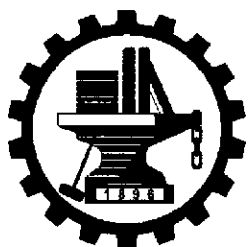


申请上海交通大学工学博士学位论文



图像及视频的联合信源信道编码 若干问题的研究

学科专业：信号与信息处理

研究方向：图像通信与数字电视

指导教师：余松煜 教授

博士研究生：王粤 0020309089

上海交通大学电子信息学院

2006 年 1 月

图像及视频的联合信源信道编码若干问题的研究

摘 要

香农的信源信道分离理论是基于这样两个假设,信源信道编码的码字可以是无限长且无限复杂度。这在实际应用中是不可能的,分离理论实际上限制了系统更优的性能。由此,人们开始把眼光集中到了信源信道联合编码上,尝试设计能替代分离编码的性能更优的系统。

联合信源信道编码,就是综合考虑信源信道的特点,采用最优化的设计方法来提供更好的错误保护和更高的带宽利用率。联合设计是一个很大的范畴,涉及到信源信道的方方面面,也细化成了很多个不同的研究热点。

本文综合近年来联合信源信道编码方面的主要研究工作,成果以及重点和热点,对目前联合信源信道编码方法进行了比较细致的分类及总结。然后再针对目前联合信源信道编码方向的四个研究热点,分别进行了比较深入的探索,并尝试将其用于图像和视频的传输中去。

首先设计了一个能利用可变长编码器输出码流中的残留冗余,在解码端将可变长解码和卷积码解码联合到一起实现一体化解码的基于MAP的解码器,该解码器不仅可以在解码过程中直接删除非VLC码字,降低误码率,而且还可以利用信源编码器的输出序列中残留的冗余信息来进一步提供差错保护。最后将该联合解码算法应用到H.264视频编码码流的运动矢量的解码中去,仿真试验表明一体化解码器比起分离系统解码及其它联合解码器性能有较大的提高。

其次先简要介绍了基于符号受限和比特受限的联合信源信道变长码解码器,在分析它们各自优缺点的基础上,提出了改进算法JVLD,同时给出了仿真结果,并与前两种算法做了性能比较,得出结论改进的JVLD优于其它算法。然后在此基础上提出了一种新的信源信道联合迭代解变长码(VLC)和低密度校验码(LDPC)的解码器。该解码器主要由两个软输入,软输出(SISO)的模块组成,在迭代解码过程中信息交互传递,并能利用VLC码字结构和马尔可夫信源之间的相关性来进一步纠正误码,提高解码性能。最后将该算法应用于经过噪声信

道的图像码流和视频码流的信源信道联合解码当中去,并给出了详细的仿真实验结果及结论。

之后,尝试设计能将两种非均衡错误保护方法结合到一起,在无线衰落信道上进行视频传输的非均衡错误保护系统。首先针对平坦性衰落信道提出了信道自适应的 UEP_BTC_STBC 系统,它能根据码流的重要性程度给予不同的保护,从而保证在相同的传输条件下更高质量的视频传输。该系统将空时码(STBC),分组 Turbo 码(BTC)串连在一起,能在较低的编码和解码复杂度下既具有 BTC 的高的误码纠正能力,还能获得 STBC 的较大的分集增益。同时,由于联合采用了不同的 BTC 码和不同的调制方式,该系统可以根据信道状况自适应调节传输机制,最大程度地获得端对端视频传输 QoS。仿真试验将 H.264 的编码码流通过数据分区(DP, data partition)分成重要性不同的码流,然后在该系统下传输,结果表明相对均等保护系统,视频传输性能更优。

然后又针对带有频率选择性衰落的发散信道提出了信道自适应的 UEP_BTC_STBC_OFDM 系统,在原有的 BTC_STBC 系统的基础上加入 OFDM 来对抗发散信道的衰落效应,提高视频传输的鲁棒性。同时,该系统也可以根据信道状况自适应调节传输机制,最大程度地获得端对端视频传输 QoS。仿真试验表明本系统视频重建质量有显著提高,相对均等保护系统,具有更好的视频传输性能。

最后,研究了噪声信道中矢量量化的联合信源信道编码技术。首先提出了一种用于矢量量化索引值分配的免疫克隆算法,该算法借鉴了生物免疫系统中的克隆增殖和生物在免疫过程中保持个体多样性的能力,能够很好地在群体的收敛性和个体多样性之间保持动态平衡,从而极大地提高了搜索效率,实现索引值的最优分配。仿真结果表明,该算法在提高噪声信道矢量量化器的性能方面比 BSA 和 EAIAA 有显著提高,同时收敛速度也得到了明显的改善。其次,详细讨论了由矢量量化的高分辨率理论推导出来的渐近理论的核心部分——误差原则,然后将该原则作为矢量量化器设计的一个有力必要条件,提出了我们的信道优化矢量量化器的设计方法。该算法通过在子区域误差较大的矢量附近产生新的矢量来代替子区域误差较小的矢量,从而逐渐平均各子区域误差,并同时使信道矢量量化器满足最近邻条件和质心条件,求得最优码书。采用该算法,在给定信道状态模型和信道噪声情况下,可有效地提高矢量量化器的性能,仿真实验结果表明该算法可获得比传统算法更优的性能增益。

关键词: 信源信道联合编码, 非均衡错误保护, 信源信道联合解码, 矢量量化联合编码

STUDIES ON JOINT SOURCE CHANNEL CODING FOR IMAGE AND VIDEO TRANSMISSION

ABSTRACT

Shannon's source-channel separation theorem holds only under asymptotic conditions, where both source and channel codes are allowed infinite length and complexity, which is not possible in practice and separation system hold the performance limit. This observation has led to the increasing popularity of joint source-channel encoding and decoding schemes as viable alternatives for achieving reliable communication of signals across noisy channels.

