

摘 要

图像经过小波变换后，能量与基本特征主要集中在小波系数的低频子带，而对这一部分小波系数的压缩往往是小波图像压缩编码的难点，但这并不表示不能压缩。本论文实验分析结果表明，低频子带小波系数相邻行间具有一定的相关性，而一般的预测编码方法并不能很好地利用这一相关性；同时，RBF 神经网络具有非线性函数逼近功能。基于以上两点，本论文提出一种新的图像预测编码方法——基于 RBF 小波网络的图像预测编码。该编码方法很好地利用了图像低频子带小波系数相邻行间的相关性和 RBF 神经网络的非线性函数逼近特性，达到了去冗余数据、压缩图像的目的。

由于提升小波与双正交小波所具有的特性对图像小波变换编码来说是非常重要的，所以本论文构造了提升方式双正交小波基，并利用此小波基对待编码图像进行小波分解。构造 RBF 神经网络是基于 RBF 小波网络的图像预测编码方法的关键，本论文提出了两种方式构造该网络：一种方式是自建 RBF 神经网络并优化其初始网络结构；另一种方式是做程序接口，实现在 VC 环境中调用 MATLAB 神经网络工具箱函数，完成 RBF 神经网络的构造。通过利用两种方式构造的 RBF 神经网络对图像进行编码实验的性能比较，本论文决定采用接口方式构造 RBF 神经网络。

本论文进行了大量图像编码实验，实验结果表明 RBF 神经网络具有很强的预测功能和泛化功能，本论文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码取得了大大高于 DPCM 编码、EZW 编码和 Huffman 编码的压缩比。因此，基于 RBF 小波网络的图像预测编码是一种非常有效的图像压缩编码方法。

关键词：小波变换，RBF 神经网络，图像预测编码，双正交小波基，提升小波，MATLAB 接口

ABSTRACT

An image's main energy and features concentrate on wavelet coefficients at low frequency subband after wavelet transformed. It's difficulty to compress the low frequency wavelet coefficients in image coding algorithm based on wavelet transform. But it does not indicate that these coefficients are not to be compressed. The experimental results prove that the neighboring rows of the low frequency coefficients are highly correlated and the common predictive coding algorithms can not make full use of the relativity. And because the RBF neural network is able to approach an arbitrary nonlinear function, So an image predictive coding method based on RBF neural network is presented in this thesis. This coding method can utilize the relativity well and reduce the redundant data.

The lifting scheme biorthonormal wavelet is constructed and used to transform the experimental image in this thesis because of the merits of lifting scheme wavelet and biorthonormal wavelet. It is a crux to construct an appropriate RBF neural network in the predictive coding algorithm. There are two ways to construct an RBF neural network in this thesis. One means is to construct an initial RBF neural network by myself, then optimize its initial structure by improved learning algorithm based on self-structure. Another means is to construct an RBF neural network by using neural function in MATLAB tools box. After comparing the running performance of the networks constructed by two means, the interface means is better, so it is used to construct RBF neural network in image coding experiments.

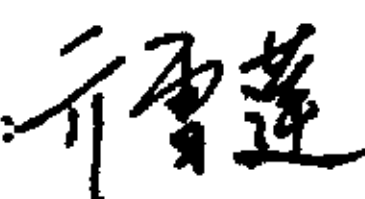
The image coding experimental results indicate that the constructed RBF neural network has rough predicting function and adapting function. The image coding method presented by this thesis can provide higher compression ratios than DPCM coding, EZW coding and Huffman coding in image coding experiments. So the predictive coding method based on RBF wavelet network is a very useful and effective image coding method.

Key word wavelet transform, RBF neural network, image predictive coding, biorthonormal wavelet, lifting scheme wavelet, MATLAB interface

长沙理工大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名： 日期： 2004 年 5 月 13 日



学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权长沙理工大学可以将本学位论文的全部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和汇编本学位论文。

本学位论文属于

- 1、保密□，在_____年解密后适用本授权书。
- 2、不保密□。

(请在以上相应方框内打“√”)

作者签名： 日期： 2004 年 5 月 13 日
导师签名： 日期： 2004 年 5 月 13 日

引言

当今社会已是信息化社会，信息技术已经全面服务于社会的生产和生活的方方面面。因此，在信息化社会中，人们所做的相当一部分工作是对信息的处理和传输。

信息是抽象的，它隐含在各种媒体所表示的数据中。其中，图像信息是人类获取信息的最重要的来源之一，它具有直观、形象、易懂和信息量大等特点。近年来，图像信息的处理和传输无论是在理论研究还是在实际应用方面都取得了长足的进展。由于图像信息丰富、数据量巨大，因此，为了满足实际应用需要，有必要对图像数据进行压缩处理，目前已发展成为专门的研究领域—图像编码。对图像进行压缩可以节省图像存储器的容量，也可以减少传输信道容量，还可以缩短图像处理时间，从而提高人们的工作效率、降低系统工作成本等。

自 1989 年 S.Mallat 首次将小波变换引入图像处理以来，小波变换以其优异的时频局部分析能力及良好的去相关性能力在图像压缩编码领域得到了广泛应用，并取得了良好的效果。而且到目前为止，在所有图像压缩编码方法当中，小波图像编码是发展的相对比较成熟的一种编码方法。近几年小波图像压缩取得了很大的成功，这些算法都是成功地使用了各自不同的具有创新性的策略更好地组织和表示了塔式结构的小波系数，从而更好地和更完整地利用了小波系数所具有的统计特性。随着小波图像压缩应用研究的深入，各种类型的小波图像编码器相继提出，其中 EZW、SPIHT 和 EBCOT 这三种小波编码器因其优秀的性能常常被用着做比较标准。

国内的许多研究人员对国际上普遍采用的图像编码方法，如前面所提到的 EZW、SPIHT 等编码方法进行了改进，而且许多改进后的编码方法在某些方面要优于改进前的算法。

但以上种种方法都没有对小波分解系数的低频部分做特殊处理，而在小波图像编码方法当中，对低频系数的编码占整个编码存储空间的主要部分，整体的压缩比是由对高频系数的压缩带来的，如果能对低频部分进行有效压缩的话，将大大提高整个算法的压缩比。因此，本论文的主要工作就是对低频系数进行压缩编码处理，从而达到提高图像整体压缩比的目的。实验表明，低频子带小波系数相邻行间具有一定的相关性，一般的预测编码方法并不能很好的利用这一相关性，而 RBF 神经网络具有非线性函数逼近的功能，因此，本论文采用 RBF 神经网络对

低频子带小波系数进行预测编码，充分利用其相关性，达到去冗余数据、压缩图像的目的。

本论文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码方法仅处理小波系数低频部分，如果结合其他编码方法对高频小波系数进行压缩编码处理，则可以大大提高整幅图像的压缩比；如果高频小波系数部分不做处理，则本文编码方法可广泛应用于图像检索、图像分类、图像识别、图像传输等图像应用领域。

第一章 概述

1.1 图像压缩编码基本情况

1.1.1 图像压缩的必要性与可能性

由于图像包含的信息量大，而且非常直观、确切，相比其它信息形式来说，更容易被人们所接受，因而具有很高的使用效率和非常广泛的适应性，因此，图像信息对于人们的生活和工作是非常重要的。特别是在人类社会进入信息化时代的今天，图像信息在计算机上的处理、存储和网络传输在人们的生活中越来越突出，同时人们对接受图像信息的要求也越来越高。

从下面表 1-1 中可以看出无论是什么类型的图像信息所含的数据量都是非常巨大的：

表 1-1 图像数据类型及未压缩时所需存储空间大小

图像数据	大小/时间	比特/像素	未压缩大小
一页文章	11" × 8.5"	随具体情况而定	16-32 Kbits
灰度图像	512×512	8 bpp	2.1 Mbits
彩色图像	512×512	24 bpp	6.29 Mbits
医疗图像	2048×1680	12 bpp	41.3 Mbits

虽然目前计算机各项性能指标在不断快速提高，网络传输带宽及传输速度也不断的得到改善，但图像本身所含数据量的巨大仍然需要对图像数据进行压缩以满足人们各种不同的需求。

图像数据压缩的可能性是因为图像中相邻像素、行或帧之间存在着较强的相关性。从统计观点来看，就是某一种像素的灰度值，总是和其周围其他像素灰度值之间有某种关系，应用某种编码方法提取并减少这些相关特性，便可实现图像信息的数据压缩。即减少图像信息中无用的冗余信息，保留有效信息，这样既减少了描述信息的数据量，又保证图像有效信息没有丢失。而且，图像信息的最终接受者是人，而人眼的视觉系统接受信息的能力是有限的，如灰度和空间分辨率都不能太高等等。以上种种因素使得对图像数据进行压缩成为可能。

1.1.2 图像压缩编码系统

图像编码在通信、介质存储、数据发行等领域有着重要的作用，它一直是信息技术中最活跃的研究领域之一。图像编码从 20 世纪 40 年代末开始进行系统研究以来，至今已有几十年的历史。特别是到了 20 世纪 80 年代末 90 年代初，随着多媒体技术和因特网技术的出现，如何有效地组织、存储、传输和恢复图像数据，即探索更有效、更高压缩比的图像编码技术，成为现代信息处理技术中关键任务之一。在新世纪之初，人们对图像编码技术和标准提出了更高的要求，图像的处理与分析技术仍然是人们所关注的重点问题之一。

图像压缩编码基本系统原理框图如图 1-1 所示：

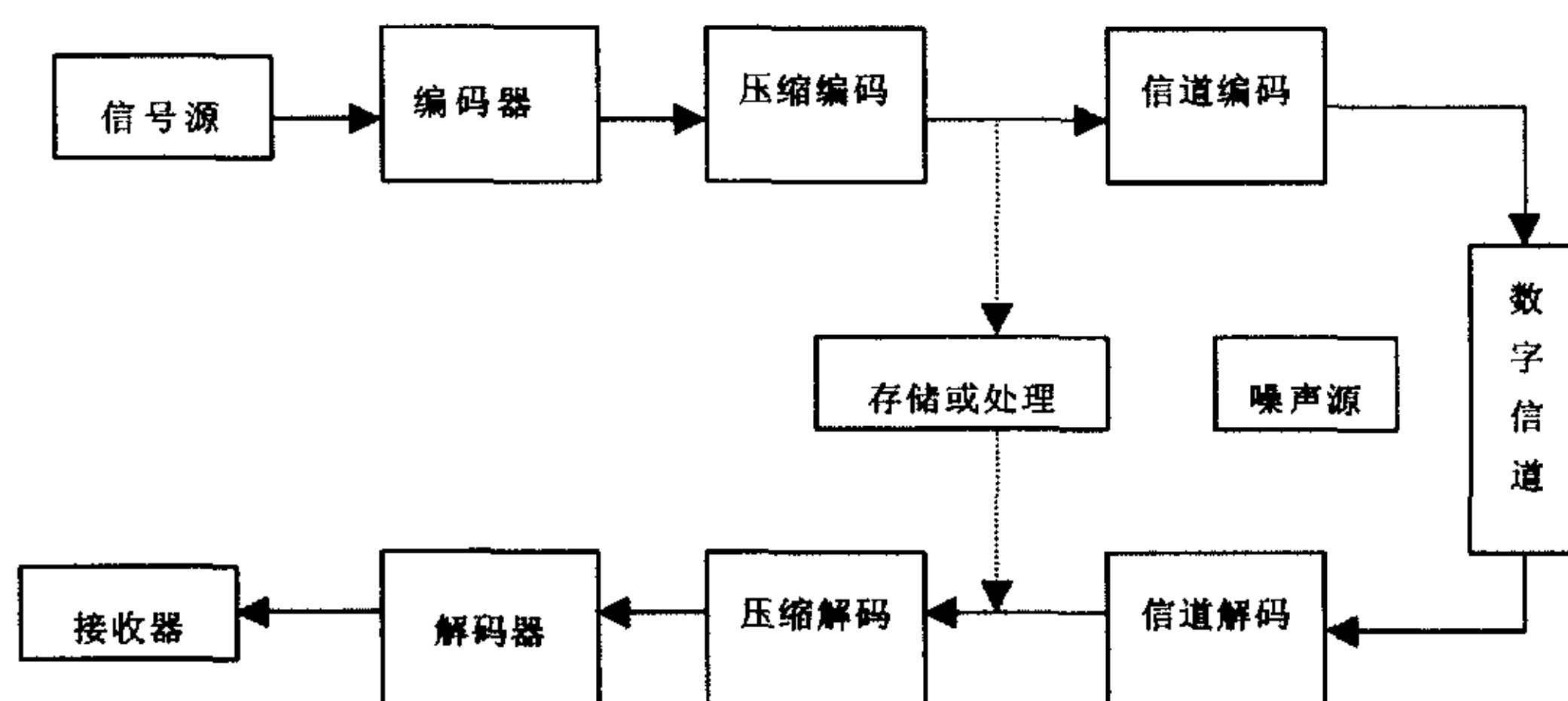


图 1-1 图像压缩编码系统原理框图

图像压缩编码就是按照图 1-1 所示的流程进行的，大体就是先对图像进行压缩编码，减少图像信息表示数据量，然后经过信道传输到达接收端，在接收端对压缩图像进行解压缩，恢复图像本来面貌。

1.1.3 图像压缩编码分类

长期以来，人们都是在传统香农信息理论的指导下进行图像压缩编码方法的研究，即任何一组随机分布的数据信息是由其熵来表征，无失真编码的压缩效率以此熵为界，失真编码的压缩效率也受此熵约束。然而人们在研究人的视觉特性与图像信息之间的关系时，发现一个明显或越来越清楚的问题是：人的视觉感知特点与统计意义上的信息分布并不一致，换句话说，在统计上需要更多信息量才能描述图像信息的特征对视觉可能并不重要，从感知的角度讲，无需详细表征图

像某些局部特征。压缩技术的研究突破了传统香农信息理论的框架，注重对人的感知特性的利用，利用所谓感知熵理论，使得压缩效率得以极大提高。

从 1948 年 Oliver 提出 PCM 编码理论开始，迄今已有半个多世纪的历史，人们已经研究并提出各种各样的压缩方法。根据压缩技术所依据和使用的数学理论和计算方法进行分类，可将压缩技术分为统计编码、预测编码和变换编码三大类，其中统计编码包括 Huffman 编码、算术编码、跳过白色块编码、游程编码和方块编码，预测编码包括差分脉冲编码调制和自适应预测编码，而变换编码的方法非常多，有代表性的如基于 DCT 的编码方法和基于 DWT 的编码方法^[1]；按照压缩编码过程是否有失真，图像压缩方法可大致分为无损压缩和有损压缩两种，无损压缩是一种在不引入任何失真的条件下使比特率为最小的压缩方法，有损压缩是一种在一定比特率下获得最佳保真度，或在给定的保真度条件下获得最小的比特率的压缩方法^[2]。还有一种非常重要的压缩编码方法是 Jacquin 于 1992 年首先提出并实现的自动压缩图像的分形编码，这是一种基于迭代函数系统理论的图像编码方法，其潜在的图像压缩比是非常高的，因此得到了有关研究人员的重视^[3]。

1.2 国内外图像压缩编码研究进展

近年来国内外许许多多的图像专家和学者对图像编码进行了非常广泛和深入地研究，大体可分为如下几个研究方向：

1.2.1 分形图像压缩编码

Barnsley 最早将分形的概念引入到图像压缩编码领域，但其编码过程需要人工干预，且非常耗时；1989 年 Jacquin 提出局部迭代函数系统的概念，实现了分块的自动分形图像编码算法，使分形图像编码取得了突破性进展，成为后人研究和扩展的起点。然而，这种方法存在着压缩率低、速度慢等缺陷，为获得较高的压缩率，需要在分形变换时采用较大尺寸的子块，但这又会降低恢复图像的质量，从而给实际应用带来困难。

为了解决以上问题，国内许多研究学者作了大量的努力，提出了许多改进的新方法，并且取得了一定的研究成果。相关编码方法有：算术编码在分形图像压缩中的应用^[4]，快速分形图像编码^[5]，基于小波变换的分形预测图像编码方法^[6]，分形图像编码^[7]，基于矢量量化的图像分形压缩编码^[8]，基于小波系数零树结构的分形预测图像编码^[9]，小波分形混合图像编码^[10]，基于四叉树的自适应门限分

形图像 IFS 压缩方法^[11]，序列图像的似分形编码方法^[12]等。

近年来，国外一些学者在不断地研究利用分形图像编码的一些方法来发掘和利用图像经过小波分解后表现出来的相似性，如 1995 年，Rinaldo 和 Calvagno 利用分形图像编码中的分形匹配方法，实现了用低分辨率的子带图像来进行同方向高一级分辨率子带图像的预测^[13]；1996 年，Levy 和 Wilson 也发表过类似的研究结果^[14]；1998 年，Davis 把“零树”的概念引入到分形图像编码，并把分形图像编码中的相似块和图像块扩大为相似树和图像树，从而使得相似块与图像块之间的分形匹配转化为相似树与图像树之间的分形匹配^[15]。其他的方法也有很多，如 Franck Davoine 和 Marc Antonini 提出的 Fractal image compression based on delaunay triangulation and vector quantization^[16]，Wang Z, Chi Z 和 Feng D 的 Content-based image retrieval using block-constrained fractal coding and nona-tree decomposition^[17]等。

虽然现在分形编码方法还很不完善，大有发展的余地，其压缩效果还不能完全与成熟的小波编码算法相比，但人们一直在努力，目前的研究成果已比最初的分形编码方法有相当大的改进。

1.2.2 静止图像小波编码

早在 1986 年，Woods 等人就构造了第一个真正意义上的小波图像编码器，但那时在图像编码领域人们却把小波编码称为子带编码，因为在当时人们还没有完全搞清楚子带编码的工作机理，更不清楚它与数学领域的小波基有着紧密的联系，直到多分辨分析理论提出，信号处理的专家们才从理论上统一了众多子带编码器的工作原理。随着数学领域的小波理论的发展和非线性逼近论研究的深入，小波图像压缩取得了极大的进展。一个极具表现力的实证是 Daubechies 所发现的双正交小波基立即被转化为图像分解所使用的具有线性相位多通道完全重建滤波组。

1.2.2.1 小波压缩领域的三种优秀的编码器

近几年小波图像压缩取得了很大的成功，这些算法都是成功地使用了各自不同的具有创新性的策略更好地组织和表示了塔式结构的小波系数，从而更好地和更完整地利用了小波系数所具有的统计特性。随着小波图像压缩应用研究的深入，各种类型的小波图像编码器相继提出，其中下面三种小波编码器被公认为是

压缩领域非常优秀的编码器：

(1) EZW (Embedded Zerotree Wavelet) 编码器^[18]

1993 年, Shapiro 根据小波系数的统计分布规律, 提出了一个假设: 如果空间树的粗尺度的小波系数对 T 门限是不重要的, 则在这棵小波树的细尺度的小波系数也极可能是不重要的, 基于此, Shapiro 引入一个小波“零树”, 通过定义 POS、NEG、IZ 和 ZTR 四种符号进行空间小波树递归编码, 有效地剔除了对高频系数的编码, 极大地提高了小波系数的编码效率。这个算法采用的是渐进式量化和嵌入式编码模式, 算法复杂度低。EZW 算法的出现打破了信息处理领域长期笃信的准则: 高效的压缩编码器必须通过高复杂度的算法才能获得, 因此 EZW 编码器在数据压缩史上具有里程碑意义。

(2) SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Trees) 编码器^[19]

由 Said 和 Pearlman 提出的分层小波树集合分割算法, 利用空间树分层分割的方法, 间接实现空间小波树的比特面排序, 有效地减少了比特面上编码符号集的规模。虽然 SPIHT 算法实现与 EZW 算法有较大差别, 但其核心思想与 EZW 如出一辙。同 EZW 相比较, 它的主要成功之处还在于构造了两种不同类型的空间零树, 从而可以更好地利用小波系数的幅值衰减规律。同 EZW 编码器一样, SPIHT 编码器的算法复杂度低, 产生的也是嵌入式比特流, 但编码器的性能较 EZW 有很大的提高。

(3) EBCOT (Embedded Block Coding with Optimized Truncation) 编码器^[20]

可扩展图像压缩是指一次压缩码流可作不同类型的解码。最常见的是 SNR 可扩展和分辨率可扩展, EZW 和 SPIHT 的嵌入式编码实现了 SNR 可扩展, 分辨率可扩展也是目前人们所期望的一种压缩码流品质, 尤其在大图像的远程浏览和图像数据库检索等应用领域。为了能够支持这种类型的解码特性, Taubman 使用了优化截断点的嵌入块编码方法 (EBCOT) 对图像进行编码。在算法实现上 EBCOT 编码是先将每个子带分成一个个相对独立的码块, 然后使用优化的分层截断算法对这些码块进行编码, 产生压缩码流, 结果图像的压缩码流不仅具有 SNR 可扩展而且具有分辨率可扩展, 还可以支持图像的随机存储。比较而言, EBCOT 算法的复杂度较 EZW 和 SPIHT 有所提高, 由于是采用优化截断方式, EBCOT 的压缩性能比 SPIHT 略有提高。

