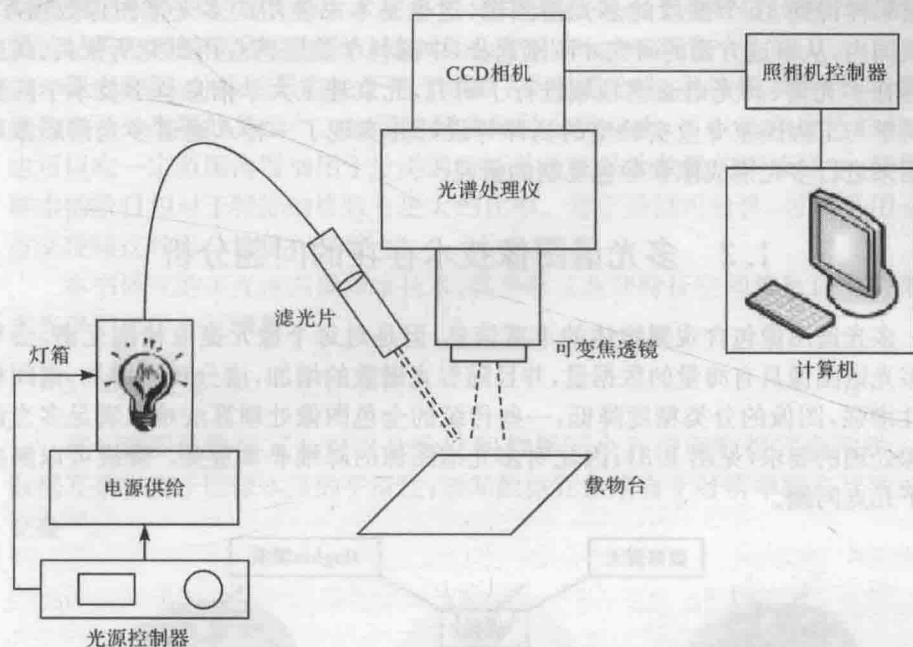


图 1.2 多光谱图像成像装置

在多光谱成像装置中,常用的光源一般有 D50 光源和 A 光源两种,假设 CCD 相机的波段数为 s ,滤光片的个数为 k ,则获取的多光谱图像的波段数 B 为: $B = sk$,若要计算多光谱图像每个波段图像的输出 p_b ,通过下面公式可以得到:

$$p_b = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} F_{ns}(\lambda) E_{nk}(\lambda) R_n(\lambda) \xi_{nk}(\lambda) d\lambda \quad (1.3)$$

式中, λ_1 为可见光最短波长; λ_2 为可见光最长波长; F_{ns} 为 CCD 相机第 s 个波段的光谱灵敏度; E_{nk} 为光源的相对能量; R_n 为光谱反射比; ξ_{nk} 为第 k 个滤光片的光谱透射比。这样通过改变 CCD 相机的波段和滤光片的个数,就可以得到不同通道的多光谱图像。在实际的多光谱图像采集过程中,对滤光片的选择会直接影响最后的成像结果。

20 世纪 80 年代,多光谱技术兴起。近年来,国内外对多光谱技术的研究不断增多。总体来说,对多光谱图像的研究主要集中在国外。从 90 年代开始,多光谱图像技术在北美洲、欧洲、大洋洲等地区得到迅猛发展。对于多光谱图像的研究不仅要分析各个光谱波段的丰富信息,重要的是研究各个光谱波段之间的连续性和相关性,这也是未来对多光谱图像研究的一个趋势。

英国东安格利亚大学理学院计算机研究所开发了多光谱遥感数据库,2004年,Finlayson、Hordley 和 Morovic 等利用 10nm 波长间隔对 400~700nm 的光谱采样得到 31 个波段的多光谱图像,这也是本书使用的多光谱图像数据库。反观国内,从事这方面的研究才刚刚起步,中国科学院遥感应用研究所张兵、高连如等在多光谱、高光谱遥感领域进行了研究,北京理工大学信息科学技术学院颜色科学与工程国家专业实验室的杨萍等设计并实现了一种八通道多光谱成像系统用来进行多光谱成像和颜色复制的研究^[2]。

