

分类号:
UDC:

密级:
编号:

江西科技师范学院硕士学位论文

脊波变换算法的研究与改进及其应用 Application of the research and improvement on Ridgelet Transform algorithm 李彦

指导教师姓名、职称 汪胜前 教授

申请学位级别 硕士 学科专业名称 信号与信息处理

论文提交日期 2010.5.25 论文答辩日期 2010.6.1

学位授予单位 江西科技师范学院

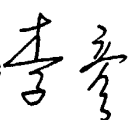
答辩委员会主席: _____

评阅人: _____

2010年5月25日

学位论文独创性声明

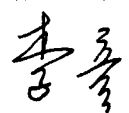
本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 江西科技师范学院 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

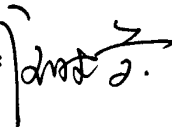
学位论文作者签名(手写):  签字日期: 2010 年 6 月 9 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 江西科技师范学院 有关保留、使用学位论文的规定，有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权 江西科技师范学院 可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编本学位论文。同时授权中国科学技术信息研究所将本学位论文收录到《中国学位论文全文数据库》，并通过网络向社会公众提供信息服务。

(保密的学位论文在解密后适用本授权书)

学位论文作者签名(手写): 

导师签名(手写): 

签字日期: 2010 年 6 月 9 日

签字日期: 2010 年 6 月 9 日

摘要

在 20 世纪 80 年代, 一种新的分析方法出现在应用数学的调和分析领域, 即小波分析。在小波分析中, 其重点在于小波变换, 它是一种针对信号的时间-频率分析方法。并且它具有多分辨率分析特点, 在时频两域都具有表征信号局部特征的能力, 是一种窗口大小不变但形状可变, 时间窗和频率窗均可改变的时-频局部化分析方法。目前来说, 小波分析已经被广泛地应用于图像处理和分析、信号分析、模式识别以及各种通信系统等领域。

在图像处理和分析应用中, 图像表示是其领域中的基本问题。图像表示的有效性是指用很少的数据来捕获感兴趣目标的重要信息的能力, 即稀疏表示的能力。而小波变换仅对于图像中的点奇异性具有有效的稀疏表示能力, 在二维及高维信号的表示与处理时略显不足。因此, Candes 等人提出了一种新的多尺度几何分析方法—脊波变换(Ridgelet Transform), 它能有效地处理二维空间中具有线奇异特征的信号。脊波变换通过将线奇异性特征转换成点奇异特征的方式, 实现对线状奇异特征的有效稀疏表示。相比于小波, 脊波变换具有更好的方向辨识能力, 对图像边缘等细节特征具有更稀疏的表达。自脊波理论提出以来, 它被广泛应用于函数逼近, 特征提取, 目标分类与识别, 图像恢复, 图像去噪, 数字水印, 图像编码等方面。

本文介绍了小波分析, 脊波分析, 数字水印, 图像压缩编码的一般知识理论; 着重研究了脊波变换的数学理论及其算法的实现方法, 以及将其应用于数字水印技术和图像的多描述编码。首先将脊波变换应用于数字水印技术中, 综合考虑图像的内容以及图像的脊波域 JND(Just Noticeable Difference)模型, 提出了一种基于图像内容和 JND 模型的脊波域数字水印算法, 取得了比较理想的实验效果。之后本文提出了一种冗余脊波变换(Redundant Ridgelet Transform), 是根据 Radon 变换中投影方向的选取来产生不同的脊波变换数据以及根据图像分块大小来控制变换中的冗余度。并将提出的这种冗余脊波变换应用于图像的多描述编码中, 提出了一种基于冗余 Ridgelet 变换的图像多描述编码方案, 其实验结果表明此方案在图像传输过程中具有较好的抗误码性能。

关键词: 脊波变换; 冗余变换; 冗余 Ridgelet 变换; 数字水印; 多描述编码

ABSTRACT

A new analysis method has been proposed at the field of harmonic analysis in applied mathematics in 1980's. It is wavelet analysis, which mainly focuses on wavelet transform. Wavelet transform is a kind of time-frequency analysis method in signal processing and also is a multi-resolution analysis method. It has the ability to represent any part of the signal in both time and frequency domain by a perfect window, which is a window with fixed window size but changeable window shape. Based on this, wavelet analysis has been widely used in mathematics, signal analysis, image processing and analysis, pattern recognition and communications systems.

The representation of image is a basic problem in the area of image processing and analysis application. The validity of image representation is that the ability to capture more and more important information in image by less and less data, that is the sparse representation ability. The wavelet transform is perfect only for the point singularity in image, but is slightly less in a valid sparse capacity at two-dimensional or high-dimensional signal representation and processing. Therefore, Candes etc. proposed a new multi-scale geometric analysis method--ridgelet transform, it can effectively deal with a line singularity of singular characteristic of the signal at two-dimensional space. The ridgelet transform effectively represents the line singularity by transforming line singularity characteristics into the point singularity characteristics. Comparing with wavelet transform, ridgelet transform has a better directional feature of the sparse representation. Since the ridgelet theory has been proposed, it is widely used in function approximation, feature extraction, target classification and recognition, image restoration, image denoising, digital watermarking, image coding and so on.

In this article we introduce the general theory of wavelet analysis, ridgelet analysis, digital watermark and image compression. And we pay more attention on the mathematical theory and the implementation algorithm of ridgelet transform, as well as its applications in the digital watermark technology and the image multiple description coding. Firstly, considering the image content and the JND (Just

Noticeable Difference) model of image in ridgelet domain, we apply the ridgelet transform into digital watermarking technology to propose a local watermarking scheme in the ridgelet domain combining image content and JND model. Experimental results show that the proposed watermarked scheme is robust to noise, cut, JPEG compressing and other intensive attack. After that, a redundant finite ridgelet transform based on blocks(B-RFRIT) is proposed based on the finite ridgelet transform(FRIT). It has been according to that we can get different ridgelet coefficients by increasing or reducing numbers of the projection directions of radon transform and can control the redundancy by changing the size of partitioned image block. Based on the proposed B-RFRIT, we apply it to image multiple description coding, a robust multiple description coding scheme is proposed in my next work. The experimental results show that this program has a good performance on image transfer process and anti-error.

Key Words: ridgelet transform; redundant transform; redundant ridgelet transform; digital watermarking; multiple description coding

目 录

| | |
|--------------------------------|----|
| 摘要..... | I |
| ABSTRACT..... | II |
| 目录..... | IV |
| 第1章 绪论..... | 1 |
| 1.1 问题的提出..... | 1 |
| 1.2 小波、脊波变换的产生背景..... | 2 |
| 1.3 研究的目的和意义..... | 3 |
| 1.4 本文结构安排..... | 4 |
| 第2章 小波、脊波分析理论基础及曲波变换简介..... | 6 |
| 2.1 小波变换..... | 6 |
| 2.1.1 连续小波变换..... | 6 |
| 2.1.2 离散小波变换..... | 7 |
| 2.2 多分辨率分析..... | 7 |
| 2.3 Ridgelet 变换..... | 10 |
| 2.3.1 二维连续 Ridgelet 变换..... | 10 |
| 2.3.2 离散 Ridgelet 变换..... | 11 |
| 2.4 有限 Ridgelet 变换 (FRIT)..... | 12 |
| 2.4.1 有限脊波变换..... | 12 |
| 2.4.2 正交有限脊波变换..... | 13 |
| 2.5 曲波变换..... | 13 |
| 2.6 本章小结..... | 16 |
| 第3章 数字水印理论和图像编码理论分析..... | 17 |
| 3.1 数字水印技术..... | 17 |
| 3.1.1 数字水印技术的原理..... | 17 |
| 3.1.2 数字水印技术的一般模型..... | 17 |
| 3.1.3 数字水印技术的分类..... | 18 |

| | |
|---------------------------------|----|
| 3.1.4 数字水印技术的性能评价标准..... | 19 |
| 3.2 数字水印的关键技术与当前现状..... | 20 |
| 3.2.1 数字水印的关键技术..... | 20 |
| 3.2.2 数字水印的国内外研究现状..... | 21 |
| 3.3 图像编码理论技术..... | 21 |
| 3.3.1 图像编码的必要性..... | 21 |
| 3.3.2 图像压缩编码的实现过程..... | 22 |
| 3.3.3 图像编码技术的发展现状..... | 22 |
| 3.3.4 图像编码技术的性能评定标准..... | 24 |
| 3.4 联合信源信道编码技术..... | 26 |
| 3.4.1 信源编码..... | 26 |
| 3.4.2 信道编码..... | 27 |
| 3.4.3 联合信源信道编码..... | 28 |
| 3.5 多描述编码(MDC)概述..... | 29 |
| 3.5.1 多描述思想的萌发与起源..... | 29 |
| 3.5.2 多描述编码的基本模型..... | 30 |
| 3.5.3 多描述编码的性能评价..... | 31 |
| 3.6 本章小结..... | 34 |
| 第4章 基于图像内容与JND模型的脊波域数字水印方法..... | 35 |
| 4.1 图像内容的提取..... | 35 |
| 4.1.1 图像内容与人类视觉系统..... | 35 |
| 4.1.2 图像块分类方法及其实验结果..... | 35 |
| 4.2 图像脊波域的JND模型的构建..... | 37 |
| 4.2.1 图像JND模型与基于HVS的数字水印模型..... | 37 |
| 4.2.2 图像脊波域JND模型..... | 39 |
| 4.3 基于图像内容及JND模型的脊波域数字水印算法..... | 39 |
| 4.3.1 水印的嵌入算法..... | 39 |
| 4.3.2 水印的检测算法..... | 41 |
| 4.4 实验数据分析..... | 41 |

| | |
|--|----|
| 4.5 本章小结 | 44 |
| 第 5 章 冗余脊波变换及其在多描述编码中的初步应用 | 46 |
| 5.1 冗余变换 | 46 |
| 5.1.1 信息冗余 | 46 |
| 5.1.2 一般正交变换 | 47 |
| 5.1.3 冗余变换 | 47 |
| 5.2 Radon 变换 | 48 |
| 5.2.1 Radon 变换的数学定义 | 48 |
| 5.2.2 Radon 变换的实现方法 | 49 |
| 5.2.3 Radon 变换实验结果 | 50 |
| 5.2.4 Radon 变换性质特点 | 51 |
| 5.3 基于块的冗余 Ridgelet 变换方法 (B-RFRIT) | 52 |
| 5.3.1 算法描述 | 52 |
| 5.3.2 试验仿真结果和分析 | 54 |
| 5.4 基于冗余 Ridgelet 变换的图像多描述编码方法 | 56 |
| 5.4.1 基于块的冗余 Ridgelet 变换的多描述编码算法 | 56 |
| 5.4.2 算法实验分析 | 59 |
| 5.5 本章小结 | 62 |
| 第 6 章 总结与展望 | 63 |
| 6.1 本文的主要研究工作总结 | 63 |
| 6.2 展望与设想 | 64 |
| 参考文献 | 65 |
| 攻读学位期间的研究成果 | 70 |
| 致谢 | 71 |

第1章 绪论

1.1 问题的提出

在当今信息化的社会中,随着计算机多媒体技术以及网络技术的迅速发展,文字、图形图像等信息可以通过数字媒体进行广泛地传播。数字化多媒体不仅有精确、廉价、方便等特点,而且由于它们可以大规模的被复制,从而其版权受到了严重的威胁;另外多媒体信息在传输中出现严重信号干扰,导致我们所需要的信息出现严重失真,无法准确获取。因此,多媒体电子产品的版权问题以及图像视频信号的网络传输问题都已经是需要我们亟待解决的问题。

针对上面的问题,结合当前小波分析理论在图像处理、信号与信息处理、雷达信号分析等各个领域的广泛应用,同时考虑到小波变换(Wavelet Transform)^[1-2]在图像稀疏表示过程中的一些局限性,本文就更优于小波变换的脊波变换(Ridgelet Transform)^[3-5]理论进行深入的分析和研究,并初步研究其在数字水印技术和多描述编码中的应用。

根据人类视觉系统以及自然图像统计模型的各种特性,一种最有效的图像表示方法应该有以下特征:

(1)多分辨率特征:即“带通”性,可以对图像进行高分辨率到低分辨率的连续逼近分析;

(2)局域性:就是说无论在空间域还是频率域,这种图像表示方法的“基”都应该是“局部”的;

(3)方向性:即图像表示所采用的“基”应该具有多“方向”性。

利用一维小波张成的二维可分离的小波基只具有有限方向,即水平、垂直和对角,多方向的缺乏是其不能“最优”表示具有线或者面奇异的高维函数的重要原因。事实上,具有线奇异或面奇异的函数在高维空间中非常普遍,例如,自然物体光滑边界使得自然图像的不连续性往往体现为光滑曲线上的奇异性,而不仅仅是点奇异。因此,实现函数的稀疏表示是信号处理、计算机视觉等众多领域中一个非常核心的问题。小波分析的不足,使人们开始从不同的角度出发,试图寻找比小波更好的“稀疏”表示工具。脊波理论便是其中最具有代表性、影响最深远的一种理论。

1.2 小波、脊波变换的产生背景

傅里叶变换^[6-7]是信号与信息处理中最经典的方法。傅里叶变换是用一组正交的三角函数加权组合来对信号进行分解的,是以三角级数作为其正交基的。但是,用三角级数刻画信号的奇异性特征所得到的效果不够理想,所以傅里叶分析只是适用于处理一些确定性的平稳信号。

20世纪90年代,在傅里叶变换的基础上发展起来的小波变换,通过引入可变的尺度因子和平移因子,在信号分析时具有可调的时频窗口,从而巧妙地解决了时频局部化的矛盾,弥补了傅里叶变换的不足,为信号处理提供了一种多分辨率下的动态分析和综合的手段,被誉为傅里叶变换发展史上的里程碑^[8]。

在1981年,法国地球物理学家 Morlet 在分析处理地质数据时,在群论的基础上首先提出了“小波分析”这一概念。Morlet 方法所取得的数值分析的成功不仅激发了他本人对小波分析进一步的研究,而且也大大地鼓舞了法国理论物理学家 Grossmann 和他一起共同研究小波理论。这一理论是 Fourier 分析划时代的发展结果。正如三角函数 e^{inx} 是 Fourier 分析基本组成,小波函数是小波分析的基本组成。但是,小波函数具有任意小的紧支特性,这使得小波分析能成为处理非平稳信号的强有力的工具。1985年,法国大数学家 Meyer 首先提出了光滑的小波正交基(Meyer 基),对小波理论的发展做出了重要贡献。1986年, Meyer 和他的学生 Lemarie 提出多尺度分析的思想。1988年,年轻的女物理学家 Daubechies 提出了具有紧支性的光滑正交基— Daubechies 基^[9]。Daubechies 基的紧支撑品质在小波理论中取得了无可争辩的成功。后来, Mallat 受金字塔算法的启示,巧妙地将计算机视觉内的多分辨率分析思想引入到小波分析中提出了著名的快速小波算法—Mallat 算法(FWT)^[10-11],这是小波理论研究突破性的成果,其地位相当于 Fourier 分析中的快速 Fourier 变换(FFT)。Mallat 算法的提出宣告小波理论从理论研究转向了应用领域。

小波分析^[12]的主要思想是:寻找快速算法以计算信号和图像的紧支表示。这种紧支表示是要建立在信号和图像相关基础上的,纯粹的随机信号是没有紧支表示的。然而,现实生活中信号和图像大多数是具有一定的平滑性和相关性。在这种情况下,小波分析是一种非常有效的分析工具。

小波分析的内容包括小波级数、小波变换以及 Mallat 算法。其优点在于小波级数的小波系数就是相应离散小波积分变换的值。而 Mallat 算法主要是利用多分辨率分析中空间塔式分解的多分辨率特性,将计算小波系数与信号处理中的滤

波器相结合,构造出一种计算小波系数的塔式分解算法,称为 Mallat 算法。

小波变换是以“小波基函数”作为其正交函数基的,此函数基不但克服了傅里叶分析中三角族发散的问题,而且还具有多分辨率分析特点。所以,小波分析能够有效地从信号中提取我们所需的信息,比较适合用来处理非平稳信号。

但是,小波仅仅对于那些具有点状奇异性的目标函数进行的表示是最优的,而自然图像一般并不是一维的、简单的相互分离点的组合。目标物体中不连续的点(如边缘)是其一个显著的特点,二维小波可以有效地处理那些分离的、不连续的边缘点,但是却不能处理光滑的边缘轮廓线,并且小波变换也只能获得有限的方向信息。因此,小波变换在表示图像的边缘轮廓线时,存在着很大的不足。基于此,为了克服小波变换在处理图像信号及更高维信号时的不足,人们又提出了一系列得多尺度变换,如:脊波变换、曲波变换、楔波变换、带波变换等,而在这其中又以脊波变换的研究和应用为最热。

1995年,斯坦福大学 E.J.Candes 和 D.L.Donoho 研究提出了一种新的多尺度变换——即脊波变换,它在小波变换的基础上增加了方向参数,能较好地分析具有直线奇异特性的信号。它充分的考虑了图像边缘的方向性和奇异性,能有效的处理在高维情况下图像的线状奇异性特征。

而脊波变换的核心思想主要是:先经过 Radon 变换^[13]把图像的线状奇异性转换为点状奇异性,然后利用小波变换来有效地处理在 Radon 域的点状奇异性。之后,Candes 和 Donoho 又在脊波变换理论的基础上采用剖分的方法提出了曲波变换^[14-15],它主要是针对那些具有曲线奇异性的信号,具有着很强的方向性,其各向异性特征很有利于图像边缘的高效稀疏表示。

1.3 研究的目的和意义

本文研究目的在于深入学习研究脊波变换理论的基础上,着重研究其在数字水印技术和多描述编码技术中的应用。

在脊波变换应用于数字水印技术中,想提出一种能有效同时保证水印图像不可见性和鲁棒性的数字水印嵌入算法。其关键在于解决图像嵌入水印序列的位置的选择和嵌入水印的强度大小的控制。从而,使其算法对多种攻击方法均有比较理想的鲁棒性,让多媒体图像的版权得到有效、可靠的保护。

在脊波变换应用于多描述编码技术中想设计一种能适用于互联网、无线通

信网络等不可靠网络的多描述编码方案,解决多描述编码当前急需研究的课题:

(1) 高效的编码方案。多描述编码技术通过引入冗余来提供差错控制,它不是多个传统图像、视频编码的简单组合。

(2) 丢失信号估计与重建。针对不可靠传输信道中可能的不同描述丢失情况,设计多描述分组方法,提高编码鲁棒性。

(3) 冗余率灵活可调。即根据网络状态调整多描述编码冗余参数以适应各级重要保护的需求。

(4) 多描述图像编码器的实现。在上述研究内容很好的实现的基础上,设计实现基于冗余变换的多描述图像编码器,如果效果好并顺利,还可以考虑其应用到多描述视频编码中。

因此在多描述编码方案中本文拟解决的关键问题在于:如何达到码率与失真的平衡,即如何设计高效的多描述编码方案使得在给定的编码率或冗余度下最小化失真。因此我们需要解决一下几个问题:

(1) 冗余 Ridgelet 变换理论实现方案的研究。我们当前常用的 Ridgelet 变换实现方法是先对图像进行有限 Radon 变换(FRAT),将图像的线奇异性映射为点奇异性,然后再进行一维的离散小波变换从而得到有限脊波变换(FRIT)系数。我们的研究在于 Radon 变换中,冗余的添加以及冗余度的可靠有效调节的实现。

(2) 为增强图像传输的鲁棒性考虑如何进行冗余有效的添加,并同时考虑到编码效率,设计实现一种传输有效性和传输鲁棒性最佳平衡的多描述编码方案。图像先进行有效的正交变换去除冗余,在一定程度上提高压缩编码效率,之后进行冗余 Ridgelet 变换引入冗余,来保证传输的鲁棒性。因此在本方案中如何高效的利用冗余 Ridgelet 变换来引入冗余是设计的关键。

1.4 本文结构安排

本论文主要从数字水印、多描述变换编码的方向进行研究,而理论是建立在脊波变换理论的基础之上。全文的安排如下:

第一章为绪论,简单介绍了本文研究课题的提出、课题研究背景以及本文研究的内容和关键需解决的问题。之后,介绍本文所研究的主要成果和全文的结构安排。

第二章主要介绍小波、脊波分析理论,以及基于脊波变换的第一代曲波变

换。我们首先详细介绍了小波分析理论,并指出小波分析的优缺点,引出了脊波分析理论。本章着重对脊波变换理论进行了全面的分析研究,最后简单介绍了第一代曲波变换。

在第三章中,对下面章节中我们即将研究的数字水印技术和图像编码技术的一些基本理论知识作了基本的介绍,并分析了它们当前的研究现状。在图像编码技术中简单介绍了信源编码、信道编码和联合信源信道编码,并进行对比突出了多描述编码在网络传输和无线传输中的优势与发展潜力。