1.2.2.2 国内研究人员对小波图像编码的改进情况

国内的许多研究人员对国际上普遍采用的图像编码方法，如前面所提到的 EZW、SPIHT 等编码方法进行了改进，而且许多改进后的编码方法在某些方面要优于改进前的算法。

王向阳和杨红颖针对 EZW 算法进行逐次逼近量化时需要搜索扫描所有小波系数，从而导致扫描高频子带所产生的二进制符号流中存在大量冗余的缺点，提出了一种改进的嵌入零树小波图像编码算法^[21]，该算法能够通过定义多阈值、改进逐次逼近量化过程、修改嵌入编码策略、采纳复杂关联模型等措施，进一步提高 EZW 算法的工作效率，其压缩速度、图像复原质量等关键技术指标均明显优于 EZW 和 S+P 等编码算法（特别是在高压比下）。同时，二人还提出了一种新的低内存零树小波图像编码算法^[22]，该算法不仅能够几乎不降低图像复原质量的前提下进一步降低计算复杂度、提高编码速度，而且能够大幅度降低内存需求量，从而便于硬件的实现。

牛建伟、王刃等人通过有机结合零树编码、位平面编码和算术编码，提出了一种基于零树和位平面的小波图像压缩算法 ZBP (Zerotree and Bit Plane)^[23]。ZBP 不仅充分利用了零树符号之间的相关性，而且从位数据的层面上挖掘出了小波系数值之间的相关性，从而提高了算术编码的性能。实验结果表明，ZBP 的压缩效果优于目前已有的小波图像压缩算法。

谢荣生等人根据多小波兼有对称性、正交性、光滑性和有限支撑等信号处理中的十分重要的性质，采用能量集中效率很高的多小波预处理方法，对多小波变换系数采用多门限逐级量化方法，提出了一种新的多小波零树图像编码方案^[24]，仿真实验表明了该方法的优越性。

李洪刚等人利用 LZC 算法可以极大地降低编解码器内存需求的思想，改进了 SPIHT 算法，使得仅仅在 LZC 算法的内存需求基础上，达到 SPIHT 算法的性能要求，同时又提出了一种近似搜索算法来提高编码器的速度^[25]。

其他的一些改进算法还有很多，可以参考文献[26 27 28 29]中的改进算法。

1.2.3 视频图像压缩编码

由于小波压缩技术在消除方块效应和飞蚊噪声方面具有的特殊性质和良好的率失真特性，自从小波引入图像压缩领域以来，基于小波的视频压缩研究一直在不断进行。如果给图像编码方案提供一个消除时间冗余的机制，一个普通小波

图像编码器就可以扩展成视频图像编码器。根据时间冗余的利用不同,目前出现的基于小波变换的视频压缩算法主要可以分为以下三种不同类型。

1.2.3.1 基于空域运动补偿的小波视频编码

1996年,David sarnoff 研究中心的研究人员在 Shapiro 的 EZW 算法基础上,提出了一个基于小波域空间分块的自适应系数单次量化编码和优化算术熵编码的“零树熵编码”(ZTW)视频图像压缩算法^[30]。虽然 ZTW 失去了嵌入特性,但它的压缩效率比 EZW 有了很大的提高,尤其是在低码率条件下。后来 D Marpe 和 H L Cycon^[31]在进一步优化信源分离、改进零树映射和使用局部自适应熵编码等预处理基础上提出了一个 PACC 小波视频压缩编码算法。他们针对低码率图像压缩条件,对零树的失效性作了进一步分析和处理,结果 PACC 视频编码器的性能比 ZTE 视频编码器的性能有了进一步的提高。

Vass 等人则不同,他们将 B Chai 等人提出的 SLCC 图像压缩编码器推广到传统的混合编码方案中^[32],SLCC 算法是近年来在小波域利用形态算子进行图像压缩的最成功的范例之一。SLCC 算法与 EZW 和 SPIHT 算法的最大区别在于,它利用的是重要系数的父子相关性而不是 EZW 和 SPIHT 所利用的不重要系数的父子相关性。比较而言 SLCC 算法可以更好地编码具有丰富纹理信息的图像,结果 Vass 等人提出的 SLCC 视频编码器的压缩性能比 ZTW 视频编码器的性能有了显著的提高。

1.2.3.2 基于变换域运动补偿的小波视频编码

基于变换域运动补偿的小波视频编码是先使用整域小波变换小波消除空间冗余,再通过小波域的运动估计和运动补偿技术消除时间冗余,最后对变换域的补偿残差进行小波压缩编码。最近 H-W Park 提出了一种改进的小波域运动估计和运动补偿技术(LBS-ME)^[33],该方法比空域的运动估计和小波域的直接运动估计都要好得多。但这种方法也存在一个严重的缺陷,那就是它需要较多缓冲帧存,而且匹配搜索的时间较长。

XuguangYang 和 K Ramchandran 提出一种基于正反双向联合运动估计的小波域运动补偿方法^[34]。该方法有效地避免了源于小波变换导致高频子带估计失真问题。运动补偿效果得到了很大的提高,获得了比 H.263 更好的压缩效果。

1.2.3.3 含运动补偿的三维小波视频编码

基于三维小波变换的视频编码是二维空间小波图像压缩向三维视频空间的简单推广。如果简单地使用三维小波变换进行视频图像压缩，编码器的性能将大打折扣，Taubman 和 Zakhor 提出的多速率三维子带编码器^[35]关注更多的是编码器的可扩展性，在时间分析上仅考虑到物体的整体运动。Ohm 提出的运动补偿三维子带编码器^[36]的时间方向上的变换采取的是沿运动轨迹进行分析/合成的滤波方案，其运动轨迹是由传统的块匹配方法确定的。这个编码方案较前一种在时间分析方面有了很大的改进。后来 Choi 和 Woods 等人对这个时间分析系统作了进一步完善，调整了相应的三维变换结构并优化了相应码率分配，改进后的含运动补偿的三维小波视频编码^[37]性能有了很大的改善。

1.2.4 矢量量化编码 (VQ)

VQ 编码方法是近年来图像压缩的一项重要技术，其简单性和有效性已经得到了证实。它有效地利用了矢量各分量间的四种相关性—线性依赖性、非线性依赖性、概率密度函数的形状以及矢量维数来进行相关处理，具有压缩比高，解码方法比较简单的特点，但是编码时运算量庞大，工作时间长，为了减小图像失真，码本的体积自然增大，使得矢量匹配的搜索时间增长，并且在高压缩比时，由于数据分块技术在矢量量化中的采用，使得重构的图像会出现明显的块效应和边缘突起。

许多学者对 VQ 编码方法的不足之处做了大量的改进，如部分失真搜索算法、快速金字塔式矢量量化算法、双测试算法、超立方体测试算法、平均值差法、不等式判据法等等。其中，部分失真搜索编码算法是一种比较简单有效的码字搜索算法。

陆哲明和孙圣和提出了一种新颖的快速相关矢量量化图像编码算法^[38]，该算法对图像块的编码采用对角顺序，即在编码过程中根据当前图像块与已编码的邻块之间的相关性来预测输入矢量的编码标号，从而大大降低了每个输入矢量平均码字的搜索范围和比特率。测试结果表明，该算法比传统的穷尽搜索算法、部分失真搜索算法和双测试算法的编码速度快，且比特率低，虽然编码质量有少许下降。

罗强、任庆利等人在找出了适合图像压缩的最优小波基的基础上，提出一种比较合适的最小距离黄金聚类算法^[39]，在此基础上，根据图像分解的小波图像都

具有相似性和人的视觉系统相类似等特性，采用塔式数据矢量法，训练各矢量之间的合成距离采用加权技术，根据矢量中参数所处层次的信息量决定权值大小，从而形成了基于小波变换的矢量量化图像编码方法。该方法在高压缩比时具有良好的效果，PSNR 有提高，编码时间也有减小，没有块效应，在边缘处也无明显突起现象。

其他矢量量化编码方法可以参看文献[40 41 42 43 44]

1.2.5 结合小波神经网络的图像编码方法

由于神经网络具有大规模并行处理、分布式信息存储、良好的自适应性、自组织性、很强的学习功能、联想功能和容错功能等优点，在图像处理、模式识别、语音综合及智能机器人控制等领域已有较广泛的应用。

近年来，有人将小波和神经网络结合起来，组成小波函数的神经网络，即小波网络。小波网络能够实现由输入空间到输出空间的非线性、非正交的复杂函数映射关系，所以可以用于图像处理。目前绝大多数小波网络是用于图像分类，利用小波网络良好的非线性函数映射功能，可以结合其他小波图像编码方法进行图像的压缩处理^[45]。王耀南、谢勇等人提出了一种自联想神经网络的遥感图像主分量提取方法^[46]，该方法可以应用于图像的压缩、特征提取和图像滤波中。实验结果表明，自联想神经网络算法简单、易于实现，其压缩效果与 K-L 变换相当。根据小波网络的特性，用其进行图像预测编码，可以取得较好的编码效果。

有关小波网络的详细情况及其应用可以参考文献[47 48 49]。

1.3 图像压缩编码展望

目前并不存在完美的图像压缩编码方法，各种编码方法都有着自己的优势，而且无论是哪种编码方法，都有很大地改进和发展的余地。新一代静止图像编码标准 JPEG—2000 已经提出，该标准基于 DWT 对图像进行编码，对图像的编码效果比 JPEG 标准提高了很多。但就是已经研究和发展的相对比较成熟的小波图像编码，也仍然有许多需要改进的地方，不管是单纯的某种编码方法，还是几种编码方法的结合，如小波与分形相结合的混合图像编码方法、分形与矢量量化相结合的混合编码方法、小波与矢量量化相结合的图像编码方法、基于形态学的小波图像编码方法等等，在对图像进行编码之后，仍然存在着许多数据冗余。因此，要进一步去掉图像编码后的数据冗余，达到进一步压缩图像数据的目的，不仅与

相关数学理论的发展紧密联系，而且与各种编码算法对原始图像数据或对图像变换后的变换系数进行的扫描策略及相应的数据结构安排等息息相关。

第二章 图像小波变换

本论文研究的是图像小波变换编码，而且重点是对图像小波分解后的低频子带小波系数进行编码研究，因此在介绍各种图像编码方法之前，先说明和介绍一下图像处理及有关图像小波变换的基本概念和原理。

2.1 图像预处理

在各类图像系统中，图像的传输和转换，如成像、复制、传输及显示等，总会造成图像质量降低。例如，摄像时，由于光学系统失真、相对运动、大气湍流等都会使图像模糊；再加上传输过程中噪声污染图像，引起图像质量下降。质量较差的图像给从图像中获取各种信息造成困难和不便，所以，有必要对质量变差的图像进行恰当的处理，使处理后的图像更适合于人眼观察或有利于从图像中提取信息。

图像预处理的主要技术是图像增强技术，该技术主要有两类方法：空间域法和频率域法。空间域法主要在空间域内对像素灰度值直接运算处理，如图像的灰度变换、直方图修正、图像空域平滑和锐化处理、伪彩色处理等等。频率域法就是在图像的某种变换域内，对图像的变换值进行运算。如先对图像进行傅立叶变换，再对图像的频域进行滤波处理，最后将滤波处理后的图像变换值反变换到空间域，从而获得增强后的图像。

本论文的编码图像是由照片扫描得来的，需要对扫描得来的数字图像进行加工处理，以方便编码实验结果的比较与分析。首先是把彩色图像转换为 256 色灰度图像，为了方便实验结果的比较，把图像剪切为 640×480 大小，并以 bmp 格式保存。在对图像进行小波变换前，还需要对加工后的图像做平滑处理，使平滑处理后的图像在对其进行小波变换后能量更加集中在低频区域，从而有利于减小图像在编码过程中的失真度。图 2-1 是一幅图像平滑前后的灰度直方图，从图中我们可以看出，图像平滑后，能量更加集中，相对于平滑前的灰度直方图，平滑后的灰度直方图中灰度变化范围两端的像素个数明显减少，而处于中间灰度值的像素个数明显增加。

一般图像的能量主要集中在低频区域，只有图像细节部分的能量才处于高频区域，而在图像的数字化和传输过程中经常有噪声和假轮廓出现，这部分信息也集中在高频区域内。图像平滑的主要目的就是去除或衰减图像上的噪声和假轮

廓，即衰减高频分量，增强低频分量，同时，由于图像的细节部分也集中在高频区域内，所以，在对图像进行平滑处理时，图像的细节也有一定的衰减，图像将变得比处理前模糊，而且，去除或衰减噪声和假轮廓的效果越好，图像就越模糊，即图像细节损失越多。因此，在对图像作平滑处理的过程中，看图像的效果二者兼顾。

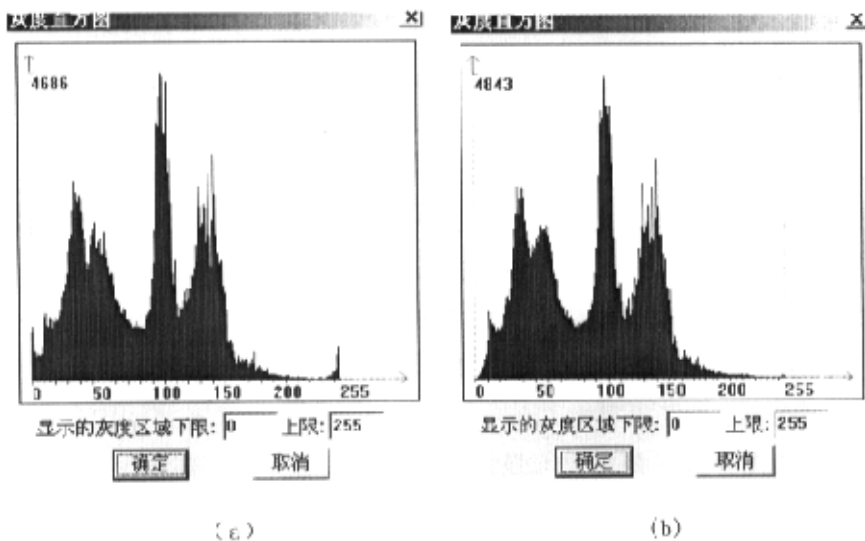


图 2-1 (a) 图像平滑前灰度直方图 (b) 图像平滑后灰度直方图

2.2 小波基的选取与构造

在信号处理中，变换采用的基是否具有正交性、紧支性、对称性，对处理的结果往往至关重要。并非所有的小波基都适合于分解图像，小波基对应的滤波器的性质与图像压缩有着重要的关系，尤其是正交性、正则性和消失矩对图像编码的影响更大。总之，小波基的选择在小波图像编码过程中起着举足轻重的作用^[50]。

下面介绍几种类型的小波基：

2.2.1 双正交小波

具有紧支集的实正交小波基具有明显的非对称性。非对称滤波和量化所产生的量化误差容易导致边缘错位，形成巨大的感官误差。而一些无限支集小波虽也具有对称性，但由于支集过长，造成计算量过于庞大和一定的边界误差，因而也不太实用。在紧支集的实正交小波中只有 Haar 小波具有对称性，但 Haar 小波过

于简单，要想获得更高的压缩比，往往需要更好的小波。由于双正交小波同时具有对称性、紧支性、正交性，而且是实小波，因此在实际图像压缩编码中得到了广泛地应用。选取小波基，主要从滤波器长度、滤波器的线性相位、低频能量集中程度和小波函数的消失矩等方面考虑。在图像压缩应用中，滤波器长度通常在 8 左右，线性相位可以减小或消除重构图像边缘失真，要求小波滤波器除了具有有限的支撑集，还要具有线性相位，双正交小波基就是符合以上种种要求而被广泛使用的小波基。在 Mallat 的著作《A Wavelet Tour of Signal Processing》^[51]中给出了构造双正交小波基的方法及其相应的证明。

2.2.2 提升小波

1994 年，Swelden 提出了一种不依赖于傅立叶变换的新的提升小波构造方法——提升方法，人们称其为第二代小波或整数小波变换。这种小波变换构造方法的特点是：

- 继承了第一代小波的多分辨率特性；
- 不依赖傅立叶变换；
- 小波变换后的系数是整数；
- 图像的恢复质量与变换时边界采用何种延拓方式无关。

由于它能实现图像的整数到整数的变换，因此给图像的无损压缩提供了理论基础，而且任何第一代小波都可以通过提升方式构造出来，由于提升小波的良好特性，很快被 JPEG—2000 所采用，在 JPEG—2000 里面对图像进行小波变换主要采用了两种方式：一种是基于傅立叶分析的第一代小波变换，主要采用 D9/7 双正交小波基；另一种就是基于提升方式的第二代小波。用提升方式构造的小波用于图像压缩取得的效果要比相应的被构造的小波对图像进行变换压缩效果好得多。有关提升小波的构造及应用可以详看文献[52 53 54 55 56]。

2.2.3 提升方法的实现步骤

对原始信号 $S_j(2^j)$ ， $j \in \mathbb{Z}^+$ ，经小波变换为低频 S_{j-1} 与高频 d_{j-1} ，其提升方法的实现分为三个步骤：分裂 (split)、预测 (predict) 和更新 (update)。

Step 1: split

将 S_j 分裂为两个较小的子集 S_{j-1} 与 d_{j-1} ， d_{j-1} 也称为小波集。最简单的分裂方法是 S_j 的两子集的交集为空，如 lazy 小波，就是将 S_j 分成偶、奇数两序列，即

$$\text{split}(S_j) = (\text{even}_{j-1}, \text{odd}_{j-1}) = (S_{j-1}, d_{j-1}) \quad (2-1)$$

如在 Haar 小波中，a 就是偶数位置上的数值，b 就是奇数位置上的数值。

Step 2: predict

用偶数序列可内插奇数序列

$$d_{j-1} = P(S_{j-1}) \quad (2-2)$$

其中预测算子 P 反映了数据相关结构的模型。当然预测值与真实值之间是有误差的，这个误差体现了预测算子 P 的逼近程度，误差越小越好。上式改写为

$$d_{j-1} = d_{j-1} - P(\text{even}_{j-1}) = d_{j-1} - P(S_{j-1}) \quad (2-3)$$

d_{j-1} 也称小波集，是预测值与真实值之间的偏离值。由于分裂时，数据是按照奇偶位置交替分割的，显然 S_{j-1} 与 d_{j-1} 相关性最好，预测值也最有效。

继续分裂与预测

$$\{S_{j-2}, d_{j-2}\}, d_{j-2} = d_{j-2} - P(S_{j-2}) \quad (2-4)$$

$$\{S_{j-3}, d_{j-3}\}, d_{j-3} = d_{j-3} - P(S_{j-3}) \quad (2-5)$$

n 次分裂预测之后，有

$$S_j = \{S_{j-n}, d_{j-n}, d_{j-n+1}, \dots, d_{j-1}\} \quad (2-6)$$

Step 3: update

实际上，由于预测一般不能保持原始 S_j 中的某些整体性质，如图像处理中要求子图像 S_{j-1} 保持原有图像的亮度，即像素平均值不变。但分裂与预测继续到 S_{j-n} 仅含一个像素时，它是原图像中的任意像素值，而不是总体平均值，故须更新。更新过程就是找一个更好的 S_{j-1} ，能保留 S_j 的一些尺度特性 $Q(\cdot)$ ，即 $Q(S_{j-1}) = Q(S_j)$ ，为此构造一个算子 U 去更新 S_{j-1} ：

$$S_{j-1} = \text{even}_{j-1} + U(d_{j-1}) = S_{j-1} + U(d_{j-1}) \quad (2-7)$$

在 Haar 小波变换中，U 就是对相邻的奇数位置上的数值除之，更新后的偶数序列的平均值与原始数据平均值相等，即

$$\bar{S}_j = 2^{-j} \sum_{k=0}^{2^j-1} S_{j,k} \quad (2-8)$$

上述提升过程的三个步骤体现在原始信号数据的分解与重建之中，即分解过程（正变换）：

$$\begin{cases} \{S_{j-1}, d_{j-1}\} = \text{split}(S_j) \\ d_{j-1-} = P(S_{j-1}) \\ S_{j-1+} = U(d_{j-1}) \end{cases} \quad (2-9)$$

重建过程（逆变换）：

$$\begin{cases} S_{j-1-} = U(d_{j-1}) \\ d_{j-1+} = P(S_{j-1}) \\ S_j = \text{merge}\{S_{j-1}, d_{j-1}\} \end{cases} \quad (2-10)$$