1.2 多光谱图像技术存在的问题分析

多光谱图像包含观测物体的丰富信息,但是对每个像元提取精细光谱,会导致多光谱图像具有海量的数据量,并且随着光谱数的增加,谱分辨率增加,谱间相关性增强,图像的分类精度降低,一些传统的全色图像处理算法难以满足多光谱图像处理的要求(见图 1.3),因此对多光谱图像的降维非常重要。降维可以解决以下几点问题。

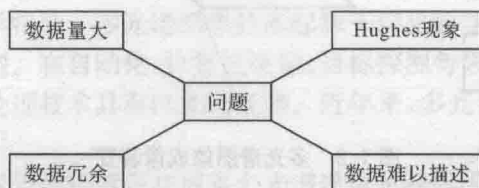


图 1.3 多光谱图像技术存在的四个主要问题

1. 数据量大

在多光谱成像中,多通道成像系统需要采集和存储比 RGB 系统更多的数据。例如,以 130 个连续光谱的多光谱图像为例,空间尺寸为 480×320 ,若每个数据存储长度为 8bit,那么得到的多光谱图像尺寸有 152Mbit,如果使用 RGB 图像存储,相同尺寸的图像大小只有 3.5Mbit,可见,光谱图像所带来的一个直接问题是,需要存储和处理海量数据,这样导致计算机的运行和处理效率降低,所以对光谱数据进行特征提取以达到压缩数据的目的是非常必要的。

2. Hughes 现象

Hughes 现象是指在多光谱分析过程中,随着参与运算波段数目的增加,分类精度先增后降的现象。对于多光谱图像,光谱数增加导致维数的大幅度增加,在目标分类过程中导致用于参数估计所需的训练样本数目也急剧增加。如果训练样本的数目不满足特征空间维数增加的要求,那么估计出的参数精度就难以保

证。例如,某些图像中特征较小的物体信息,由于占整个图像面积较小,不能提供足够数量的训练样本点,因此往往不能得到满意的分类结果。在这种情况下,虽然光谱波段数目的增加隐含了更多的分类信息,但由于参数估计值不够精确,分类的结果与理想情况相差很大,这时就会产生 Hughes 现象^[4]。

研究表明,分类结果取决于四个因素:类别可分性、训练样本数目、特征空间维数以及分类器的类型^[5]。为了达到较好的分类结果,可以选择合适的分类器,也可以在一定范围内增加用于分类的特征并选取足够数量的训练样本,使得训练样本的数目相对于特征的维数有更大的比率。对于类别可分性,可以采用一定的方法使得这种可分性得到改善^[4]。

本书研究的多光谱图像降维技术,就是通过改变特征空间维数的方法来改善多光谱图像的分类精度。

3. 数据冗余

多光谱图像数据冗余可以分为空间数据冗余和谱间数据冗余两种。空间数据冗余来自于图像本身的平滑性;谱间数据冗余来自于分辨率提高导致的频谱交叠^[5]。

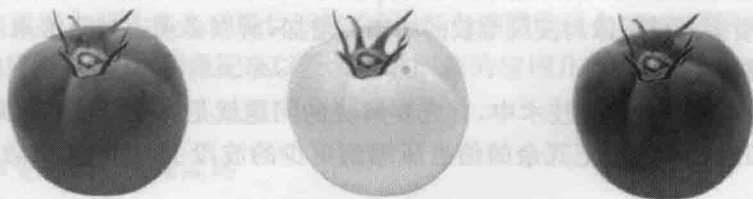


图 1.4 RGB 图像的 3 个波段灰度图像



图 1.5 31 个波段多光谱图像的前 5 个波段灰度图像

多光谱图像数据来自东安格利亚大计算机科学研究所

图像的谱分辨率越高,频谱交叠越厉害,谱间数据冗余就越大。数据冗余是多光谱图像技术中不可忽略的问题。由图 1.4 和图 1.5 可以看出,31 个波段图像的 5 个波段图像之间的冗余信息比 3 个波段图像各个波段之间的冗余信息更大,也就是说,图 1.4 中的 3 幅图像的可分性更好,而图 1.5 的 5 幅图像的可分性很差,即随着谱分辨率的增大,谱间冗余信息增大,谱间可分性减小,而降维则可以