Joint source channel coding(JSCC) is to design an encoder or decoder, which can provide better error protection and higher bandwidth efficiency considering both the source and channel characteristics. JSCC is a big research field, it includes many methods and it also has many hot research points.

In this dissertation, we first integrated the works on joint source channel coding in recent years and give a catalog of the work of JSCC. Then we tried four algorithms of joint source channel coding and applied these algorithms to the image and video transmission.

Firstly, we design an integrated joint source channel decoder, which combine the variable length decoder and convolutional decoder together, and can utilizes the residual redundancy at the output of the source coder to provide error protection base on MAP. This decoder cannot only prune invalid VLC code, but also can exploit the residual source redundancy appropriately, thus its error correction capability is greatly promoted. Finally, we apply this algorithm to the decoding of the motion vector in H.264 coded video stream and Experiment indicates that our decoder achieved significant improvement than separate scheme.

Secondly, we describe the symbol constrained joint source channel decoder and bit constrained joint source channel decoder. After analyzing each algorithm's characteristics, we propose a promoted algorithm JVLD. In the simulation, we compare the three algorithms, and get the inclusion that our JVLD's performance is the best. Then, based on the JVLD, we propose a new iterative joint source channel decoder, which can combine the variable length code and low-

density parity check code together in an iterative decoding process. The decoder includes two soft in soft out modules. With this decoder, redundancy associated to both the VLC structure and the Markov model of the source that exploits the correlation between two successive source samples could be used to reduce the error rate. Finally, we apply this scheme to the decoding of image and video bitstream after noisy channel. Simulation results have shown the superior performance of the proposed decoding scheme, compared with the classic separate decoding scheme.

Thirdly, An adaptive UEP_BTC_STBC scheme over flat fading channel is proposed to guarantee the robust video transmission. This scheme enhanced STBC (space-time block coding) by concatenating BTC code (block turbo code), both the good error correcting capability of BTC and the concurrent large diversity gain characteristic of STBC can be achieved simultaneously with low encoding and decoding complexity. Furthermore, by employing different BTC codes together with different modulation approaches, the scheme is also capable of adapting to channel conditions and maximize end-to-end QoS of video transmission. Simulation result shows that the proposed adaptive scheme achieved significant improvement in delivered video quality and thus has better performance of video transmission.

After that ,we propose an adaptive UEP_BTC_STBC_OFDM system to provide robust video transmission over dispersive fading channel. Based on the previous work, add the OFDM module to combat the frequency selective fading and enhance the robust video transmission. Furthermore, the scheme is capable of adapting to channel conditions and maximize end-to-end QoS of video transmission. Simulation also confirms the better performance of our scheme comparing with other schemes.

Finally, we investigate vector quantization-based JSCC technique in noisy channels with two methods of designing optimal vector quantizer over noisy channels: vector quantization index assignment and channel-optimized vector quantizer (COVQ). Enlightened by the defence ability of immune system, an immune colony algorithm (MCIAA) based on the genetic algorithm (GA) is presented. The new algorithm has a good effort to adjust the dynamic balance of colony's convergence and individual's diversity, effectively overcome the problem of traditional GA's local optimal resolution. We apply this algorithm on the vector quantization (VQ) index assignment over noisy channel. Simulation result conforms that the algorithm yields a significant reduction in average distortion and converges in less short time compared to other algorithms. A method of partial distortion theorem-based COVQ design is proposed. The core of the asymptotic theory derived from the high-definition theory of VQ —

partial distortion theorem, which is a necessary condition of optimal VQ, is studied. The algorithm creates new codebook vector, which is in the near place of the sub region with the biggest sub-distortion and then replaces the codebook vector of the smallest sub distortion with this new codebook vector, therefore to equilibrate sub-distortion of all sub regions. The algorithm achieves a significant improvement of COVQ performance for a given noisy channel status model over other conventional VQ design methods, as confirmed by experimental results.

KEY WORDS: *Joint Source Channel Encoding, Joint Source Channel Decoding, Unequal Error Protection, Index Assignment, Channel Optimized Vector Quantizer*

英文缩略语表

ANN	Artificial Neural Networks	人工神经网络
ARQ	Automatic Repeat Request	自动重传请求
AWGN	Additive White Gaussian Noise	高斯白噪声信道
BCH	Bose-Chaudhuri-Hochquenghen code	BCH 码
BP	Back Propagation	置信传播算法
BSA	Binary Switch Algorithm	二进制切换算法
BSC	Binary Symmetric Channel	二进制对称信道
BTC	Block Turbo Code	分组 Turbo 码
CAVLC	Context-based Adaptive Variable Length Coding	基于内容的自适应变长编码
CC	Convolutional Code	卷积码
COVQ	Channel Optimized Vector Quantization	信道优化矢量量化
CSI	Channel State Information	信道状态信息
CTC	Convolutional Turbo Code	卷积 Turbo 码
DCT	Discrete Cosine Transform	离散余弦变换
DP	Data partition	数据分组
DPCM	Differential Pulse Code Modulation	差分脉冲编码调制
EEP	Equal Error Protection	均衡错误保护
EP	Evolutional Programming	进化规划
EREC	Error Resilience Entropy Coding	差错弹性熵编码
FEC	Forward Error Correction	前向误码纠错
FLC	Flexible Length Code	定长码
FMO	Flexible Macro block Order	灵活的宏块排列次序
GA	Genetic Algorithm	遗传算法
IA	Index Assignment	索引值分配
JSCD	Joint Source Channel Decoding	联合信源信道解码