提升方法的正、逆变换由框图 2-2 所示：

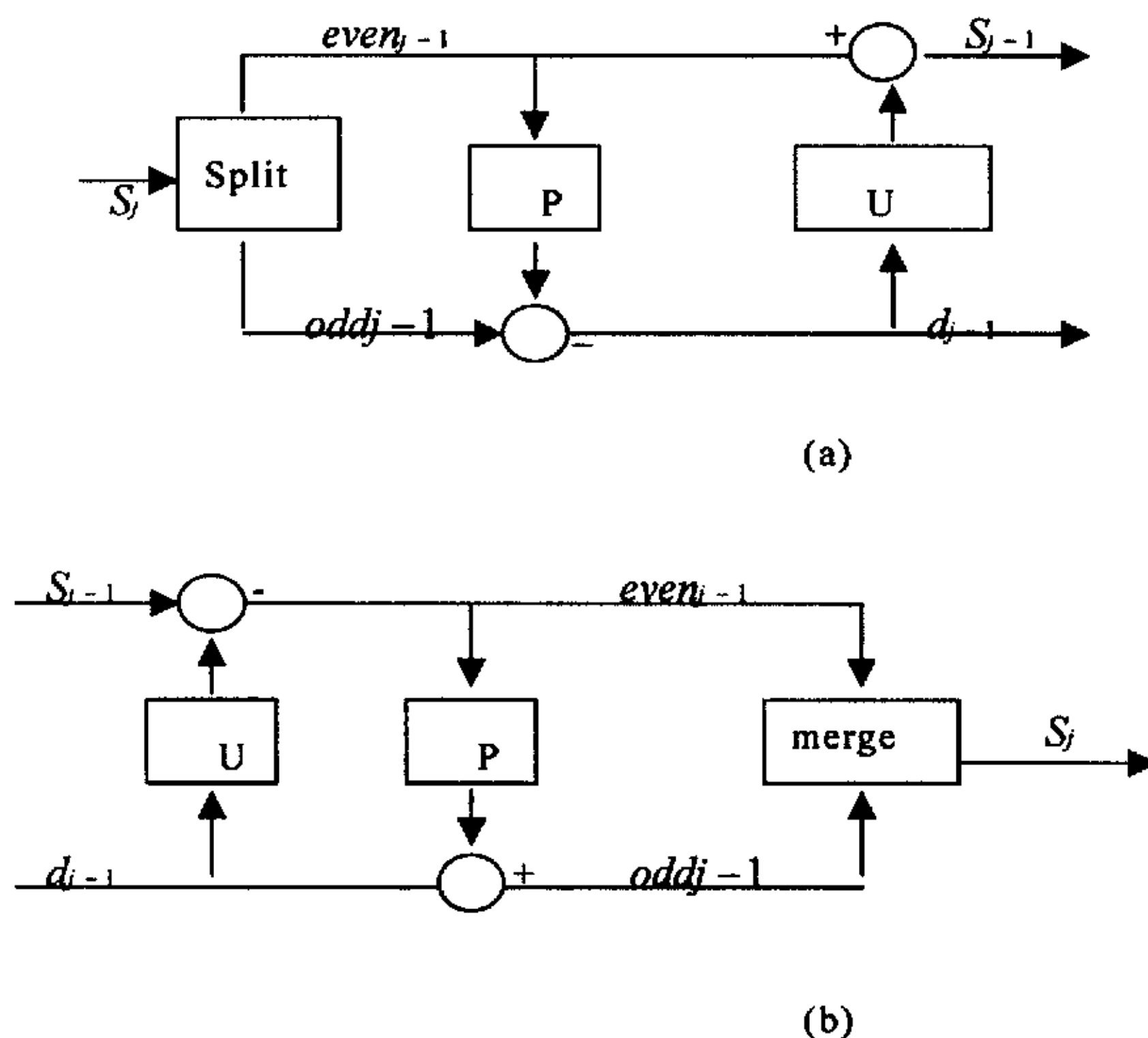


图 2-2 提升方法的模型框图

(a) 正变换 (b) 逆变换

2.2.4 双正交提升小波的构造

在本论文图像编码实验中结合双正交小波基和提升小波二者的优点，构造了提升方式的双正交小波基，并采用此小波基对图像进行变换。双正交小波基提升方式具体实现算法如下：

设双正交小波的分析 and 综合滤波器组分别为 (\tilde{h}, \tilde{g}) 和 (h, g) ，它的构造首先

是求解两个如下形式的滤波器 h, \tilde{h} : $h(z) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k z^{-k}, \tilde{h}(z) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \tilde{h}_k z^{-k}$, 使其满足完全重构条件:

$$h(z)\tilde{h}(z) + h(z^{-1})\tilde{h}(z^{-1}) = 1 \quad (2-11)$$

在滤波器组中, 通常用多相表示法来处理, 滤波器 h 的多相表示法为:

$$h(z) = h_e(z^2) + z^{-1}h_o(z^2), \text{ 其中 } h_e(z) = \sum_k h_{2k}z^{-k}, h_o(z) = \sum_k h_{2k+1}z^{-k}.$$

定义多相矩阵 $P(z)$: $P(z) = \begin{bmatrix} h_e(z) & g_e(z) \\ h_o(z) & g_o(z) \end{bmatrix}$, 完全重构条件等价于:

$$p(z)\tilde{p}(z)' = I \quad (2-12)$$

由公式 (2-11) 和 (2-12) 可以得到一组 FIR 解:

$$\begin{cases} \tilde{g}(z) = z^{-1}h(-z^{-1}) \\ \tilde{h}(z) = z^{-1}g(-z^{-1}) \end{cases} \quad (2-13)$$

并且满足

$$\sum_n h_n \tilde{h}_{n+2k} = \delta_{k,0} \quad (2-14)$$

其中 $h(z) = \tilde{h}(z) = 1, g(z) = \tilde{g}(z) = z^{-1}$ 就是其中一个简单的例子 (在 lifting 中, 把该变换称为 Lazy 小波变换)。

小波图像变换编码中用的最多的 (9, 7) 滤波器可以被分解为:

$$\tilde{p}(z) = \begin{bmatrix} 1 & \partial(1+z^{-1}) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \beta(1+z) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \gamma(1+z^{-1}) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \delta(1+z) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \zeta & 0 \\ 0 & 1/\zeta \end{bmatrix} \quad (2-15)$$

其中 $\partial = -1.586\ 134\ 342, \beta = -0.052\ 980\ 118, \gamma = 0.882\ 911\ 075,$

$\delta = 0.443\ 506\ 852, \zeta = 1.230\ 174\ 105.$

如果输入的信号记做 $x = \{x_k | k \in \mathbb{Z}\}$, 立即可以得到相应的提升算法:

$$\begin{cases} s_i^{(0)} = x_{2k}, d_i^{(0)} = x_{2k+1} \\ d_i^{(1)} = d_i^{(0)} + \partial(s_i^{(0)} + s_{i+1}^{(0)}), s_i^{(1)} = s_i^{(0)} + \beta(d_i^{(0)} + d_{i+1}^{(0)}) \\ d_i^{(2)} = d_i^{(1)} + \gamma(s_i^{(1)} + s_{i+1}^{(1)}), s_i^{(2)} = s_i^{(1)} + \delta(d_i^{(2)} + d_{i+1}^{(2)}) \\ s_i = \zeta s_i^{(2)}, d_i = d_i^{(2)} / \zeta \end{cases} \quad (2-16)$$

最后得到的 s_i 和 d_i 分别为一次提升小波分解后的低频和低频分量。逆变换为

此过程的逆过程。

2.3 图像小波变换

能量有限的信号 $f(x)$ 的小波变换 $W_f(m, n)$ 就是将信号 $f(x)$ 在小波函数基 $\Psi_{m, n}(x)$ 上展开, 即

$$W_f(m, n) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \Psi_{m, n}(x) dx \quad (2-17)$$

式中 m, n 为整数, 分别为伸缩和平移参数; $\Psi_{m, n}(x)$ 是母小波 $\Psi(x)$ 经伸缩、平移得到的小波基函数。 $f(x)$ 能从小波系数得到重建, 即

$$f(x) = \sum_{m, n} W_f(m, n) \Psi_{m, n}(x) \quad (2-18)$$

母小波 $\Psi(x)$ 与相应的尺度函数 $\Phi(x)$ 满足关系

$$\Psi(x) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \Phi(2x - k) \quad (2-19)$$

进行小波变换时, 通常使用由正交小波函数和尺度函数分别决定的高通滤波器 G 、低通滤波器 H 来实现, 其中 G 和 H 构成共轭镜像关系, 即它们的单位冲激响应 $g(n)$ 、 $h(n)$ 满足 $g(n) = (-1)^n h(n)$ 。由 $h(n)$ 、 $g(n)$ 表示的 Mallat 快速小波分解为

$$A_2^j f(n) = \sum_k h(2n - k) A_2^{j-1} f(k) \quad (0 \leq j \leq J) \quad (2-20)$$

$$D_2^j f(n) = \sum_k g(2n - k) A_2^{j-1} f(k) \quad (0 \leq j \leq J) \quad (2-21)$$

公式 (2-20) 和 (2-21) 提供了循环迭代的小波分解过程, 每次迭代都是在低频分量上进行, 共有 J 级分解, 最终包括 J 级小波系数 $D_2^j f(n)$ 和低频分量系数 $A_2^j f(n)$ ($0 \leq j \leq J$)。

图像是一种二维信号, 图像的小波分解, 若使用可分离的二维尺度函数, 则相当于一维时的 G 、 H 滤波器组合应用到图像的垂直和水平方向, 并经过下采样。图像信号 $f(x, y)$ 的离散小波变换公式为:

$$\begin{cases} S_j f(n, m) = \iint_{R^2} f(x, y) 2^{2j} \phi(x - 2^{-j} n, y - 2^{-j} m) dx dy \\ W_i^j f(n, m) = \iint_{R^2} f(x, y) 2^{2j} \varphi_i^j(x - 2^{-j} n, y - 2^{-j} m) dx dy \end{cases} \quad (2-22)$$

式中， $i=1,2,3$ ； $j=-J \sim -1$ ； $n, m \in Z$ ； J 为图像小波分解最大尺度； $\phi(x - 2^{-j} n, y - 2^{-j} m)$ 为小波变换尺度函数； $\varphi_i^j(x - 2^{-j} n, y - 2^{-j} m)$ 为小波变换在水平、垂直和对角三个方向上的小波函数； $S_j f(n, m)$ 表示图像小波分解后的低频小波系数； $W_i^j f(n, m)$ 表示三个方向上的高频小波分解系数。

这样在每级 j 上，将产生三个方向细节图像 $W_i^j f(n, m)$ ($i=1,2,3$) 和一个近似图像 $S_j f(n, m)$ 。平滑图像的分解由于 HH 滤波器的输出是能量最大的，因此下一级分解常在近似图像 $S_j f(n, m)$ 上重复进行。通过小波变换把原图像分解成四个子图像(子带)，子带又可分解成四个子带，从而形成对图像的多分辨率的描述，揭示了图像中不同频率域的分布。图 2-3 表示一幅图像二级小波分解后各频率子带小波系数分布图。

LL2	LH2	LH1
HL2	HH2	
HL1		HH1

图 2-3 小波分解频率子带分布图

图像的小波系数重构公式为：

$$f(x, y) = \sum_n \sum_m S_j f(n, m) 2^{2j} \phi(x - 2^{-j} n, y - 2^{-j} m) + \sum_n \sum_m W_i^j f(n, m) 2^{2j} \varphi_i^j(x - 2^{-j} n, y - 2^{-j} m) \quad (i=1,2,3) \quad (2-23)$$

按照公式 (2-23) 就可以由小波系数重构图像。

第三章 三种常用图像编码方法

本论文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码是一种预测编码方法，所以需要预测误差进行无失真或失真率很小的熵编码。本论文对预测误差进行无失真 Huffman 编码，同时，为了作为比较，本论文对编码图像进行 DPCM 编码和 EZW 编码，以证明本论文提出的编码方法的有效性。本章主要介绍 Huffman 编码、DPCM 编码和 EZW 编码的编码思想及其算法的实现步骤。

3.1 DPCM 编码

基于图像的统计特性进行数据压缩的一类基本方法就是预测编码。它是利用图像信号的空间或时间相关性，用已传输的像素对当前的像素进行预测，然后对预测值与真实值的差—预测误差进行编码处理和传输。目前用得较多的是线性预测方法，全称为差值脉冲编码调制(DPCM: Differential Pulse Code Modulation)，简称为 DPCM。

DPCM 是图像编码技术中研究得最早、且应用最广的一种方法，它的一个重要的特点是算法简单，易于硬件实现。其原理如图 3-1 所示，其中 x_s 表示待预测像素的实际值， \hat{x}_s 表示待预测像素的预测值， e 表示预测误差。DPCM 编码性能的优劣，很大程度上取决于预测器的设计，而预测器的设计主要是确定预测器的阶数 N ，以及各个预测系数。对于一幅具体图像来说，DPCM 预测器用来对当前像素值进行预测根据已知相邻像素的值，而被用来预测的已知相邻像素的个数称为 DPCM 预测器的阶数，它将直接影响到预测器的性能。通常，一个高阶预测器的性能超过相应的任意一个低阶预测器，但研究表明，当阶数高于 3 以后，性能的改善是非常有限的。1 阶 DPCM 编码器是最简单的，也是最常用的，即利用相邻前一像素的值作为当前像素的预测值。本论文实验是对低频小波系数进行预测编码，而相邻小波系数间的相关性远没有相邻像素间的相关性大，所以在本论文编码实验中采用的 DPCM 预测器是 1 阶的。

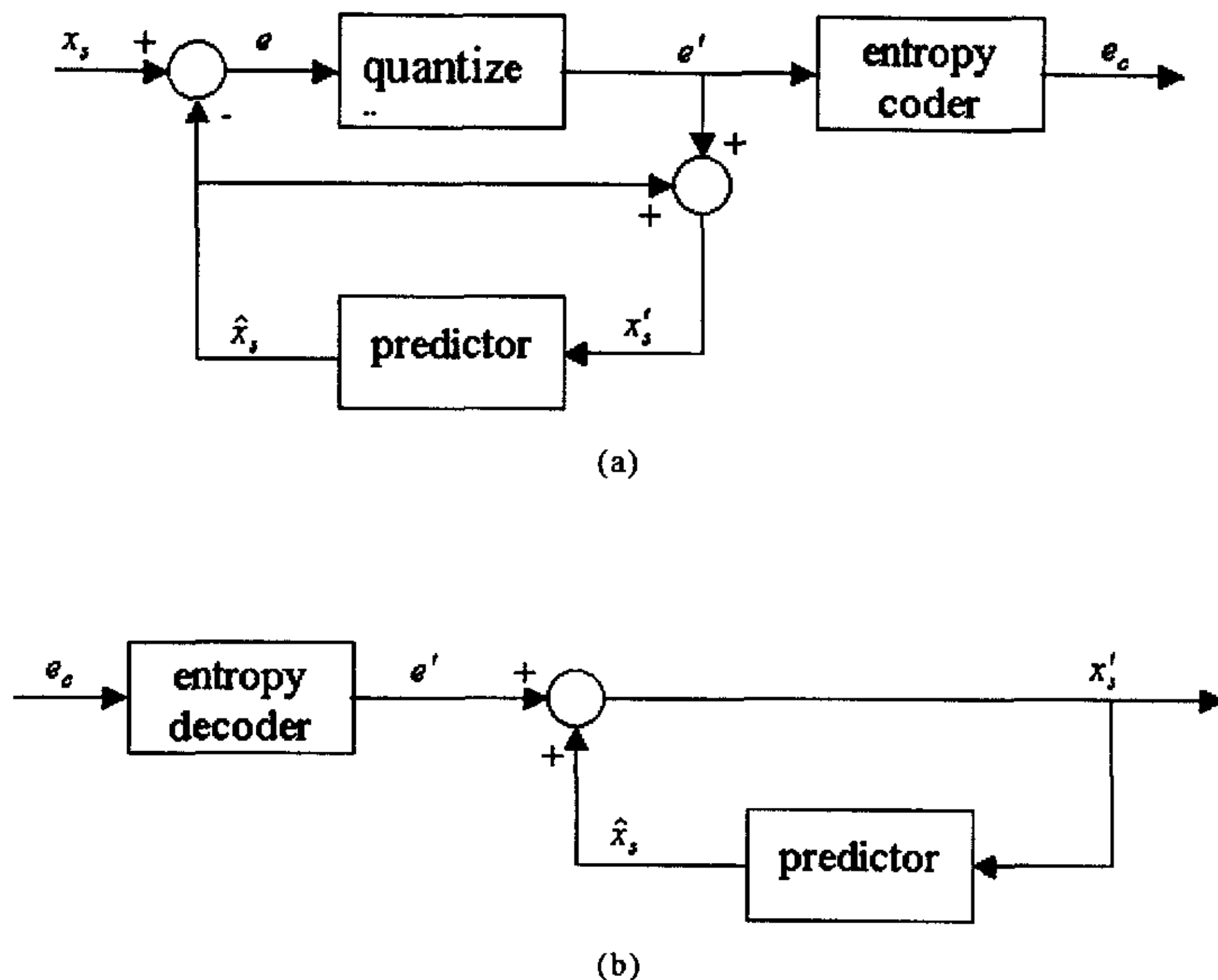


图 3-1 DPCM 编码器 (a) 和解码器(b)框图

3.2 EZW 编码

小波变换是 20 世纪 80 年代中期出现的新时频域信号分析工具，图像的小波变换具有内在的多尺度结构，因此基于小波的图像压缩无需对图像进行分块，可以消除基于块变换而导致的方块效应。自 1989 年 S.Mallat 首次将小波变换引入图像处理以来，小波变换以其优异的时频局部分析能力及良好的去相关性能力在图像压缩编码领域得到了广泛应用，并取得了良好的压缩效果。

在基于小波变换的图像压缩编码方案中，嵌入式零树小波编码 EZW(Embedded Zerotree Wavelets)很好地利用了小波系数的特性使得输出的码流具有嵌入特性。它的重要性排序和分级量化的思想被许多编码算法所采用。

一幅图像经过多级小波分解后形成多个频带，小波系数的分布特点是越往低频子带系数值越大，包含的图像信息越多，而越往高频子带系数值越小，包含的图像信息越少。就是在数值相同的情况下，由于低频子带反映的是图像的低频信息，对视觉比较重要，而高频子带反映的是图像的高频信息，对视觉来说不太重

要。这样对相同数值的系数选择先传较低频的系数的重要比特，后传较高频系数的重要比特。正是由于小波系数具有这些特点，它非常适合于嵌入式图像编码。

EZW 算法利用小波系数的特点较好地实现了图像编码的嵌入功能，主要包括以下三个过程：零树预测，用零树结构编码重要图，逐次逼近量化。

1) 零树预测

定义一个零树的数据结构：一个小波系数 X ，对于一个给定的门限 T ，如果 $|X| < T$ ，则称小波系数 X 是不重要的。如果一个小波系数在一个粗的尺度上关于给定的门限 T 是不重要的，之后在较细的尺度上在同样的空间位置中的所有小波系数关于门限 T 也是不重要的，则称这些小波系数形成了一个零树。这时，在粗的尺度上的那个小波系数称为父系数，它是树根，在较细尺度上相应位置上的小波系数称为孩子。正是通过这种零树结构，使描述重要系数 ($|X| \geq T$) 的位置信息大为减少。

2) 用零树结构编码重要图

重要图包括三种要素：即重要系数、孤立零和零树根。其中，对于一个给定的阈值 T ，如果系数 X 本身和它的所有的子孙都小于 T ，则该点就称为零树根；如果系数本身小于 T ，但其子孙至少有一个大于或等于 T ，则该点就称为孤立零点。在编码时分别用三种符号与之对应。当编码到最高分辨率层的系数时，由于它们没有子孙，零树根不再存在，只需其余两种符号即可。为了有利于内嵌编码，将重要系数的符号与重要图一起编码，这样就要使用四种符号：零树根、孤立零、正重要系数、负重要系数。

3) 逐次逼近量化 (Successive-Approximation Quantization, SAQ)

内嵌编码的核心在于采用了逐次逼近的量化方法 (SAQ)。SAQ 按顺序使用了一系列阈值 T_0, T_1, \dots, T_{N-1} 来判决重要性，其中 $T_i = T_{i-1}/2$ ，初始阈值 T_0 按如下条件选择， $|X_j| < 2T_0$ ，其中 X_j 表示所有变换系数。

在编（解）码过程中，始终保持着两个分离的列表：主表和辅表。主表对应于编码中的不重要的集合或系数，其输出信息起到了恢复各重要值的空间位置结构的作用，而辅表是编码的有效信息，输出为各重要系数的二进制值。编码分为主、辅两个过程：在主过程中，设定阈值为 T_i ，按上述原理对主表进行扫描编码，若是重要系数，则将其幅值加入辅表中，然后将该系数在数组中置为零，这样当阈值减小时，该系数不会影响新零树的出现；在辅过程中，对辅表中的重要系数进行细化，细化过程类似于比特平面编码。对阈值 T_i 来说，重要系数的所在区间为 $[T_i, 2T_i]$ ，若辅表中的重要系数位于 $[T_i, 3T_i/2]$ ，则用符号“0”表示，否则用