有效地减小数据冗余量,提取图像的有效特征,提高分类精度。

4. 数据难以描述

多光谱图像数据可以理解为一个巨大的三维矩阵,假设图像的大小为 $x \times y$, 图像的波段数为 z , 则多光谱图像的数据形式为一个 $x \times y \times z$ 的三维矩阵, 当波段数 z 很大时, 这个数据将变得非常庞大。多光谱图像数据的难以描述性在于如何描述各个光谱之间的相关性。由于向量代数的局限性, 多光谱图像的各个光谱之间存在相关性和连续性, 如果单独利用各个波段来描述, 则会损失掉多光谱图像的大量信息。这些传统算法在处理多光谱图像时不能很好地利用多光谱图像中不同图层间的关联性, 而基于非传统向量代数的算法则可以很好地解决这一问题^[6]。Clifford 代数是一种典型的非传统向量代数, 本书就是基于 Clifford 代数对多光谱图像进行降维, 从而解决多光谱图像数据难以描述的问题。

通过多维多重矢量构成 Clifford 片积, 然后在对所有的 Clifford 片积做 Clifford 并运算得到整个多光谱图像的表示。多光谱图像的难以描述性就在于如何描述各个波段之间的相关性, 例如, 若 31 维多光谱图像利用 Clifford 代数的完备正交基表示, 则需要 n 维子空间的 n 阶片积的 Clifford 并来描述, 其中 $n \leq 31$, 描述难度随着多光谱图像的波段维数的增加而增加, 所以必须通过降维来简化多光谱图像的描述。

总之, 在多光谱图像技术中, 首先要解决的问题就是有效特征的提取和数据的压缩, 而通过降维可把冗余的信息压缩到更少的波段上面, 解决维数灾难(见图 1.6)。



图 1.6 维数灾难

1.3 多光谱图像处理技术研究现状

多光谱图像是指利用传感器在多个窄光谱波段上对同一对象(地域或目标)进行观测所获得的图像, 它反映了观测对象在各个窄光谱波段上的反射、透射或辐射特性。多光谱图像可以包括可见光、红外线、紫外线、毫米波、X 射线等光谱

波段^[3]。广义上的多光谱图像并不一定是同一设备成像,例如,在医学上,对病人同一组织采用 CT、MR 和 PET 设备,在不同成像参数下成像形成的图像,也可归类于多光谱图像(在医学领域更多学者称多光谱图像为多模态成像,也许这样更贴切)。按光谱分辨率的数量级范围可将多光谱进一步细化为^[2]:光谱分辨力在 10^{-1} 数量级范围以内的称为多光谱(狭义);光谱分辨力在 10^{-2} 数量级范围以内的称为高光谱,光谱分辨力在 10^{-3} 数量级范围以内的称为超光谱。

通常一幅多光谱图像包含数十到数百个狭窄的邻近波段,多光谱图像在每个光谱波段上的图像都可看做是静态灰度图像,这些静态图像不完全相同,而且不同光谱波段图像间具有光谱相关性,包含了观测对象的更多空间和光谱信息。单一光谱波段上的图像数据存在明显的局限性,利用单一光谱波段成像数据难以满足实际需求,为了对观测目标有一个更加全面、清晰、准确的理解与认识,人们迫切希望寻求综合利用多波段图像数据的技术方法,因此把不同光谱波段上的图像数据的各自优势和互补性综合起来加以利用就显得非常重要和实用。

半个世纪以来,在图像编码、图像分割以及图像配准等方面,多光谱图像处理技术得到了很好的发展,广泛应用于军事国防、医学图像分析、环境检测、地质勘探、航空/航天、反恐怖安全检测、农业产量评估、仿生识别和太空探索等领域^[5~13]。以下主要从多光谱图像压缩编码、多光谱图像融合、多光谱图像分类、多光谱图像降维、多光谱图像配准以及多光谱图像的应用几个方面概述多光谱图像处理技术的发展。

1. 多光谱图像压缩编码

多光谱图像数据量大,研究多光谱的压缩编码,可以减轻通信带宽和存储设备的压力,提高多光谱图像的使用效率,对多光谱图像成像技术及其应用技术的发展起到积极推动作用。多光谱图像的压缩编码方法大致可以分为变换、矢量量化和预测三种。