第四章主要研究脊波变换在数字水印技术中的应用。首先我们对图像内容的提取以及图像 JND 模型(Just Noticeable Difference)的建立作了介绍,之后提出了一种基于图像内容和 JND 模型的脊波域数字水印算法,取得了比较理想的实验效果。

第五章研究脊波变换理论在图像编码中的应用,主要是应用于图像多描述编码。本章提出了一种冗余脊波变换(Redundant Ridgelet Transform),是根据 Radon 变换中投影方向的选取来产生不同的脊波变换数据以及来控制变换中的冗余度。并将提出的这种冗余脊波变换应用于图像的多描述编码中,提出了一种基于冗余 Ridgelet 变换的图像多描述编码方案,其实验结果表明此方案在图像传输过程中具有较好的抗误码性能。

第六章是对全文的总结和展望。第一节系统、全面地概述了论文的主要研究内容,详细地归纳了本文研究工作的创新之处。第二节针对于论文工作中不尽完美之处,提出了一些建议,以供后续工作进行参考借鉴。

纵观全文,本文主要创新性研究成果包括:

- (1)提出了一种基于图像内容和 JND 模型的脊波域数字水印算法
- (2)提出了一种基于块的冗余 Ridgelet 变换方法。
- (3)提出了一种新的多描述变换编码方案:基于冗余 Ridgelet 变换的图像多描述编码方案。

第2章 小波、脊波分析理论基础及曲波变换简介

2.1 小波变换

小波变换是一种针对信号的时间-频率分析方法。并且它具有多分辨率分析特点,在时频两域都具有表征信号局部特征的能力,是一种窗口大小不变但形状可变,时间窗和频率窗均可改变的时-频局部化分析方法^[82]。

2.1.1 连续小波变换

1. 小波变换的定义^[16-19]

$L^2(R)$ 表示一个平方可积实数空间,即能量有限的信号空间,则设 $\psi(t) \in L^2(R)$, 且其傅里叶变换为 $\hat{\psi}(\omega)$ 。从而有当 $\hat{\psi}(\omega)$ 满足允许性条件:

$$C_{\psi} = \int_R \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (2.1.1)$$

时,则称 $\psi(t)$ 为基小波或者母小波(Mother Wavelet)。母函数 $\psi(t)$ 经过伸缩、平移后,就能得到一个小波序列。连续情况时,小波序列即为:

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.1.2)$$

其中 $b \in R$, $a \in R^+$ 分别表示伸缩因子、平移因子。

任意一个函数 $f(t) \in L^2(R)$, 则其连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)为:

$$W_f(a,b) = \langle f, \psi_{a,b}(t) \rangle = |a|^{-1/2} \int_R f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (2.1.3)$$

则其逆变换为:

$$f(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \int_{R^+} \int_R \frac{1}{a^2} W_f(a,b) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) da db \quad (2.1.4)$$

可见,对 $f(t)$ 而言,小波变换是以 $\psi(t)$ 为核函数的线性变换。

2. 小波变换的性质

(1) 叠加性

设 $f(t)$ 、 $h(t)$ 的 CWT 分别为 $W_f(a,b)$ 、 $W_h(a,b)$, 则有 $z(t) = k_1 f(t) + k_2 h(t)$ 的 CWT 是 $k_1 W_f(a,b) + k_2 W_h(a,b)$ 。

(2) 平移不变性

设 $f(t)$ 的 CWT 是 $W_f(a, b)$, 则有 $f(t - t_0)$ 的 CWT 对应为 $W_f(a, b - t_0)$, 也就是说 $f(t)$ 的时移对应连续小波变换的 b 移。

(3) 伸缩共变性

设 $f(t)$ 的 CWT 为 $W_f(a, b)$, 则 $f(t/\lambda)$ 的 CWT 为 $\sqrt{\lambda}W_f(a/\lambda, b/\lambda)$, $\lambda > 0$ 。这一性质是使小波变换被称为“数学显微镜”的重要缘由。它说明了当信号 $f(t)$ 做某一倍数的伸缩, 则相应的其小波变换将会在 a, b 两轴上也做同一比例的伸缩, 而且不会发生失真变形。

(4) 小波变换的内积定理

用基本小波 $\psi(t)$ 分别对函数 $f_1(t)$, $f_2(t)$ 做小波变换, 并设 $f_1(t)$ 的 CWT 为: $W_{f_1}(a, b) = \langle f_1(t), \psi_{a,b}(t) \rangle$, $f_2(t)$ 的 CWT 为 $W_{f_2}(a, b) = \langle f_2(t), \psi_{a,b}(t) \rangle$ 且 $\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi(t - b/a)$, 则:

$$\langle W_{f_2}(a, b), W_{f_1}(a, b) \rangle = C_\psi \langle f_1(t), f_2(t) \rangle \quad (2.1.5)$$

其中 $C_\psi = \int_0^\infty |\psi(\omega)|^2 / \omega d\omega$ 。这就是小波变换的内积定理, 也称作 Moyal 定理。

2.1.2 离散小波变换

在小波变换的实际运用中, 需要将连续小波变换进行离散化处理, 而离散化处理的方法有两种, 一是信号(即时间序列)本身进行离散化, 另一种情况是将尺度参数 a 和平移参数 b 进行离散化。分别如下:

1. 如 $f(k\Delta t)$ ($k = 1, 2, \dots, N$; Δt 为取样的时间间隔), 则上面式(2.1.3)的离散形式为:

$$W_\psi f(a, b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \Delta t \sum_{k=1}^N f(k\Delta t) \overline{\psi\left(\frac{k\Delta t - b}{a}\right)} \quad (2.1.6)$$

2. 如取 $a = a_0^m$, $b = nb_0 a_0^m$, 其中 $a_0 > 1$, $b_0 \in R$, 则函数 $f(t)$ 的离散小波变换即为:

$$W_\psi f(m, n) = a_0^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi(a_0^{-m} t - nb_0)} dt \quad (2.1.7)$$

且当 $a_0 = 2$, $b_0 = 1$ 时, 式(2.1.7)可变为二进小波变换:

$$W_\psi f(m, n) = 2^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \overline{\psi(2^{-m} t - n)} dt \quad (2.1.8)$$

2.2 多分辨率分析

1986年, Meyer构造出了具有一定衰减特性的光滑函数, 并且通过其二进制收缩与平移便构成了 $L^2(R)$ 的一个规范正交基, 这从而使小波变换得到了真正的发展和进步。1988年, S.Mallat在构造正交小波基时提出了多分辨率分析的概念, 不仅从空间概念上形象地说明了小波变换的多分辨率特性, 并且将之前所有的正交小波基的构造方法进行了统一, 从而形成了正交小波的构造方法以及其快速算法—Mallat算法。对于多分辨率分析的理解和阐述, 我们用一个三层的小波分解来加以简单的说明, 小波分解树如图2.2.1所示。通过图可以很明显的看出, 多分辨率分解是对低频部分进行进一步的分解, 而对于高频部分则不作考虑。从图可得分解式为: $s_0 = s_3 + d_1 + d_2 + d_3$ 。

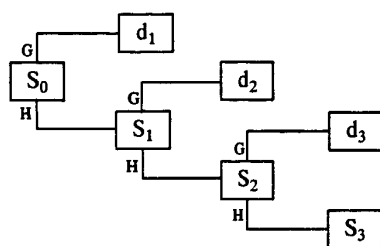


图 2.2.1 三层多分辨率分析的结构图

下面我们对多分辨率分析的相关理论做进一步的介绍。若空间 $L^2(R)$ 是由一系列嵌套的闭子空间 $V_j \subset L^2(R)$ 所构成的, 其中 $j = L, \dots, J$, 并且若其满足下面的几个条件, 则我们就称其为一个多分辨率分析^[20]。

(1) 包容性

$$\forall j \in Z : V_j \subset V_{j+1} \quad (2.2.1)$$

(2) 逼近性

$$\overline{\lim_{j \rightarrow \infty} V_j} = \overline{\bigcup_{j \in Z} V_j} = L^2(R) \quad (2.2.2)$$

$$\lim_{j \rightarrow -\infty} V_j = \bigcap_{j \in Z} V_j = \{0\} \quad (2.2.3)$$

(3) 伸缩性

$$\varphi(x) \in V_j \Leftrightarrow \varphi(2x) \in V_{j+1}, j \in Z \quad (2.2.4)$$

(4) 平移不变性

$$\varphi(x) \in V_0 \Leftrightarrow \varphi(x+k) \in V_0, k \in Z \quad (2.2.5)$$

(5) Riesz 基存在性

$$\exists \varphi(x) \in V_0 : \{\varphi(x-k)\}_{k \in Z} \text{ 对于 } V_0 \text{ 是一个稳定的基} \quad (2.2.6)$$

其实, 在上面的多分辨率分析的逼近中, 存有一个函数 $\varphi(t) \in L^2(R)$, 使

$$\varphi_{j,k} = 2^{j/2} \varphi(2^j x - k), k \in \mathbb{Z} \quad (2.2.7)$$

在 V_j 内组成一个标准的正交基, 且式中 $\varphi(x)$ 称为尺度函数。

在尺度函数基 $\{\varphi_{j,k}\}$ 形成的空间 V_j 中满足 $V_j \subset V_{j+1}$, 则当将 V_{j+1} 中的信号投影到 V_j 中时, 肯定将会产生一个细节差异, 而我们将这个差异在另一个与空间 V_j 正交的空间 W_j 中来进行描述, 则得:

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j, \forall j \in \mathbb{Z} \quad (2.2.8)$$

及

$$W_j \perp V_j, \forall j \in \mathbb{Z} \quad (2.2.9)$$

则, 此处我们称这个“存放”细节差异的空间 W_j 为小波空间。

在上面式(2.2.8)中的符号“ \oplus ”是指两个子空间的正交和。如果进行重复地使用式(2.2.8)和式(2.2.9), 多分辨率逼近又可以表示为

$$\forall N \in \mathbb{Z}, L^2(R) = V_N \oplus \left(\bigoplus_{j=N}^{\infty} W_j \right) \quad (2.2.10)$$

下面我们根据尺度空间和小波空间之间的关系与性质, 来讨论这些空间的基函数。假设 $\{\varphi(x-k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 是构成空间 V_0 的正交基, 那么应该存在一个函数 $\psi(x)$, 能够形成一个构成 V_1 子空间 V_0 的正交补空间 W_0 的正交基 $\{\psi(x-k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 。顺此推理下去, 只要通过伸缩和平移变换, 则 $\psi_{j,k}(x) = \{\psi(2^j x - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 也就可以成为 V_j 的正交补空间 W_j 的一个基函数。此处函数 $\psi(x)$ 被称为小波函数, 它在信号处理与分析中是用来表述信号的细节信息的。

在本文中, 研究的主要对象是图像, 所以使用的小波变换需是二维形式的。而构造二维小波的方法一般有张量积方法和多小波方法两种。本文中所采用的小波变换主要是张量积小波变换。用张量积方法对 Lena 图像进行二维小波变换后的实验数据如图 2.2.2 和图 2.2.3 所示。其中:

① *HH* 子带, 它表示图像的对角边缘特性, 是经过两个方向的高通小波滤波器卷积之后所产生的小波系数。

② *HL* 子带, 它表示图像水平方向的奇异特性, 是先在行方向上进行低通小波滤波器卷积, 再在列方向上进行高通小波滤波器卷积后所产生的小波系数。

③ *LH* 子带, 它表示图像垂直方向的奇异特性, 是先在行方向上进行高通小波滤波器卷积, 再在列方向上进行低通小波滤波器卷积之后所产生的小波系数。

④ *LL* 子带, 它是图像的近似表示, 是由两个方向都进行低通小波滤波器卷

积之后而产生的小波系数。



图 2.2.2 图像的二维分离滤波示意图



图 2.2.3 图像二级小波分解示意图

2.3 Ridgelet 变换

2.3.1 二维连续 Ridgelet 变换

Ridgelet 变换是为能有效地处理和表示二维甚至更高维的奇异性而提出的。而在数据处理中所处理的对象往往以二维的图像最为常见。因此，本文的此部分首先来介绍二维连续 Ridgelet 变换。

设光滑函数 ψ : 满足条件 $\int \psi(t)dt = 0$ 及允许性条件:

$$K_{\psi} = \int \frac{|\psi(\xi)|}{|\xi|} d\xi < \infty \quad (2.3.1)$$

Ridgelet 函数为:

$$\psi_{a,b,\theta}(x) = a^{-1/2} \psi((x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta - b)/a) \quad (2.3.2)$$

$$RFT_f(a,b,\theta) = \int_{R^2} \psi_{a,b,\theta}(x) f(x) dx \quad (2.3.3)$$

$RFT_f(a, b, \theta)$ 为 $f(x)$ 在 R^2 上的连续 Ridgelet 变换。

设 $f(x) \in L^2(R^2)$ ，则称变换：

$$R_f(\theta, t) = \int_{R^2} f(x) \delta(x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta - t) dx \quad (2.3.4)$$

为在 R^2 上的连续 Radon 变换。

设 $f(x) \in L^2(R^2)$ ，则称变换：

$$W_f(a, b) = \int_{R^2} \psi_{a,b}(x) f(x) dx \quad (2.3.5)$$

为 $f(x)$ 在 R^2 上的连续 Wavelet 变换。且： $\psi_{a,b}(x) = a^{-1/2} \psi((x-b)/a)$ ； $\psi(x)$ 是一维小波函数。

由上述式 (2.3.3)、(2.3.4) 和 (2.3.3) 定义可知，在二维空间中，点奇异特征与线奇异特征可以通过 Radon 变换相联系，则可有 Ridgelet 变换与 Wavelet 变换之间通过 Radon 变换相联系（如下图 2.3.1 所示），即：

$$RFT_f(a, b, \theta) = \int_R \psi_{a,b}(x) R_f(\theta, t) dt \quad (2.3.6)$$

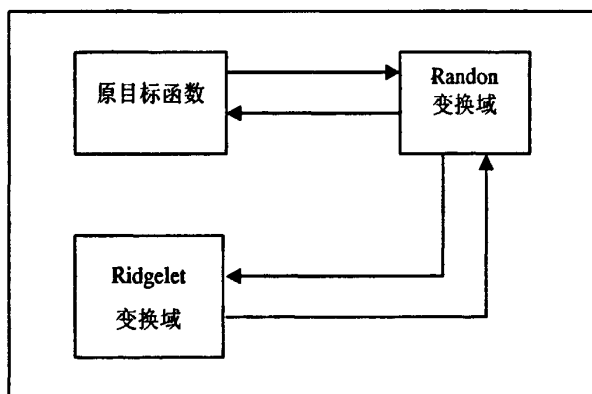


图 2.3.1 Ridgelet 变换、Radon 变换以及小波变换三者之间的关系

则，Ridgelet 变换重构公式可为：

$$f(x) = c_\psi \int RFT_f(a, b, \theta) \psi_{a,b,\theta}(x) \frac{da db d\theta}{a^3} \quad (2.3.7)$$

2.3.2 离散 Ridgelet 变换

对二维离散数据 $\{f(k_1, k_2)\} \in l^2$ (其中, k_1 和 k_2 均为 0 到 $n-1$), 取:
 $\theta_{j,x} = 2\pi \times 2^{-j}i, a_j = 2^{-j}, L_{j,i}(k_1, k_2) = k_1 2^{-j} \cos \theta_{j,i} + k_2 2^{-j} \sin \theta_{j,i}, b_{j,k} = 2\pi k \times 2^{-j}$
 其中:

$$k_1 \in [0, n-1]; k_2 \in [0, n-1]; j \geq J;$$

$$i = 0, \dots, 2^{j-1} - 1.$$

从而,

$$\psi_{j,k,i}(k_1, k_2) = 2^{j/2} \psi(2^j(L_{j,i}(k_1, k_2) - b_{j,k})) \quad (2.3.8)$$

令离散 Ridgelet 变换系数为:

$$a_{j,k,i} = \langle \psi_{j,k,i}, f \rangle, \quad (2.3.9)$$

则离散重构公式为:

$$f(k_1, k_2) = \sum_{j,k,i} a_{j,k,i} \bar{\psi}_{j,k,i}(k_1, k_2) \quad (2.3.10)$$

2.4 有限 Ridgelet 变换 (FRIT)

2.4.1 有限脊波变换

脊波变换^[21-25]的离散化是可以通过离散 Radon 变换加上离散小波变换联合得到。然而 Radon 变换的离散化却是一个不好解决的问题, 在先前众多 Radon 变换离散化算法中, 有些会存在着大量的冗余, 而有些虽然是克服了大的冗余度这个缺陷, 但想得到其所对应的逆变换却又是比较困难的。总体看来, 其中有限 Radon 变换 (Finite Radon Transform, FRAT)^[26-27]可以说是其中比较好的离散化算法之一。FRAT 是有限大小的二维离散图像实现 Radon 变换的一种离散化方法。

然而, 为了获得更好的能量集中性, 有限 Radon 变换 FRAT 与其反变换 FBP 都要求进行变换的图像均值为零。对于均值不为零的图像, 在变换前可以先减去均值, 以保证进行变换时图像的均值为零, 反变换回来之后再加上其图像均值便可以恢复原图像。

可逆的脊波变换可以通过在 FRAT 每个方向上进行一维离散小波变换得到, 这种过程称作为有限脊波变换 (FRIT)。考虑到 FRAT 系数的周期特性, 所以小波变换也要选择周期性的小波。有限脊波变换的示意图如图 2.4.1 所示:

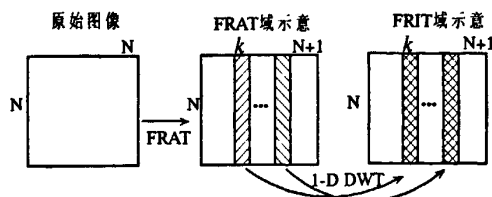


图 2.4.1 脊波变换 (FRIT) 示意图

通过定义, 有限脊波变换写作如下:

$$\begin{aligned}
 FRIT_f[k, m] &= \langle FRAT_f[k, \cdot], w_m^{(k)} \rangle \\
 &= \sum_{l \in Z_p} w_m^{(k)}[l] \langle f, e_{k,l} \rangle \\
 &= \langle f, \sum_{l \in Z_p} w_m^{(k)}[l] e_{k,l} \rangle
 \end{aligned} \tag{2.4.1}$$

2.4.2 正交有限脊波变换

有限 Radon 变换本身就具有一定的冗余度, 这种冗余通过采用一维小波变换可以进行去除, 继而得到正交的有限 Ridgelet 变换。当一维小波变换采用正交树结构滤波器组且所有小波基函数都具有零均值, 将每列系数均分解到变换后小波系数序列最低频子带中的近似系数仅有一个 (即最高层数) 时, 就可以得到正交有限脊波变换。并且, Minh N. Do 等人已经证明只要有满足 Z 条件的基函数 $\{w_m^{(k)} : m \in Z_p, k = 0, 1, \dots, p\}$, 就可以定义正交有限脊波变换^[28-30]如下:

$$FRIT_f[k, m] = \langle FRAT_f[k, \cdot], w_m^{(k)} \rangle \tag{2.4.2}$$

2.5 曲波变换

这里我们介绍的是第一代曲波变换, 第一代曲波变换的基础是脊波变换。Curvelet 变换 (Curvelet transform)^[31-32]由 Cande's 和 Donoho 在 1999 年提出, 其实质是由脊波理论衍生而来。单尺度脊波变换的基本尺度 s 是固定的, 而 Curvelet 变换则不然, 在所有可能的尺度 $s \geq 0$ 上进行分解。Curvelet 变换是由多尺度脊波变换 (Multiscale Ridgelet transform) 和一种特殊的滤波过程组合而成。而多尺度脊波字典 (Multiscale Ridgelet Dictionary) 是所有可能的尺度 $s \geq 0$ 的单尺度脊波字典的集合:

$$\{\psi_\mu := \psi_{Q,\alpha}, s \geq 0, Q \in \Omega_s, \alpha \in \Gamma\} \tag{2.5.1}$$

完成 Curvelet 变换需要使用一系列的滤波器: $\Phi_0, \Psi_{2^s}(s=0, 1, 2, \dots)$, 这些滤波器需满足:

- (1) Φ_0 是一个低通滤波器, 并且其通带为: $|\xi| \leq 1$;
- (2) Ψ_{2^s} 是带通滤波器, 通带范围为: $|\xi| \in [2^{2s}, 2^{2s+2}]$;
- (3) 所有滤波器满足:

$$\left| \hat{\Phi}_0(\xi) \right|^2 + \sum_{s \geq 0} \left| \hat{\Psi}_{2^s}(\xi) \right|^2 = 1 \quad (2.5.2)$$