符号“1”表示。编码在两个过程中交替进行，在每个主过程前将阈值减半。解码时系数的重构值可以位于不确定区间的任意处，如果采用 MMSE 准则，则重构值应位于不确定区间的质心处。实际中为简单起见使用区间的中心作为重构值。

3.3 Huffman 编码

3.3.1 Huffman 编码思想

Huffman 编码是 Huffman 于 1952 年提出的一种编码方法，是一种最常用的变字长编码方法。它完全依据信源字符出现的概率来构造平均码字长度最短的异字头码字。设被编码的信源有 K 种符号，即信源的符号集合为 $\{a_i | i=1,2,\dots,k\}$ ，且它们出现的概率对应为 $\{P(a_i) | i=1,2,\dots,k\}$ ，那么，不考虑信源符号的相关性，对每个符号单独编码时，则平均码长为 L 比特： $L = \sum_{i=1}^k P(a_i)l_i$ 式中 l_i 是表示符号 a_i 的码字的长度。可以证明，若编码时对概率大的符号用短码，对概率小的符号用长码，则 L 会比等长编码时所需的码字小。不等长编、解码过程都比较复杂。首先，编码前要知道各符号的概率，为具有实用性，还要求码字具有唯一可译性，并能实时进行解码。

Huffman 编码是 Huffman 树的一个应用。Huffman 树又称最优二叉树，是一种带权路径长度最短的二叉树。所谓树的带权路径长度，就是树中所有的叶结点的权值乘上其到根结点的路径长度（若根结点为 0 层，叶结点到根结点的路径长度为叶结点的层数）。树的带权路径长度记为 $WPL = (W_1 * L_1 + W_2 * L_2 + W_3 * L_3 + \dots + W_n * L_n)$ ， N 个权值 $W_i (i=1, 2, \dots, n)$ 构成一棵有 N 个叶结点的二叉树，相应的叶结点的路径长度为 $L_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。可以证明 Huffman 树的 WPL 是最小的。

3.3.2 Huffman 编码基本步骤

Huffman 编码的具体实现步骤如下：

- (1) 将信源符号出现的概率按由大到小的顺序加以排列；
- (2) 将两个最小的概率进行组合相加，并继续这种步骤，始终将较高的概率分支放在上部，直到概率达到 1 为止；
- (3) 对每对组合中左边的一个都指定为 1，右边的一个指定为 0（或相反，

指定左边一个为 0，指定右边一个为 1)；

(4) 画出由每个信源符号到达概率为 1 处的路径，记下沿路径遇到的各个 1 和 0；

(5) 对于每个信源符号都写出 1 和 0 序列，则最后便得到了 Huffman 编码。

3.3.3 构造 Huffman 编码的具体过程

本论文采用 Huffman 树（最优二叉树）构造 Huffman 编码，利用 Huffman 树很容易求出给定字符集及其概率(或频度)分布的最优前缀码。

Huffman 树的具体构造过程如下：

(1) 对给定的 n 个权值 $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_i, \dots, w_n\}$ 构成 n 棵二叉树的初始集合 $F = \{T_1, T_2, T_3, \dots, T_i, \dots, T_n\}$ ，其中每棵二叉树 T_i 中只有一个权值为 w_i 的根结点，它的左右子树均为空。(为方便在计算机上实现算法，一般还要求以 T_i 的权值 w_i 的升序排列。)

(2) 在 F 中选取两棵根结点权值最小的树作为新构造的二叉树的左右子树，新二叉树的根结点的权值为其左右子树的根结点的权值之和。

(3) 从 F 中删除这两棵树，并把这棵新的二叉树同样以升序排列加入到集合 F 中。

(4) 重复 (2) 和 (3) 两步，直到集合 F 中只有一棵二叉树为止。

构造好 Huffman 树后，就可根据 Huffman 树进行编码。只要使用同一棵 Huffman 树，就可把编码还原成原来那组字符。显然 Huffman 编码是前缀编码，即任一个字符的编码都不是另一个字符的编码的前缀，否则，编码就不能进行翻译。这种编码方法是静态的 Huffman 编码，它对需要编码的数据进行两遍扫描：第一遍统计原数据中各字符出现的频率，利用得到的频率值创建 Huffman 树，并必须把树的信息保存起来，即把字符 0-255 ($2^8=256$) 的频率值以 2-4Bytes 的长度顺序存储起来，(用 4Bytes 的长度存储频率值，频率值的表示范围为 $0-2^{32}-1$ ，这已足够表示大文件中字符出现的频率了) 以便解压时创建同样的 Huffman 树进行解压；第二遍则根据第一遍扫描得到的 Huffman 树进行编码，并把编码后得到的码字存储起来。静态 Huffman 编码方法有一些缺点：a、对于过短的文件进行编码的意义不大，因为光以 4Bytes 的长度存储 Huffman 树的信息就需 1024Bytes 的存储空间；b、进行 Huffman 编码，存储编码信息时，若用于网络通讯，就会引起较大的延时；c、对较大的文件进行编码时，频繁的磁盘读写访问会降低数

据编码的速度。

因此，后来有人提出了一种动态的 Huffman 编码方法。动态 Huffman 编码使用一棵动态变化的 Huffman 树，对第 $t+1$ 个字符的编码是根据原始数据中前 t 个字符得到的 Huffman 树来进行的，编码和解码使用相同的初始 Huffman 树，每处理完一个字符，编码和解码使用相同的方法修改 Huffman 树，所以没有必要为解码而保存 Huffman 树的信息。编码和解码一个字符所需的时间与该字符的编码长度成正比，所以动态 Huffman 编码可实时进行。动态 Huffman 编码比静态 Huffman 编码复杂的多，本论文中的 Huffman 编码是静态编码。

3.3.4 文件的编码和解码

Huffman 树的构造过程即为信源符号集的 Huffman 编码表的形成过程，在编码表形成之后，对数据文件的编码过程是：依次读入文件中的字符 c ，在 Huffman 编码表中找到此字符，然后将此字符对应的 Huffman 编码放入编码流中。

对压缩后的数据文件进行解码时必须借助于 Huffman 树，其过程是：依次读入文件的二进制码，从 Huffman 树的根结点出发，若当前读入 0，则走向左孩子，否则走向右孩子。一旦到达某一叶子时便解出相应的字符 c ，然后重新从根出发继续解码，直至文件结束。

第四章 基于 RBF 小波网络的图像预测编码

图像经过小波分解后,小波系数之间仍然残留了许多相关性,这种相关性体现在带内和带间小波系数之间。象目前人们研究的比较广泛和深入的零树小波编码(EZW 编码)正是利用了同方向不同子带小波系数之间具有的零树结构这种统计特性而取得了良好的压缩效果。事实上,同一子带内特别是低频子带小波系数之间也具有一定的相关性,目前,人们对于带内小波系数间的相关性还没有很好的加以利用。而本论文正是利用了低频子带小波系数相邻行间的相关性,同时,根据 RBF 神经网络的任意函数逼近特性,构造了 RBF 小波网络,利用此网络对图像进行预测编码,这就是本论文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码的背景及理论依据。本章主要介绍了 RBF 神经网络的构造、结构优化及基于 RBF 小波网络的图像预测编码步骤等。

4.1 初始 RBF 神经网络的构造

径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Networks,简称 RBFNN)是由 J. Moddy 和 C. Darken 于 20 世纪 80 年代末提出的一种具有单隐层的三层前馈网络。由于它模拟了人脑中局部调整、相互覆盖接受域的神经网络结构,因此 RBF 神经网络是一种局部逼近网络,已证明它能以任意精度逼近任一连续函数^[57]。

4.1.1 RBF 神经网络的网络拓扑结构

RBF 神经网络的网络拓扑结构如图 4-1 所示。在该网络结构中,假设输入层有 n 个输入单元 x_1, x_2, \dots, x_n , 隐层有 r 个神经元 u_1, u_2, \dots, u_r , 输出层有 m 个输出单元 y_1, y_2, \dots, y_m , 其中 $u_i = e^{-(x-C_i)^2/\rho^2}$ ($i=1,2,\dots,r$), $e^{-(x-C_i)^2/\rho^2}$ 为隐层的径向基函数, $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示输入向量, C_i 表示隐层第 i 个神经元的径向基函数的中心, 且 $C_i=(c_1, c_2, \dots, c_n)$, 也是 n 维向量, ρ 表示该径向基函数的宽度。图中输入层单元与隐层神经元之间的连接权值为 1, 而隐层神经元与输出层单元之间的连接权值为 w_{ij} 。

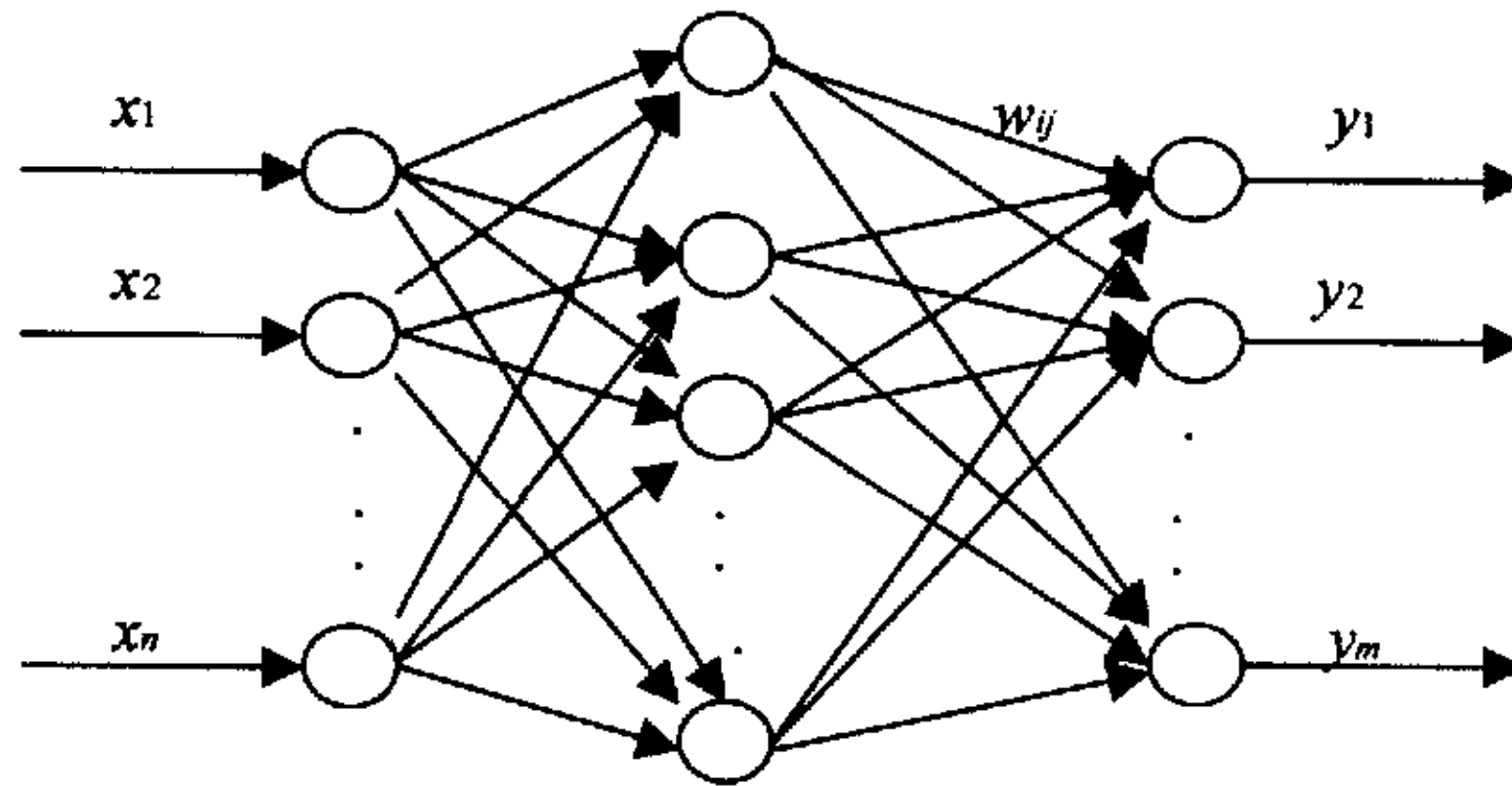


图 4-1 RBF 神经网络拓扑结构图

4.1.2 构造初始 RBF 神经网络

要构造一个 RBF 神经网络，首先就要根据实际情况确定所要构建的网络的输入与输出单元的个数，假设 RBF 神经网络有 n 个输入和 m 个输出。在构造一个初始 RBF 神经网络时要选取合适数量的隐层神经元个数，到底该选取多少才算合适，现在还没有一定的理论规定，一般来说，是要靠经验选取，或取和训练网络所用的样本数相同的数量。对于 RBF 神经网络隐层径向基函数中心的确定，本文采用中心调整算法（即 K 均值聚类算法）。最后，也是非常关键的一步，确定隐层神经元与输出层单元之间的连接权值。权值确定的方法有很多种，可以采用不同的算法来确定权值，其中被人们广泛采用的就是最小二乘法（LMS 算法），也可以采用其它的算法，像变尺度法（DFP 算法），本论文中 RBF 神经网络权值的训练采用最小二乘法。

4.1.2.1 中心调整算法

中心调整算法是以聚类最小距离为指标，将输入数据集分解为 k 类，给出 k 个中心。该算法为无监督学习算法，本文中的中心调整算法是对文献[58]中的中心调整算法的改进，在文献[58]中没有给出算法循环结束的条件，本文给出了算法循环结束的条件，最终确定径向基函数的中心。改进后的算法步骤如下：

- (1) 随机选取初始中心 $C_i(0), 1 \leq i \leq r$ ，给出初始学习率 α_0 ；
- (2) 计算第 k 步的距离

$$L_i(k) = \|X(k) - C_i(k-1)\| \quad 1 \leq i \leq r; \quad (4-1)$$

(3) 求最小距离的接点 q

$$q = \arg[\min(L_i(k)), 1 \leq i \leq r]; \quad (4-2)$$

(4) 更新中心

$$C_i(k) = C_i(k-1) \quad 1 \leq i \leq r, \quad i \neq q \quad (4-3)$$

$$C_q(k) = C_q(k-1) + \alpha[X(k) - C_q(k-1)]; \quad (4-4)$$

(5) 重新计算第 q 个节点的距离

$$L_q(k) = \|X(k) - C_q(k)\|; \quad (4-5)$$

(6) 修正学习率

$$\alpha_{k+1} = \frac{\alpha_k}{1 + \sqrt{\text{int}[k/r]}}; \quad (4-6)$$

(7) 判别

如果 $C_i(k) = C_i(k-1)$ ($i=1, 2, \dots, r$) 则终止计算; 否则 $k=k+1$, 转 (2)。

4.1.2.2 LMS 算法

LMS 算法是有监督学习算法。设输入输出模式对为 (A_k, B_k) ($k=1, 2, \dots, N$), 其中 A_k 是输入模式 $A_k = (a_1(k), a_2(k), \dots, a_n(k))$, 输出模式 $B_k = (b_1(k), b_2(k), \dots, b_m(k))$ 。输入层 n 个单元对应于 A_k 中的 n 个分量, 输出层 m 个单元对应于 B_k 中的 m 个分量。

算法步骤如下:

(1) 初始化: 给网络连接权值 w_{ij} 及输出层单元的阈值 θ 随机赋 $[-1, 1]$ 区间的值;

(2) 对每一对模式 (A_k, B_k) ($k=1, 2, \dots, N$) 进行下列操作:

a) 计算输出层单元的输出:

$$b_j = \sum_{i=1}^r w_{ij} \cdot x_{ik} - \theta \quad (4-7)$$

b) 计算输出层单元的期望输出与实际输出之间的误差:

$$e_j = b_{jk} - b_j (j=1, 2, \dots, m) \quad (4-8)$$

c) 调整隐层神经元与输出层单元之间的连接权值 w_{ij} :

$$\Delta w_{ij} = \delta * \theta_k * e_j (i=1, 2, \dots, r; j=1, 2, \dots, m; 0 < \delta < 1) \quad (4-9)$$

(3) 如果 $|e_j| < \varepsilon$ ($\varepsilon > 0$) 对所有 $j=1, 2, \dots, m; k=1, 2, \dots, N$ 成立, 则算法终止,

否则转 (2)。

4.2 初始 RBF 神经网络的结构优化

构造一个 RBF 神经网络是非常麻烦的,不但隐层各径向基函数中心难以确定、隐层单元与输出层单元之间的连接权值难以确定,而且这其中的计算量也非常大,如果初始隐层神经元的数目取的不好会造成权值训练阶段不收敛,权值不能确定。所以,隐层神经元的数目该取多少合适是很难确定的,取小了,权值训练过程不可能收敛,取大了,会产生过拟合现象。因此 RBF 神经网络的隐层神经元数目对整个网络的性能和效率有着直接的影响,即使整个 RBF 神经网络构造好了,也不是每个神经元都对网络的贡献很大,有些神经元输出功能相似,有些对样本输入的反映不敏感,即对网络的输出贡献不大,因此非常有必要对 RBF 神经网络的隐层神经元进行优化。本论文对文献[59]中的神经网络自构形学习算法进行了改进,原算法是基于 BP 网络的,而 BP 算法本身存在着开销大、收敛速度慢、容易陷入局部极小点的缺点。在本论文中,将基于 BP 网络的算法改进为基于 RBF 网络的,并给算法中的删除、合并规则加了删除、合并隐层单元的下限,使得 RBF 网络经过改进的神经网络自构形学习算法的结构优化后,得到一个合适规模大小的网络,从而提高了 RBF 网络的运算效率。

在介绍改进的神经网络自构形学习算法前,首先引入几个概念:

4.2.1 基本概念

设 I_i 和 V_i 是隐节点 i 的输入和输出, V_{ip} 是节点 i 在学习第 p ($p=1, 2, \dots, N$) 个样本时的输出值, \bar{V}_i 是节点 i 学完 N 个样本的平均输出, N 为训练样本总数。

引入隐节点 i 和 j 的相关系数 R_{ij} :

$$R_{ij} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{p=1}^N V_{ip} V_{jp} - \bar{V}_i \bar{V}_j}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{p=1}^N V_{ip}^2 - \bar{V}_i^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{p=1}^N V_{jp}^2 - \bar{V}_j^2}} \quad (4-10)$$

其中

$$\bar{V}_j = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N V_{jp} \quad (4-11)$$

R_{ij} 表明了节点 i 和节点 j 的相关性程度, R_{ij} 过大, 说明节点 i 和节点 j 功能重复, 需要合并。

节点 i 的样本离散度 Q_i :

$$Q_i = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N V_{ip}^2 - \bar{V}_i^2 \quad (4-12)$$

Q_i 过小, 说明隐节点 i 的输出值变化很小, 它对网络的训练没有很大作用, 其性能类似于阈值节点 (输出值总是 1 的附加节点 bias)。

4.2.2 改进的神经网络自构形学习算法中的合并与删除规则

(1) 合并规则:

若 $|R_{ij}| \geq C1$, $Q_i, Q_j \geq C2$, 且此时隐层节点数大于等于初始节点数的 1/5, 则节点 i 和 j 可合并为一个节点。其中, $C1, C2$ 为给定的下限值。一般 $C1$ 取 $0.6 \sim 0.9$, $C2$ 取 $0.001 \sim 0.01$ 。可令 $V_j = aV_i + b$, 其中:

$$a = \frac{\frac{1}{N} \sum_{p=1}^N V_{ip} V_{jp} - \bar{V}_i \bar{V}_j}{\frac{1}{N} \sum_{p=1}^N V_{ip}^2 - \bar{V}_i^2} \quad (4-13)$$

$$b = \bar{V}_j - a\bar{V}_i \quad (4-14)$$

输出节点 k 的输入为:

$$\begin{aligned} I_k &= W_{ki} \cdot V_i + W_{kj} \cdot V_j + W_{kb} \cdot 1 + \sum_{l \neq i, j} W_{kl} \cdot V_l \\ &= W_{ki} \cdot V_i + W_{kj}(aV_i + b) + W_{kb} \cdot 1 + \sum_{l \neq i, j} W_{kl} \cdot V_l \\ &= (W_{ki} + aW_{kj}) \cdot V_i + (W_{kb} + bW_{kj}) \cdot 1 + \sum_{l \neq i, j} W_{kl} \cdot V_l \end{aligned} \quad (4-15)$$

从而合并算法为:

$$W_{ki} = W_{ki} + aW_{kj}, W_{kb} = W_{kb} + bW_{kj} \quad (4-16)$$

(2) 删除规则:

若 $Q_i < C2$, 且此时隐层节点数大于等于初始节点数的 1/5, 则节点 i 可删除。

此时可令 $V_i = \bar{V}_i$, 且

$$\begin{aligned}
 I_k &= W_{ki} \cdot V_i + W_{kb} \cdot 1 + \sum_{l \neq i} W_{kl} \cdot V_l \\
 &= (W_{kb} + \bar{V}_i W_{ki}) \cdot 1 + \sum_{l \neq i} W_{kl} \cdot V_l
 \end{aligned} \tag{4-17}$$

所以删除算法为：

$$W_{kb} = W_{kb} + \bar{V}_i \cdot W_{ki} \tag{4-18}$$

利用上述合并与删除规则即可对初始 RBF 神经网络的隐层进行优化，从而删除、合并无用的冗余节点，得到规模适当的 RBF 神经网络。

4.3 基于 RBF 小波网络的图像预测编码

小波变换虽然有很多优点，而且在对图像进行小波变换时能够去除图像整体上的相关性，但是小波系数之间仍然残存了大量的相关性，EZW 及其改进编码算法也正是利用了小波系数之间的相关性而取得了很好的编码效果，不过只是利用了同方向不同子带小波系数之间的相关性，而子带内相邻系数间的相关性并没有充分利用，特别是低频子带小波系数相邻行间具有很大的相关性，本文正是充分利用这一相关特性对低频系数进行预测编码。同时由于 RBF 神经网络具有高度复杂的非线性映射能力，所以本文利用结构优化后的 RBF 神经网络对小波系数的低频部分进行预测编码，以达到在一定的失真度条件下提高图像压缩比的目的。

4.3.1 RBF 小波网络

由于神经网络具有大规模并行处理、分布式信息存储、良好的自适应性、自组织性、很强的学习功能、联想功能和容错功能等优点，因此，在图像处理、模式识别、语音综合及智能机器人控制等领域已有较广泛的应用。

近年来，有人将小波和神经网络结合起来，组成小波函数的神经网络，即小波网络。小波网络能够实现由输入空间到输出空间的非线性、非正交的复杂函数映射关系，所以可以用于图像处理，目前绝大多数小波网络是用于图像分类，利用小波网络良好的非线性函数映射功能，可以用其进行图像预测编码。同时 RBF 神经网络是一种具有单隐层的三层前馈网络，该网络能以任意精度逼近任一连续函数。所以，本文把小波变换和径向基函数网络结合起来构成一个 RBF 小波网络，并利用该网络对图像小波分解后的低频系数进行预测编码，其结构如图 4-2 所示。

图中 $f(x, y)$ 表示输入 RBF 小波网络的二维图像，而 $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是图像的小波分解系数， $Y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 是经过 RBF 神经网络预测后的系数， w_{ij} 表示神经元之间的连接权值。

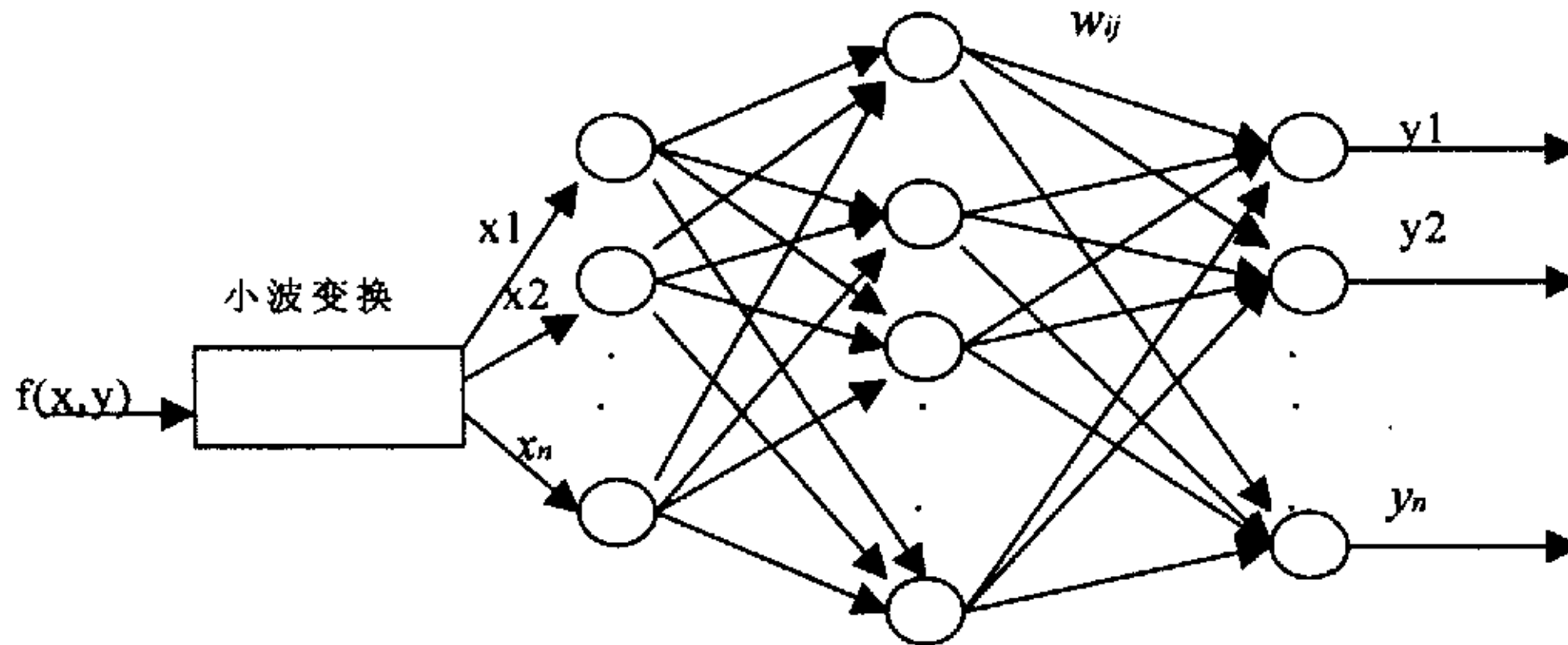


图 4-2 RBF 小波网络结构图

4.3.2 基于 RBF 小波网络的图像预测编码步骤

对图像进行基于 RBF 小波网络的图像预测编码可分为以下几个主要步骤进行：

- (1) 对图像进行基于提升方式的小波分解，并提取 LL 低频子带小波系数；
- (2) 利用 (1) 中提取的 LL 子带小波系数训练构造初始 RBF 神经网络（具体构造过程为：把每一 LL 子带小波系数行作为一个样本，而输入行的相邻下一行作为网络的目标输出，利用大量的 LL 子带小波系数行样本确定 RBF 神经网络径向基函数的中心，并训练网络隐层与输出层之间的连接权值，最后构建成功 RBF 神经网络）；
- (3) 若自建初始 RBF 神经网络，则利用改进的神经网络自构形学习算法优化其初始网络结构，进入 (4)；否则，是利用 MATLAB 引擎构造 RBF 神经网络（具体方法描述详见 5.2），直接进入 (4)；
- (4) 对待编码图像的 LL 子带小波系数进行 RBF 神经网络预测，并计算预测误差；
- (5) 对 (4) 中的预测误差进行 Huffman 编码，最后得到图像的压缩编码。

第五章 实验结果比较与分析

本论文对 200 幅左右的图像进行了大量的编码实验,这些图像被采集扫描后,为了方便实验结果的比较与分析,所以全部被加工处理为 640×480 大小的以 bmp 格式存储的 256 色灰度图像。本论文构造了提升方式的 D9/7 和 D5/3 两种双正交小波基,为了方便实验结果的比较,在下面的实验中图像小波分解所用的小波基均为 D9/7 双正交提升小波(用 D5/3 双正交提升小波有相似的实验结果)。在大量反复的图像压缩编码实验的基础上,本论文得出了以下几节的实验结果及相应的结论分析。

5.1 低频小波系数相邻行间相关性分析

小波变换虽然可以去除图像像素间的相关性,但变换后的小波系数之间仍然残留了很多相关性,可以进一步利用这种相关性进行预测编码,达到进一步压缩图像的目的。

本文做了大量低频子带小波系数相邻行间的相关性分析实验,实验结果表明低频小波系数相邻行间确实存在着很强的相关性。图 5-1 是实验中的任意一幅原始图像,图 5-2 是对图 5-1 中的原始图像进行三级小波分解后,提取的 LL3 低频子带中的任意相邻两行小波系数曲线图,图 5-3 是相应图像小波分解 HL3 子带中任意相邻两行小波系数曲线图。



图 5-1 原始图像

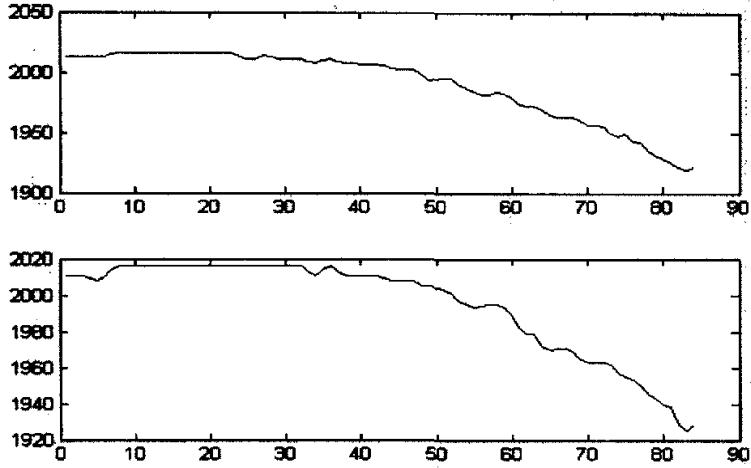


图 5-2 LL3 低频子带相邻两行小波系数曲线图

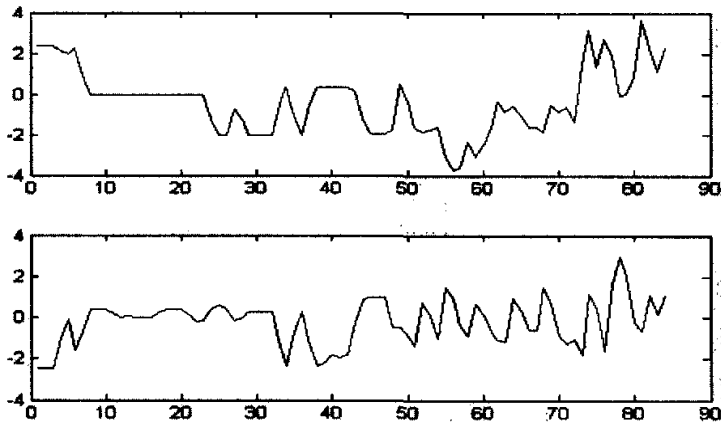


图 5-3 HL3 子带相邻两行小波系数曲线图

从图 5-2 和图 5-3 的比较可知，LL3 低频子带小波系数相邻两行的曲线变化趋势非常相似，而 HL3 高频子带小波系数相邻两行的曲线变化差异很大，可见 LL3 子带小波系数相邻行间的相关性要比 HL3 子带小波系数相邻行间的相关性强得多。

因此，在本论文的图像编码实验中，对图像进行小波变换后，利用低频子带小波系数相邻行间的相关性和 RBF 神经网络高度非线性函数逼近功能，实现图像的预测编码。具体编码过程为，用待预测行的前一行作为 RBF 小波网络的输入，而相应的网络输出作为待预测行的预测值，然后对预测值与真实值之间的误差值进行无失真 Huffman 编码，最后得到实验图像的压缩编码。

5.2 接口方式构造 RBF 神经网络实验

本文通过两种方式构造 RBF 神经网络：第一种方式是按照 4.1 和 4.2 节中的方法自己构造 RBF 神经网络并优化初始网络结构；第二种方式是做 VC 与 MATLAB 的程序接口，实现在 VC 环境下调用 MATLAB 神经网络工具箱函数，训练构造 RBF 神经网络。第一种方式在前面章节中已做详细介绍，下面具体介绍一下第二种方式的实现步骤。

众所周知，MATLAB 是功能非常强大的数学软件，它广泛应用于线性代数、自动控制理论、数理统计、数字信号处理、时间序列分析、动态系统仿真等领域。因此如果把 MATLAB 的程序加入到自己的 VC++ 程序中，将大大减少编程的工作量、保证程序的准确性，并且继承 VC++ 良好的用户界面。本文利用 MATLAB 引擎实现在 VC++ 程序中调用 MATLAB 工具箱函数。MATLAB 引擎采用客户和服务器计算方式，在运用中，VC++ 中的 C 语言或 C++ 语言的程序作为前端客户机，它向 MATLAB 引擎传递命令和数据信息，并从 MATLAB 引擎接收数据信息，它提供了下列几个函数：`engOpen`，`engGetArray`，`engPutArray`，`engEvaString`，`engOutputBuffer`，`engClose` 与客户机进行交互。具体步骤如下：

1 设置项目连接选项

首先要从下面几个函数定义文件 (*.def) 生成相应的导入库文件 (*.lib)

`libeng.def`

`libmx.def`

`libmat.def`

它们位于目录 `c:\matlab\extern\include` (假设 Matlab 安装在 C:\)

用下面命令导出库文件：

```
lib/def:c:\Matlab\extern\include\libeng.def/out:libeng.lib/machine:ix86
```

```
lib/def:c:\Matlab\extern\include\libmx.def/out:libmx.lib/machine:ix86
```

```
lib/def:c:\Matlab\extern\include\libmat.def/out:libmat.lib/machine:ix86
```

将它们放入自己的项目连接选项

Project->Settings->Link

Category:Input

Object/library modules:

添加:libeng.lib libmx.lib libmat.lib

注:中间是空格,不要加逗号

2 设置编译环境

Tools->Options->Directories

Include fiels 添加:

c:\matlab\extern\include

Library fiels 添加:

c:\matlab\extern\lib

3 编写程序

在.cpp文件中加入"engine.h"、"matrix.h"和"math.h"头文件,然后就可以利用MATLAB引擎方便地调用工具箱函数了。在调用的MATLAB函数中,newrb(P,T,GOAL,SPREAD,MN,DF)函数用来构造RBF神经网络,其中6个参数分别表示:P-网络输入样本;T-网络目标输出;GOAL-网络训练误差要求(缺省值为0.0);SPREAD-径向基函数宽度(缺省值为1.0);MN-网络训练隐层最大神经元个数;DF-训练过程中,隐层神经元个数增加时的显示步长。

下面通过实验表格数据证明第二种方式构造的RBF神经网络的有效性:

表 5-1 自建 RBF 神经网络结构及其对图像的预测编码

结构优化前隐层单元个数	结构优化后隐层单元个数	预测误差编码长度(bit)
240	150	32 100

表 5-2 利用 MATLAB 引擎构造 RBF 神经网络结构及其对图像的预测编码

网络隐层单元个数	预测误差编码长度 (bit)
100	12 023

其中,自建RBF神经网络结构及其对图像的预测编码(表5-1)和利用MATLAB引擎构造RBF神经网络结构及其对图像的预测编码(表5-2)中的编码对象都是对同一幅图像进行完全相同的三级小波分解后提取的LL3低频子带小波系数。由两表格中的实验结果比较可知,虽然自建的RBF神经网络结构优化后隐层神经元的个数比优化前有了明显的减少,但利用MATLAB引擎构造的RBF神经网络比优化后的自建RBF神经网络有更好的预测功能,所以,本文最终采用第二种方式构造图像编码实验中的RBF神经网络。

5.3 RBF 神经网络的预测功能实验

利用 MATLAB 引擎构造的 RBF 神经网络经过样本训练后有很强的预测功能，这对图像预测编码是非常有利的。随着 RBF 神经网络隐层神经元个数的增加，其预测功能显著增强，此特性可从 RBF 神经网络隐层神经元个数与其预测编码长度比较（表 5-3）看出。但这并不说明隐层神经元个数越多越好，对于不同数量的训练样本，有一个最佳隐层神经元数目与之对应，当超过这个最佳数目时，RBF 神经网络的预测功能将不再增强，即预测编码长度不再减小。二者之间的关系图如图 5-4 所示，从图中可以看出，在达到最佳隐层神经元个数之前，编码长度与隐层神经元个数是成反比的。RBF 神经网络的预测功能可从某一样本 RBF 神经网络的实际输出与目标输出比较（表 5-4）和 RBF 神经网络对不同图像的预测编码比较（表 5-5）看出。

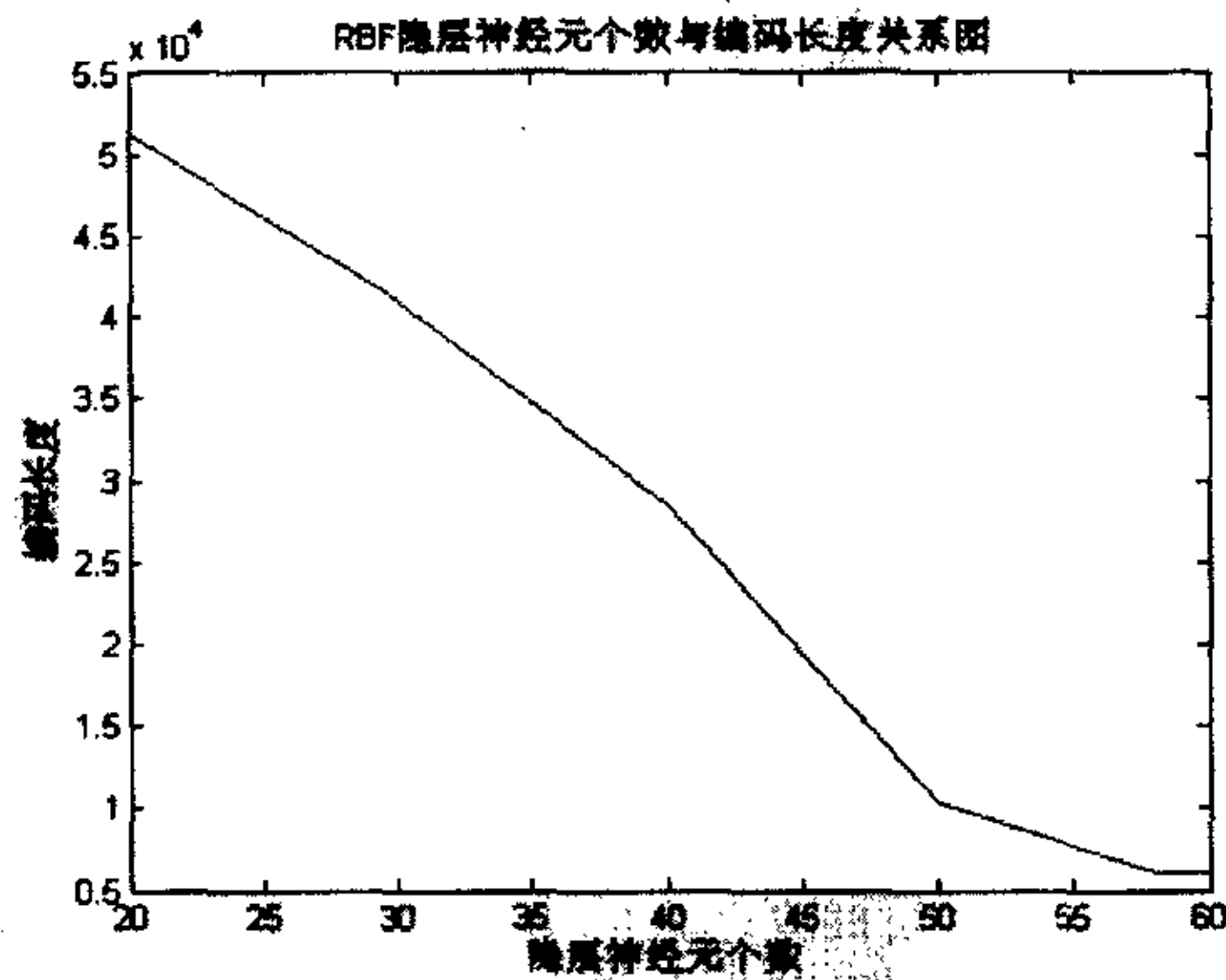


图 5-4 RBF 神经网络隐层神经元个数与编码长度关系图

表 5-3 RBF 神经网络隐层神经元个数与其预测编码长度比较

	神经元 20 个	神经元 30 个	神经元 40 个	神经元 50 个	最佳神经 元个数 58
编码长度 (bit)	51 296	41 000	28 456	10 296	6 136