JSCE	Joint Source Channel Encoding	联合信源信道编码
LDPC	Low Density parity Check Code	低密度奇偶校验码
LLR	Log-likelihood ratios	对数似然比率
MAP	Maximum A prior probability	最大后验概率
MMSE	Minimum Mean Square Error	最小均方误差估计法
NAL	Network Adaptation Layer	网络适配层
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing	正交频分复用
PSK	Phase-Shift Keying	移相键控
PSNR	Power Signal to Noise Ratio	信噪功率比
QAM	Quadrature Amplitude Modulation	正交调幅调制
QoS	Quality of Service	服务质量
RCPC	Rate Compatible Punctured Convolution Codes	速率兼容的收缩卷积码
RS	Reed Solomon Codes	瑞得所罗门码
RVLC	Reversible variable Length Code	可逆变长码
SISO	Soft In Soft Out	软输入软输出
SSCD	Seperate Source Channel Decoding	信源信道分离解码
STBC	Space Time Block Code	分组空时码
TPC	Turbo Product Code	Turbo 乘积码
UEP	Unequal Error Protection	非均衡错误保护
UVLC	Universal Variable-Length codes	统一变长码
VAL	Video Coding Layer	视频编码层
VLC	Variable Length Code	变长码

上海交通大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。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结果由本人承担。

学位论文作者签名：王隽

日期：2006年4月28日

上海交通大学

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。本人授权上海交通大学可以将本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和汇编本学位论文。

保密□，在___年解密后适用本授权书。

本学位论文属于

不保密□。

（请在以上方框内打“√”）

学位论文作者签名：王学

指导教师签名：金松

日期：2006年4月28日

日期： 年 月 日

第一章 绪论

1.1 引言

随着 IP 网络, 第三代移动通信系统 (3G), 第四代宽带移动通信系统 (4G)^[1], 以及超宽带无线通信技术 (UWB)^[2] 的发展, 以图像和视频作为主要传输对象的多媒体通信越来越成为当今通信领域的研究重点和热点。同时这也是一个非常有挑战性的工作, 这是由于图像与视频传输需要比其他信息源, 如语音和数据, 更多的传输带宽, 同时由于图像和视频在编码过程中进行了数据压缩, 信息冗余度大大减少, 从而在传输过程中对信道误码变得非常敏感, 如何提高图像及视频的数据传输质量, 降低误码的影响就成为多媒体通信技术的关键问题。

在通信理论中一个基本的问题是, 在传输端的信源和接受端的重建数据之间给定了某一种可靠度评价的时候, 如何实现从一点到另一点的可靠的数据传输。香农在 1948 年指出, 一个离散无记忆信道具有一个最大的信息量容限, 称为该信道的容量^[3]。该容限的信息可以无差错地在该信道中进行传输, 即不会引起失真。随后, 香农在 1959 年又指出, 在给定了—个离散的, 稳定的, 各态历经的信源和一个单字符失真测度时, 存在一个率-失真函数, 可以认为是对于—给定失真度的信源的最小信息率^[4]。这两个结论就建立了通讯研究领域中的两个主要分支: 信源编码和信道编码。通常可以将信息与通信中的基本问题归纳为两性: 有效性 (*validity*) 和可靠性 (*reliability*)。有效性就是使在信道中传输的每一个码符号能携带尽量多的信息量。可靠性就是使在信道中传输的每一个码符号尽量少发生错误。

信源编码的目的是解决信息传输的有效性问题, 尽量压缩信源中的冗余度。但是在实际的信道中, 总是存在噪声的随机干扰。若直接把信源编码所得的码字接入有噪信道, 因噪声的随机干扰, 信道输出端的接收序列与信道输入端的输入序列之间发生某些差错, 不可能实施无失真传输信源发出的消息。而且有效性较高的信源编码, 因其平均码长较短, 在噪声的随机干扰下引发的差错将会增多, 使其通信的可靠性下降。通信的有效性和可靠性是两个既矛盾、又统一的两个方面。

信道编码是解决信息传输的可靠性问题。它的基本思路就是根据一定的规律在待发送的信息码中加入一些冗余码元,以保证传输过程的可靠性,信道编码的目标就是构造出以最小的冗余度代价换取最大的抗干扰能力的“好码”。信源和信道编码最终目标就是在保持一定有效性的基础上,提高其抗干扰能力,使通信的有效性和可靠性在一定程度上达到辩证的统一。

在过去的50年中,通信的发展一直基于下面的假设,即通信系统中的信源编码和信道编码可以分别独立设计优化,而系统的性能没有任何的损失,这就是分离原理(*separate theorem*)^[5]。在信息论的发展历史中,信源编码和信道编码各自独立分开进行的分离理论之所以可能并得到迅速的发展有其内在的原因,分离理论把一个复杂问题分成两个更简单的问题,使得通信理论和技术产生了长足的发展,产生了很多性能优良的信源编码和信道编码以及快速实现算法,促进了诸如磁盘存储器,调制解调器,无线通信,Internet等在内的许多科技发展。当信道是平稳信道时,香农分离原理证明在无限长延时和复杂度情况下,分开设计信源编码和信道编码可以实现系统的最佳性能。但是,在实际通信系统中,特别是Internet和无线通信系统中,受到复杂性、延时、功耗限制,多种信源、信道、用户、网络拓扑结构并存,或者系统具有未知和时变参数,分离信源信道编码的通信系统不再具有最优的性能。而在另一方面,联合信源信道编码系统可以综合考虑信源统计特性、信道编码和信道特性,从系统的角度合理地在信源编码和信道编码之间寻求最佳平衡,对编码、调制、译码各个部分进行优化。近年来对联合信源信道编码的研究已受到了人们的广泛重视。