我们知道脊波变换是为了解决二维或更高维奇异性而产生的一种新的分析工具, 由于它能很好的检测直线, 因此采用这种变换来检测边缘的效果比一般传统变换要好一些。但是对于图像而然, 线条多以曲线居多, 通过把图像分块, 使每个块内的曲线近似于直线 (如图 2.5.1 所示), 再对每个块做脊波变换, 这样的效果会更好。第一代曲波变换其实就是一种多尺度的局部化脊波变换, 它的基本思想: 首先对信号做小波变换, 将其分解为一系列不同尺度的子带信号, 然后对每个子带再作局部脊波变换。局部脊波变换中子块的大小可以因尺度变化而互不相同。

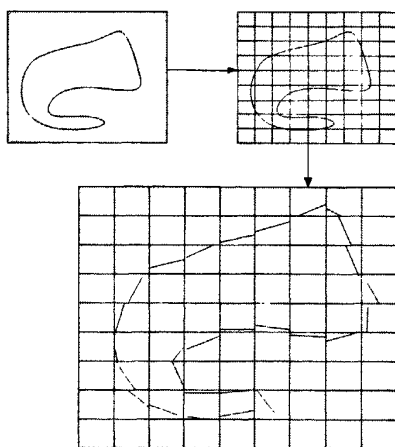


图 2.5.1 图像分块处理

第一代曲波变换实现过程^[33-35]如下:

(1) 子带分解: 一般采用二进小波变换算法来实现。分解后, 每个子带的样点数和原始图像样点数相同。曲波变换的尺度 s 和子带分解的尺度 j 是有区别的, 一般情况下 $j \in \{2s, 2s+1\}$ 。因此, 有时在子带分解后, 为了得到曲波的各尺度分量, 需要对二进小波变换的相邻子带进行合并, 合并算法一般是通过子

带重建来实现的。

(2) 平滑分割: 将各个子带分割为若干子块, 各个尺度上分割得到的子块大小根据具体需要来确定, 可以互不相同。为了减小分块引起的边缘效应, 需要在分块时进行平滑处理, 即采用平滑窗进行分割, 平滑窗满足:

$$\sum w_o(x_1, x_2)^2 = 1.$$

另外, 为了减小边缘效应, 往往使得分块相互交叠。分块的尺寸大小随着尺度 s 的增加而相应的增加, 设像块尺寸为 B , 一般有 $B_{j+1} = 2B_j$ 。

(3) 脊波分析: 对分割得到的各子块作局部脊波变换。

第一代曲波变换的实现算法^[36]如下:

以数字图像为例, 设 I 表示 $N \times N$ 的原图像, 那么对 I 作 J 层二进制小波变换后就得到

$$I = C_J + \sum_{j=1}^J D_j \quad (2.5.3)$$

其中 C_J 是最粗尺度 J 上的低频分量, $\{D_j\}_{j=1,2,3,\dots,J}$ 是各个尺度上的子带分量 (也即高频细节), 这里最细的尺度为 $j=1$ 。其算法可以概略的描述为:

- (1) 对原图像 I 作 J 层二进小波分解, 得到子带序列 C_J 和 $\{D_j\}_{j=1,2,3,\dots,J}$;
- (2) 设初始子块 (也即最细尺度上的子块) 尺寸为 B_{\min} , 并且令 $B_1 = B_{\min}$;
- (3) for $j=1$ to J {

将 D_j 分割成大小为 B_j 的子块 (互相有重叠);

在各个子块上作离散脊波变换;

if ($j \bmod 2 = 1$)

$B_{j+1} = 2B_j$;

else

$B_{j+1} = B_j$;

}

图 2.5.2 给出了整个分解算法的主要流程。第一代曲波变换本身是冗余变换, 若第一步小波分解的层数为 J , 那么整个变换的冗余因子就是 $16J+1$ 。由于上述分解过程的每个步骤都是可逆的, 所以可以构造相应的逆变换算法, 完成重构原图像。

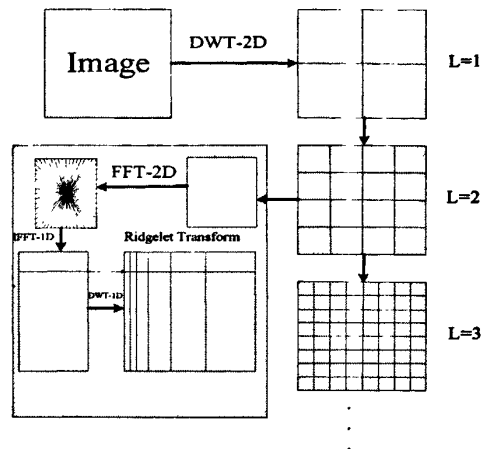


图 2.5.2 曲波变换示意图

2.6 本章小结

本章的主要内容为介绍了小波、脊波分析理论，以及基于脊波变换的第一代曲波变换。首先详细介绍了小波分析理论，并指出小波分析的优缺点，从而重点引出脊波分析理论。在对脊波分析理论深入研究的基础上，为后面章节中脊波变换应用于数字水印和多描述编码埋下伏笔。

第3章 数字水印理论和图像编码理论分析

脊波分析理论的应用领域很多, 本论文就其应用于数字水印和图像编码做一个简单的探索研究。下面本章就先对这两个应用技术领域的基本理论知识进行简单概要的论述。

3.1 数字水印技术

3.1.1 数字水印技术的原理

数字水印技术的原理, 下面我们从两个方面来进行理解^[37-38]。

(1) 从数字通信角度来看, 水印编码可认为是通过扩频技术在一个宽信道(即原始图像)上传送一个窄带信号即水印。虽然水印信号具有一定的能量, 但在信道中任一频率上分布到的能量是不易检测的。那么, 水印译码可理解为在一个有噪声的信道中检测弱信号的问题。

(2) 从图像处理角度来看, 嵌入水印可理解为叠加一个弱信号(即水印)在强背景(即原始图像)之上。对于不可见水印, 因为人眼的视觉系统(Human Visual System--HVS)^[39-41]的分辨率会受到一定的限制, 所以只要叠加的水印信号幅度低于人眼的视觉系统的对比度门限值, 人就很难可以感觉到所嵌入信号的存在。

3.1.2 数字水印技术的一般模型

水印的嵌入可用下面的公式描述:

$$I_w = F(I, W, K) \quad (3.1.1)$$

其中载体图像、水印信号和密钥分别由 I 、 W 、 K 来表示, F 表示水印嵌入算法。常用的水印嵌入方式的有两种, 如下所示:

$$V_i^w = V_i + \alpha w_i \quad (\text{加性}) \quad (3.1.2)$$

$$V_i^w = V_i(1 + \alpha w_i) \quad (\text{乘性}) \quad (3.1.3)$$

其中 V_i 表示载体图像像素, V_i^w 表示嵌入水印图像像素; w_i 表示水印信号分量; α 表示强度因子。 α 的选择必须要考虑到图像的性质和人眼视觉系统特性, 从而保证在不影响图像载体的视觉效果前提之下, 尽可能的提高嵌入水印的强

度。

而水印的嵌入、恢复和检测过程框图如下所示：

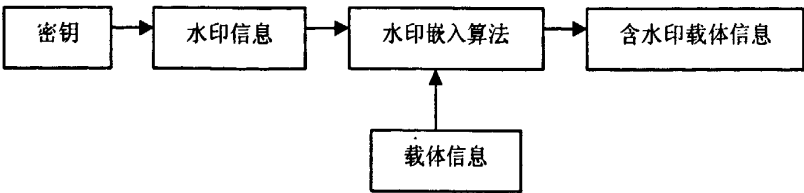


图 3.1.1 水印的嵌入过程

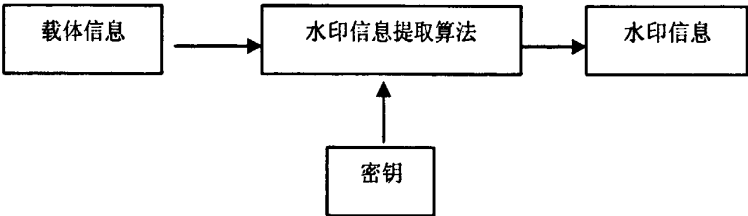


图 3.1.2 水印的恢复过程

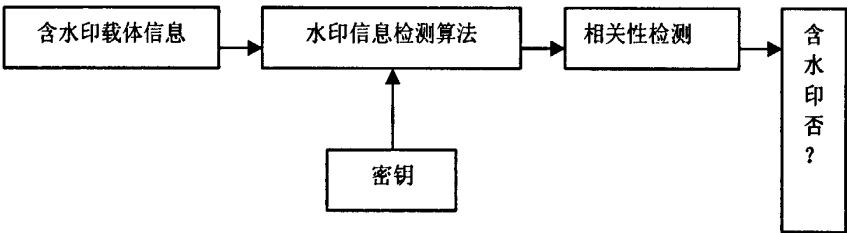


图 3.1.3 水印的检测过程

3.1.3 数字水印技术的分类

数字水印技术的分类具有很多种，从不同角度会有不同的分类方法。

- 1. 据水印被嵌入的技术的不同可以将数字水印技术分为时空域和变换域。目前人们对水印的研究相对集中于具有更好的稳健性的变换域数字水印；
- 2. 据水印嵌入结果的不同可以分为可感知和不可感知两种数字水印方式，因为多数数字水印的应用都要求有隐形性，因此对不可感知水印的研究相对较多；
- 3. 据数字水印提取的过程是否需要原水印信号可以分为盲提取数字水印和非盲提取数字水印，或称为公开数字水印和私有数字水印。由于非盲提取数字水印具有较好稳健性，所以目前所提出的大多数水印方案都以此为主；
- 4. 还可以根据嵌入水印的稳健性来将其分为稳健水印和脆弱水印两种，通

常稳健水印主要用于版权保护,而脆弱水印则多用于数据的完整性保护。

3.1.4 数字水印技术的性能评价标准

数字作品的价值大小由其质量的好坏决定,只有数字水印是不可感知的,才能保证水印作品与原始作品之间的相似感知性。但是如何来测试相似感知性是数字水印算法性能评估的一个难以解决的问题,目前为止还没有一个通用的标准的度量评价标准。目前来说,人们对数字水印算法的质量评价主要有定量方法(Quantitative Metrie)和主观测试方法(Subjective Test)两种。

(1) 定量测试

失真的定量测试不依赖于主观评价标准,就可以方便地对各种数字水印方法进行公正的比较,是一种比较客观的方法。

针对于嵌入水印后图像与原图像之间的质量比较使用最多的度量指标有两种,即峰值信噪比 PSNR(Peak Signal to Noise Ration)与信噪比 SNR(Signal to Noise Ration)。而对于提取水印与原始水印之间相似度的定量测试,普遍采用归一化相关系数 NC(normalized cross-correlation),又称相似度系数。

① 峰值信噪比 PSNR

峰值信噪比是以 dB 为单位的,有简单的数学表现形式。它是根据均方误差的原理来给出的,所以对全局的随机误差来说,它有非常好的评价性能。

若有一幅图像 A 大小为 $M \times N$,每个像素的灰度值为 $f(x, y)$,其中 $x=1, 2, \dots, M$; $y=1, 2, \dots, N$ 。经过某种处理之后得到图像 B,每个像素的灰度值为 $\hat{f}(x, y)$,其中 $x=1, 2, \dots, M$; $y=1, 2, \dots, N$ 。则令 $f_{\max} = \max\{f(x, y) | x=1, 2, \dots, M, y=1, 2, \dots, N\}$ 从而可得到峰值信噪比 PSNR 的计算公式:

$$PSNR(A, B) = 10 \log_{10} \left[\frac{f_{\max}^2}{\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [\hat{f}(x, y) - f(x, y)]^2} \right] \quad (3.1.4)$$

PSNR 的典型值一般在 30dB 到 48dB 之间,不同的计算方法也可能得出不同的值。一般来说,PSNR 的实际值没有多大意义,但是通过比较两幅图像计算而得到的 PSNR 值,就可以给出一个图像质量的有效性能指标。

② 相似度系数 NC

原始水印 W 和提取水印 W^* 之间的相似度可以通过相关性检验来衡量和评价。相似度系数是指未嵌入之前的原始水印信息和经过嵌入后又分离出来的水印信息的相似程度, 对于鲁棒水印来说, 相似度系数越大越好。当对水印图像进行多种攻击之后, 我们可以通过比较相似度系数 NC 的值, 从而得到数字水印算法抵抗各种攻击方式的能力。这样, 由 NC 值的变化就给出了一个比较客观的算法评价准则。

这里用 w_i 来代表原始水印信息, 用 w_i^* 表示提取的水印信息。则相似度系数的计算公式定义如下:

$$NC = \frac{\sum_{i=1}^n w_i w_i^*}{\sum_{i=1}^n w_i^2} \quad (3.1.5)$$

NC 的取值范围在 $[0, 1]$ 之间, 如果该相关值大于某一预定门限(一般由实验确定), 则认为水印存在, 其中 NC 越接近于 1, 说明提取的水印就越好。

(2) 主观测试

评价一幅作品的好坏最直接的方法就是进行主观打分。主观测试可以分为两步: ① 第一步把产生了失真的数据集, 按照由好到坏的次序分成几个等级。② 第二步测试者根据每个数据集的失真程度来进行打分并描述数字水印的不可见性。

3.2 数字水印的关键技术与当前现状

3.2.1 数字水印的关键技术

从数字水印一般模型可以看出数字水印技术主要问题在于如何在图像中嵌入水印即嵌入水印的算法, 从而使嵌入水印后图像和未嵌入水印的图像在人眼的可接受差别范围之内。也就是说数字水印的关键技术在于选择数字水印嵌入的位置、水印嵌入的算法以及水印强度的控制方法。

一般来说, 对于小波变换域的水印技术通常将水印的嵌入在小波系数的中频中, 因为低频系数是图像的重要信息, 发生过大的变化容易引起图像的明显变化, 而高频系数在滤波等过程中又比较容易丢失, 所以综合考虑一般都选择了中频系数为水印的嵌入对象。

基于此,本文中后面将对脊波变换在数字水印技术中的应用做初步的探索研究,并提出了一种新的基于脊波域的数字水印方案。

3.2.2 数字水印的国内外研究现状

数字水印技术^[42-44]作为信息隐藏学的一个重要分支,吸引着大量研究人员的注意力。数字水印技术在信息安全以及经济上的重要地位,使其近些年来发展较为迅速。世界各国的大学、科研机构以及商业集团都积极地参与或支持此方面的研究工作。

1994年,在IEEE的国际图像处理会议(ICIP'94)上,R.G.Van Schyndel等人第一次明确提出了“数字水印”的概念,从此在现代信息隐藏技术中掀起了数字水印技术的研究高潮。在美国,有许多著名大公司和大学的研究机构,像明尼苏达大学、麻省理工学院的多媒体实验室、南加州大学、普林斯顿大学、IBM研究所、NEC研究所等,都在致力于信息隐藏技术的研究和探索,并且已经取得了大量的研究成果。

随着国际信息技术交流的加快和水印技术的快速发展,国内的一些研究机构和高校也都纷纷投入到数字水印技术的研究,其中较有代表性的有天津大学的张春田、苏育挺等,哈尔滨工业大学的牛夏牧、孙圣和、陆哲明等,南京理工大学的吴慧中,中国科学院自动化研究所的谭铁牛、宋玉洁等,他们都是在国内来说,较早的投入到水印技术研究且取得了一些成绩的科研单位。1999年12月11日,由北京电子技术应用研究所组织,召开了全国第一届信息隐藏技术学术研讨会(CIHW),至今此会已经成功的举办了五届,这很大程度地推进了国内数字水印技术的研究和发展。

相对来说,尽管数字水印技术在国内的应用还处于刚刚起步的阶段,但一些数字水印公司的创办使得数字水印技术在我国不仅仅只停留在理论上的研究,而是已初步走上了商业化和实用化的道路,同时国家的863、973等项目也都有包含关于数字水印的研究项目,这样更加推动了国内水印技术的蓬勃发展,为国内的信息安全产业提供了安全有效的保障。

3.3 图像编码理论技术

3.3.1 图像编码的必要性

我们知道在图像信号中存在着大量的冗余信息，其中有结构上的冗余，它表现为图像中存在着很强的空间相关性。而采用适当的变换映射技术，可以解除这种相关性，从而达到减少这种冗余的目的。

另外，由于人眼对图像分辨率的要求有一定限度，便产生了一种心理视觉上的冗余。我们完全有可能在不影响图像的视觉效果的前提下通过压缩来减少图像的精度，从而达到压缩图像的目的。

还有一种冗余即编码冗余，是图像在统计上的冗余。它是由于编码信号的概率分布的不均匀性所产生的。如果编码时采用统计编码，则就可以大大地减小平均码字长度，从而消除这种统计冗余度。因此当这三种冗余中的一种或多种得到减少或消除时，就可以使图像的数据存储占有更小的空间，以实现压缩图像的目的^[45-46]。

3.3.2 图像压缩编码的实现过程

图像压缩编码系统是由编码器和解码器两个结构块组成的。系统框图^[47]如图 3.3.1 所示，在编码端，图像 $f(i, j)$ 被输入到编码器中，编码器将输入的数据转换为数字码流；而在接收端，则是一个相反的过程，解码器将接收到的码流重建为图像 $\hat{f}(i, j)$ 。其中编码器包含符号编码器、量化器和映射变换器；解码器包含反映射变换器和符号解码器。

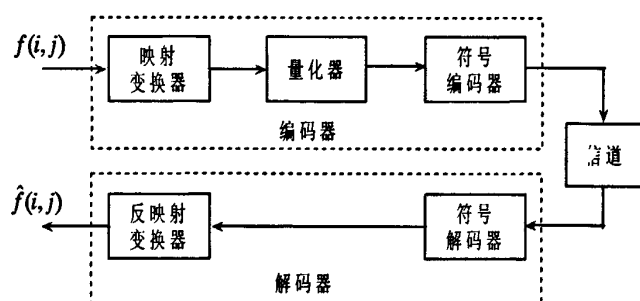


图 3.3.1 静止图像压缩原理框图

需要说明的是在图像的编解码过程中，量化过程是不可逆的。即量化时存在着量化误差，而这种误差是不可避免的，只可以尽可能地降低这种误差。因此，要实现无损的压缩编码，在编码时是不能够对变换矩阵进行量化的。

3.3.3 图像编码技术的发展现状

目前来说编码技术分为两代：第一代是以消除图像、视频数据冗余为主要目的的，也称为传统编码技术，称为低层压缩编码方法，它是像素或像素块为实体对象，并以显示器件（如 CRT）为编码系统的最后环节。至今已经得到普遍应用的 JPEG^[48], MPEG-1, MPEG-2, H. 261 以及 H. 263 等压缩编码国际标准主要就是采用这种技术。而第二代是以充分利用人眼的视觉系统为特点的，它利用人眼的视觉系统特性来去除图像、视频内容的冗余，从而实现高压缩比。其中基于对象的(object-based)方法称为中层压缩编码方法。基于语义的(semantics-based)方法称为高层压缩编码方法。如发展比较迅速的小波编码，分形编码，模型编码等。JPEG2000^[49-50], MPEG-4 中就运用了小波变换来代替 DCT^[51]变换。

在第一代编码技术中主要有熵编码、预测编码以及变换编码。熵编码是纯粹基于信号统计特性的编码技术，是一种无损编码方法，解码后能无失真的恢复原始图像。其基本原理是给出出现概率较大的符号一个短码字，给出出现概率较小的符号一个长码字，这样使得最后的平均码长很小。一个精心的熵编码器，其输出的平均码长接近信源的信息熵，即码长的下限。常用的熵编码方法有：游程编码，霍夫曼编码和算术编码等三种。游程编码主要用于量化后出现大量零系数的情形，利用游程来表示连零码，以降低为表示零码所用的数据量。霍夫曼编码是一种不等长最佳编码方法，这里的最佳是指它的平均码长对相同概率分布的信源是所有有效编码方法中最短的，但它必须预先知道信源的概率分布，才有很好的性能。算术编码也是利用信源的概率分布特性进行编码，但在未知信源概率分布的大部分情形下，算术编码要优于霍夫曼编码。

下面介绍预测编码，变换编码。预测和变换的主要目的是降低图像原始空间域表示中存在的强相关性，使得预测和变换后的数据矩阵变成弱相关性（理想情况下无相关）的矩阵。预测编码分为线性预测和非线性预测两种。可以进行帧内预测编码(Intra Predictive Coding)和帧间预测编码(Inter Predictive Coding)，预测编码基于图像数据的空间和时间冗余特性，用相邻的像素来预测当前像素的取值，然后再对预测误差进行量化和编码。常用的为 DPCM 差分脉冲编码调制和 DM 增量调制。