（注：表中编码对象为同一图像小波三级分解 LL3 低频子带小波系数）

最佳神经元个数为 58 时的 RBF 神经网络训练图如图 5-5 所示：

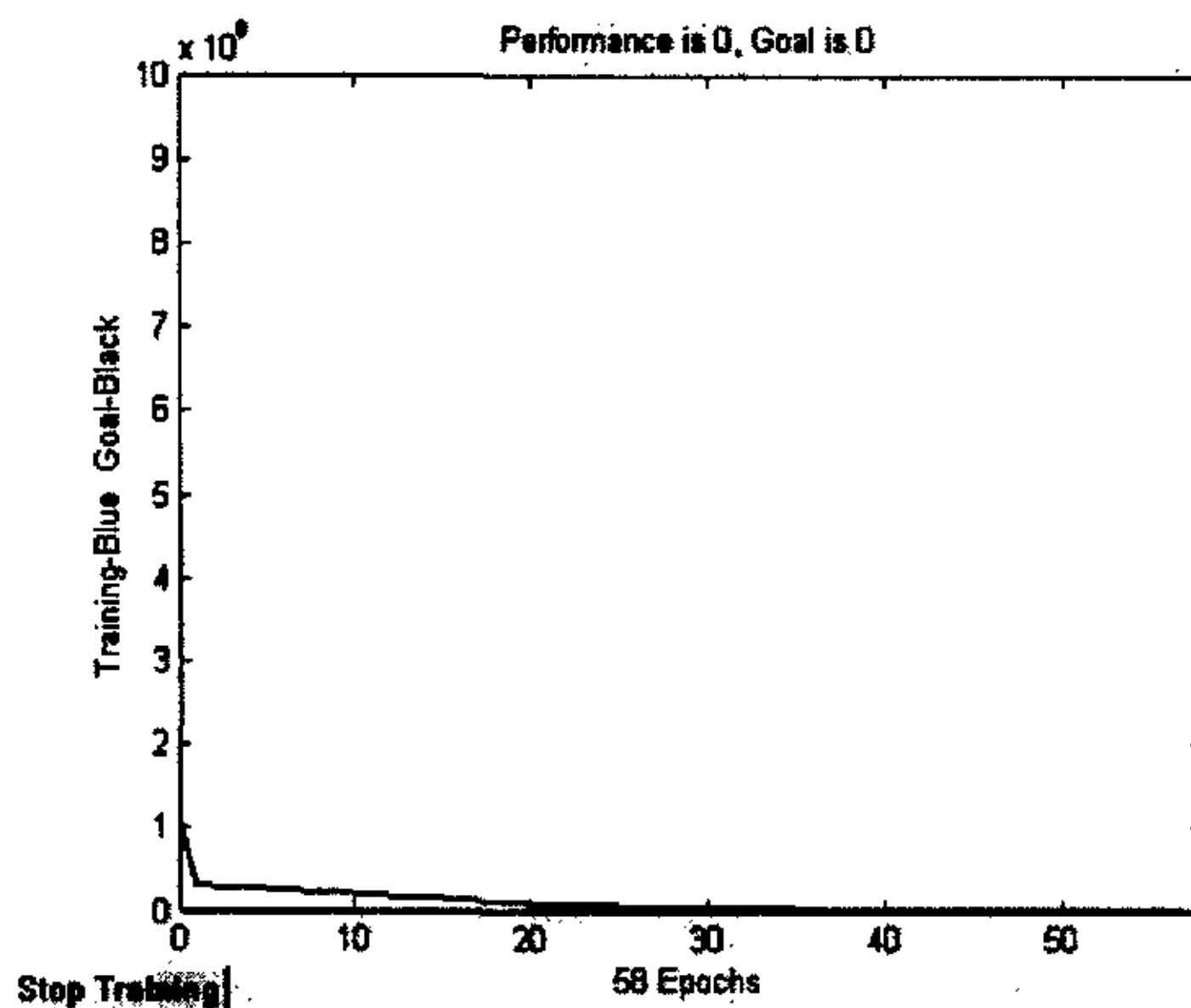


图 5-5 最佳 RBF 神经网络结构训练图（单幅三级）

由图 5-5 可看出，当网络隐层神经元个数为 58 时，网络的训练误差达到了误差要求 0，RBF 神经网络自动停止训练，不再增加神经元个数。此时，由于预测误差为 0，所以用于训练网络的样本的实际值与其预测值完全相同，结果如某一样本 RBF 神经网络的实际输出与目标输出比较（表 5-4）所示。（注：在以后的编码实验中所构造的 RBF 神经网络根据实验要求的不同而训练达到的目标要求也不同，在网络规模要求较小时，RBF 神经网络在训练构建时，主要达到训练误差要求，此时 RBF 神经网络的隐层神经元个数为最佳个数；而在网络规模要求较大时，RBF 神经网络在训练构建时，主要是达到隐层最大神经元个数要求，此时并没有达到训练误差的要求。关于此点，在以后的编码实验中不再说明。）

为了证实本文编码方法压缩编码图像的适用范围，本文提取了实验图像小波分解低频子带系数的四个统计特征，即平均值 m 、能量 e 、标准方差 s 和平均

残差 a ，具体计算公式为：
$$m = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f(k), \quad e = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f(k)^2, \quad s = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (f(k) - m)^2,$$

$a = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |f(k) - m|$ ，其中 N 表示低频子带小波系数的个数， $f(k)$ 表示小波系数值。

表 5-4 某一样本 RBF 神经网络的实际输出与目标输出比较

实际输出	97 127 100 120 123 125 122 130 106 108 95 96 98 94 91 148 104 131
	108 109 122 123 134 129 145 163 150 154 129 168 105 171 118 140
	116 119 97 126 128 128 134 138 145 143 148 153 151 154 155 153 148
	144 128 125 128 132 131 132 131 130 131 130 131 130 129 125 126
	123 118 119 132 114 129 125 128 121 103 96 113 133
目标输出	97 127 100 120 123 125 122 130 106 108 95 96 98 94 91 148 104 131
	108 109 122 123 134 129 145 163 150 154 129 168 105 171 118 140
	116 119 97 126 128 128 134 138 145 143 148 153 151 154 155 153 148
	144 128 125 128 132 131 132 131 130 131 130 131 130 129 125 126
	123 118 119 132 114 129 125 128 121 103 96 113 133

下面的表 5-5 是对三幅统计特征有明显差别的原始图像进行三级小波分解后，分别提取其 LL3 低频子带小波系数，并利用基于 RBF 小波网络的图像预测编码对其进行压缩编码的实验结果比较。

表 5-5 RBF 神经网络对不同图像的预测编码比较

原始图像 1 ($a=20$) 编码长度 (bit)	原始图像 2 ($a=42$) 编码长度 (bit)	原始图像 3 ($a=63$) 编码长度 (bit)
10 024	7 998	8 601

由实验结果比较可知，图像平均残差 a 值与对应的 RBF 神经网络预测编码长度并没有明显的关系。在多组数据基础上做的二者关系图如图 5-6 所示。由图 5-6 可知，RBF 神经网络预测编码与图像的统计特征无显著关系。对于其他统计特征，有相似的编码实验结果。因此，本文提出的图像编码方法可用于压缩不同类型的图像，具有广泛的适用性。

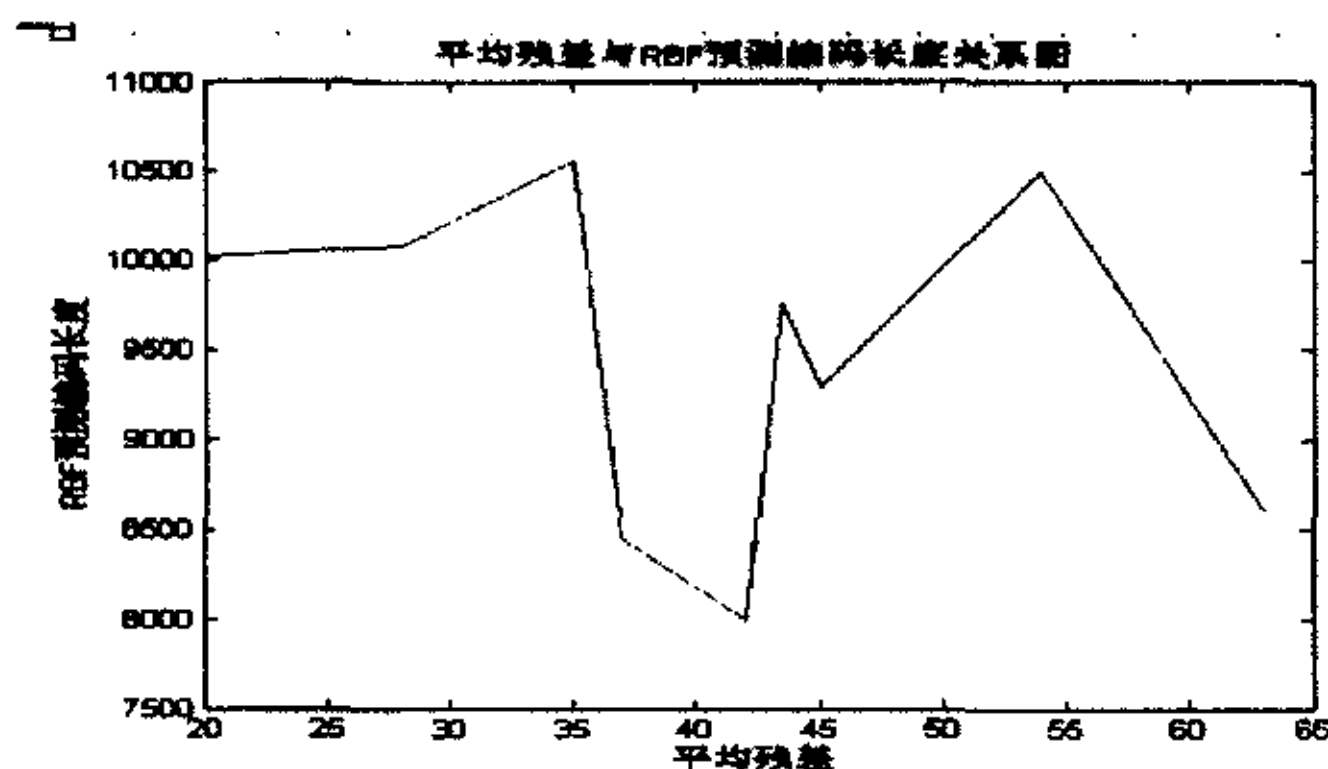


图 5-6 a 与 RBF 神经网络预测编码长度关系曲线图

5.4 RBF 神经网络对训练图像的编码实验

本文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码为一种预测编码方法，有必要和人们普遍采用的预测编码方法 DPCM 编码做比较，同时，EZW 编码又经常被图像编码研究人员作为小波图像压缩编码领域的比较标准，所以，本文对同一编码对象分别采用上述三种编码方法进行编码，以比较证实本文提出的编码方法的有效性。同时，由于在编码实验中，预测误差采用 Huffman 编码，所以本文对同一编码对象还进行了直接 Huffman 编码，以作实验结果的比较与分析。

在本节实验中，对训练图像进行不等级别的小波分解，提取相应的低频子带小波系数，用来训练不同规模大小的 RBF 神经网络，然后用训练好的网络对训练图像的低频子带小波系数进行预测编码。同时，对同一编码对象进行 DPCM 编码、EZW 编码和直接 Huffman 编码，进行编码实验结果比较。通过实验结果的比较，分析基于 RBF 小波网络的图像预测编码与 RBF 神经网络的规模大小及被编码图像的小波分解级数之间的关系。

在本论文的编码实验中，评价图像压缩算法的性能指标有：编码长度 (bit)，编码、解码时间 (s)，压缩比，PSNR (dB)。其中，

$$\text{压缩比} = \text{原始图像大小 (bit)} / \text{编码长度 (bit)} \quad (5-1)$$

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{255 \times 255}{\text{MSE}} \right) \quad (5-2)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{N_x N_y} \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2 \quad (5-3)$$

PSNR 表示图像的峰值信噪比，MSE 是均方误差。在公式 (5-3) 中， N_x 表示图像的长度， N_y 表示图像的高度， $f(i, j)$ 表示原始图像在第 i 行第 j 列位置上的像素值， $\hat{f}(i, j)$ 表示解码图像在第 i 行第 j 列位置上的像素值。

实验一：对编码图像进行二级小波分解编码实验

对编码图像进行二级小波分解，提取 LL2 低频子带小波系数，对其分别进行基于 RBF 小波网络的图像预测编码、DPCM 编码、EZW 编码和直接 Huffman 编码。为了便于实验结果的比较与分析，本节的所有编码实验图像均为 campus_01 (图 5-7)。提取 campus_01 的 LL2 低频子带小波系数，用它训练不同规模大小的 RBF 神经网络，并用训练好的网络对 campus_01 的 LL2 低频子带小波系数进行预测编码，同其他三种编码方法的编码结果比较如表 5-6 所示。基于 RBF 小波网络的图

像预测编码、DPCM 编码和直接 Huffman 编码的解码图像（图 5-8）相同，而 EZW 编码的解码图像（图 5-9）与前面三种编码方法的解码图像稍有不同。（注：在本节、5.5 节和 5.6 节所有编码实验中，基于 RBF 小波网络的图像预测编码、DPCM 编码和直接 Huffman 编码这三种编码方法对同一编码对象的解码图像相同，只有 EZW 编码的解码图像同前三种编码方法的解码图像稍有不同，关于这一点，在以后章节的编码实验中不再作详细说明。）

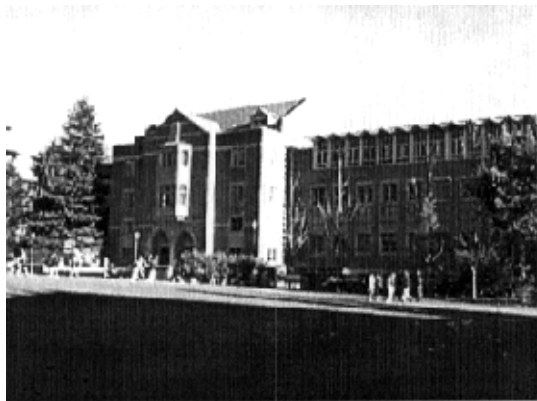


图 5-7 campus 01(原始图像)

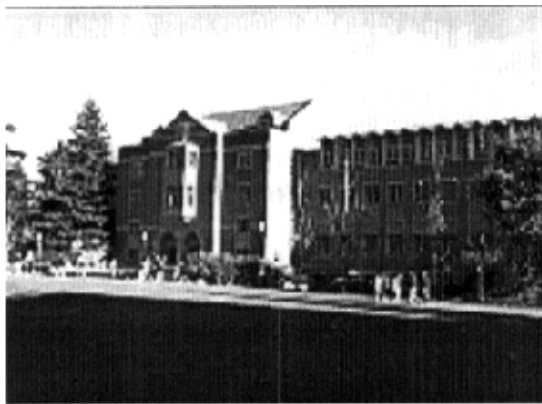


图 5-8 campus_01 三种编码解码图像（二级）

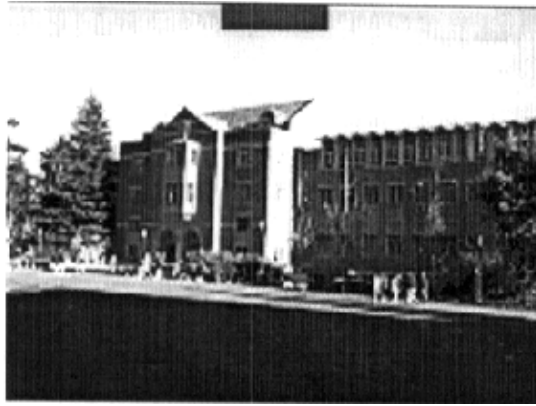


图 5-9 campus_01 EZW 解码图像 (二级)

表 5-6 二级分解不同编码方法的编码、解码结果比较

	基于 RBF 小波网络的图像预测编码 (50 个神经元)	基于 RBF 小波网络的图像预测编码 (110 个神经元)	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度 (bit)	126 952	28 408	148 520	206 728	168 384
编码时间 (s)	7.11	4.60	5.72	253.42	1.47
压缩比	19.36	86.51	16.55	11.89	14.60
PSNR(dB)	36.21	36.21	36.21	35.03	36.21
解码时间 (s)	5.22	4.55	1.56	250.70	1.50

由表 5-6 的编码结果比较可知, 基于 RBF 小波网络的图像预测编码能取得比其他三种编码方法高得多的压缩比, 而且编、解码时间不长, 解码图像的质量也很高。同时, 随着 RBF 神经网络神经元个数的增加, 对图像的压缩比也显著提高。其中, 具有 50 个神经元的 RBF 神经网络和具有 110 个神经元的 RBF 神经网络的训练图分别如图 5-10 和图 5-11 所示。

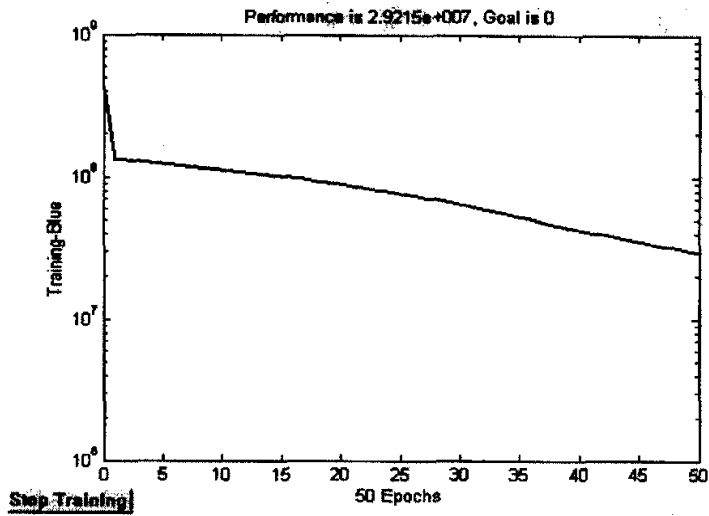


图 5-10 50 个神经元 RBF 神经网络训练图 (单幅二级)

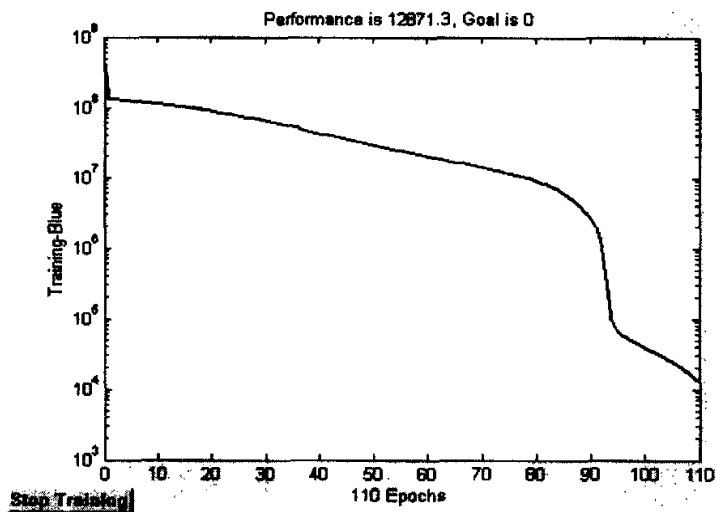


图 5-11 110 个神经元 RBF 神经网络训练图 (单幅二级)

用多幅图像 (campus_01 是其中一幅) 训练不同规模大小的 RBF 神经网络, 并分别对 campus_01 的 LL2 低频子带小波系数进行预测编码, 编码结果比较如表 5-7 所示。对于训练图像中的其他图像的编码与 campus_01 有类似的编码实验结果。

表 5-7 不同规模 RBF 神经网络的编码结果比较

	具有 200 个神经元的 RBF 神经网络 (20 幅训练)	具有 200 个神经元的 RBF 神经网络 (10 幅训练)	具有 100 个神经元的 RBF 神经网络 (10 幅训练)
编码长度(bit)	124 888	109 552	122 008
编码时间(s)	3.30	8.58	7.42
压缩比	19.68	22.43	20.14
PSNR(dB)	36.21	36.21	36.21
解码时间(s)	6.39	8.86	5.47

由表 5-7 的编码结果比较可知，对于同一编码图像的压缩，在解码图像质量相同的条件下，如果用于训练 RBF 神经网络的图像数量相等，则 RBF 神经网络的神经元个数越多，基于 RBF 小波网络的图像预测编码取得的压缩比就越高；而对于具有相同神经元个数的 RBF 神经网络，用于训练网络的图像数量越少，基于 RBF 小波网络的图像预测编码取得的压缩比越高。

由表 5-6 和表 5-7 编码结果比较可知，无论是单幅图像还是多幅图像训练的一定规模的 RBF 神经网络，对编码图像进行预测编码，都能取得比 DPCM 编码、EZW 编码和直接 Huffman 编码高得多的压缩比。