1.2 信源信道编码定理与分离原理

[渐进均布性质 AEP (Asymptotic Equipartition property)^[6]: 如果一个集合 $A_\epsilon^{(n)}$ 的序列 $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in X$ 对应的概率 $p(x)$ 有

$$2^{-n(H(X)+\epsilon)} \leq p(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 2^{-n(H(X)-\epsilon)} \quad (1-1)$$

就称集合 $A_\epsilon^{(n)}$ 具有渐进均布性质。

信息论中的 AEP 实际上类似概率统计的大数定理。它具有下面的性质:

如果 X_1, X_2, \dots 是独立同分布随机变量, 那么有

$$-\frac{1}{n} \log p(X_1, X_2, \dots, X_n) \xrightarrow{P} H(X) \quad (1-2)$$

香农在渐进均布特性假设下，给出了无失真信源信道编码定理。

[香农无失真信源信道编码定理^[7]] X_1, X_2, \dots, X_n 是一个有限符号的随机过程，并且满足渐进均布性质。如果 $H(X) < C$ ，（ C 为信道容量， $H(X)$ 为信源 X 的信息熵），那么存在一种信源信道编码，在 $n \rightarrow \infty$ 时，使平均错误译码概率 $P_e^{(n)} \rightarrow 0$ 。相反地，对于任何一种随机分布 X_1, X_2, \dots, X_n ，如果 $H(X) > C$ ，那么差错概率将不趋于 0，即不可能以任意小的差错概率在信道中进行传输。

我们给出一种更加直观的说明。根据无失真信源编码定理，如果速率 $R \geq H(X)$ （比特/信源符号），那么当信源序列长度 k 足够长时，总可以找到一种无失真信源编码。再根据抗干扰信道编码定理，当信道编码序列长度 n 足够长时，总可以找到一种信道编码，使得当速率 $R \leq C$ （比特/码符号）时，译码差错任意小。

香农无失真信源信道编码定理，并未对信源编码器或信道编码器提出特殊的要求。因此信源编码器和信道编码器可以单独设计，使得在总体上达到要求，这样可以将复杂的问题简单化。这个思想就是信源信道分离原理（*source/channel separation theorem*）。[信源-信道分离原理] 分别对信源编码器和信道编码器进行设计和优化，在系统的性能上与联合设计信源编码和信道编码相比，没有任何的性能损失，如图 1-1 所示。

分离原理把一个单独的复杂问题分解为两个简单问题，极大地促进了通信理论和信息技术的发展和革新。在过去的 50 多年中，逐渐形成了信源压缩编码和信道纠错编码两个研究领域。

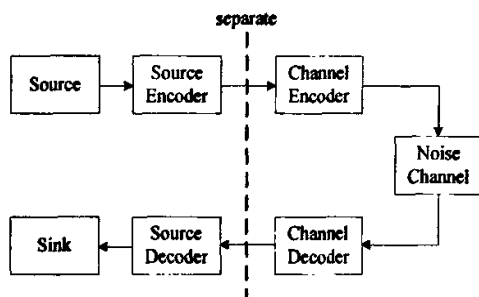


图 1-1 分离原理通信系统框图

Fig 1-1 communication system diagram under separate theorem

但是,分离原理是在理想假设的条件下得到的,即无限长码字和点对点的传输路径。在实际中这些理想条件不可能得到满足,所以分离信源编码和信道编码的系统不可能得到最佳的性能^[5,6]。具体说,分离原理在实际通信系统中有下列几点问题:

1) 分离原理忽视了信源编码和信道编码的缺陷。在设计信源编码时,假设信道编码可以纠正由于信道干扰引起的全部错误;而在设计信道编码时,假设信源编码的输出序列具有同等的重要性。但是在实际通信中,信道译码不可避免地存在无法纠正的错误,也就是门限效应,此时信道编码不能完全纠错,系统会趋于瘫痪。另一方面,实际信源编码输出的比特序列并不是同等重要的,分离原理下的信道编码将造成严重的性能损失。

2) 分离原理只考虑了信息传输的有效性和可靠性,并没有考虑实际系统中的复杂性和时延问题。所以分离信源编码和信道编码的通信系统可能比联合设计的系统需要更多的运算资源,而且延时更大。

3) 分离原理认为系统是单发射机、单接收机的点对点传输系统,并且假设信源和信道的概率特性已知。但是在实际情况中,特别是现在多用户网络和移动通信的时变信道,使得分离原理不再满足成立假设。

分离信源编码和信道编码造成的性能损失,可以通过联合设计信源信道编码来克服。信源信道联合编码在理论上已经研究了很多年,具有很高的理论价值,但是直到近几年才较多地应用到实际系统中。举个例子,由于无线信道的多径衰落,强干扰,时变及频带受限的特性,传输环境较为恶劣,误码率一般都很高,这就要求图像,视频编解码和传输系统能够联合起来考虑克服信道的高误码率以提供高的数据传输质量保证。由此,也可以看出,图像和视频的联合信源信道编码的研究和应用除了具有很高的理论价值,同时还为多媒体通信提供了一条更实用,更有效的路径,因此也具有重要的现实意义。

1.3 目前的信源信道联合编码研究现状

所谓的联合设计,就是综合考虑信源信道的特点,采用最优化的设计方法来提供更好的错误保护和更高的带宽利用率。联合设计是一个很大的范畴,涉及到信源信道的方方面面,也细化成了很多个不同的研究热点。纵观近年来国内外对联合信源信道编码的研究,可以把联合信源信道编码方法划分成三个主要的类别,如图1-2所示:

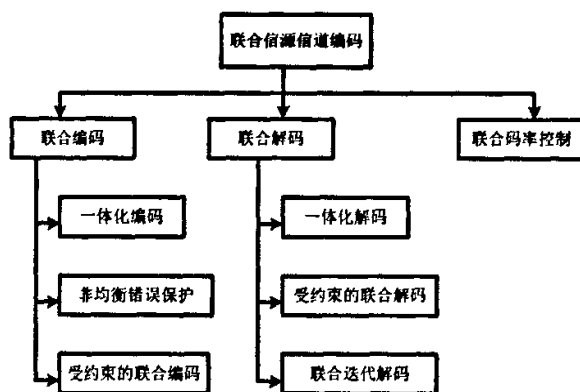


图1-2 信源信道联合编码分类

Fig. 1-2 Classification of Joint Source-Channel Coding Methods

1. 3. 1 联合信源信道编码

联合信源信道编码JSCE(*Joint Source Channel Encoding*)，指的是在联合的意义上，设计编码端系统的技术。JSCE技术又可以被分为三个不同的分支：

1. 3. 1. 1 信源信道编码一体化

信源信道编码一体化也是一种综合编码，是将信源和信道编码作为一个完整的编码器来实现的，Dunham 和Gray 在1981^[9]年就做了有关这方面的工作，并证明了联合信源信道格状编码器的存在。这一类方法还包括Anchetta等^[10]所做的研究工作。由于信源信道编码一体化设计实现起来较为复杂，而且过分依赖于具体采用的信源编码器和信道编码器，缺乏通用性和灵活性，近年来发表的相关文章逐渐减少。

1. 3. 1. 2 非均衡错误保护 (Unequal Error Protection)

随着信源信道联合编码的不断深入，人们开始注意到视频比特流中的各个部分有不同的的重要性，某些比特对错误的抵抗能力比其他比特要差，由此引出了以不同等级来保护信号的不同部分，比如说，可以给对视频传输质量影响较大的比特较多的保护，如头信息等，而给其它较不重要的信息如 DCT 纹理信息较少的比特保护，这种根据比特流中各比特的重要性而分别施以不同等级的保护的方法就是非均衡错误保护 UEP。非均衡错误保护的信源信道编码技术，目前已在图像和视频的无线传输中得到广泛关注，并有可能成为下一代无线图像和视频通信的主要技术之一^[11]。当前流行的图像和视频的国际压缩标准，如 H. 26X 系列，MPEG-4 等，也为这种非均衡错误保护的使用奠定了良好的信源分层编码基

础。非均衡错误保护的信源信道编码技术，有两种实现方法，一种是通过调制技术实现，一种是通过具有不同保护等级的信道编码技术实现。

• 基于调制技术

基于调制技术的非均衡错误保护^[12,13]，首先假设信道是无噪信道，据此设计或选用合适的信源编码技术，并将编码的码流分成重要性不同的部分。例如可以运用多载波技术，将码流的不同部分调制到不同的载波频率上，并附加不同的能量分配，重要性的内容分配高的能量，次要性的内容赋以低的能量，从而达到非均衡错误保护的目的。实验结果表明，上述的非均衡错误保护能获得显著的性能提高^[14]。根据信道状况动态分配能量的技术也获得了较好的效果^[15]。

• 基于信道编码技术

将编码的码流按重要性分层，并对各层的数据施以不同等级的信道编码保护，这是运用信道编码进行非均衡错误保护的基本思想，其原理框图见图1-3所示。常用的信道编码有FEC和ARQ，而FEC又以RCPC和RS，Turbo码和LDPC码的信道编码为多。

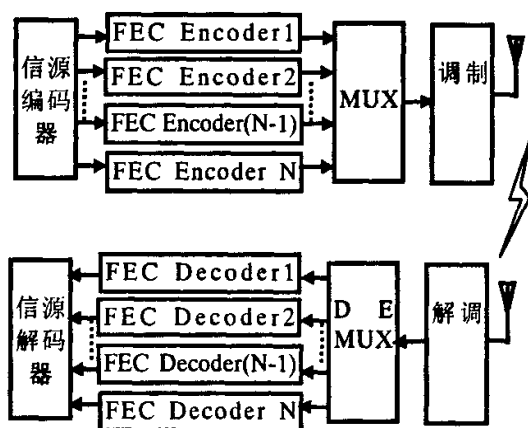


图1-3 非均衡错误保护的应用例子

Fig. 1-3 Example of UEP for image or video transmission

Kondi^[16]提出了一种对分级视频传输的联合信源信道编码方法。该方法能在各分级层进行信源码率和信道码率的优化选择，从而使整体失真最小。Wei-Ying Kung^[17]等首先建立了一个低复杂度的视频信源模型，推导出信源失真、信道失真和量化参数之间的关系式，实现了量化参数的自适应调整和比特的动态分配，促使信源和信道之间实现互动。为了进一步提高传输的鲁棒性，在分层的信源编码中，基本层实行基于运动补偿的错误掩盖方法，而

增强层则简单丢弃错误的数据。在此基础上,配合RCPC(Rate-Compatible Punctured Convolutional Codes)的信道编码技术,得到了较好的效果。

无线信道的多径衰落是造成视频压缩数据流被破坏的内在原因之一,而Turbo码则是对付信道衰落的一个极好选择,常规的Turbo码却并不适合于变长度的视频码流。鉴于此,ChangWoo Lee^[18]等提出了一种称之为字节对齐的可变长Turbo码,并将其运用于基于块组(GOB)的变长视频码流中。与常规的RCPC码的实验结果相比,该方法能更好地运用于时变相关的Rayleigh衰落信道中。