而变换编码通常是将空间域相关的像素点通过正交变换映射到另一个变换域上，使变换后的系数之间的相关性降低。在变换域上应该满足：

- (1) 所有的系数相互独立
- (2) 能量集中在少数几个系数上

(3) 这些系数集中在一个最小的区域里。

保留少数重要的系数就可以能够很好的恢复出图像, 人眼几乎察觉不出那些损失的系数。较常用的变换有 DFT, DCT 等。

变换编码的实现:

(1) 选择变换类型, DCT 变换应用较广泛。

(2) 选择方块的大小, 较好的方块尺寸是 8×8 , 16×16 。

(3) 选择变换系数, 并对其进行高效的量化, 以便传输或存储。

(4) 对量化的系数进行熵编码。其他的还有矢量量化编码等。

对于第二代编码技术, 它不局限于香农信息论的框架, 只要求充分利用人类视觉系统的生理和心理特性, 以及利用信源的各种性质以期获得高压缩比, 这类方法一般要对图像进行预处理, 将图像数据根据视觉敏感性进行分割。

按处理方法不同, 第二代编码技术分为两种: 一种是基于分裂合并的方法, 先将图像分为纹理和边缘轮廓, 然后采用各自不同的方法编码。另一种是基于各向异性滤波器方法, 先对图像进行方向性滤波, 得到不同方向的图像信息, 再根据人眼的方向敏感性对各个通道采用特定的方法单独编码。

例如具有代表性的有:

分形编码, 实质是利用图像的自相似性, 通过消除图像的几何或结构冗余来压缩数据的, 根本没有考虑人眼的视觉特性的作用。

模型编码: 实质上是通过消除图像的知识冗余来实现数据压缩的, 是一种基于知识的编码方法。

小波编码: 本质上是多分辨率或多尺度的分析信号, 非常适合人眼视觉系统对频率感知的对数特性。小波既拥有第一代编码方法能很好的去除图像数据中的统计冗余, 也很好的考虑了人眼的视觉系统特性, 进一步去除其他形式的信息冗余。

嵌入式小波编码方法: EZW 嵌入式零树小波编码, SPIHT 分层树集合分裂编码, SPECK 集合分裂嵌入块编码, EBCOT 优化截断点的嵌入块编码^[52-54]等。另外还有非嵌入式小波编码等。

3.3.4 图像编码技术的性能评定标准

1. 客观评价^[55-56]

客观评价指标中有很多, 此处我们着重介绍以下几个: 压缩比与码率、误

差、信噪比等。

①码率与压缩比

压缩比也就是压缩率，是我们常用的性能衡量指标。它指的是压缩以后表示图像信息的数据大小与压缩之前图像数据大小（比特数）之比。

$$\text{压缩比} = \frac{\text{压缩后图像的比特数}}{\text{压缩前图像的比特数}}$$

$$\text{即: } CR = \frac{N_c}{N_0} \quad (3.3.1)$$

其中： N_0 为原始图像的总比特数， N_c 为压缩后的图像总比特数。可见 CR 越大，压缩效果越好。

为了更方便的理解压缩效果，本文一般用码率来表示压缩效果，它可以和压缩比进行转换，公式如下：

$$Rate = \frac{8}{CR} \quad (3.3.2)$$

码率(bpp, bits per pixel)就是图像中平均每个像素所占用的比特数，其越小，压缩效果越好。

②误差

设原始的二维图像 $A = f(i, j)$ ，其中 $i=1, 2, \dots, N$; $j=1, 2, \dots, M$ 。经压缩还原后的图像数据为 $A' = f'(i, j)$ ， $i=1, 2, \dots, N$; $j=1, 2, \dots, M$ 。可用下列指标进行评价：

$$\text{均方误差: } MSE = \sigma_e^2 = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2 \quad (3.3.3)$$

$$\text{规范化均方误差: } NMSE = \frac{MSE}{\sigma_f^2}, \text{ 其中 } \sigma_f^2 = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M f^2(i, j) \quad (3.3.4)$$

③信噪比

一般对数信噪比：

$$SNR = 10 \lg \frac{\sigma_f^2}{MSE} = -10NMSE(dB) \quad (3.3.5)$$

峰值信噪比：

$$PSNR = 10\lg \frac{S_{P-P}^2}{\sigma_e^2} = 10\lg \frac{255 \times 255}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2} = \frac{255^2}{MSE} (dB) \quad (3.3.6)$$

其中 S_{P-P} 为原始图像的峰—峰值，在一般的处理中图像都被均匀量化为 256 个电平，其峰—峰值应该为 255。

可以看出客观评价是完全取决于重建图像的每个像素上灰度值与原始图像的每个像素上灰度值的误差。这种评价在主观感觉上也是有一定的参考意义的。这其中最常用的指标为峰值信噪比 PSNR。当 PSNR>30dB 时，人的主观感觉就会很难找出其差异，也就很难进行评价了，所以我们引出了主观评价。

2. 主观评价

主观评价则是采用多维计分或平均判分 MOS(mean opinion score)等方法来进行测试，即组织一群足够多的实验人员，通过观察来评定图像的质量高低。观察者通过比较损伤程度及与原图进行比较等方法，可以给评定的图像打上一定的质量等级，根据不同质量打上 5 级，6 级等评分制(6 级评分制如表 3.3.1 所示)，最后采用平均的办法得到图像的最后分数。这样的评分虽然耗费了时间，但比较符合实际。

表 3.3.1 图像质量的 6 级评分

| 判分 | 质量等级 | 图像给人的感觉 |
|----|------|-----------------------|
| 6 | 优秀 | 具有极高的质量 |
| 5 | 好的 | 可供观赏的高质量图像，干扰并不令人讨厌 |
| 4 | 可通过的 | 图像质量可以接受，干扰不令人讨厌 |
| 3 | 边缘的 | 图像质量较低，希望能加以改善，干扰有点讨厌 |
| 2 | 劣等的 | 图像质量很差，尚能观看，干扰非常令人讨厌 |
| 1 | 不能用 | 图像质量非常差，根本无法观看 |

3.4 联合信源信道编码技术

3.4.1 信源编码

信源编码的目的就是尽可能的去除信源中的冗余信息，提高信源的压缩比，其核心问题是编码效率，通常称为压缩效率。衡量信源编码的评估标准是编码

效率（压缩比）和重建失真。对于信源重建失真的评价又可以进一步细分为主观评价和客观评价两种方式。

对于离散信源，实现无失真信源编码的条件可以利用香农第一编码定理来描述。

第一编码定理 对于离散信源 X ，实现无失真编码的条件是其平均码字长度不能小于其信源熵 $H(X)$ ，即

$$H(X) \leq \bar{L} < H(X) + \varepsilon \quad (3.4.1)$$

其中， \bar{L} 为码字平均长度； ε 表示任意小正数。该定理一方面指出每个符号的平均码长的下限为信源熵，同时也说明存在任意接近该下限的编码方法。

由于图像和视频中存在冗余信息，图像与视频编码方法就是要尽可能的消除这些冗余信息，以降低表示图像与视频所需的数据量。

因此，图像、视频信源编码的目的，是在一定重构质量的前提下，以尽量少的比特数来表征图像、视频信息。图像编码的方法很多，可以以多种方式对其进行分类。最常用的一种分类方法是将编码方法分为无损编码和有损编码。前一种方法能够精确的重建原始图像，重建图像并未引入任何误差；而后一种方法则会引入失真，只是它尽量使失真不明显。

另外，传统信源编码技术存在一些问题，如：其最佳性能通常是针对固定码率和理想信道；某些编码数据丢失会导致重建视频信号质量较差；压缩的视频数据对传输错误十分敏感，主要是由于其编码技术中采用变长编码及时间和空间上的预测编码会引起连带的错误传播，个别比特的错误或数据包丢失可能造成后续的数据无用，从而严重影响当前帧和后续帧的内容。

3.4.2 信道编码

信道编码的作用是增强信道传输的可靠性，即在最小冗余条件下，对信息序列实现最大程度的抗差错保护。衡量信道编码的标准为编码效率和纠错能力。

对于确定的信道，如果它的输入为 X ，输出为 Y ，则 X 与 Y 之间的互信息量 $I(X \cdot Y)$ 满足下式：

$$I(X \cdot Y) = H(X) - H(X/Y) \quad (3.4.2)$$

互信息量决定于信源的概率分布和信道特性（包括信道的噪声特性、传输带宽、传送功率等）。在信道特性固定的情况下，可以将信源的概率分布 P 变化时，互信息量的最大值

$$C = \max_P \{H(X) - H(X/Y)\} \quad (3.4.3)$$

定义为该信道的信道容量。信道容量表示了最大限度利用信道时的信息传送能力。

信道编码定理可以用香农第二编码定理来表述。

第二编码定理 对于信道容量为 C 的有噪信道, 信源产生的速率为 R , 只要 $R \leq C$, 则总可以找到一种编码方式实现无误传输, 否则, 就不可能实现无误传输。也即当 $R > C$ 时, 无论何种信道编码方法都无法实现信息的无失真传输。

信道编码是具体研究香农信道编码定理指导下的构造化问题, 它的数学方法主要是抽象代数中有限域的应用。近年来, 人们在第二编码定理的指导下探索以低码率实现尽可能接近信道容量 C 的传送速率的信道编码方法。用于信道编码的纠错编码已经独立发展成一个领域。

3.4.3 联合信源信道编码

按照传统的编码理念, 信源编码是为了发掘信源数据的冗余性和相关性, 在不损伤其真实性的前提下, 对其进行压缩, 从而减少信号的比特率, 提高传输效率; 而信道编码则在信号源的原数码序列中以某种方式加入某些作为误差控制的数码(即纠检错码), 以实现自动纠错或者检错的目的, 从而提高传输的可靠性。

根据香农信息论, 信源编码和信道编码可以分别设计, 而且能使系统总体性能最优。但是, 这一重要结论有两个假设前提, 一是无论对于信源编码, 还是对于信道编码, 都可以容忍无限长的延时, 即编码块长无限; 二是必须掌握传输信道的统计特性。显然, 上述两条假设在实际的视频通信系统中往往不能满足。因此, 信源信道联合编码具有很大的优化潜力。

信源信道联合编码是将编码和传输系统看成一个整体, 需要考虑的是最终的端到端失真和最终的传输码率, 即 D_{s+c} 和 R_{s+c} , 其关键技术是: 在一定的约束条件下(如传输码率)使特定的准则(如失真、功率、延时等)最小。

从广义角度讲, LC(分层编码)和MDC(多描述编码)都是信源信道联合编码的实现方案, 这种联合是在较高层次上完成的。在LC中, 信源编码生成分层的码流, 假设信道编码器能够保证基本层的传输。在MDC中, 信源编码器假设所有的编码比特将被同等地对待, 并且所有比特都会受到损伤。文献[57]提出一种基于多描述的联合信源信道编码方法, 该方法不仅利用了信道编码的纠错

能力,而且利用了MDC的鲁棒性。信源编码和信道编码也可以在更低层次上的联合优化,以一定信道误码统计特征为条件,通过设计量化器和熵编码器,最小化传输误码的影响。

当前对图象与视频传输中的差错复原技术的研究主要针对其中某项单一技术,针对差错复原各项技术进行完整的综合性研究较为鲜见。尤其是信源编码和信道编码分别独立的设计,难以满足图象与视频传输系统总体性能最优。而本文后面将就联合信源信道编码中的多描述编码做初步的研究和探讨^[57-58]。

3.5 多描述编码(MDC)概述

3.5.1 多描述思想的萌发与起源

20世纪70年代末,多描述(Multiple Description, MD)概念^[81]是由Bell实验室在解决电话通道中的语音编码问题时提出的。多描述编码并不是一个新提出的概念。它的思想起源于当时Miller和Boyle在解决不需备用线路的情况下,如何提高语音线路可靠性的问题中第一次提出了信道分离(channel splitting)的方法^[59-60]。他们把语音信号根据采样时间分为奇偶两个信号,通过两个信道分别传送出去,接收端如果完好地接收到了两个信号,则把他们合成出原来的语音信号;当其中任一个信号丢失时,可以通过另外一个信号来估计丢失的信号,这样也可以达到可以接受的语音信号质量。

其模型如图3.5.1所示,它和冗余备份线路不同,因为它充分利用了线路,线路没有冗余。它也和分层编码不同,它没有基本层和扩展层,两个信道传输的信号都是独立的、平等的。同时,Keudink提出了用标量量化进行信道分离的方法^[61]。后来Gersho、Ozarow和Witsenhausen等人总结了信道分离的方法^[62-63],把它归结为信息理论问题:一个信源如何生成两个单独的描述以及如何使单独的描述和联合的描述同时达到最好的率失真,这也就成为了现在的多描述问题。之后多描述问题只是在理论方面进行研究,由于没有合适的传输模型而一直没有在实际中得到应用。

多描述的概念是将单信号源表示为多块数据,即称为描述,并且使每个描述与源信号相近。这样,即使一个描述丢失,依然可以较好的恢复信源,从而可以防止信号重建质量的停滞。这样可见,对于信源编码来说,不要简单地用压缩比等指标来衡量其优劣,同时还要考虑用该编码方法所能传输到接收端的

数据相对于信源有多大用处来衡量^[64]。

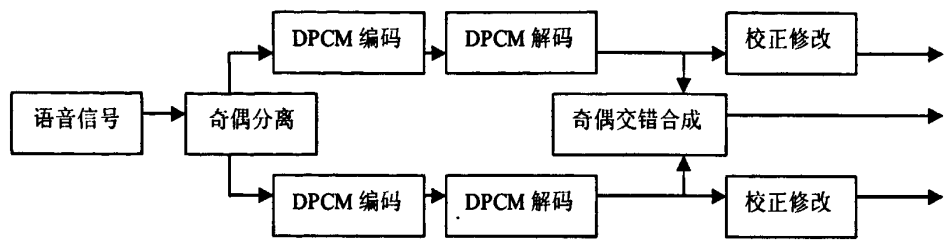


图 3.5.1 信道分离模型

3.5.2 多描述编码的基本模型

多描述编码可以描述成这样一个问题：在发端一个信息源有好几种描述形式，这些描述构成一个集合。接收端如何从集合的子集中尽可能精确地恢复出信息源，这与多用户信息论中的多址接入问题十分相似。实际上常把多描述编码抽象成多用户信息论的问题，很多多描述编码的理论结果直接来源于多用户信息论或是用其中的方法、结论加上特定的条件推导得到。多描述编码的模型图如下图 3.5.2 所示。

信源通过多描述编码器得到多个描述，通过独立的信道传送到解码端解码器，最少接收 0 个描述，最多接收到 n 个描述，总共有 2^n 种接收情况。显然接收到的描述数目不同，解码器能恢复的信源程度也不同，当所有描述都收到时，能最大限度地恢复信源，收到的描述越少，恢复的效果越差。有关收到描述与信源失真之间的关系一直是多描述编码的难点，在理论上它等价于多用户的信息率失真问题，但在应用中不完全由理论指导实践，还要考虑算法复杂度、算法效率等实际问题。

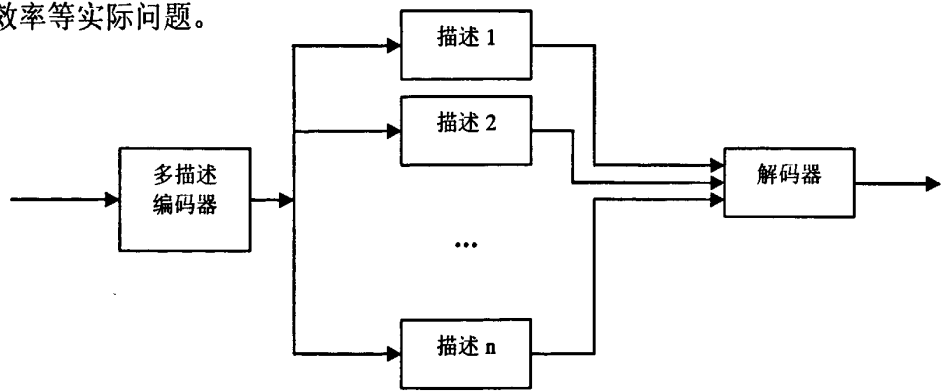


图 3.5.2 多描述编码模型

目前常用的多描述编码方案大多数是讨论两个描述的情况^[69-71]。如图 3.5.3

是两个描述的多描述编解码示意图。多描述编码器将源信号分解成两个描述 S_1 和 S_2 ，再通过两个信道把它们分别传输到三个接收端，只接收到相应信道传输的描述的解码器 1 和解码器 2 称为“边缘解码器”，而接收两个信道传输的解码器 0 称为“中心解码器”。我们用 $D_i (i=0, 1, 2)$ 表示解码器 $i (i=0, 1, 2)$ 对信号的重建失真， $R_i (i=1, 2)$ 表示信道 $i (i=1, 2)$ 上的传输速率即该信道的传输比特数。其中 D_1 和 D_2 表示单个描述的边缘失真， D_0 表示接收到两个描述的中心失真。

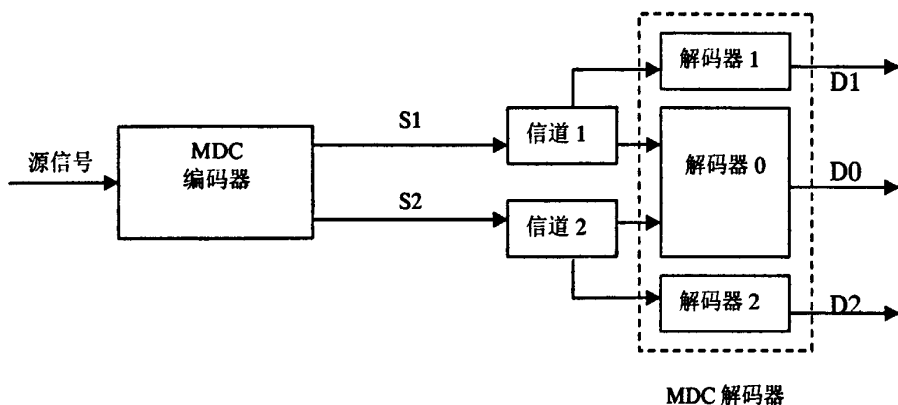


图 3.5.3 两描述编解码示意图

由以上论述，根据理解 MDC 的基本思想^[65]可以描述为：

(1) 将信号源分解成两个或多个具有同等重要性的数据码流，每个码流都被称为是一个描述；

(2) 在描述间引入相关冗余，形成信息的互相增强保护机制；

(3) 各描述要通过相互独立的信道传输；

(4) 接收端采用不同的解码器进行解码，若接收到部分的描述，则信号通过边缘解码器，可以根据接收到的描述所携带的冗余信息来恢复出丢失部分的信息，从而可以获得可接受的重建质量；如若完整地接收到了所有描述，则可以根据各描述的重要信息通过中心解码器进行解码重建，从而获得高质量的重建效果；接收到的描述数越多，重建的图像质量越高。多描述编码方案无需错误重传，可以很好地解决实时系统中的延时问题；而通过有控制地引入描述间的相关性来实现信息保护以及信息部分恢复的思想更适合用于不可靠且不可预测的现实系统的网络传输中。

3.5.3 多描述编码的性能评价

对于给定的信源, 所设计的多描述编码系统的性能如何, 需要有一定的指标进行评价, 除了前面压缩编码的一些常用性能指标 PSNR、码率(bpp)等之外, 这些常用的指标还有: 冗余率失真函数、码率失真函数、编码失真、重建失真、主观质量、比特率、编码复杂度等。在此, 着重介绍速率失真函数、码率失真函数、冗余率失真函数以及率失真区域^[66-68]。

1. 速率失真函数

在图像传输中, 必须协调好重建失真与编码速率之间的关系, 才能达到最好的图像重建效果, 这种关系被称为速率失真函数, 它反映了码率大小的变化对图像质量的影响情况。

设信源由一系列的独立等分布实随机变量 X_1, X_2, \dots, X_n 组成, 并用 d 表示其重建失真, 用一个非负数 $d(x, \hat{x})$ 来衡量某一个信源 x 和其重建信号 \hat{x} 之间的相似性。则系列 $x^{(n)} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和 $\hat{x}^{(n)} = (\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n)$ 的失真可定义为:

$$d(x^{(n)}, \hat{x}^{(n)}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(x_i, \hat{x}_i) \quad (3.5.1)$$