多光谱图像不同光谱的成像之间具有强烈相关性,通过变换后在频域内产生大量趋零系数,在逆变换过程中舍弃这些系数来达到压缩的目的,其引起的失真可以忽略不计,这就是变换压缩方法的基本原理。在多光谱图像的变换压缩中,大多是传统变换技术的改进,如 KLT、DCT 和 DWT 以及 SPIHT 和 SPECK 等。Epstein 等利用 KLT 和 DWT 去除谱间相关和空间相关,对量化后的变换系数进行行程编码和哈夫曼编码^[7]。Markman 等对多光谱图像进行三维 DCT 变换,并对高活跃块采用形状自适应(shape-adaptive)编码方法^[8]。Kim 在视频压缩中首先提出了 3D-SPIHT 算法^[9],3D-SPIHT 是由 SPIHT 算法扩展而来,Dragotti 将该算法应用到多光谱图像的压缩中,它通过对多光谱图像做三维变换,在光谱域做 K-L 变换,在空间域做 DWT 变换,小波系数采用三维树结构组织,最后通过划

分集合实现编码^[10]。胡兴堂等提出基于 DWT 变换和频域空间分形编码的海量高光谱数据压缩新方法(AWFC),该方法提供了将分形分块技术引入高光谱甚至超光谱影像的光谱维分块的思路,发展了光谱形态保持的图像分块技术,给出了基于光谱保持的分形编码压缩框架^[11]。

矢量量化方法则利用了多光谱图像数据的结构,由于多光谱图像中每一像素处的数据是由多波段灰度值构成的矢量,因此能够方便地进行矢量量化^[12],通过将每个矢量用最接近的编码矢量的简单聚类索引来替代以实现压缩。Gupta 等提出了非线性预测矢量量化方案,对多光谱图像进行谱间矢量预测和谱内矢量量化^[13]。Gelli 等首先对多光谱图像的光谱特征矢量进行分类和量化,然后对残差数据进行 KLT 和 DCT 变换^[14]。

基于预测的方法是根据两个相邻信号间的相关性,由一个信号推出另一个信号的预测值作为当前值的替代,因为推测必然与当前值之间产生误差,因此可以对该误差进行编码传输。Aguena 等利用多光谱图像的谱间结构冗余特性提出了预测树压缩方法^[15]。Plaza 等为了改善异构网络工作站上的标准高光谱图像处理链的伸缩性,提出了一种基于 DWT 变换的数据压缩技术智能应用的新框架。该框架中自适应有损压缩在不降低分析准确度的情况下,即使在亚像素精度也能提高光谱处理链的可伸缩性^[16]。Cagnazzo 等提出了一种新型的基于区域变化的多光谱遥感图像压缩方法^[17]。王柯俨等在研究分析干涉多光谱图像数据特性的基础上,提出了一种自适应分类曲线拟合的数据分析方法,结合内嵌比特平面编码方法,实现了对干涉多光谱图像的高效有损及无损压缩^[18]。

随着分辨率的提高,光谱探测系统发展到在几十到几百个谱带上观察目标,地面站处理这种图像资料的软件的发展远跟不上光谱探测技术的发展,严重阻碍了有效利用光谱探测技术获得图像资料。如何发展基于成像光谱仪技术的高效图像压缩方案,已成为多光谱图像处理技术急待解决的重要课题。

2. 多光谱图像融合

图像融合是研究如何加工、协同利用多源信息数据,并使不同形式的信息互相补充,以获得对同一事物或目标的更客观、更本质认识的信息集成处理技术。图像融合将不同来源、具有不同特点的图像数据各自的优势综合起来,弥补了单一图像上信息的不足。这样不仅扩大了各种信息的应用范围,而且大大提高了影像分析的精度。例如,可见光图像虽然具有丰富的细节信息和色彩,但在恶劣的气候条件下,对大气的穿透能力较差,在夜间的成像能力更差。红外线正好相反,它具有较强的穿透能力。如果对这些信息进行适当的融合,则可以消除因大气的衰减、物体遮挡等引起的影像模糊和消失,并获得清晰度增强的目标图像,从而有效地提高对目标的探测和辨识能力。