N. D. Dao^[19]介绍了H. 264的VCL和NAL,并且提出了用分区的办法来保护数据,用A, B, C三个分区来分别表示A:头信息, B:帧内亮度和色度数据, C:帧间数据,在信道端用RCPC(码率兼容码)来分别保护A(1/3) B(1/2) C(8/9)各数据,该方法在比特率受限的视频传输中可得到很好的效果。

Y. Pei^[20]则利用RS码为外码和RCPC码为内码的级联方式为视频压缩流提供错误保护,获得了较满意的传输效果。J. Chen^[21]用到了基于跳频OFDM技术的联合信源信道编码方法来抵抗传输错误。该文使用基于内容的信源编码方法,将要传输的图像按前景和背景分开编码并在传输时给予不同的保护。信道端首先采用RCPC码来对不同的比特流提供不同码率的错误控制,然后经过交织之后再行进行OFDM调制,使其能在窄带接口或频率选择性衰落信道下有较好的鲁棒性。Navarro^[22]对H. 263编码码流提出一种数据分组技术(data grouping),然后按照各分组对信道错误的敏感程度,采用RCPC码对其提供不同的信道保护。

1. 3. 1. 3 受约束的信源信道联合编码

JSCE(Joint Source Channel Encoding)的第三个分支即为受约束的信源信道编码,即信源信道编码器的设计是在考虑存在一给定的噪声信道的情况下,对信源编码器进行适当的调整,由此而称为受约束的联合信源-信道编码。信源编码器可根据噪声信道的约束及限制条件进行优化或再优化。Farvardin^[23]在1990年就提出了利用BSC信道的交叉概率来最小化MSE的矢量量化设计算法。Phamdo^[24]在1993年将Farvardin的工作进一步延伸到树形结构和多步矢量量化器的设计中。Phamdo和Farvardin^[25]又在1997年提出了对无记忆和高斯-马尔可夫信源在二值马尔可夫信道上的量化设计。Vaishampayan和Farvardin^[26]讨论了在BSC信道上的二维DCT变换图像的联合编码。Kuamazawa等在BSC信道上对高斯信源采用LBG(Linde, Buzo, Gray)算法(或GLA, Generalized Lloyd Algorithm算法)进行

矢量量化 (VQ) 的研究; Kozintsev 和 Ramchandran^[27]对在能量受限的时变信道上采用多分辨联合信源信道编码的图像传输进行了研究。

由上述可以看出, 受约束的信源信道联合编码, 主要是用于采用矢量量化的信源编码器。一种方法是在一定的信道状况下, 不改变信源矢量量化的码书, 而是对与每个码字相连的索引进行重新规划, 相似的码字采用相似的码字索引, 从而将失真保持在较小的程度^[28-33], 称之为信道优化的码书索引值分配。另一种方法则是在一定的信道条件下根据信道状态来直接设计优化矢量量化器 (COVQ)^[34-35]。

DeMarca 和 Jayant 引入了对标量量化的索引值进行迭代优化搜索算法^[36]。K. Zeger 和 A. Gersho 将迭代搜索算法用到矢量量化中, 提出了二进制切换算法 (BSA)^[30], 其主要思想是联合考虑 BSC 信道的误码率, 在设计信道优化码书索引值时重复地进行交换码书中两码书矢量的位置, 使每次交换后的失真减小, 从而通过不断的迭代过程找到 BSC 信道优化的局部最优解。Meshes 和 Zeger^[37]则研究了在二进制对称信道 (BSC) 上进行优化索引值分配的算法。

信道最优矢量量化 (COVQ, Channel-Optimized Vector Quantization) 是在一定的信道条件下根据信道状态设计调整 VQ 码书和编码规则来直接设计优化矢量量化器, 因此它提供在一预先确定的信道条件下的最优性能。该方法与索引值优化算法相比较而言, 更具有信道特殊性, 并且在指定的信道条件下可获得更好的性能, 而对于无噪声信道条件下其性能是次优的^[38]。Kurtenbach^[39]对于噪声信道下优化标量量化器的必要条件进行了讨论, Farvardin^[40]进一步探讨了产生的标量量化器的性能, 这些工作导致对矢量量化器设计中必要的优化条件的研究^[41], 在给定的离散无记忆噪声信道条件下, 算法直接引用 LBG 算法下的优化所需的必要条件。Wen-Jyi Hwang^[42]提出了一种模糊信道优化矢量量化器的设计算法, 在模糊聚类过程中考虑到了噪声信道下的索引值交叉概率, 从而在没有降低量化准确度的前提下有效提高了噪声信道下的矢量量化器的鲁棒性。

1.3.2 联合信源信道解码

当在噪声信道中使用熵编码时, 通常是采用纠错编码来保护那些很容易受到噪声干扰的比特码流。在解码端, 则先进行信道解码, 然后再进行信源解码, 这两者一般是分离进

行的, 这样, 就引出了一个问题, 信道解码只是单纯地将信道编码时增加的冗余信息去除, 能达到的只是信道编码的纠错能力, 之后的信源解码则仅将信道解码解出的码字按照信源解码规则再复原出来, 在这一步中, 没有纠错实现, 若信道解码解出的码字有错误, 则信源解码只能解出错误码字, 甚至可能直接停止解码。可以看出, 由于这两个解码器之间没有联系, 解码效率较低。人们由此提出了这样的想法, 能否将这两个解码过程联合同步进行, 这样就可以利用到信源编码器的输出序列中残留的冗余信息以及这两者之间的一些相关信息来提供差错保护的联合信源信道解码系统。