式中 n 代表系列的长度。而最为常见的失真度量是平方差失真, 即:

$$d(x, \hat{x}) = (x - \hat{x})^2 \quad (3.5.2)$$

给一长度为 n 的信源序列 x^n , 编码器 α 把这个速率为 R 的序列映射到一组索引 $\{1, 2, \dots, 2^{nR}\}$ 上, 之后, 用解码器 β 可以将前面的索引 $\{1, 2, \dots, 2^{nR}\}$ 进行映射, 便得到原信源序列的重建序列 $\hat{x}^{(n)}$ 。则编码失真值就是信源序列和重建序列的联合作用, 即:

$$D = E[d(X^{(n)}, \beta(\alpha(X^{(n)})))] \quad (3.5.3)$$

我们总希望在信源给定的情况之下, 对于一个固定的失真 D , 可以使信源的传输速率 R 尽可能的小, 得到的这个极值用 $R(D)$ 表示, 即是对应于 D 的最小传输速率。这样, 速率失真理论便转化为一个最小化的问题。对于一个方差为 σ^2 的高斯信源, 采用平方差失真进行度量, 可以得到其速率失真函数为:

$$D(R) = \sigma^2 2^{-2R} \quad (3.5.4)$$

2. 码率失真函数

码率失真函数也是衡量多描述编码方法性能的重要指标^[74]。它描述了码率与

失真之间的关系。

多描述率失真区域是指在多描述编码中同时获得的码率和失真的封闭集合。率失真函数 $R(D)$ 是在率失真区域中失真为 D 时可获得的最小码率。同理, 率失真函数 $D(R)$ 是在率失真区域中码率为 R 时可获得的最小失真。

对于两个描述的情况, 多描述率失真区域是可获得的五元组 $(R_1, R_2, D_0, D_1, D_2)$ 的封闭集合。 R_i 是第 i 个描述编码的码率; D_i 是第 i 个边缘信道失真, $i = 1, 2$; D_0 是中央信道失真。对该区域的最简单约束为:

$$R_1 + R_2 \geq R(D_0) \quad (3.5.5)$$

$$R_i \geq R(D_i) \quad \text{for } i=1, 2 \quad (3.5.6)$$

3. 率失真区域与冗余率失真函数

多描述编码的速率失真作用域对于特定的信源和失真将是一个闭合区间。在两描述的情况下, 多描述域是一个闭合区间域, 用 $(R_1, R_2, D_0, D_1, D_2)$ 来表示。

在 ElGamal 和 Cover 的理论中^[72]给出了怎么从信源以及重建随机方差的联合分布中来得到一个可实现的 5 元区间。并且 Ozaorw^[73]证明了:

①多描述域应该是一个满足 ElGamal 和 Cover 理论的最优集。

②高斯信源的多描述域都可以用来表示任何采用平方误差度量的连续无记忆信源的多描述域。

方差为 σ^2 的无记忆高斯信源, 多描述域 $(R_1, R_2, D_0, D_1, D_2)$ 应该满足:

$$D_i \geq \sigma^2 2^{-2R_i}, i = 1, 2. \quad (3.5.7)$$

$$D_0 \geq \sigma^2 2^{-2(R_1+R_2)} \cdot \gamma_D(R_1, R_2, D_1, D_2) \quad (3.5.8)$$

其中, 如果 $D_1 + D_2 > \sigma^2 + D_0$, 则有 $\gamma_D = 1$, 否则有,

$$\gamma_D = \frac{1}{1 - (\sqrt{(1-D_1)(1-D_2)} - \sqrt{D_1 D_2 - 2^{-2(R_1+R_2)}})^2} \quad (3.5.9)$$

式(3.5.8)表明中心失真一般不会小于最小失真的 γ_D 倍。而当一个或两个边缘失真较大时, 有 $\gamma_D = 1$, 则中心重建可以得到很好的效果。但我们需要注意的是这里式(3.5.7)、式(3.5.8)所给出的只是理论上的最小失真, 在实际系统中

通常达不到这个底限。

在平衡的条件下, $R_1=R_2$ 且 $D_1=D_2$, 则满足

$$D_1 \geq \min\left\{\frac{1}{2}[1+D_0-(1-D_0)\sqrt{1-2^{-2(R_1+R_2)}/D_0}], 1-\sqrt{1-2^{-2(R_1+R_2)}/D_0}\right\} \quad (3.5.10)$$

$$\text{且 } D_1 \geq \sigma^2 2^{-2R_1}$$

用基本速率 $r=R(D_0)$ 和冗余量

$$\rho = R_1 + R_2 - R(D_0) \quad (3.5.11)$$

表示, 则有:

$$D_1 \geq \frac{1}{2}[1+2^{-2r}-(1-2^{-2r})\sqrt{1-2^{-2\rho}/D_0}], \text{ 其中 } \rho \leq r-1+\log_2(1+2^{-2r}) \quad (3.5.12)$$

$$D_1 \geq 1-\sqrt{1-2^{-2\rho}} \text{ 其中 } \rho > r-1+\log_2(1+2^{-2r}) \quad (3.5.13)$$

可见当低冗余时 D_1 的斜率

$$\frac{\partial D_1}{\partial \rho} = -\frac{1-2^{-2r}}{2} \frac{2^{-2\rho} \ln 2}{\sqrt{1-2^{-2\rho}}} \quad (3.5.14)$$

在 $\rho=0^+$ 时, 是无穷的。此无穷的斜率值表明速率再增加一点就会使边缘失真比中心失真急剧下降很多。这也说明了多描述系统是非零冗余度的。

3.6 本章小结

在本章中, 我们对后面章节中即将研究的数字水印技术和图像编码技术的一些基本理论知识作了全面的介绍, 并分析了它们当前的研究现状。首先本章简明扼要的介绍数字水印技术的原理, 一般模型及其分类和研究的现状, 着重分析了其原理和现有的经典数字水印算法。

在图像编码技术中我们首先着重介绍了传统图像编码概况、图像编码实现过程以及图像编码的评价标准, 并简单引入了信源编码、信道编码和联合信源信道编码, 对其各自的优缺点进行分析对比, 从而突出了联合信源信道编码在网络传输的优势与发展潜力。最后, 对多描述编码理论做了简要的介绍。

后续部分将着重对脊波变换在这两个领域的应用进行探索研究, 并提出了几种新的算法方案。

第4章 基于图像内容与 JND 模型的脊波域数字水印方法

4.1 图像内容的提取

4.1.1 图像内容与人类视觉系统

显而易见, 作为一幅图像, 它是用来被人们来欣赏的, 图像的好坏都是由人来进行评判的。因此在数字水印领域中, 为了实现水印的不可见性和鲁棒性的统一, 我们在向图像中嵌入水印时必须考虑到人类视觉系统(Human Visual System)^[37]的特性。也就是说在满足水印不可见的前提下, 充分利用人类视觉系统的特性, 合理分布水印信号的能量, 尽可能地提高图像每个像素中所嵌入水印信号的能量, 增强水印的鲁棒性。

人类视觉系统 HVS 具有多种特性我们可以将其应用于数字水印, 图像压缩等技术之中。在数字水印技术中的主要用处就是用来选择水印嵌入的位置, 并确定其强度。下面我们就其几个特性做一下简单介绍:

①频率敏感性: 是指人眼对不同频率变化的敏感程度, 如对低频部分的噪声十分敏感, 而对高频部分的噪声不敏感。

②照度掩盖效应: 是指在恒定背景下对噪声的检测阈值, 图像背景越亮, 临界可见误差就越大。

③对比度掩盖效应: 是指某一信号存在的情况下对另一信号的检测阈值, 当这两个信号具有相同的空间频率、方向和位置时, 对比度掩盖效应大。

为了与人眼的特性相符合, 第二代编码技术采用了基于非像素的表征方法。人们采用轮廓、纹理等定义的区域(region)来表征视频数据, 这些区域对应的对象(object)或对象的一部分。一幅图像可以包括一个或者多个视频对象, 通过纹理(texture)、形状(shape)、运动(motion)等方式来表征每一个视频对象的时间、空间信息。

因此, 在本文中针对于一幅图像, 我们将其分解为强纹理区域块 S2(strong texture area)和弱纹理区域块 S1(weak texture area). 而我们知道对于人的眼睛来说, 对于图像中纹理较细腻的部分不够敏感, 而只对图像的大体轮廓比较敏感。所以我们将图像中强纹理的块区域进行优先选择加入水印。

4.1.2 图像块分类方法及其实验结果

基于上面我们的分析, 下面介绍我们针对图像的内容进行图像分块的方法(Piece Characteristic Classification, PCC), 其步骤如下:

1. 图像分块: 对于给定的图像 X , 将其分解成大小为 $N \times N$ 的 M 个不相互重叠的图像块 X_m , 其中 $m=1, 2, 3, \dots, M$ 。

2. 进行基于块的脊波变换: 对分解后的每一个小块进行脊波变换, 从而得到不同方向的脊波域图像系数 $FRIT_{x_m}[k, l]$, 其中 k 代表方向并 $0 \leq k \leq N$, l 代表频率。

3. 计算几个基于块的数学参数:

(1) 每个块上各个方向上的系数能量 E_k 的计算:

$$E_k = \sum_{l=0}^{N-1} ((FRIT_{x_m}[k, l])^2) \quad (4.1.1)$$

(2) 每个块上最大能量方向 K_m 的计算: 它是各自小块中能量最大的方向, 各个块上不一定相同。

$$K_m = \max_k \left(\sum_{l=0}^{N-1} (FRIT_{x_m}[k, l])^2 \right) \quad (4.1.2)$$

(3) 每个块上方向能量的均值的计算:

$$ME_k(m) = \frac{\sum_{k=0}^N ((\sum_{l=0}^{N-1} (FRIT_{x_m}[k, l])^2) - D_k^2)}{(N+1)} \quad (4.1.3)$$

$$\text{其中 } D_k = \frac{\sum_{l=0}^{N-1} FRIT[k, l]}{N+1} \quad (\text{分母是 } N \text{ 还是 } N+1) \quad (4.1.4)$$

(4) 每个块上方向能量的方差 $Var(E_k)$ 的计算:

$$Var.E_k(m) = \sum_{k=0}^N (E_k - DE / N) \quad (4.1.5)$$

$$\text{其中 } DE = \frac{\sum_{k=0}^N E_k}{(N+1)} \quad (4.1.6)$$

4. 基于以上计算的数学参数, 进行分类。具体分类为两类弱纹理区域块 $S1$ 和强纹理区域块 $S2$, 其规则是:

(1) $X_m \in S2$, 当 $ME_k(m) > T_1$ 且 $Var.E_k(m) < T_2$,

(2) $X_m \in S1$, 其余的

其中, T_1 和 T_2 是决定于图像能量特征的两个阈值: 而在本文中我们取

$$T_1 = \frac{\sum_{m=1}^M ME(m)}{M} \quad (4.1.7)$$

$$T_2 = \frac{1}{3} \max(\text{Var } E_k(m)) - \frac{2}{3} \min(\text{Var } E_k(m)) \quad (4.1.8)$$

根据上面提出的图像小块分类的方法,我们对例如‘lena’, ‘baboon’, ‘peppers’, ‘woman2’等经典图像进行了实验,实验结果如下图所示,其中我们选择的分块的大小 $N=16$,且图中黑色的部分块为图像的强纹理区域块 S_2 .可以看出我们的分类方法取得了较好的效果。



图 4.1.1 Lena 图像



图 4.1.2 强纹理块(黑色覆盖)



图 4.1.3 Baboon 图像



图 4.1.4 强纹理块(黑色覆盖)

4.2 图像脊波域的 JND 模型的构建

4.2.1 图像 JND 模型与基于 HVS 的数字水印模型

图像的临界可见误差 JND(Just Noticeable Difference)模型,是在上面我们提到的人类视觉模型(Human Vision Model)的理论基础上建立起来的。

其定义可以大致描述如下:在我们考虑人类视觉特性的基础上,人眼恰好不可以察觉出的图像的改变时图像系数值的最大变动值(这个感知模型大多用于变换域,所以多为变换域系数值),图像的所有这个最大变动值的集合就称之为图像的临界可见 JND 模型。

而基于 HVS 的感知模型数字水印就是重点利用所建立的临界可见 JND 模型来合理分布水印信号的能量,尽可能地提高图像每个像素中所嵌入的水印信号

的能量，增强水印鲁棒性。其基本思想是要在相应的水印嵌入域调整水印的嵌入强度和选择水印的嵌入系数。一般基于 HVS 的感知域水印嵌入过程框图如下所示：

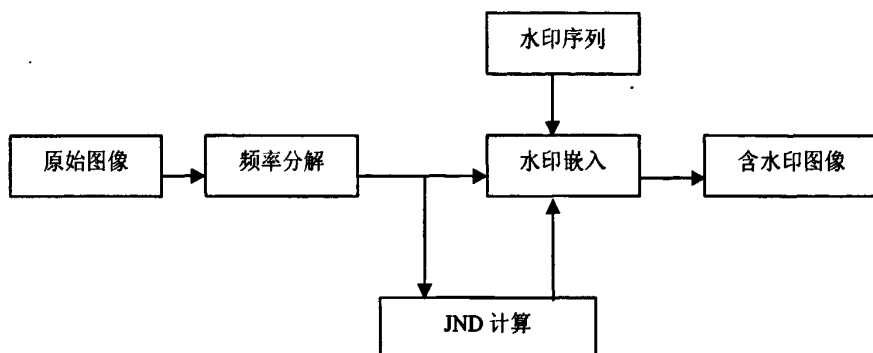


图 4.2.1 基于 HVS 水印嵌入过程

原始图像经过变换，得到变换域图像，根据对原始图像分析获得的视觉掩盖阈值确定水印嵌入的位置和强度，从而完成水印的嵌入。

这里进行频率分解时就是对原始图像进行正交变换，例如基于 DCT 域和 DWT 域的感知模型水印。同样基于脊波域(RD,Ridgelet Domain)的水印模型也可以建立。

根据脊波变换的主要思想：用 Radon 变换将不同方向的线奇异性映射为点的奇异性然后用一维小波变换来刻画点的奇异性，从而能有效的表示图像中线或曲线奇异性等图像重要特征。另一方面，脊波变换在保留小波变换空/频局部性等重要信息的同时，其多通道分解比小波变换更加匹配人类视觉系统的多通道结构。

如下图所示为人类视觉多通道分解图与脊波变换中的多通道分解图，其径向频率分解的带宽是倍频程的，而方向带宽随径向频率的增加而减半。根据生理和心理学的实验研究：视觉皮层细胞的响应在频域成带通特性，人的大脑具有将独立的视觉机制聚合起来的能力，而各视觉机制对频域之某一部分敏感，而空间频率带大约为 1-2 个倍频程，方向带宽随空间频率在 40-60 度之间变化。因此利用脊波变换可以充分挖掘人类视觉特性，建立更符合 HVS 的 JND 模型。

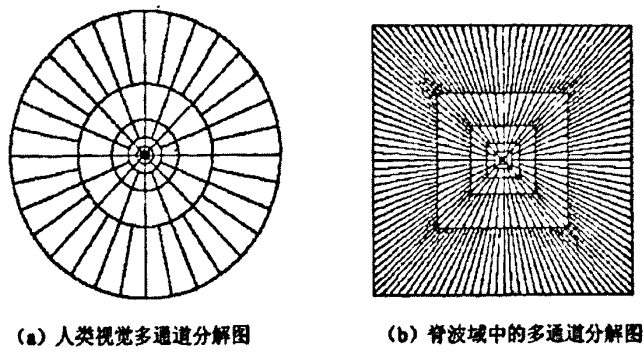


图 4.2.2 多通道分解图

4.2.2 图像脊波域 JND 模型

根据上面人类视觉系统特性的讨论，本文中图像脊波域的中 JND 模型我们采用文献[75]中提出的脊波域临界可见误差 JND 模型。

该模型中我们考虑人类视觉系统的频率敏感性、照度掩盖效应和对比度掩盖效应三种特性。综合考虑这三大视觉特性，建立起估算脊波域人眼 JND 模型，其具体各个要素的计算与表示本文中从略，具体可以查看文献[75]。我们给出其建立脊波变换域 JND 模型^[75]的过程图如下所示：

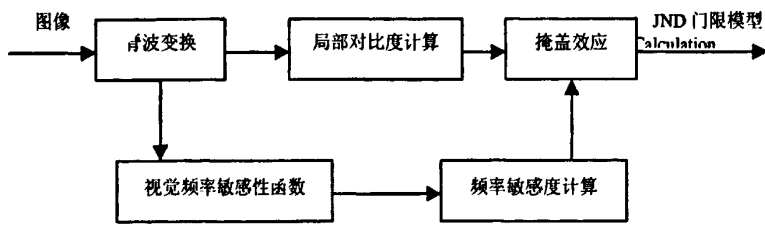


图 4.2.3 脊波域 JND 模型

4.3 基于图像内容及 JND 模型的脊波域数字水印算法

4.3.1 水印的嵌入算法

一般来说,多数水印的嵌入算法中主张将水印嵌入到图像的中频系数中;那是由于低频系数承载着图像的主要信息,若嵌入在低频系数部分,水印强度不易过大,而且容易被人类视觉所察觉;至于高频信息多为图像的噪声等干扰信息,若嵌入高频,在图像去噪等图像处理过程中容易产生信号失真。

但在本文中,我们提出一种新的脊波域数字水印方案,它是基于图像的内容和图像的JND模型的^[83]。我们根据图像的内容将水印嵌入到图像的强纹理图像块的最大能量方向上的低频和中频系数中,嵌入低频和中频是为了使嵌入的水印具有很好的鲁棒性;同时用JND模型限制嵌入水印的能量大小,从而保证水印的不可见性。

下面是本文提出的水印嵌入算法的具体步骤:

①水印的产生。在我们通常的水印算法中,我们一般采用和主图像有关的信息或者标志来作为有代表意义的水印图像。选定水印图像后,水印图像被从左向右,自上至下的进行Z形扫描产生一个水印序列 $L = [l_1, l_2, \dots, l_N]$ 其中 $l_i \in \{0, 1\}$,它是一个长度为 N_w 二进制位序列。之后根据下式:

$$W_i = l_i \oplus r_i \quad (4.3.1)$$

产生加密后的水印序列 W_i ,其中 \oplus 是异或, r_i 是一个同样长度为 N_w 的,由密钥生成的伪随机序列。

②对图像进行基于块的有限脊波变换,获得图像的脊波域系数。整幅图像将被分成 $N \times N$ 个小图像块。

③根据前面提出的图像块分类方法PCC分类选出将要嵌入水印的强纹理图像块,并同时按照4.2中提到的脊波域临界可见误差模型建立起其JND模型。

④嵌入水印。对于分类出的强纹理图像块的最大能量方向上的中频和低频系数 F_i ,我们按照文献[76]中的嵌入方法进行水印的嵌入^[76]:

$$R = \alpha * JND(I(i, j))$$

$$\text{When } w_i = 1$$

$$\text{If } \text{mod}(F_i, S) \leq R/4 \quad F'_i = F_i - \text{mod}(F_i, R) - R/4$$

$$\text{Else } F'_i = F_i - \text{mod}(F_i, R) - 3R/4$$

$$\text{When } w_i = 0$$

$$\text{If } \text{mod}(F_i, R) \geq 3R/4$$

$$F'_i = F_i - \text{mod}(F_i, R) + 5R/4$$

$$\text{Else } F'_i = F_i - \text{mod}(F_i, R) + R/4$$

其中 R 就是控制嵌入图像水印能量大小的 JND 模型因子。

⑤对嵌入水印后的系数矩阵进行有限脊波反变换，从而得到嵌入水印后的图像。

4.3.2 水印的检测算法

水印的检测算法就是水印嵌入算法的简单的逆运算过程。对于给定的嵌入水印后的图像首先进行相应的图像分块得到 M 个 $N \times N$ 大小的小块，然后根据 PCC 分类方法计算出各个图像块的数学特征，找出相应的嵌入水印的强纹理图像块以及它们各自的最大能量方向系数。然后针对它们低频和中频的脊波域系数 F'_i ，根据下面的条件进行提取水印序列：

$$(1) \text{ if } \text{mod}_i(F', R) \geq R/2 \quad \text{则 } w'_i = 1,$$

$$(2) \text{ if } \text{mod}_i(F', R) \leq R/2 \quad \text{则 } w'_i = 0.$$

从而得到 w'_i 之后，再由 $W'_i = l'_i \oplus r_i$ 计算得到 l'_i ，其中 r_i 是据授权的密钥产生的伪随机序列。

4.4 实验数据分析

我们针对本文提出的水印嵌入算法，对一些标志性的图像进行了实验，例如图像大小为 512×512 的 'lena', 'baboon', 'peppers', 'woman2' 等等。首先我们将图像分解为 $P = 1024$ 个大小为 16×16 的小的图像块，而我们嵌入的水印是利用前面嵌入算法中提到的算法来产生的，此处利用的是一个大小为 48×48 的二进制位图像，则产生一个 $N_w = 2304$ 的水印随机序列。在本算法中我们用的是基于块的有限脊波变换即 B-FRIT，其中在基于块的 FRAT 之后我们在每个投影方向上进行三级的小波变换。这样我们要嵌入水印的脊波系数即图像块最大能量方向上 2 级和 3 级小波系数的高频系数以及 3 级小波系数的低频系数，而且其长度为 8。