因此，可以根据不同压缩比的要求或解码图像质量要求的不同，通过不同方式构造合适规模大小的 RBF 神经网络，利用本文编码方法对图像进行压缩编码。

实验二：对编码图像进行三级小波分解编码实验

对 campus_01 进行三级小波分解，提取 LL3 低频子带小波系数，用不同规模大小的 RBF 神经网络和不同编码方法的编码结果比较如表 5-8 所示，基于 RBF 小波网络的图像预测编码、DPCM 编码、和直接 Huffman 编码三种编码的解码图像如图 5-12 所示，EZW 解码图像如图 5-13 所示。

由表 5-8 可看出，对于 campus_01 的 LL3 低频子带小波系数的压缩，单幅图像训练的具有 50 个神经元的 RBF 神经网络预测编码取得的压缩比非常高，而多幅图像训练的具有较少神经元个数的 RBF 神经网络预测编码也能取得比表中其他三种编码方法取得的压缩比高的压缩比。而且，由实验一的实验结果可知，当多幅图像训练的 RBF 神经网络的隐层神经元个数增加时，对同一编码对象进行编码取得的压缩比也会提高。

表 5-8 三级分解不同编码方法的编码、解码结果比较

	1 幅图像训练的 具有 50 个神经 元的 RBF 神经网 络编码	30 幅图像训练 的具有 100 个神 经元的 RBF 神经 网络编码	DPCM 编 码	EZW 编码	直 接 Huffman 编码
编码长度 (bit)	10 296	45 520	54 024	51 796	56 832
编码时间(s)	2.45	4.47	0.69	6.92	0.17
压缩比	238.69	54.00	45.49	47.48	43.24
PSNR(dB)	33.27	33.27	33.27	31.98	33.27
解码时间(s)	2.03	2.27	0.33	13.55	0.36



图 5-12 campus_01 三种编码解码图像（三级）

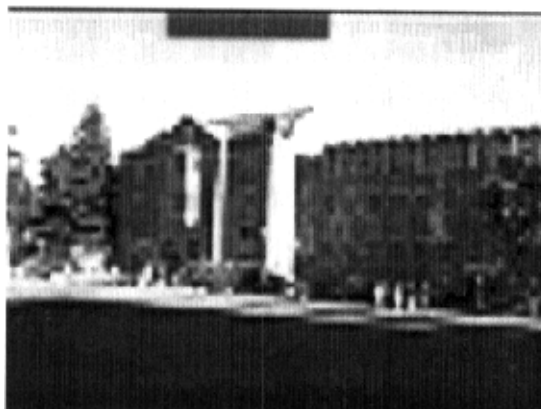


图 5-13 campus_01 EZW 解码图像（三级）

实验二中的解码图像要比实验一中的解码图像模糊了许多，即细节损失了很多，这主要是舍弃了更多的高频小波系数的缘故，也正是如此，实验二中取得的压缩比要比实验一中取得的压缩比高许多。编码图像小波分解的级数越高，如果只对低频子带小波系数进行编码，而舍弃各高频子带小波系数，则相应的解码图像也越模糊，但压缩比会大大提高。可以根据不同的解码图像质量要求或压缩比要求，对编码图像进行不同级别的小波分解，然后或只对低频系数进行基于 RBF 小波网络的图像预测编码，或对低频系数进行基于 RBF 小波网络的图像预测编码，而高频系数采用其他高效的编码方法进行编码，这样整幅图像会取得很高的压缩比。

以上各解码图像和编码结果比较表证实了本文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码能够非常有效地对训练图像小波分解的低频子带小波系数进行压缩。同时，证实了在对同一编码对象进行编码时，本文提出的编码方法取得了比 DPCM 编码、EZW 编码和 Huffman 编码高得多的压缩比，而且编、解码时间不长，解码图像的质量也很高。通过编码实验结果比较，我们也看到了，性能优越的 EZW 编码并不适合于低频子带小波系数的压缩，它本身的压缩优势体现在对图像高频子带小波系数的压缩上。由此可见，本文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码弥补了小波图像编码对于低频子带小波系数压缩的不足，而且，在解码图像质量相同的条件下，可以根据压缩比要求不同，建立合适规模大小的 RBF 神经网络对图像进行预测编码而不损失解码图像质量，这不象 DPCM 编码和 Huffman 编码那样压缩比是一定的。所以，基于 RBF 小波网络的图像预测编码是一种性能优秀的图像预测编码方法。

5.5 RBF 神经网络对非训练图像的编码实验

本节实验主要验证 RBF 神经网络的泛化功能，即检验一个已经训练好的 RBF 神经网络对于非训练样本图像的预测编码效果如何。本节的编码实验图像 square（图 5-14）是一幅完全不同于训练图像中任何一幅的非训练图像。对 square 图像进行三级小波分解，提取 LL3 低频子带小波系数，分别用一幅图像训练的 RBF 神经网络（具有 58 个神经元）和两个具有不同神经元个数的 20 幅图像训练的 RBF 神经网络进行预测编码，同时对该 LL3 低频子带小波系数进行 DPCM 编码、EZW 编码和直接 Huffman 编码，编码实验结果比较如表 5-9 至表 5-11 所示。square 图像的四种编码方法的解码图像如图 5-15 所示。



图 5-14 square (原始图像)



图 5-15 square 的三级小波分解解码图像

表 5-9 单幅训练 RBF 网络同其他编码方法编码结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码 (58 个神经元)	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	53 672	49 688	48 680	53 304
编码时间(s)	1.47	0.23 [*]	9.05	0.16
压缩比	45.79	49.46	50.48	46.11
PSNR(dB)	27.92	27.92	27.89	27.92
解码时间 (s)	1.20	0.14	8.98	0.16

(注: 在此编码实验中采用单幅图像训练构造 RBF 神经网络)

表 5-10 多幅训练具有 200 个神经元 RBF 网络同其他编码方法编码结果比较

	基于 RBF 小波网络的图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	55 920	49 688	48 680	53 304
编码时间(s)	2.73	0.23	9.05	0.16
压缩比	43.95	49.46	50.48	46.11
PSNR(dB)	27.92	27.92	27.89	27.92
解码时间 (s)	1.31	0.14	8.98	0.16

(注：在此编码实验中采用 20 幅图像训练构造具有 200 个神经元的 RBF 神经网络)

表 5-11 多幅训练具有 800 个神经元 RBF 网络同其他编码方法编码结果比较

	基于 RBF 小波网络的图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	55 472	49 688	48 680	53 304
编码时间(s)	4.44	0.23	9.05	0.16
压缩比	44.30	49.46	50.48	46.11
PSNR(dB)	27.92	27.92	27.89	27.9
解码时间 (s)	2.14	0.14	8.98	0.16

(注：在此编码实验中采用 20 幅图像训练构造具有 800 个神经元的 RBF 神经网络)

由编码实验结果比较可知，RBF 神经网络对完全不同的非训练图像进行预测时有一定的泛化功能，但泛化能力不是很强，即对完全不同的非训练图像有一定的压缩，但压缩比相比其他编码方法来说并不占优势。而且，由表 5-9 至表 5-11 编码实验结果比较可知：对同一编码对象进行编码，单幅图像训练的 RBF 神经网络编码取得的压缩比要比多幅图像训练的 RBF 神经网络编码取得的压缩比高，这说明对完全不同的非训练图像进行压缩，在解码图像质量相等的条件下，单幅图像训练的 RBF 神经网络要比多幅图像训练的 RBF 神经网络有更好的泛化功能。同时，实验结果表明，当多幅图像训练的 RBF 神经网络神经元个数增加时，对同一编码对象的压缩比也有所提高，但提高很小，而网络规模却大幅度增加。因此，多幅图像训练的 RBF 神经网络泛化功能不强，不适合用于完全不同于训练图像的非训练图像的压缩。

5.6 RBF 神经网络对修改图像的编码实验

本节所进行的所有实验是在对训练图像中的 campus_01 (图 5-7) 进行局部修改的基础上形成非训练图像, 然后用训练好的网络对修改形成的非训练图像进行预测编码, 同时对该修改图像进行 DPCM 编码、EZW 编码和直接 Huffman 编码, 以比较验证已建 RBF 神经网络的泛化功能。对 campus_01 的修改是由简单到复杂, 逐渐加大修改的复杂度和修改的面积, 直到基于 RBF 小波网络的图像预测编码相比其他三种编码方法对同一编码对象的压缩不占优势为止, 同时观察 RBF 神经网络泛化功能的变化。

实验一: 对编码图像进行三级小波分解

1. 单幅图像训练 RBF 神经网络的泛化功能实验: 对 campus_01 进行三级小波分解, 提取 LL3 低频子带系数, 并用它训练一个具有 58 个神经元的 RBF 神经网络。对 campus_01 进行局部修改, 逐渐加大修改的复杂度和修改的面积, 生成一系列非训练图像。其中, campus_01_girl (图 5-16) 是对 campus_01 进行局部修改生成的非训练图像, 在 campus_01_girl 的基础上继续修改生成 campus_01_girl_man (图 5-19) 非训练图像, 依次类推, 下一幅修改图像在上一幅修改图像的基础上进一步进行修改, 递归修改下去, 依次生成以下修改图像: campus_01_girl_2man 、 campus_01_girl_2man_dog 、 campus_01_girl_2man_dog_cloud 、 campus_01_girl_2man_dog_2cloud 、 campus_01_girl_2man_dog_2cloud_flower 、 campus_01_girl_2man_dog_2cloud_flower_tree (图 5-22)。用已训练好的 RBF 神经网络分别对以上修改生成的非训练图像三级小波分解的 LL3 低频子带系数进行预测编码, 同时进行 DPCM 编码、EZW 编码和 Huffman 编码, 编码实验结果比较分别如表 5-12 至表 5-19 所示, 相应的解码图像如图 5-17、图 5-18、图 5-20、图 5-21、图 5-23、图 5-24 所示。(其中有些修改生成的非训练图像的原始图像和所对应的解码图像在此省略)



图 5-16 campus_01_girl(原始图像)

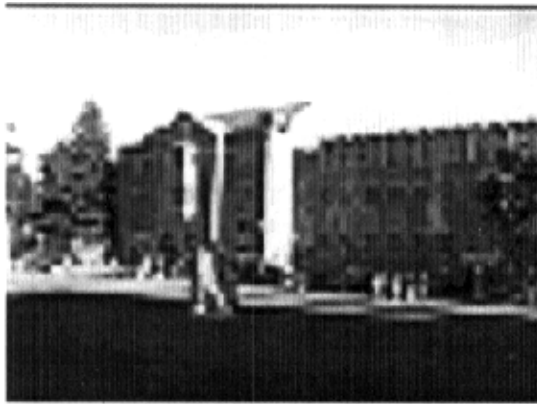


图 5-17 campus_01_girl 三种编码解码图像 (三级)

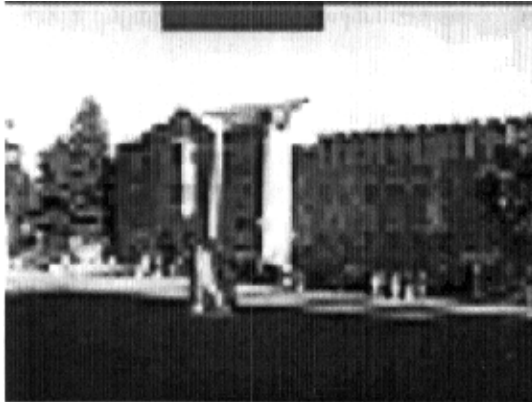


图 5-18 campus_01_girl EZW 解码图像 (三级)

表 5-12 campus_01_girl 编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	36 008	54 880	51 882	57 000
编码时间(s)	2.25	1.13	13.61	0.36
压缩比	68.25	44.78	47.37	43.12
PSNR(dB)	33.40	33.40	32.09	33.40
解码时间 (s)	2.17	0.30	13.80	0.34



图 5-19 campus_01_girl_man(原始图像)

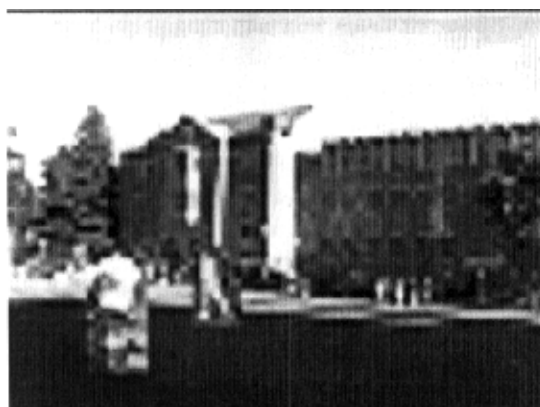


图 5-20 campus_01_girl_man 三种编码解码图像 (三级)

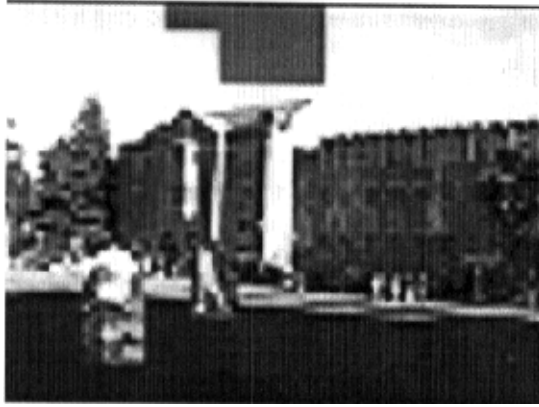


图 5-21 campus_01_girl_man EZW 解码图像 (三级)

表 5-13 campus_01_girl_man 编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	40 496	56 144	51 694	57 672
编码时间(s)	2.34	0.98	13.36	0.36
压缩比	60.69	43.77	47.54	42.61
PSNR(dB)	32.73	32.73	30.06	32.73
解码时间 (s)	2.22	0.33	13.39	0.38

表 5-14 campus_01_girl_2man 编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	41 872	57 816	52 358	57 688
编码时间(s)	1.515	0.641	7.047	0.281
压缩比	58.69	42.51	46.94	42.60
PSNR(dB)	32.34	32.34	29.76	32.34
解码时间 (s)	1.13	0.22	9.44	0.19

表 5-15 campus_01_girl_2man_dog 编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	42 936	58 664	52 727	58 520
编码时间(s)	1.45	0.84	7.20	0.19
压缩比	57.24	41.89	46.61	42.00
PSNR(dB)	31.57	31.57	29.15	31.57
解码时间 (s)	1.14	0.20	8.03	0.19

表 5-16 campus_01_girl_2man_dog_cloud 编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	48 720	59 504	52 727	58 824
编码时间(s)	1.45	0.97	6.88	0.23
压缩比	50.44	41.30	46.61	41.78
PSNR(dB)	31.53	31.53	28.45	31.53
解码时间 (s)	1.19	0.22	7.92	0.22

表 5-17 campus_01_girl_2man_dog_2cloud 编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	52 184	60 520	52 824	59 168
编码时间(s)	1.53	0.88	7.16	0.20
压缩比	47.09	40.61	46.52	41.54
PSNR(dB)	31.40	31.40	28.34	31.40
解码时间 (s)	1.19	0.22	7.64	0.22

表 5-18 campus_01_girl_2man_dog_2cloud_flower 编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	53 368	61 272	53 956	59 480
编码时间(s)	1.59	0.84	6.99	0.19
压缩比	46.05	40.11	45.55	41.32
PSNR(dB)	30.95	30.95	28.00	5
解码时间 (s)	1.19	0.30	7.11	0.20

表 5-19 campus_01_girl_2man_dog_2cloud_flower_tree 编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	59 456	61 128	53 574	59 488
编码时间(s)	1.58	0.80	7.55	0.27
压缩比	41.33	40.20	45.87	41.31
PSNR(dB)	31.37	31.37	28.32	31.37
解码时间 (s)	1.27	0.25	7.05	0.22



图 5-22 campus_01_girl_2man_dog_2cloud_flower_tree (原始图像)

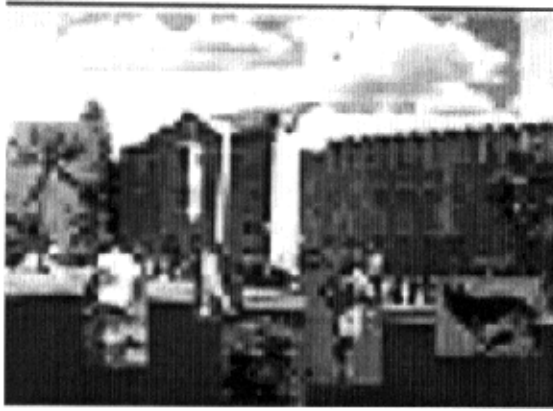


图 5-23 campus_01_girl_2man_dog_2cloud_flower_tree 三种编码解码图像



图 5-24 campus_01_girl_2man_dog_2cloud_flower_tree EZW 解码图像

由表 5-12 至表 5-19 中的编码结果比较可知，随着对 campus_01 修改的复杂度及修改面积的增大，RBF 神经网络对修改后的非训练图像的预测能力逐步降低，当 campus_01 最终被修改为 campus_01_girl_2man_dog_2cloud_flower_tree 图像(图 5-22)时，从表 5-19 中的编码结果比较可知，基于 RBF 小波网络的图像预测编码相比其他三种编码方法已不占多少优势了，但对于其他修改图像的压缩，本文编码方法相比其他三种编码方法来说，具有相当的优势，在解码图像质量相同，甚至比 EZW 解码图像质量好的情况下，取得了高于其他三种编码方法的压缩比，而且编、解码时间不长，由此可见 RBF 神经网络的泛化功能很强。

2. 多幅图像训练不同规模网络的泛化功能实验：用 20 幅图像训练分别具有 100 个神经元的 RBF 神经网络、具有 200 个神经元的 RBF 神经网络和具有 400 个神经元的 RBF 神经网络，并用训练好的三个网络分别对 campus_01_plot3（在 campus_01 的基础上进行局部修改生成的非训练图像）进行三级小波分解编码，编码结果比较如表 5-20 所示。

表 5-20 campus_01_plot3 不同规模 RBF 神经网络的编码实验结果比较

	20 幅图像训练的 具有 100 个神经元 RBF 网络预测编码	20 幅图像训练的 具有 200 个神经元 RBF 网络预测编码	20 幅图像训练的 具有 400 个神经元 RBF 网络预测编码
编码长度(bit)	45 520	43 200	39 472
编码时间(s)	3.08	3.20	3.41
压缩比	53.99	56.89	62.26

由表 5-20 中的编码结果比较可以看出，用多幅图像训练的 RBF 神经网络，随着网络规模的增大，对非训练图像的压缩比也随之提高，同样具有很强的泛化功能。

实验二：对编码图像进行二级小波分解

1. 单幅图像训练的 RBF 网络泛化功能实验：对 campus_01（图 5-7）进行二级小波分解，提取 LL2 低频子带小波系数，并用 LL2 低频子带系数训练具有 110 个神经元的 RBF 神经网络，然后用该网络对非训练图像 campus_01_girl(图 5-16) 的 LL2 低频子带小波系数进行预测编码，同时对同一编码对象进行 DPCM 编码、EZW 编码和 Huffman 编码，以作比较。编码实验结果比较如表 5-21 所示，训练图像 campus_01 二级小波分解后用 DPCM 编码、Huffman 编码和本文编码方法编码后的解码图像如图 5-8 所示，其 EZW 解码图像如图 5-9 所示，而修改生成的非训练图像 campus_01_girl 二级小波分解后的 DPCM 编码、Huffman 编码和本文编码解码图像如图 5-25 所示，相应的 EZW 解码图像如图 5-26 所示。

表 5-21 campus_01_girl 二级小波分解编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	88 840	149 696	207 919	168 552
编码时间(s)	6.27	6.84	254.53	1.44
压缩比	27.66	16.42	11.82	14.58
PSNR(dB)	36.36	36.36	35.17	36.36
解码时间 (s)	5.17	2.16	253.19	3.38



图 5-25 campus_01_girl 三种编码解码图像 (二级)



图 5-26 campus_01_girl EZW 解码图像 (二级)

2. 多幅图像训练的 RBF 网络泛化功能实验: 用 5 幅图像二级小波分解后提取的 LL2 低频子带小波系数训练具有 500 个神经元的 RBF 神经网络, 并用该网络对 campus_01_girl_man (图 5-19) 的 LL2 低频子带小波系数进行预测编码, 同其他三种编码方法的编码结果比较如表 5-22 所示。相应的解码图像分别如图 5-27 和图 5-28 所示。

表 5-22 campus_01_girl_man 二级小波分解编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	108 024	150 984	208 325	169 688
编码时间(s)	4.78	1.34	240.41	0.67
压缩比	22.75	16.28	11.80	14.48
PSNR(dB)	35.82	35.82	35.23	35.82
解码时间 (s)	4.11	1.52	252.56	0.78