- 定长码的联合信源信道解码

JSCD (*Joint Source Channel Decoding*), 起初人们研究的只是固定长度编码(*FLC, Fixed Length Code*)的联合解码, 有两种主要类型: 一为基于信源统计特性, 信道统计特性和接收序列来最小化概率度量; 二为最小化重建序列的 MSE。在第一种类型中, Sayood 和 Borkenhagen 在 1991 年就提出了该类型的联合信源信道解码^[43]。1994 年 Phando 和 Farvardin 提出了最大后验概率解码器 (MAP)^[44], 基于隐马尔可夫模型的 MAP 解码器则是由 Park 和 Miller 提出^[45]。第二种类型的代表工作由 Park 和 Miller 在 1998 年提出^[46]。尽管基于定长码的解码性能较好, 但压缩效率不高, 而且在数据压缩领域, 尤其是多媒体处理领域, 变长码 (*VLC, Variable Length Code*) 的广泛使用, 使得近年来人们逐渐开始关注变长码的联合解码。

- 可变长编码的联合信源信道解码

传输差错大体可以分为两大类: 随机比特差错和擦除差错。随机比特差错会导致单个比特的反置、删除或增加; 而擦除错误会导致一系列的比特出错。例如, 由于网络拥塞而导致的数据包丢失和信道引起的突发错误就是典型的擦除错误。这类错误会使传输流中的一段连续的信息完全丢失, 在视频流中, 可能导致整个宏块甚至是整帧的视频信息丢失, 这是破坏性最强也是最难控制解决的错误。在仅采用定长编码 (*FLC, Fixed length code*) 的系统中, 随机比特差错的影响被限制在发生差错的单个码字中, 不会产生差错扩散。然而, 当使用了可变长编码 (*VLC, Variable length code*) 时, 一个比特的随机差错就可能会导致多个码字受到影响。

目前已经提出了很多不同的方法来解决同步丢失问题。在该领域中, 最早的研究工作之一是 Ferguson 指出的, 在为相同的信源设计的不同霍夫曼编码的重同步特性之间总是存在实质上的差异, 他们还提出了一种生成自同步霍夫曼编码的方法^[47]。自同步霍夫曼码的

码书中包含有一个或多个可以重新为编码器和解码器建立同步的码字，而不管之前的解码移位。然而，他们也指出，并不是对于所有的信源分布情况都能生成自同步码。最后，他们给出了针对某些信源的自同步码存在的充分条件。随后，Lai 提出了二进制前缀码的扩展同步码，这种码基本上是在设计算法中加入一个附加的同步码字来对付同步丢失问题^[48]。Titchener 提出了一类称为 T 码的全新的熵编码，该类码具有更好的重同步特性^[49]。Wen 提出了一类参数化的可逆变长码，该类码可以从传输的码流的任一端进行解码，能够获得较高的差错恢复能力^[50]。Sayood 和 Demir^[51]在扩展霍夫曼编码的基础上联合考虑霍夫曼编码和信道编码，该方法最适合于霍夫曼符号集较小的情况。以上所述的这些技术都可以和目前的解码器联合使用，因为从实质上讲，它们都是可变长编码的一些特例。还有一种技术就是采用线尾标志 (*EOL, End of line*) 以减小同步丢失在可变长编码系统中的影响，该技术几乎可以和所有的其它方法联合使用。在该方法中，一个特殊的符号（采用前向纠错编码进行重点保护）定时性地进行传输。该符号的正确接收可使解码器重新与编码器同步。*EOL* 符号通常用于图像传输，因为图像要远比一维信号（如语音信号）对同步的丢失敏感得多。在类似语音的信号中，同步丢失会导致少量的爆裂声和滴答声，一旦重新获得同步后，其余的语音仍可清晰的听得见。

RVLC 技术是根据一定的方法，设计出对称或非对称的双向可解可变长码字^[52,53]。当解码器在前向解码遇到错误时，前向解码停止，并跳至下一个重同步点，开始反向解码，这样，在错误发生时能恢复出尽可能多的原始信息，有效提高了重建效果。

Redmill^[54]提出了一个差错弹性熵编码 (*EREC, Error resilience entropy coding*) 技术，该方法试图从一个完全不同的角度来解决同步丢失问题。该技术是基于将可变长比特流重新排列的方法，经过这样的重排后，每一个可变长数据块都是从一个可知的位置开始的。尽管这个方法可以避免同步丢失，但是无法进行纠错。

上述这些方法都是在编码端来解决同步丢失问题，并不属于联合信源信道联合解码方法。在有些情况下，可以通过引入冗余来获得更好的重同步性能^[55]。基于残留冗余的信源信道联合解码方法是近年来才提出的方法，并且已经引起了人们愈来愈多的注意，也成为近年来的一个研究热点。目前在信源信道联合解码方面所做的主要工作有：

1. 3. 2. 1 一体化联合解码器

这种思路是将信源解码和信道解码联合到一起设计成一个一体化的解码器，从该解码器出来的码字就已经是可变长解码之后的码字了。Murad和 Fuja^[56]提出了一个一体化解码器将马尔可夫信源模型，霍夫曼信源解码和卷积信道解码用图示的方法将三者结合到一

起,利用一阶信源的统计特性和信道编码特性,并采用最大后验概率MAP列表解码,之后又进一步扩展工作得出若将已编码的符号的数目和比特总数等信息考虑进去,就可以在没有前向错误保护的情况下也可获得很大的传输鲁棒性提高的结论^[57]。Lakvoic^[58]提出了一种改进的维特比解码,能将霍夫曼信源码字结构也结合到解码过程中,成为一个一体化的解码器,由于可以在解码过程中直接去除掉无效的VLC码字,由此降低解码误码率。Qingyu Chen^[59]在Subbalakshmi的工作的基础上也提出了一个联合一体化解码器。