下面是我们对标志性的 'lena' 图像进行实验，得到的实验数据结果：



图 4.4.1 嵌入水印后图像 (PSNR= 42.45)



图 4.4.2 提取水印 (NC=1)

从上图可以看出，在没有对嵌入水印后图像攻击的情况下，我们可以完全获得完好的水印标志图像。而针对噪声、压缩^[85]、中值滤波、旋转、剪切等攻击的水印检测如下所示：



图 4.4.3 嵌入水印后图像(高斯噪声攻击 $\sigma_N=0.002$)



图 4.4.4 提取水印 (NC=0.8456)



图 4.4.5 嵌入水印后图像(盐白噪声攻击 $\sigma_N=0.005$)

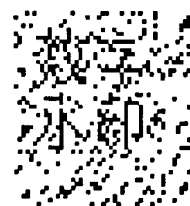


图 4.4.6 提取水印 (NC=0.8663)

表 4.4.1 噪声攻击

| Noise Type (σ_N) | PSNR | NC |
|---------------------------|---------|--------|
| Gaussian (0.001) | 30.593 | 0.9017 |
| Gaussian (0.002) | 27.702 | 0.8456 |
| Salt-and-pepper (0.002) | 33.038 | 0.9104 |
| Salt-and-pepper (0.005) | 30.1457 | 0.8608 |

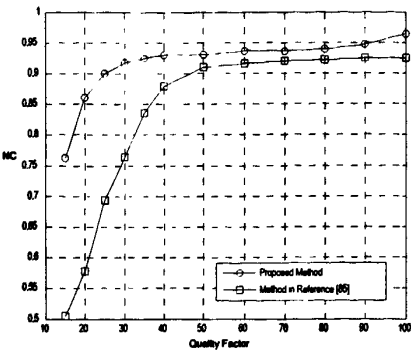


图 4.4.7 JPEG 攻击



图 4.4.8 嵌入水印后图像(JPEG 15%)



图 4.4.9 提取水印 (NC=0.7634)



图 4.4.10 嵌入水印后图像(中值滤波 3×3)



图 4.4.11 提取水印 (NC=0.8085)

表 4.4.2 中值滤波攻击

| Window | PSNR | NC |
|--------|--------|---------|
| 3×3 | 24.438 | 0.80855 |
| 5×5 | 24.59 | 0.63515 |
| 7×7 | 24.372 | 0.54584 |

表 4.4.3 旋转攻击

| Degree | PSNR | NC |
|--------|--------|---------|
| 0.25 | 24.518 | 0.69169 |
| 0.5 | 22.899 | 0.5829 |



图 4.4.12 嵌入水印后图像 (旋转 0.25 度)
(NC=0.6917)

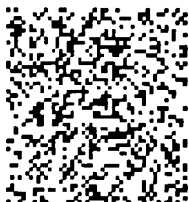


图 4.4.13 提取水印

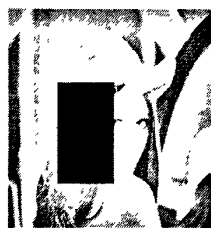


图 4.4.14 嵌入水印后图像 (随意剪切)

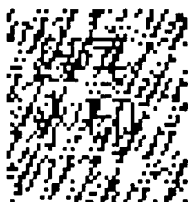


图 4.4.15 提取水印 (NC=0.7164)

表 4.4.4 剪切攻击

| Cropping Place | PSNR | NC |
|--------------------------|--------|---------|
| Top left corner 25% | 11.269 | 0.82708 |
| Bottom right corner 25% | 10.574 | 0.74157 |
| Random 1 (Small area) | 32.242 | 0.93587 |
| Random 2 (Big area) | 15.379 | 0.71639 |

4.5 本章小结

在本章中，我们提出了一种联合图像内容和图像的 JND 模型的脊波域数字水印算法。基于脊波域系数的能量方向性的特性和有限 Radon 域的 Parseval 能量特性，并根据图像传输和数字水印技术系统的要求，我们提出了一种分类找出图像中强纹理的图像块并将数字水印图像序列嵌入到每个选中块的最大能量方向的低频和中频系数中的数字水印算法；同时我们利用图像的 JND 模型来控制嵌入水印序列的能量的大小，这样我们既保证了水印图像的鲁棒性，也兼顾了水印的不可见性。从实验数据结果可以看出本章中提出的水印算法对去噪、

压缩、剪切等攻击技术都有很好的鲁棒性。在这一章中我们提出的数字水印算法，是对脊波变换应用于数字水印技术的初步研究；后面一章节，我们将就脊波变换应用于多描述编码技术进行探索性的初步研究，并将提出一种新的冗余 Ridgelet 变换方法和一种新的图像多描述编码方法。

第5章 冗余脊波变换及其在多描述编码中的初步应用

5.1 冗余变换

5.1.1 信息冗余

在信息论中,信息冗余是传输消息所用数据位的数目与消息中所包含的实际信息的数据位的数目的差值。数据压缩是一种用来消除不需要的冗余的方法。

在一般的图像与视频信源中,首先存在的是空间冗余、频率冗余和时间冗余,这些冗余是最常见的冗余。另外,除这些冗余之外还存在一些其他的冗余信息。主要有:

(1)信息熵冗余

也称为编码冗余,对于实际图像数据的每个像素,很难得到它的信息熵,因此在用数字化方式表示一副图像时,对每个像素是用相同的比特数表示的,这样必然存在冗余。信息熵冗余和空间、时间冗余统称为统计冗余,因为他们都决定于图像数据的统计特性。

(2)结构冗余

在有些图像的部分区域内存在着非常强的纹理结构,或是图像的各个部分之间存在某种关系,例如自相似性等,这些都是结构冗余的表现。

(3)知识冗余

在有些图像中包含的信息与某些先验的基础知识有关。例如在普通的人脸图像中,头、眼、鼻和嘴的相互位置等信息就是一些常识。这种冗余我们称之为知识冗余。

(4)视觉冗余

在大多数情况下,重建图像的最终接收者是人的眼睛。为了达到较高的压缩比,可以利用人眼视觉系统的特点。这是因为虽然人眼视觉系统是世界上最好的图像处理系统,但它远远不是完美的。人眼视觉系统对于图像的注意是非均匀和非线性的,并不是对于图像中的任何变化都能感知。例如,图像系数的量化误差引起的一些变化在一定范围内是不能为人眼所察觉的。因此如果编码方案能够有效的利用人眼视觉系统的一些特点,是可以得到很高的压缩比的。

上述各种形式的冗余，是压缩图像与视频信源数据的出发点。图像与视频编码方法就是要尽可能地消除这些冗余信息，以降低表示图像与视频所需的数据量^[12]。

5.1.2 一般正交变换

正交变换可应用于图像的变换编码方法之中，它通过将空间域里描述的图像，在某种变换域里进行描述。一般说来，在变换域里描述要比空间域里面简单，而且图像相关性明显下降，这样变换本身就能实现编码率的压缩。

图像正交变换实现数据压缩的物理本质在于：经过多维坐标系中的适当的坐标旋转和变换，能够把散布在各个坐标轴上的原始图像数据，在新的坐标系中集中到少数的坐标轴上，因此可能用较少的编码比特来表示一幅子图像，从而实现高效率的压缩编码。

通常我们所采用的正交变换有傅里叶变换（Fourier Transform）、离散余弦变换（Discrete Cosine Transform）、K-L变换（Karhunen-Lovev Transform）以及近年已日趋成熟的小波变换（Wavelet Transform）等^[12]。

5.1.3 冗余变换

在图像与视频编码领域中，一般的变换的目的都是去除图像或视频中的冗余信息，从而提高图像和视频的压缩率。而在信道编码中是通过添加一定的冗余来增强传输的可靠性，是接收端得到最小的重建失真。此处我们所介绍的冗余变换是一种添加冗余的变换，它变换的结果是冗余的添加。

泛泛的讲，冗余变换就是实现与正交变换效果相反的变换形式。正交变换中我们去除了图像与视频中的冗余信息，实现对图像的最有效的、最稀疏的表示。在冗余变换过程中我们有规则、有目的、有效的引入冗余信息，使冗余变换后的结果之间可以相互估计与重建，从而将其应用于信道编码以及多描述编码等中实现数据的可靠传输和鲁棒传输。

在冗余变换中，我们引入冗余变换的冗余度概念。冗余变换的冗余度定义为冗余变换后的数据元素的个数与冗余变换之前的数据元素个数的比值，即

$$RED = N_{after} / N_{before} \quad (5.1.1)$$

其中 N_{after} 是冗余变换后的数据元素的个数，而 N_{before} 是冗余变换前的数据元素的个数。

就目前现状来说,应用的一些冗余变换^[77-78]有冗余小波变换、Mojette 变换等。其中 Mojette 是当前最有效的冗余变换之一。Mojette 变换是 Radon 变换的一种离散形式,它是对一个图像块像素值在特定的角度上的一组投影关系。

5.2 Radon 变换

Radon 变换(Radon Transform--RT)是以澳大利亚数学家 Johann Karl August Radon 来进行命名的,是其于 1917 年证明了图像函数可由它的无穷多个 Radon 变换唯一的重建而提出的。

5.2.1 Radon 变换的数学定义

由于 Radon 变换^[13]的定义及应用等也是一个庞大复杂的系统,本文中只对用于图像处理中的 Radon 变换进行简介的阐述。

在图像处理中 Radon 变换是用来计算图像在一定角度上的投影值,每个投影的结果是各个投影方向上的图像像素强度值的叠加。经过投影原图像 $f(x,y)$ 将变换得到一个新的图像 $R(\rho,\theta)$,如图 5.2.1 所示。

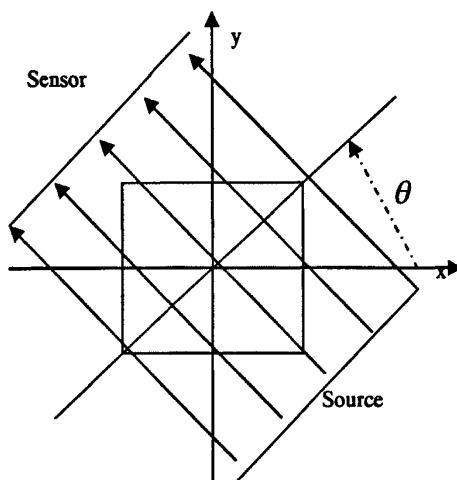


图 5.2.1 Radon 变换投影图

则 Radon 变换的定义式如下:

$$R(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \delta(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (5.2.1)$$

其中, $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$, $\delta(\cdot)$ 是一个冲击函数.

5.2.2 Radon 变换的实现方法

在 Radon 变换的离散实现方法中最为常用和流行的是有限 Radon 变换^{[5][6]}(Finite Radon Transform—FRAT).

(1) FRAT 正变换

首先定义有限域平面上的直线, 设

$$z_p = \{0, 1, \dots, p-1\} \quad (5.2.2)$$

表示以 p 为模的整数集合, p 为一素数 (Prime Number). 有限域平面上的直线定义为:

$$L_{k,l} = \{(i, j): j = ki + l \pmod{p}, i, l \in z_p\} \text{ when } k \in z_p \quad (5.2.3)$$

$$L_{k,l} = \{(l, j): j, l \in z_p\} \text{ when } k = p \quad (5.2.4)$$

可见在有限域平面 z_p^2 上的一条“直线”也可以用两个下标表达, 其中 k 表示直线的斜率, 它可在集合 $z_p^* = \{0, 1, \dots, p\}$ 中取值; 另一个下标 l 表示截距. l 的取值范围是 z_p . 有限域平面上的直线, 从 Euclidean 几何的观点看, 一般并不是一条直线. 由于有 $(p+1)$ 中不同的斜率, 面对每种斜率有 p 种截距, 因而共有 $p(p+1) = p^2 + p$ 条不同的直线. 在 z_p^2 上任何两点只可能同属于一条直线, 并且两条不同的直线只能有唯一的交点. 这些性质仍与 Euclidean 几何直线的性质相一致.

有限 Radon 变换 (FRAT) 的定义为:

$$r_k[l] = \text{FRAT}_f(k, l) = \frac{1}{\sqrt{p}} \sum_{(i,j) \in L_{k,l}} f[i, j] \quad (k \in z_p^*; l \in z_p) \quad (5.2.5)$$

式中 $f[i, j](i, j \in z_p)$ 是定义在点集 z_p^2 上的图像. 根据此定义, 对于一幅 $p \times p$ 的输入图像, 将有 $p(p+1)$ 个系数, 当 $p \gg 1$ 时, $p(p+1) \approx p^2$, 也就是说当 p 很大时 FRAT 的冗余性是微不足道的.

我们还可以看到, 对任何给定的 k , 当截距 l 取 $0, 1, \dots, p-1$ 的 p 条直线将完整的覆盖 z_p^2 平面, 所以有:

$$\sum_{l=0}^{p-1} r_k[l] = \frac{1}{\sqrt{p}} \sum_{(i,j) \in z_p^2} f[i, j] = \frac{1}{\sqrt{p}} \bar{f} \quad (\forall k \in z_p^*) \quad (5.2.6)$$

$$\text{式中 } \bar{f} = \sum_{(i,j) \in Z_p^2} f[i,j] \quad (5.2.7)$$

表示输入图像的平均值。(5.2.6)式表明对任意 $k \in Z_p^*$, p 个系数 $r_k[l]$ 中只有 $p-1$ 个是独立的。考虑到 \bar{f} 是一个独立变量, 在 $p(p+1)$ 个系数 $r_k[l]$ 中总共有 $(p+1)(p-1)+1=p^2$ 个是独立的。FRAT 的变换系数中, 线性独立的系数数目与原始数据相等。

不失一般性, 可假定输入图像 $f[i,j]$ 的均值为零, 即有

$$\bar{f} = \sum_{(i,j) \in Z_p^2} f[i,j] = 0 \quad (5.2.8)$$

(2) FRAT 逆变换

可以证明有限 Radon 变换是可逆的, 且有如下的逆变换定理:

$$f[i,j] = IFRATT_f\{r_k[l]\} = \frac{1}{\sqrt{p}} \sum_{(k,l) \in p_{ij}} r_k[l] \quad (5.2.9)$$

式中 p_{ij} 表示所有通过点 (i,j) 的直线的集合, 即

$$p_{ij} = \{(k,l): l = j - ki \pmod{p}, k \in Z_p\} \cup \{(p,i)\} \quad (5.2.10)$$

5.2.3 Radon 变换实验结果

根据 Radon 变换的定义以及离散的有限 Radon 变换, 我们针对 result、lena 等图像利用 Matlab 仿真工具, 进行了实验仿真。

仿真结果如下:



图 5.2.2 原图 Lena

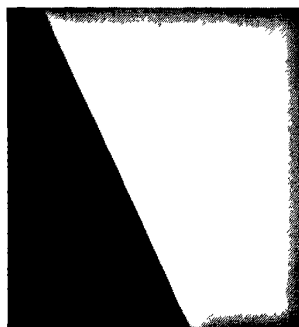


图 5.2.3 原图 Result

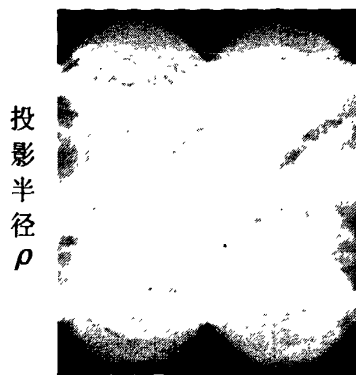


图 5.2.4 Radon 变换(Lena)



图 5.2.5 Radon 变换(Result)

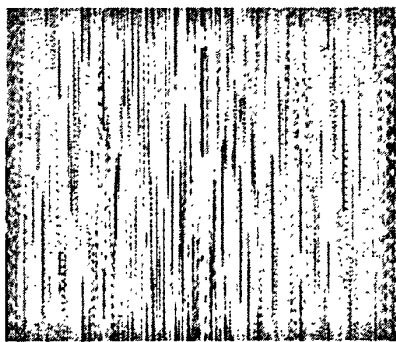
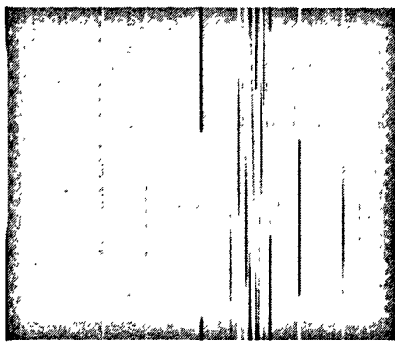


图 5.2.6 FRAT 实验数据(Lena)



5.2.7 FRAT 实验数据(Result)

在上面的实验仿真结果中，我们选取的图像大小都是 257×257 的，对它们分别进行了 Radon 变换和有限 Radon 变换。

5.2.4 Radon 变换性质特点

根据 Radon 变换的变换定义式(5.2.1)我们可以推出 Radon 变换的一些性质，包括齐次性、线性、平移性、导数性质、卷积性质等。此处我们不想详细分析介绍它的这些基本性质。而我们来看 Radon 变换实现过程中的一个特点和关键。

从 Radon 变换的数学定义以及其数学的实现形式，我们可以知道 Radon 变换及其离散实现形式 FRAT 在变换的实现过程中需要选取一定量的变换投影的方向。

投影方向的选取对 Radon 变换的结果有一定的影响，特别是有限 Radon 变

换(FRAT)中。在我们上面实现的有限 Radon 变换 Matlab 实验仿真中,我们其中就设置了投影方向的选取程序 `bestdir.m`,用来选取实现有限 Radon 变换的投影方向。

我们也知道,上面提到过,当进行 Radon 变换的图像大小 p 足够大的时候,有限 Radon 变换的冗余性是微不足道的。但当图像大小 p 的大小不是那么大时,是否就可以产生我们需要的具有冗余性的 Radon 变换呢?而其变换过程中的投影方向的选择又需要怎么选取呢?其选取的关键和注意事项又是什么呢?