图 5-27 campus_01_girl_man 三种编码解码图像（二级）



图 5-28 campus_01_girl_man EZW 解码图像（二级）

实验三：对编码图像进行一级小波分解

1. 单幅图像训练网络的泛化功能实验：对 campus_01(图 5-7)进行一级小波分解，并提取 LL1 低频小波系数训练具有 200 个神经元的 RBF 神经网络，然后用该网络对 campus_01_girl（图 5-16）一级小波分解后提取的 LL1 低频系数进行预测编码，同时对同一编码对象分别进行 DPCM 编码、EZW 编码和 Huffman 编码，编码结果比较如表 5-23 所示。DPCM 编码、Huffman 编码和本文编码的编码解码图像如图 5-29 所示，相应的 EZW 解码图像如图 5-30 所示。

表 5-23 campus_01_girl 一级小波分解编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	296 536	456 280	821 083	600 880
编码时间(s)	31.406	8.672	4058.23	5.313
压缩比	8.29	5.39	2.99	4.09
PSNR(dB)	43.41	43.41	41.19	43.41
解码时间 (s)	30.08	24.31	4059.48	6.06



图 5-29 campus_01_girl 三种编码解码图像（一级）

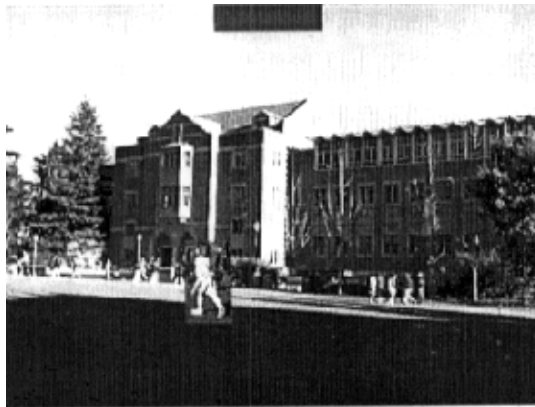


图 5-30 campus_01_girl EZW 解码图像（一级）

2. 多幅图像训练的 RBF 网络泛化功能实验分析：用 5 幅图像（campus_01 为其中一幅）一级小波分解后提取的 LL1 低频子带系数训练一个具有 600 个神经元

的 RBF 神经网络，然后用该网络对 campus_01_girl_man (图 5-18) 一级小波分解后提取的 LL1 低频系数进行预测编码，同时对同一编码对象分别进行 DPCM 编码、EZW 编码和 Huffman 编码，编码结果比较如表 5-24 所示。DPCM 编码、Huffman 编码和本文编码方法的编码解码图像如图 5-31 所示，EZW 解码图像如图 5-32 所示。

表 5-24 campus_01_girl_man 一级小波分解编码实验结果比较

	基于 RBF 小波网络的 图像预测编码	DPCM 编码	EZW 编码	直接 Huffman 编码
编码长度(bit)	349 008	462 120	823 273	605 184
编码时间(s)	46.78	72.02	4089.72	48.28
压缩比	7.04	5.32	2.99	4.06
PSNR(dB)	42.92	42.92	41.81	42.92
解码时间 (s)	46.73	35.48	4157.83	46.22



图 5-31 campus_01_girl_man 三种编码解码图像 (一级)



图 5-32 campus_01_girl_man EZW 解码图像 (一级)

由实验一到实验三的一系列解码图像可看出，解码图像越来越清晰，但相应的压缩比越来越低。在本节所有的实验中，对同一幅修改图像进行压缩，在解码图像质量相等的条件下，甚至比 EZW 解码图像质量高的条件下，基于 RBF 小波网络的图像预测编码所取得的压缩比要高于其他三种编码方法取得的压缩比，直到原来的训练图像被修改到一定程度，本文编码方法不再占优势为止。同时，由编码和解码的时间比较可知，EZW 编码无论在哪种情况下，编、解码的时间都是最长的，而直接 Huffman 编码的编、解码时间最短，其次是 DPCM 编码，然后是本文编码，但本文编码方法的编、解码时间在某些情况下，与 DPCM 编码和直接 Huffman 编码的编、解码时间差不多，如表 5-24 中的编、解码时间比较。

本节的所有实验表明，不论是单幅还是多幅图像训练构建的 RBF 神经网络，也不管构建的网络规模大小如何，只要网络的神经元个数合适，在对修改图像的低频小波系数进行预测时，都有一定的很强的泛化功能。随着对训练图像修改的复杂度和修改面积的增大，同一 RBF 神经网络对修改生成的不同非训练图像进行预测编码取得的压缩比逐渐减小，但也取得了比 DPCM 编码、EZW 编码和 Huffman 编码对同一编码对象编码取得的压缩比高得多的压缩比。当修改达到一定的复杂度和面积时，基于 RBF 小波网络的图像预测编码相比文中其他编码方法不再占优势。总之，由本节所有实验结果可知，RBF 神经网络具有很强的泛化功能，对修改图像进行预测编码能取得较高的压缩比。因此，基于 RBF 小波网络的图像预测编码非常适合于局部有变化的批量图像的压缩。

总 结

现将本论文的主要工作及实验结论总结如下：

- 首先采集图像，对图像进行加工处理，以适合编码实验的要求。在对图像进行小波变换前，进行平滑处理，使得图像经过小波分解后能量更加集中于低频系数，以减少图像的能量损失；
- 由于提升小波与双正交小波基在图像小波变换中具有一定的优势，所以本文构造了提升方式的双正交小波基对图像进行小波变换；
- 在对图像进行小波变换后，通过实验分析表明，低频子带小波系数相邻行间确实具有一定的相关性；
- 提出两种方式构造 RBF 神经网络：一种方式是自建初始 RBF 神经网络，并利用改进的神经网络自构形学习算法对初始网络结构进行优化，得到一个比初始网络规模小的 RBF 神经网络；另一种方式是实现 VC 与 Matlab 语言的编程接口，在 VC 编程环境中调用 Matlab 神经网络工具箱函数，利用 newrb() 函数构造 RBF 神经网络。利用以上两种方式构造的 RBF 神经网络对图像进行预测编码实验，实验结果表明后一种方式构造的 RBF 神经网络的预测功能要强于前一种方式所构造的 RBF 神经网络，因此在图像的编码实验中采用后一种方式构造 RBF 神经网络；
- 本文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码同 DPCM 编码、EZW 编码和 Huffman 编码相比，在解码图像质量相等的条件下，取得了更高的压缩比。其中，EZW 编码解码图像质量稍差于其它三种编码方法的解码图像质量，而且编、解码时间很长，是实验中所采用的四种编码方法中最低效的一种编码方法，这说明对低频小波系数进行编码，EZW 编码并不有效。而基于 RBF 小波网络的图像预测编码不仅编、解码时间不长，更重要的是取得了很高的压缩比，特别是对训练图像的压缩。同时，对非训练图像和修改图像的压缩编码实验表明，RBF 神经网络具有一定的很强的泛化功能，特别是在修改图像的压缩编码实验中，基于 RBF 小波网络的图像预测编码取得了比 DPCM 编码、EZW 编码和 Huffman 编码更高的压缩比；
- 不同规模大小的 RBF 神经网络预测编码实验表明：基于 RBF 小波网络的图像预测编码在压缩比方面有很大的自由度，可以根据不同的压缩比要求，建立

相应的不同规模的 RBF 神经网络，而解码图像的质量与压缩比的高低无关，即对同一编码对象来说，小规模 RBF 神经网络预测编码取得低压缩比时的解码图像与大规模 RBF 神经网络预测编码取得高压缩比时的解码图像质量完全相同。即提高编码图像的压缩比并不是以牺牲解码图像的质量为代价，而是通过增大 RBF 神经网络规模来取得，这与其他许多图像编码方法以牺牲解码图像质量来提高压缩比的做法不同，这也是基于 RBF 小波网络的图像预测编码的优点之一。由此可见，基于 RBF 小波网络的图像预测编码具有其他编码方法所没有的无可比拟的优势：

- 图像经过小波分解后，小波系数的低频部分集中了图像的主要能量和基本特征，所以低频系数的编码质量对解码图像的恢复效果有着非常重要的影响，同时，在各种小波图像编码方法当中，对低频系数的编码占整个编码存储空间的主要部分，图像的整体压缩比主要是由对高频系数的压缩带来的，如果能对低频部分进行有效压缩的话，将大大提高整幅图像的压缩比。通过实验表明，本文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码确实能够对低频小波系数进行非常有效的压缩，所以本论文编码方法对于小波图像压缩编码的研究有着重要意义；
- 由实验可知，利用 MATLAB 引擎构建的 RBF 神经网络具有很强的预测功能，所以本文提出的编码方法适合于各类图像的低频子带压缩。同时，RBF 神经网络也具有很强的泛化功能，在对基于修改训练图像生成的非训练图像进行压缩时，本论文编码方法也取得了较高的压缩比，所以，基于 RBF 小波网络的图像预测编码对于局部有变化的批量图像的压缩是非常有效的。由于 RBF 神经网络具有很强的预测功能和泛化功能，本文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码可广泛应用于图像压缩、图像识别、图像浏览、图像传输等图像应用领域。

下一步工作探讨

本论文提出的基于 RBF 小波网络的图像预测编码还有待于进一步的研究与改进，下面是对本论文的下一步工作提出的几点探讨：

- 本文对图像进行小波变换所采用的提升方式双正交小波基并不是最优小波基，最优的小波基能使图像经过小波变换后能量更加集中在少数小波系数上，所以图像小波变换编码还需要寻找更好的小波基；
- 在基于 RBF 小波网络的图像预测编码实验中，构造 RBF 神经网络是关键，RBF 神经网络的性能直接影响着编码效果，因此，还需要进一步研究 RBF 神经网络的函数逼近功能及其泛化功能；
- 实验表明，RBF 神经网络对修改图像的预测误差与对被修改的原始图像的预测误差的差值能反映原始图像的修改部分(该部分实验未在文中)，所以利用 RBF 神经网络的图像预测误差差值可以对图像变化部分进行检测，这一部分工作可进一步展开；
- 由于 RBF 神经网络能够以任意精度逼近任意非线性函数，所以可对图像进行无失真编码，至于如何实现，还需要进一步探讨。

致 谢

能够顺利完成毕业论文，首先要衷心地感谢导师王英健副教授和唐贤瑛教授的悉心指导与关怀及研究生部、本人所在院系各位领导和老师的热切关心与大力支持。导师王英健副教授，教学突出，宽厚待人，知识广博，在信号与图像处理方面有一定的研究成果；唐贤瑛教授，治学严谨，教书育人呕心沥血，教学经验丰富，课堂内容新颖，知识渊博而精深，在模式识别与人工智能等领域有着非常深入的研究与见解，并有很多突出的研究成果。从论文选题到论文完成，两位教授提出了许多关键而又非常有益的指导性建议与意见，使我的论文能够在正确的指导方向下克服种种困难顺利完成。同时还要深深地感谢李茂军教授，在我论文的最后完成阶段，李老师给出了关键性地指导与建议，从而使我的论文工作能够圆满完成。再次向以上各位老师表示衷心地感谢！

同时也衷心地感谢我的各位同学与朋友的真诚而又热情的帮助与关心，特别是在编程实现过程中，我遇到了许许多多的麻烦，他们给予我很大的帮助，帮助我解决了许多疑难问题，他们的热心帮助使得我的论文工作能够更顺利地进行！我很感谢我的各位同学，也很珍惜同学之间的友谊！

最后还要感谢家人对我的鼓励、支持与关心！

再次衷心地感谢各位领导、老师、同学、朋友和家人给我的大力支持、真诚地关心与帮助！

亓雪莲

2004-4-20 于长沙

参 考 文 献

- [1] 刘榴娣,刘明齐,等编著. 实用数字图像处理. 北京:北京理工大学出版社, 1998
- [2] 王汇源编著. 数字图像通信原理与技术. 北京:国防工业出版社, 2000
- [3] 夏良正主编. 数字图像处理. 南京:东南大学出版社, 1999
- [4] 王春梅,程乾生. 算术编码在分形图像压缩中的应用. 中国图像图形学报, Apr.1999, Vol.4(A): 307-311
- [5] 何爱军,马争鸣. 快速分形图像编码. 中国图像图形学报, Sept.1999, Vol.4(A): 719-723
- [6] 谢鑫,马争鸣. 基于小波变换的分形预测图像编码方法. 中国图像图形学报, Mar.1999, Vol.4(A): 223-227
- [7] 何爱军,马争鸣. 分形图像编码. 中国图像图形学报, Mar.1999, Vol.4(A): 188-190
- [8] 沈建军,涂丹等. 基于矢量量化的图像分形压缩编码. 中国图像图形学报, May.1999, Vol.4(A): 414-417
- [9] 谢鑫,马争鸣. 基于小波系数零树结构的分形预测图像编码. 中国图像图形学报, Nov, 2000, Vol.5(A): 920-924
- [10] 谢鑫,马争鸣. 小波分形混合图像编码. 中国图像图形学报, Spet.2000, Vol.5(A): 716-723
- [11] 董云朝,陈贺新. 基于四叉树的自适应门限分形图像 IFS 压缩方法. 中国图像图形学报, Nov.2000, Vol.5(A): 938-941
- [12] 王汇源. 序列图像的似分形编码方法. 中国图像图形学报, Feb.2000, Vol.5(A): 110-112
- [13] Roberto Rinaldo,Giancarlo Calvagno. Image coding by block prediction of multiresolution subimages. IEEE Trans on Image Processing, 1995, 4(7): 141-154
- [14] Levy I, Wilson R. Predictive wavelet transform coding: Unifying fractal and transform coding. In:Processing of the International Picture Coding Symposium PCS' 96, Melbourne, March.1996: 562-564
- [15] Davis G M. A wavelet-based analysis of fractal image compression. IEEE Trans. On Image Processing, 1998, 7(2): 141-154
- [16] Franck Davoine,Marc Antonini et al. Fractal image compression based on

- delaunay triangulation and vector quantization. IEEE Trans Image Processing, 1996, 5(2): 338-346
- [17] Wang Z, Chi Z, Feng D. Content-based image retrieval using block-constrained fractal coding and nona-tree decomposition. Vision Image and Signal Processing, IEEE Proceeding, 2000, 4(1): 9-15
- [18] Shapiro, J. M. Embedded Image Coding Using Zerotrees of Wavelet Coefficients, IEEE Trans. Signal Processing, Dec. 1993, Vol. 41: 3445-3462
- [19] Said, A. and Pearlman, W. A. A New, Fast, and Efficient Image Codec based on Set Partitioning in Hierarchical Trees, IEEE Trans. CSVT, 1996, Vol. 6: 243-250
- [20] Taubman, D. High Performance Scalable Image Compression with EBCOT, submitted to IEEE Tran. Mar. 1999.
- [21] 王向阳, 杨红颖. 一种改进的嵌入零树小波图像编码算法. 计算机研究与发展, June. 2002, Vol. 39: 738-742
- [22] 王向阳, 杨红颖. 一种新的低内存零树小波图像编码算法. 计算机科学, 2002, Vol. 29: 104-105
- [23] 牛健伟等. 基于零树和位平面的小波图像压缩算法. 软件学报, 2002, Vol. 13: 460-466
- [24] 谢荣生等. 多小波零树图像编码方法研究. 计算机工程与应用, 2002, 15: 74-76
- [25] 李洪刚, 王桥等. 改进的 SPIHT 算法. 电子与信息学报, April. 2002, Vol. 24: 445-449
- [26] 黄卓君, 马争鸣. 多小波编码. 中国图像图形学报, Apr. 2000, Vol. 5(A): 309-317
- [27] 闫敬文, 周爱升. 基于小波变换和对块零树编码压缩方法. 电子学报, Aug. 2002, Vol. 30: 1160-1162
- [28] 王相海. 基于零树小波的图像空间与数率混合可分级编码研究. 计算机科学, 2002, Vol. 29: 123-124
- [29] 王平等. 一种基于小波变换各尺度相似性的静止图像压缩方法. 中国图像图形学报, Sept. 2000, Vol. 5(A): 739-743
- [30] S A Martucci, I Sodagar, T Chiang, Y-Q Zhang. A zerotree wavelet video coder. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Tech, 1997(1): 109-118
- [31] D Marpe, H L Cycon. Very low bit-rate video coding using wavelet-based

- tedhniques. IEEE Tuans on Circuits and Systems for Video Tech, 1999, 9(1): 85—94
- [32] J Vass, B-B Chai, K Palaniappan, X Zhuang. Significance-linked connedted component analysis for low bit-rate wavelet video coding . IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Tech, 1999, 9(4): 630-647
- [33] H-W Park, H-S Kim. Motion estimation using low-band-shift method for wavelet-based moving-picture coding. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(4): 577-587
- [34] XuGuangYang, K Ramchandram. Scalable wavelet videl coding using alisasing-reduced hierarchical motion compensation. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(5): 778—791
- [35] D Taubman, A Zakhor. Multirate 3-D subband coding of video. IEEE Trans on Image Processing, 1994, 3(5): 572-588
- [36] J-R Ohm. Three-dimensional subband coding with motion compensation. IEEE Trans on Image Processing, 1994, 3(5): 559-571
- [37] S-J Choi, J W Woods. Motion-compensated 3-Dsubband coding of video. IEEE Trans on Image Processing, 1999, 8(2): 155-167
- [38] 陆哲明, 孙圣和. 基于快速相关矢量量化的图像编码算法. 中国图像图形学报, Jun. 2000, Vol. 5(A): 489-492
- [39] 罗强等. 基于小波变换的矢量量化图像编码研究. 信号处理, Jun. 2002, Vol. 18: 224-227
- [40] 闫敬文, 孙辉等. 小波树结构快速矢量量化编码方法. 中国图像图形学报, Dec. 1997, Vol. 2: 909-913
- [41] 潘建涛, 孙宏伟. 基于 9/7 双正交小波的一种高效矢量量化算法. 电子与信息学报, July. 2002, Vol. 24: 900-904
- [42] 王向阳, 杨红颖. 基于小波变换的分类量化图像编码算法. 数据采集与处理, Jun. 2002, Vol. 17: 204-207.
- [43] 雷寒生, 朱小平. 基于小波变换和矢量量化的人脸图像压缩. 中国图像图形学报, Jan. 2002, Vol. 7(A): 44-49
- [44] Joze Mohorko, Zarko CuCej. Fast Algorithm for Pyramid Vector Quantization. IEEE Signal Processing Letters, April. 2001, Vol. 8: 103-105
- [45] 武斌, 李象霖. 在小波变换域内应用 BP 网络进行图像压缩的方法研究. 中国图像图形学报, Jan. 1999, Vol. 4(A): 23-27

- [46] 王耀南, 谢勇等. 小波神经网络的遥感图像分类. 中国图像图形学报, May. 1999, Vol. 4(A): 368-370
- [47] 李业丽, 常桂然. Haar 基小波神经网络及其应用研究. 2000 年中国控制与决策学术年会论文集, 2000, A: 390-392
- [48] 杨尔辅等. 一种小波-神经网络多变量混合过程模型及其应用. 自动化学报增刊, 2000, B: 153-157
- [49] 王建华等. 小波神经网络及在雷达目标识别中的应用. 山东大学学报(自动化), Aug. 1999, Vol. 34: 262-266
- [50] 胡春玲. 图像编码时小波基的选择. 中国图像图形学报, Sep. 1998, Vol. 3: 742-745
- [51] stephane mallat. A Wavelet Tour of Signal Processing. 北京: 机械工业出版社, 2002
- [52] 曾剑芬, 马争鸣. 多小波变换的提升格式及其在图像编码中的应用. 中国图像图形学报, Jul. 2002, Vol. 7(A): 704-708
- [53] 汤焱, 莫玉龙. 第二代小波变换应用于图像的无损压缩编码. 中国图像图形学报, Aug. 2000, Vol. 5(A): 699-702
- [54] 陈佩, 张卫东等. 用 lifting 方法构造具有线性相位的双正交小波. 电子与信息学报, April. 2002, Vol. 24: 486-491
- [55] 曾剑芬, 马争鸣. 用提升格式构造二次平均插值小波. 中国图像图形学报, Apr. 2002, Vol. 7(A): 369-374
- [56] 陈佩, 张卫东等. 用 lifting 方法设计最优 LPPR-FIR 滤波器组. 电子与信息学报, Sept. 2002, Vol. 24: 1202-1208
- [57] 王士同, 於东军. 径向基神经网络的构造理论. 华东船舶工业学院学报, 1999, Vol. 13: 76-86
- [58] 王耀南编著. 计算智能信息处理技术及其应用. 长沙: 湖南大学出版社, 1999
- [59] 艾芳菊, 赵丹等. 一类模糊神经网络的结构优化. 计算机工程, 2002, Vol. 28: 144-146

附录（攻读硕士学位期间发表论文）

- [1] 王英健, 亓雪莲, 唐贤瑛. 基于改进自构形学习算法的 RBF 神经网络结构优化. 计算技术与自动化, Dec. 2002, Vol. 21:16-20