在下面的讨论和学习中,我们将做一定的研究和探讨。

5.3 基于块的冗余 Ridgelet 变换方法 (B-RFRIT)

5.3.1 算法描述

由上述定义可知,在二维空间中,点与线通过 Radon 变换相联系,而 Ridgelet 变换与 Wavelet 变换通过 Radon 变换相联系。

总起来说,脊波变换的主要思想就是用 Radon 变换将不同方向的线奇异性映射为点的奇异性,然后用一维小波变换来刻画点的奇异性,从而能有效的表示图像中线或者曲线奇异性等重要特征。

而根据我们前面的讨论和分析,Radon 变换的一个特点就是在变换的过程中我们对映射投影方向的选取问题,其选取的原则和标准应该是什么?对此我们做了进一步的探讨研究和实验。

我们知道当输入的图像的大小 p 足够小的时候,有限 Radon 变换的冗余性是不可忽视的。因此,仔细分析有限脊波变换的实现过程,如果我们选择和控制在有限 Radon 变换的投影方向和数量,可以得到冗余的 Radon 变换,这样有限 Radon 变换冗余,而作为有限脊波变换的实现过程的枢纽,则就可以得到冗余的脊波变换实现方法。此处,考虑到有限 Radon 变换的关于输入图像的大小的一些要求,我们实现了一种基于块的冗余有限脊波变换 B-RFRIT (Redundant Finite Ridgelet Transform Based on Blocks)。图 5.3.1 是其算法实现的结构框图。

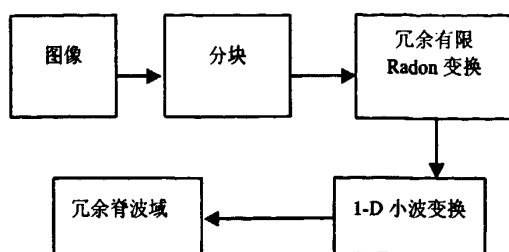


图 5.3.1 冗余有限脊波变换实现过程框架

而且我们将其变换的冗余度定义如下：

$$RED = \frac{S_b \times (S_b + 1)}{S_b^2} \quad (5.3.1)$$

其中 S_b 为冗余 Ridgelet 变换中图像分块的大小。

考虑到有限 Radon 变换要求输入图像的尺寸为素数大小，所以先要对图像进行预处理。其具体的实现过程步骤如下：

①对输入的图像提取其均值，将图像转化为零均值的。

②将零均值化后的图像进行分块。分块的大小有一定的限制，我们分块时要求图像块的大小为 S_b ，并且 S_b 满足数 $(2S_b - 1)$ 为一个素数。此处的目的是为了后面实现矩阵折叠，以进行冗余有限 Radon 变换。所以我们一般选择块的大小为： 4×4 ， 16×16 ， 64×64 等。

③对分块后的图像块进行处理，以进行冗余有限 Radon 变换。本文中我们采用块的大小是 $S_b \times S_b$ 的，我们把 $S_b \times S_b$ 的矩阵对称折叠成一个 $(2S_b - 1) \times (2S_b - 1)$ 的矩阵，注意折叠时除块矩阵的第一行和第一列外其余的行列进行对称折叠，这样便可以得到一个 $(2S_b - 1) \times (2S_b - 1)$ 的素数大小的矩阵。

④变换投影方向的产生。产生选取 I 个方向进行冗余有限 Radon 变换，其中 $I \geq (2S_b - 1)$ 。方向选取中利用原来有限脊波变换中的最佳投影方向选取原则。

⑤对折叠后的块进行冗余有限 Radon 变换，并对于变换后的系数矩阵，随机从 I 个投影方向中选取 $2S_b$ 个方向，形成冗余有限 Radon 变换的系数矩阵。我们知道经上一步投影方向产生之后进行有限 Radon 变换可以得到一个

$(2S_b-1) \times I$ 的变换矩阵, 在这个 $(2S_b-1) \times I$ 的变换矩阵中我们随机按方向便可选取一个 $S_b \times (S_b+1)$ 的变换系数矩阵。

⑥在每个块中每个方向上进行一维的小波变换, 这样便得到了冗余的有限脊波变换。

而其反变换就是正变换的逆过程, 只是要注意在冗余有限 Radon 逆变换时要选择与正变换过程中相对应的投影方向和方向个数^[84]。

5.3.2 试验仿真结果和分析

根据以上提出的冗余脊波变换算法, 我们分别从不同块的大小和不同投影方向选取上对其进行了实验仿真。

我们设图像分块的大小为 B , 选择投影方向数 I , 假设 $(2B-1) \times I$ 变换矩阵为 M_1 , 随机按方向选择一个 $B \times (B+1)$ 的变换系数矩阵为 M_2 , 投影方向的选择通过变换矩阵中列的选择。则我们得到的实验数据如下:



图 5.3.2 经 B-RFRIT 后的重建图像 $B=4$, $I=10(M_2=M_1(1:4,1:5))$ PSNR= 87.4806



图 5.3.3 经 B-RFRIT 后重建图像 $B=4$, $I=10(M_2=M_1(1:4,3:7))$ PSNR= 81.5707



图 5.3.4 经 B-RFRIT 后的重建图像 $B=16$, $I=32(M_2=M_1(1:16,1:17))$ PSNR= 78.8782



图 5.3.5 经 B-RFRIT 后的重建图像 $B=16$, $I=32(M_2=M_1(1:16,11:27))$ PSNR= 75.4995



图 5.3.6 经 B-RFRIT 后的重建图像 $B=64$,
 $I=128(M_2=M_1(1:64,1:65))$ PSNR= 73.6404



图 5.3.7 经 B-RFRIT 后的重建图像 $B=64$,
 $I=128(M_2=M_1(1:64,9:73))$ PSNR= 73.6404

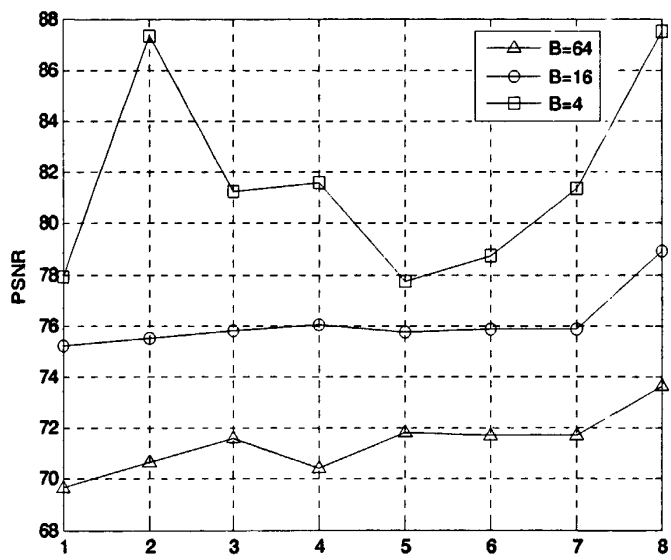


图 5.3.8 选取块的大小不同时的 8 个点的 PSNR 值对比

从上面实验结果中可以看出随着块的增大，图像分块变换产生的块效应变得显著，影响了图像的有效重建；同时可以看出投影过程中方向的选择有一定原则技巧可循，一般在选取前 $B+1$ 方向上的重建的效果好于其他投影方向组。而且当我们选取 $B=4$ 时图像的各个重建图像都有很好的重建效果，当然但是同单纯的有限脊波变化相比其重建效果还是有了明显的降低。

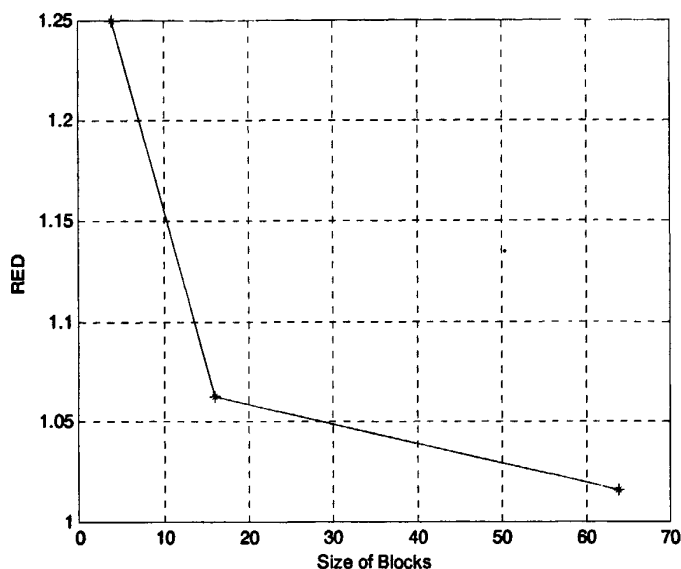


图 5.3.9 图像变换块的大小与变换冗余度关系

从图 5.3.9 可以看出,块的大小与冗余有限 Radon 变换中冗余度的关系,它是随着块的增大而减小,当块足够大或者用整幅图像进行变换时,其变换的冗余性是很小的。因此如果我们要想利用冗余脊波变换的冗余性,必须尽量对图像进行较小的分块处理,这样同时也可以减小块效应对图像重建效果的影响。

5.4 基于冗余 Ridgelet 变换的图像多描述编码方法

5.4.1 基于块的冗余 Ridgelet 变换的多描述编码算法

在上一节中我们提出了一种基于块的冗余 Ridgelet 变换方法,在其实验数据分析中我们了解到,冗余 Ridgelet 变换的冗余性与图像分块的大小有关,图像分块越小,变换的冗余性越高。同时我们知道在变换过程中选取前 $B+1$ 方向上的重建的效果好于其他投影方向组。因此,综合考虑分析之后,下面我们提出的这种多描述编码算法中尽量选择小的图像分块,并规定了几个必选的变换投影方向。

在前面基于块的冗余 Ridgelet 变换的基础上,结合 JPEG 图像压缩标准,提出了一种基于冗余 Ridgelet 变换的多描述图像编码方案。其 MDC 编码框图如下

所示:

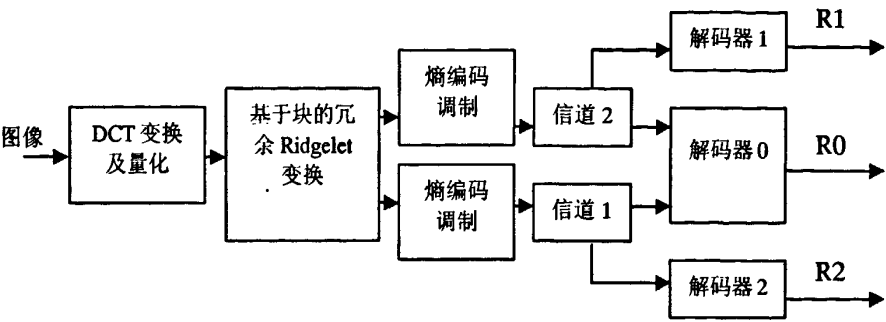


图 5.4.1 基于块的冗余 Ridgelet 变换多描述编码框图

我们通过将基于块的冗余 Ridgelet 变换和 JPEG 图像编码标准相结合来达到数据有效压缩和传输抗误码的目的。本文提出的多描述编码方案首先结合 JPEG 图像编码标准，在发送端首先将图像分解成 8×8 的块，对每个 8×8 的图像块进行 DCT 变换并量化，这样便得到了许多 8×8 的变换系数块，这些系数块内的系数按频率分布，左上角第一个系数为 DC 系数，其他按左上到右下角依次为低频到高频。为了在引入冗余的同时得到更好的压缩效率，即更小的比特率，根据冗余 Ridgelet 变换的特点，由于它对于线奇异性具有很有效的稀疏表示，所以我们将相应一些块中相应频率的系数重组在一起再进行冗余 Ridgelet 变换。

此算法的具体步骤如下：

①首先对输入的图像进行预处理。求出输入图像的均值，进行均值零化处理。

②将图像分为 8×8 的小块组合，按 JPEG 标准中的编码步骤进行 DCT 变换和量化。

③对量化后的 8×8 图像 DCT 系数块进行变换处理为 4×4 的具有线奇异性的重组系数块，准备进行基于块的冗余 Ridgelet 变换。

其块变换的具体过程是：首先把 DCT 变换后的 DCT 图像系数块进行分组，按相邻的 16 个 8×8 的 DCT 系数块为一组来分，保证各组之间无重复系数块，依此类推，例如： 512×512 的图像就可以分为 256 组。然后将每一组 4×4 个 8×8 的 DCT 系数块，按照块内的频率不同重排为 8×8 个 4×4 的系数块，将相同频率的系数组合在一起来进行冗余 Ridgelet 变换。即将 64 个 DCT 系数按照不同频率进行分组，频率相同的数据构成一个 4×4 的数据块，其重组示意图如图

5.4.2 [79-80]所示.

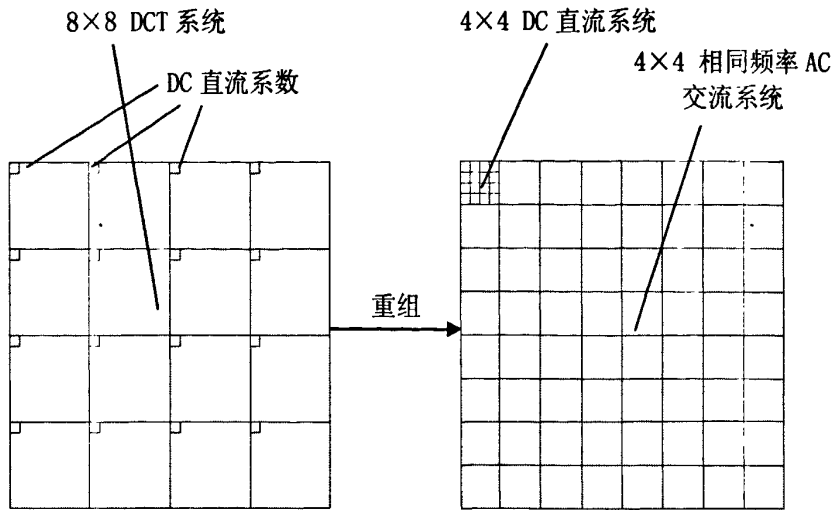


图 5.4.2 4×4 个 8×8 的 DCT 系数块的重组过程图

- ④进行基于块的冗余 Ridgelet 变换。
- 冗余 Ridgelet 变换采用前章中提出的基于块的冗余 Ridgelet 变换, 块的大小选为 4×4, 并选择 I=10 个投影角度的投影, 在 7×I 的变换矩阵中随机按方向选择一个 4×5 的变换系数矩阵时, 我们要把 0° 即 (1, 0) 和 90° 即 (0, 1) 作为两个必选的方向, 然后另外再选取三个方向从而形成一个 4×5 的变换系数矩阵。
- ⑤对冗余 Ridgelet 变换后的系数块进行与③过程中相反的反重组, 使重组后系数块大小仍为 8×8, 以进行下一步的熵编码; 并同时根据脊波域变换系数的特点产生两个描述, 通过两个单独信道进行传输。

当所有的块都进行完冗余 Ridgelet 变换后, 再按照频率关系, 重新将变换后的脊波域系数排列为 8×8 的系数块, 并根据脊波域的系数能量特征, 产生多个描述, 然后按 8×8 的系数块进行熵编码, 最后通过调制在多个信道进行传输。根据脊波域系数的特点, 按照脊波域系数的能量首先选择一部分特别重要的系数作为各个描述的基本部分, 再把其余的脊波系数按一定的规则各自分配到各个描述当中作为加强部分, 从而产生多个描述。

在解码端, 每一个接收到的描述都能够独立解码, 恢复出一定质量的图像。每增加一个描述的信息, 解码器恢复的图像质量也越来越高。由于 Ridgelet 变换很有效的线性稀疏表示能力, 在只接收到一个描述时仍然可以获得很好的图像重建效果。

5.4.2 算法实验分析

针对本文提出的多描述编码方案我们进行了模拟实验, 主要进行了两个信道的多描述编码实验。对 512×512 的 Lena 图像进行实验, 首先将图像分成 8×8 的宏块, 对每个宏块进行 DCT 变换, 对系数进行量化, 然后将 4×4 个 8×8 的宏块作为一组进行系数重排, 重排后的系数按照频率不同, 分别进行 4×4 的冗余 Ridgelet 变换。冗余 Ridgelet 变换中我们选取 $(1, 0)$ 、 $(2, 1)$ 、 $(1, 1)$ 、 $(1, 2)$ 、 $(0, 1)$ 这 5 个投影方向, 然后根据脊波域系数的能量特征, 按下面的方法原则来产生两个边沿描述。

首先按照脊波域系数的能量大小对系数进行排序, 设定一个百分比值 $X\%$ (随码率的变化相应调整) 作为两个描述的共同的基本部分, 然后对剩余的系数同样进行能量大小排序, 依据码流比特数的要求在剩余系数中选取一定比率的剩余重要系数, 对剩余的重要系数按照重要性取 25% 高重要性剩余系数和 25% 低重要性系数形成一个描述的加强部分, 而其余的 50% 的剩余重要系数作为另一个描述的加强部分, 这样便得到了两个相当的但不相关的两个描述的加强部分。在编码过程中, 我们可以根据比特率要求的放宽, 适应性的调整两个描述的共同的基本部分, 从而实现更好的、更有效的抗误码传输。



图 5.4.3 (左) 基于冗余 Ridgelet 变换的多描述图像编码方案的重建图像 (边沿解码 0.36bpp PSNR=25.37)



图 5.4.4 (右) 基于冗余 Ridgelet 变换的多描述图像编码方案的重建图像 (边沿解码 0.78bpp PSNR=32.51)



图 5.4.5 (左)基于冗余 Ridgelet 变换的多描述图像编码方案的重建图像 (中央解
码 0.57bpp PSNR=27.57)

图 5.4.6 (右)基于冗余 Ridgelet 变换的多描述图像编码方案的重建图像 (中央解
码 1.09bpp PSNR=31.22)

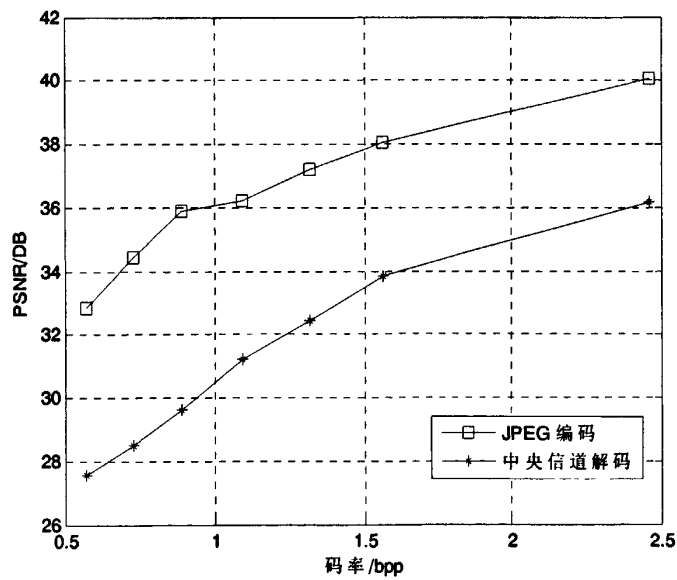


图 5.4.7 多描述编码方法实验结果 (中央信道与 JPEG 对比)

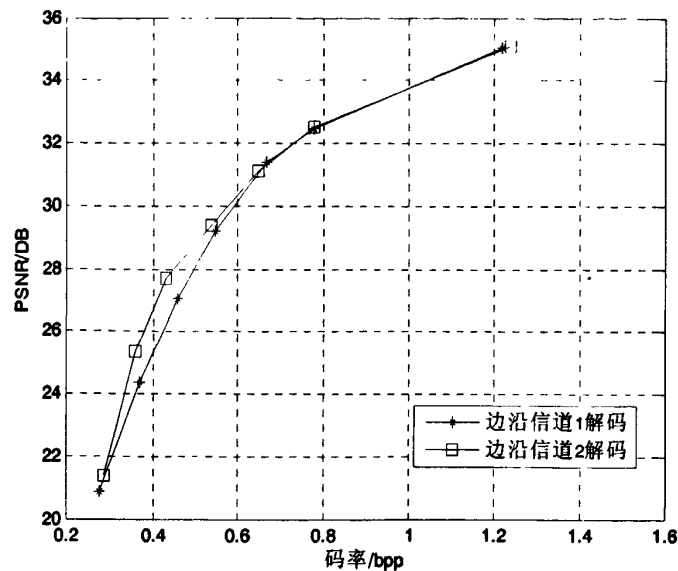


图 5.4.8 多描述编码方法实验结果(边沿信道对比)

表 5.4.1 二信道多描述编码方案实验结果

| 码率(R1) | PSNR | 码率(R2) | PSNR | 码率(R0) | PSNR |
|--------|-------|--------|-------|--------|-------|
| 0.28 | 20.87 | 0.29 | 21.36 | 0.57 | 27.57 |
| 0.37 | 24.36 | 0.36 | 25.37 | 0.73 | 28.48 |
| 0.46 | 27.02 | 0.43 | 27.68 | 0.89 | 29.62 |
| 0.55 | 29.17 | 0.54 | 29.39 | 1.09 | 31.22 |
| 0.67 | 31.41 | 0.65 | 31.09 | 1.32 | 32.44 |
| 0.78 | 32.49 | 0.78 | 32.51 | 1.56 | 33.84 |
| 1.22 | 35.02 | 1.24 | 35.11 | 2.46 | 36.17 |

从上面的实验数据我们可以看出，当同时接收到两个描述的时候，我们可以得到很好的重建图像质量。甚至当只能接收到一个描述的时候，仍然可以获得良好的重建质量，并随着比特率的升高，图像的重建质量也越来越好。因此，此多描述编码方案可以在误码率较高的信道中传输，即使接收到的描述很不全，还是可以得到较好的重建图像，从而具有很强的抗误码性能。

当然, 由于是在描述中添加了冗余, 而且是多描述编码, 所以其中央解码质量和 JPEG 编码标准仍然有一定的差距, 同时此多描述编码方案是基于 JPEG 的, 所以重建过程中会有一定得块效应, 在 0.3bpp 左右低比特段的重建质量有待进一步提高。但是纵观其实验数据, 当随着比特率的升高, 其单描述边沿信道的解码质量已经很接近中央解码信道的重建质量, 所以此方案具有较好的抗误码性能。

5.5 本章小结

在本章中首先提出了一种基于块的冗余脊波变换, 是根据 Radon 变换中投影方向的选取来产生不同的脊波变换数据以及用变换图像块的大小来控制变换中的冗余度。之后, 基于此, 提出了一种基于冗余 Ridgelet 变换的多描述编码方案, 方案中利用了冗余 Ridgelet 变换的特点, 不仅在描述间引入了冗余, 而且由于脊波变换对图像分解的有效性, 可以获得比较理想的压缩效果, 使得边沿描述也有很好的重建效果, 在仅仅能接收到一个描述的情况下, 也可以有效的重建图像。同时将冗余 Ridgelet 变换和 JPEG 编码标准中的 DCT 正交变换和熵编码相结合, 在对图像压缩的同时, 有效的提高了抗误码性能。

冗余 Ridgelet 变换的投影方向是可以控制的, 所以我们可以考虑由二信道的 MDC 向多信道 MDC 进行扩展, 从而得到多信道的 MDC 方案; 同时文中提出的冗余 Ridgelet 变换也有待进一步完善以及考虑同感兴趣的 ROI 编码相结合, 以实现基于感兴趣的多描述编码方法。在我们的后继研究中, 针对这些问题我们将做更进一步研究和探讨。

第6章 总结与展望

本文主要研究了脊波变换算法及其在图像处理中的应用。主要的研究工作和创新点,以及下一步的工作展望归纳如下:

6.1 本文的主要研究工作总结

脊波变换理论及其应用是当前图像处理领域研究的一个热点,特别是脊波变换应用于图像压缩、数字水印等图像处理技术之中。针对当前最常用的脊波变换实现算法,本文研究的工作主要在以下几个方面:

1. 首先对小波和脊波理论和算法作了简要的概括和总结,并对数字水印技术和编码理论、技术的简单的描述,重点对脊波变换的数学理论和数字实现算法进行了深入的分析,指出了当前各自领域的流行方法和研究热点。然后对当前的数字水印技术和编码理论技术进行了简要的概论和总结。在此基础上,分析了小波理论在数字水印技术和编码理论技术的不足之处。

2. 将脊波变换应用于数字水印技术,并结合人类视觉系统的特性,提出了一种联合图像内容和图像的 JND 模型的脊波域数字水印算法。这种算法将数字水印图像序列嵌入到每个选中的强纹理块的最大能量方向的低频和中频系数中;同时利用图像的 JND 模型来控制嵌入水印序列的能量的大小,这样既保证了水印图像的鲁棒性,也兼顾了水印的不可见性。从实验数据结果可以看出提出的水印算法对去噪、压缩、剪切等攻击技术都有良好的鲁棒性。

3. 脊波变换应用于多描述编码技术。在对脊波变换算法研究和冗余变换学习的基础上,了解脊波变换具体实现步骤和 Radon 变换的原理方法,提出了一种基于块的冗余 Ridgelet 变换方法。该变换方法的冗余度与变换过程中块的大小成反比,同时选取有限 Radon 变换中不同的投影方向均可以成功的重建原始图像。

4. 将上述提出的基于块的冗余 Ridgelet 变换应用于多描述编码技术中,提出了一种新的图像多描述变换编码方案:基于冗余 Ridgelet 变换的图像多描述编码方案。方案中利用了冗余 Ridgelet 变换的特点,不仅在描述间引入了冗余,而且由于脊波变换对图像分解的有效性,可以获得比较理想的压缩效果,使得边沿

描述也有很好的重建效果,在仅仅能接收到一个描述的情况下,也可以有效的重建图像。同时将冗余 Ridgelet 变换和 JPEG 编码标准中的 DCT 正交变换和熵编码相结合,在对图像压缩的同时,有效地提高了抗误码性能。

6.2 展望与设想

本文重点研究了脊波变换的改进方法和数学实现,并将其应用到图像的数字水印和多描述编码中,取得了一些有意义的成果,为脊波变换算法理论及其应用提供了一定的理论和技术基础。如同之前的小波变换理论,脊波变换理论及其应用是一个相当复杂的问题,很多理论和方法均需要进一步不断地完善和补充,因此有许多方面仍值得进一步的深入研究。对于进一步的研究工作,作者认为可以着重考虑一下几个方面:

(1)在基于块的冗余 Ridgelet 变换方法中,我们实现的变换冗余度是离散的,若想获得针对通信传输信道更有效的、自适应的多描述编码方案,研究一种冗余度可以连续调节的冗余变换是需要亟待解决的问题。

(2)将 Ridgelet 变换与 SPIHT 压缩算法相结合来应用于多描述编码技术中,是一个比较有价值的研究课题。

(3)继 Ridgelet 变换之后,Curvelet 变换以及其他的一些方向性小波变换的研究与应用,及更符合人类视觉系统的多尺度几何分析方法的初步探索研究,都将是今后研究的方向之一。

参考文献

- [1]Mallat S. A Theory for Multiresolution Signal Decompositions: The Wavelet Representation[J].IEEE Transactions on PAMI, Vol.11,No.7,1989: pp.674-693.
- [2]Mallat S. Multifrequency Channel Decompositions of Images and Wavelet Models[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol.37, No.12 ,1989: pp.2091-2110.
- [3]Candes E J. and Donoho D L. Ridgelets:The key to high-dimensional intermittency[J]. Phil. Trans.R.Soc.Lond.A.1999, 357, 2495~2509.
- [4]Donoho D L. Orthonormal ridgelets and linear singularities[J]. SIAM, Math Anal.2000,31(5), 1062~1099.
- [5]Candès E J. Ridgelets: Theory and applications[D]. Department of Statistics, Stanford University, 1998.
- [6]张贤达, 保铮. 非平稳信号分析与处理[M]. 国防工业出版社,1998 年.
- [7]张贤达. 现代信号处理[M]. 北京:清华大学出版社,1998.
- [8]沈兰荪, 卓力. 小波编码与网络视频传输[M]. 科学出版社. 2005 年 4 月第 1 版.
- [9]Daubechies I. Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets[J]. Comm. on Pure and Appl. Math., Vol.31,No.4, 1998: pp.532-540.
- [10]李建平. 小波分析与信号处理[M]. 重庆出版社,2001 年.
- [11]Stephane Mallat. 信号处理的小波导引[M].杨力华等, 译. 北京: 机械工业出版社,2003.
- [12]汪胜前. 图像的小波稀疏表示及收缩去噪算法[D]. 上海交通大学博士论文, 2002.
- [13]Carsten Hoilund, The Radon Transform. Aalborg University[J],VGIS,07gr721, November12,2007.
- [14]Candes E J.and Donoho D L. Curvelets-A surprisingly effective non-adaptive representation for objects with edges[R].1999, Technical report, Stanford Univ.
- [15]CANDES E J, DONOHO D L. New tight frames of curve lets and optimal representations of objects with smooth singularities [J]. Department of Statistics, Stanford University, Tech. Rep, 2002.
- [16]Daubechies I.Ten Lectures of Wavelets[M].北京: 国防工业出版社,李建平,杨万年译,2004.5.
- [17]李弼程,罗建书.小波分析及其应用[M].北京:电子工业出版社,2003.9~75.
- [18]Dwight F M,Kraig J O.小波基础及应用[M].北京:机械工业出版社,2006.113~150.
- [19]Mallat S. Multiresolution representation and wavelets.[D], Univ. of Pennsylvania ,Philadelphia,1988.
- [20]Mallat S. Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L_2(R^2)$ [J].Trans. Amer. Math. Soc. ,1989, 315(1).68~87.
- [21]Minh N. Do, Martin Vetterli. The Finite Ridgelet Transform for Image Representation[J]. IEEE Trans. On Image Processing,2003,12(1),16~28.
- [22]Minh N. Do and Martin Vetterli. Contourlets: A Directional Multiresolution Image

- Representation.[J] In: Proc, IEEE Int. Conf on Image Proc. 2002, 357~360.
- [23]SHANG Xiao-qing,ZHANG Wei-qiang,SONG Guo-xiang, Digital Ridgelet Transform and Image Representation[J]. CHINESE JOURNAL OF ENGINEERING MATHEMATICS,Vol 22,No. 3,2005(6).
- [24]Chengzhi Deng, Hanqiang Cao, Shengqian Wang. Reconstruction of Ridgelet Coefficients Using Total Variation Minimization[C]. 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Application (ICIEA 2007), Harbin, China, May, 2007, pp.2411-2414.
- [25]Chengzhi Deng, Hanqiang Cao, Shengqian Wang. Image Compression Based on Multiscale Ridgelet Dictionary[C]. Proc. of 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Beijing, China, Nov. 2007, pp.1534-1528.
- [26]Fratisek Matus and Jan Flusser. Image Representation via a Finite Radon Transform[J], IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.15, NO.10, October,1993. Pages:996-1006.
- [27]Ahmed Abouelaz. The Finite Radon Transform[J], African Journal Of Mathematical Physics Volume 2 Number 2 (2005)77-92.
- [28]焦李成,侯彪,王爽,刘芳.图像多尺度几何分析理论与应用[M],西安电子科技大学出版社,2008年7月.
- [29]焦李成,谭山,刘芳.脊波理论:从脊波变换到 Curvelet 变换[J]. 工程数学学报,5(22),2005, 761~763.
- [30]刘丽,王曙钊,李敬社.脊波变换的研究现状与应用前景[J]. 信息与电子工程, 2005, 3, 4,315~319.
- [31]J.L. Starck, E.J. Candes, et al. The Curvelet transform for image denoising [J].IEEE Trans. Image Processing. 2002,11(6):670~684.
- [32]D.L.Donoho and Mark R. Duncan. Digital curvelet transform: Strategy, implementation and experiment [R], tech. Rep, Department of Statistics, Stanford University, 1999.
- [33]E. J. Candes, D. L. Donoho. Curvelets [R]. Tech. report, Department of Statistics, Standford University, 1999.
- [34]E. J. Candes, D. L. Donoho. Curvelets: a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with deges [R]. Tech. report, Stanford University, 1999.
- [35]D. L. Donoho, M. R. Duncan. Digital curvelet transform: strategy, implementation and experiments [C]. Proc. Aerosense 2000, Wavelet applications VII. SPIE, 2000, 4056, 12-29.
- [36]焦李成,侯彪,王爽等.图像多尺度几何分析理论与应用[M]. 西安电子科技大学出版社.2008年7月第1版.
- [37]刘岩峰. HVS 感知模型与鲁棒数字水印研究[D]. 南京理工大学硕士论文, 2006.
- [38]Fabien A.P.Petitcolas,Ross J.Anderson and Markus G.Kuhn.Information hiding—a survey[C],Proceedings of the IEEE,July 1999,87(7):1062—1078
- [39]孙圣和,陆哲明.数字水印处理技术[J],电子学报,2000年8月,Vol.28,pp:201~205.
- [40]杨建波.基于多小波及遗传算法的数字水印技术研究[D].吉林大学博士论文.2005.
- [41]余波. 基于小波变换的数字水印算法研究[D],武汉科技大学,2007.

- [42]L.J.Cox,Matt L.Miller,The first 50 years of electronic watermarking[J],the Journal of Applied Signal Processing,2002,Vol.2,pp:126-132.
- [43]R.G.Van Schyndel,A.Z.Tirkel,et al.A digital watermark[C].In:Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing,1994,2:86-90.
- [44]Cox I J, Miller M L, Bloom J A.数字水印[M].王颖,黄志蓓 译.北京: 电子工业出版社, 2003.
- [45]刘晓山. 基于多尺度分析的图像压缩[D],江西师范大学,2007.
- [46]徐媛媛. 多描述格型矢量量化编码算法的研究[D].北京交通大学,2007.
- [47]Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理[M].北京:电子工业出版社,阮秋琦,阮语智译,2005 年.327~350.
- [48]Gregory K. Wallace.The JPEG still picture compression standard[J].Communications of the ACM,Issue 4, 1991.Vol.34 .30~44.
- [49]ISO/IEC,ISO/IEC 15444-1:Information technology-JPEG 2000 image coding system-Part 1:Core coding system[S].
- [50]Skodras A N, Christopoulos C A, Ebrahimi T. JPEG2000: The upcoming still image compression standard[J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(12), 1337~ 1345.
- [51]Chan S C, Ho K L. Fast algorithm for computing the discrete cosine transform[J]. IEEE Trans Circuits System II, 1992, 39(3):185~190.
- [52]Shapiro J M. Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients[J].IEEE Tran. On Signal Processing,1993, 41(12), 3445~3462.
- [53]Said A , Pearlman W A. A new , fast and efficient images codec based on set partitioning in hierarchical trees[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 1996,6(3), 243~250.
- [54]Islam A, Pearlman W A. An Embedded and Efficient Low-Complexity Hierarchical Image Coder[C].Visual Communications and Image Processing-99, Proceedings of SPIE. 1999,Vol. 3653, 294~305.
- [55]刘杰平.图像/视频的鲁棒性传输研究[D]. 华南理工大学, 2004.
- [56]沈兰荪,卓力等.视频编码与低速率传输[M],电子工业出版社,2001 年.
- [57]陈海林,杨宇,航邢波.基于多描述的联合信源信道编码[J],通信技术,2003,No.136:33~35.
- [58]夏良正,李久贤.数字图像处理(第二版)[M],东南大学出版社,2006 年 6 月.
- [59]S.E.Miller. New transmission configuration[M]. BellLabs, lab notebook #55637,May 1978.
- [60]S.E.Miller. Fail-safe transmission without standby facilities[J]. BellLabs,Tech. ReP.TM80-136-2, Aug.1980.
- [61]D.O.Reudink.The channel splitting problem with interpolative coders[J]. Bell Labs,Tech.ReP.TM80-134-1,Oct.1980.
- [62]H.S.Witsenhausen. An achievable region for the breakdown degradation problem with multiple channels[J]. Bell Labs Tech.ReP.TM81-11217-3,Jan.1981.
- [63]H.S.Witsenhausen and A.D.Wyner. Source coding for multiple descriptions[J]. Bell Syst. Tech.J.,Vol.60, No.10,Dec.1981.PP.2281-2291.

- [64]吴坚. 实现视频可靠传输的多描述编码[D]. 西安电子科技大学,2004.
- [65]陈婧, 蔡灿辉. 基于分层结构的多描述编码[J]. 中国图象图形学报, 2008,(01)
- [66]S.D. Servetto, V.A. Vaishampayan and N.J.A. Sloane. Multiple description lattice vector quantization [C],Proc. IEEE Data Compression Conf.,Snowbird,UT,Mar.1999,pP.13-22.
- [67]X. Yang and K. Ramehandram. Redundancy rate/distortion optimal orthonormal filter banks for multiple description coding[C],in Proc. IEEE Int. Conf. Image Proc. Chicago,IL,1998.
- [68]Y. Wang, M.T. Orchard, V. Vaishampayan, A.R. Reibman. Multiple description coding using pair wise correlating transforms[J],IEEE Trans on Image Processing,2001,10(3):351-366.
- [69]S.D. Servetto,K. Ramehandran,V.A. Vaishampayan,etal. Multiple Description Wavelet Based Image Coding[C], Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing,1998.
- [70]W. Jiang and A. Ortega. Multiple Description Coding via Polyphase Transform and Selective Quantization[C],Proceedings of VCIP,1999,pp.998-1008.
- [71]Canhui Cai,Jing Chen and Runtao Ding. Significant coefficient decomposition based stack x-tree multiple description coding[C],Proceedings of ICNNSP2003,December14-17,2003, Nanjing,China,Pp.1181-1184.
- [72]A. A. El Gamal and T. Cover. Achievable rates for multiple descriptions[J],IEEE Trans. Inform. Theory,1982,28(6):851-857.
- [73]L. H. Ozarow. On a Source Coding Problem with Two Channels and Three Receivers[R],Bell Syst. Tech. J,1980,59(10):1909-1921.
- [74]Goyal V K. Multiple description coding : Compression meets the network[J]. IEEE Signal Processing Magazine , 2001 , 18(9) : 74-93.
- [75]肖亮,韦志辉,吴慧中.基于图像内容的脊波变换域数字水印模型和算法研究[J].电子与信息学报,Sept.2004,26(9):1440-1448.
- [76]Fengxiang Chen, Zhangwei Yuan, Wei Wang, A Novel Scheme for Blind Meaningful Image Watermarking[J], Computer Emulation. 2005, 5(22): pp. 104-106.
- [77]张文琴,蒋刚毅,邓云凯,郁梅. 基于冗余小波变换的可扩展视频多描述编码[J],计算机应用研究, 2005 年, 第 5 期, 142-144.
- [78]计文平,沈兰荪. Mojette 变换及其应用[J], 测控技术 2007 年第 26 卷第 3 期.
- [79]计文平,沈兰荪. 基于 Mojette 变换的多描述编码[J],电子学报, 2007, 3.
- [80]A.-M.Poussard, C.Olivier,J.H.WU,C.Chatellier.Improved Compression by Coupling of Coding Techniques and Redundant Transform[J]. Proceedings of the IEEE 2000.
- [81]陈婧. 多描述图像与视频编码的研究 [D].华侨大学硕士学位论文, 2005.
- [82]邓承志. 基于小波变换图像去噪研究 [D].江西师范大学硕士学位论文, 2005.
- [83]Yan-Li, Shengqian-Wang, Zhihua-Xie. A Local Watermarking Scheme in the Ridgelet Domain Combining Image Content and JND Model[C],2008 International Conference on Computational Intelligence and Security, Suzhou 13-17 Dec,2008. Volume: 2, On page(s): 336-341.
- [84]Yan-Li, Shengqian-Wang, Chengzhi-Deng. Redundant Ridgelet Transform and Its Application to Image Processing[C].In:Proceedings of Fifth International Conference on Information

参考文献

Assurance and Security, Xi'an, China, 2009. Volume: 1, On page(s): 225-228.

[85] Xie Zhihua; Wang Shengqian; Gan Lixin; Zhang Lin; Shu Zhenghua. Content Based Image Watermarking in the Ridgelet Domain[C], In: Proceedings of Electronic Commerce and Security, 2008 International Symposium on Volume , Issue , 3-5 Aug. 2008 Page(s): 877-881.

攻读学位期间的研究成果

已发表论文:

- [1] Yan-Li, Shengqian-Wang, Zhihua-Xie. A Local Watermarking Scheme in the Ridgelet Domain Combining Image Content and JND Model [C].In: Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Security, Suzhou, China, 2008. Volume: 2, On page(s): 336-341. (EI&ISTP).

- [2] Yan-Li, Shengqian-Wang, Chengzhi-Deng. Redundant Ridgelet Transform and Its Application to Image Processing [C].In:Proceedings of Fifth International Conference on Information Assurance and Security, Xi'an,China,2009. Volume: 1, On page(s): 225-228. (EI&ISTP).

待发表论文:

- [1] 李彦, 汪胜前, 邓承志, 李红巧, 赵秀娟. 一种基于冗余 Ridgelet 变换的图像多描述编码方法. 计算机工程与应用. (已录用) .

致谢

在论文即将完成之际，谨以此文献给关心我生活、学习和工作的每一位老师、同学、家人、同事和朋友，向他们表达我由衷的感谢！

本论文的撰写是在我的导师汪胜前教授的悉心指导和关心下完成的，在此我首先向汪老师表示最衷心的感谢！汪胜前教授治学严谨，学术孜孜以求，在学科专业领域有很深的造诣，对学生的学习和科研从不马虎。在我攻读硕士学位的三年时间里，汪老师为我付出了很大的心血，在学习、科研和生活上给予了我无微不至的关怀和指导，使我迅速地掌握了本专业的知识，提高了我从事科研和实践的能力。在此，我再一次向汪老师表示最衷心的感谢，感激之情将永远铭刻在心。

衷心感谢江西省光电子与通信重点实验室刘国栋教授、胡小强教授、谢志华博士、章琳老师、甘丽新老师、以及南昌工程学院邓承志博士在我读研期间给予的学习、科研上的关心和帮助。感谢通信与电子学院的胡湘赣书记、王建敏院长、任辉书记、殷志坚院长、詹华群老师、朱新晓老师、李夏芳老师、孙振辉老师、罗燕老师等给予的热情支持和帮助。他们给我提供了很多很有价值的资料和意见，使我能够集思广益，受益匪浅。

另外，我要特别感谢徐景坤校长和黄教珍书记在我读研期间对我生活上、学习上的帮助和关怀，还有江西科技师范学院研究生部的肖红梅老师、龙安华老师、沈桂花老师，我真心的感谢他们，是他们为我提供了一个良好的学习环境，并为我能够顺利完成学业做出了很大的贡献。

感谢同窗好友李红巧硕士、赵秀娟硕士、郎长胜硕士、蒋先梅硕士、赵春美硕士、曾文平硕士、邹雄硕士等，攻读硕士期间我们在学习和生活中结下的友谊令我终生难忘，与他们交流给我带来了快乐，使我忘却了科研实验中的寂寞。

感谢一直支持、鼓励和帮助我的朋友们：卢宝阳、曾雪莲、李波、吴学仕、刘西梅、陈帅、朱召进、王炯、李凯等。

最后，我还要感谢我的父母，我的奶奶和弟弟、妹妹等关心我的亲人们，在我的整个学习过程中，他们给了我无数的关心和鼓励，使我有坚定的信念克服困难，完成学业。

感谢评阅专家在百忙之中抽出时间为我评审论文，在此特向他们表示由衷的谢意。

以上致谢难免挂一漏万，在此衷心感谢所有关心、支持和帮助我的老师、亲人、同学和朋友！

李彦

2010年5月25日