1.3.2.2 受约束的联合解码

受约束的联合解码是一种典型的信源解码,它不需要信道编码,其可变长解码器可以利用信道特性的先验知识来进行错误纠正。这类方法通常可以在信道条件较好的情况下替代前向纠错码(FEC)。这类解码器首先由 Park 和 Miller^[60]在 2000 年提出, Demir 和 Sayood^[61]也在同年提出了不同的基于符号搜索的 MAP 解码方法。Wen 和 Villasenor^[62]提出了用软信道值来解码可变长码字的穷尽搜索方法。J. Hagenauer^[63,64]在传输符号序列的 MAP 估计中利用软输入,软输出的办法比采用硬解码的办法能更大地提高性能,如果知道传输序列的数目,则可获得更大的增益。S. X. NG^[65]中将同相积分相位和交织的 TCM 和 TTCM 技术用于在复杂的瑞利衰落信道上传输,他们指出 VLC 联合基于比特的 VLC 软解码需要知道编码端 VLC 编码之后每个码字的比特数目,这些数据也需要通过信道传给译码器,这在一定程度上会降低编码效率和错误抵抗能力。Subbalakshmi^[66]提出一种新的联合解码方法不需要这些附加信息,而是在解码时定义两个状态,完成状态和非完成状态来表示是否已解码一个完整的符号。但这是以更大的解码复杂度为代价的。Qingyu Chen^[67]将该方法用到了 MPEG-4 的 DCT 系数的解码中。Grangetto^[68]利用算术码的禁止符号,提出了基于 MAP 的联合信道特性的算术码解码器,并将其用于 SPIHT 编码码流和 H.264 的编码码流的解码中去。

1.3.2.3 联合信源信道迭代解码

迭代解码的概念首先是由 Bauer 和 Hagenauer^[63]提出来的,他们在级联式信源信道解码系统中提出了基于串连的 VLC 和卷积码的迭代解码方法,对接收到的符号序列采用一种比特级的格状表示,并且指出可采用有一定距离特性的码字以提高解码性能,与非迭代的联合 VLC 和卷积码的方法相比该方法在低 SNR 时有更高的解码性能,但由于使用了较弱的信道,该方法所达到的结果与理论极限还有很大距离。Huyader 和 Faber^[69]分析了马尔可夫信源,变长编码器和信道编码器之间的依赖性,进而设计了一个软迭代解码算法。

Guivarch^[70]提出了将 VLC 和 Turbo 码结合到一起,该方法将 Huffman 编码的比特的后验信息结合进了 Turbo 解码过程,该方法适合于子优化系统,由于它能以较小的计算代价来大大提高 MAP 算法的性能。对大多数实际信源,由于 Huffman 码良好的压缩性能以及 Turbo 码良好的收敛性能,联合 Huffman 码和 Turbo 码在低 SNR 时性能良好,但在高 SNR 时性能较差,这是由于 Turbo 解码后的残余错误会导致 Huffman 解码器的连续错误。一种解决办法就是将 Huffman 码换为有较好错误弹性的 RVLC 码字。Jeanne^[71]进一步分析了 Guivarch 提出的迭代算法,并在信道解码时利用到了 Huffman 编码之后比特级的信源端的冗余信息。

Ksenija Lakovic^[72]利用 BJCR 算法将 VLC 和优化的 Turbo 码结合到一起,为了保证有更优的性能,特别着重于设计有好的错误纠正能力的 RVLC 码字,并在解码端设计了一种联合信源信道迭代解码的方法使得在低 SNR 时有更好的收敛。

Grangetto^[73]提出了一个联合信源信道解算术码的软输入,软输出迭代解码器,该解码器基于子优化搜索和二值树删除,并采用了禁止符号来增加算术码的抗误码能力,并由此提高联合迭代解码的性能。

Xiaobei Liu^[74]提出了一种将信源和信道的先验信息结合进联合迭代解码器的方法,是一个基于信道的错误转移概率的 SMMSE 估计器。其仿真结果也表明该迭代算法比不利用信源或信道特性的解码器性能优越。

从仿真结果来看,迭代联合解码的性能较前两种方法更优,是目前研究信源信道联合解码的一个热点。

总的来说,联合信源信道解码主要是利用信源熵编码的冗余信息来提供差错保护,从而使得解码器的设计是将信源解码和信道解码结合到了一起。从目前的研究来看,可变长编码 VLC 及算术码与信道编码的联合近年来越来越受到人们的关注。与可变长 VLC 编码相比,对算术编码抗误码性的研究则有些嫌少,笔者认为这主要有这样几方面的困难:1. 算术编码作为最有效的一种熵编码方法,由于其压缩效率很高,经其压缩过的数据的冗余信息已非常小,因此想在解码端利用压缩冗余来联合信道解码的可能性非常小。2. 由于算术编码的自适应性使得算术编码的抗误码能力非常差,因为当前的比特位依赖于已经解码的比特位,这样,一个比特的错误就可能使得剩下的所有比特位失效。3. 从目前熵编码的实际使用频率来看,VLC 仍然占据了主要地位。随着 JPEG2000 和 H.264 中算术码的应用,相信信源信道联合算术编码抗误码性的研究会越来越受到大家的注意。

1. 3. 3 信源信道联合码率控制

码率控制在联合信源信道编码中就是找到一个最优的码率分配策略,以使得在指定分配的码率下得到最小的期望失真。通常来说,信源端编码是尽量去除输入序列的相关性,即去除冗余信息,尽量提高编码效率。而信道编码则是引入附加相关性,即添加冗余信息来保护数据不发生错误,目的是增强传输的可靠性。对无线视频传输来说,由于受限的带宽,并且无线信道总有很高的错误率,同时还经常会有很大的突发性错误,则非常需要在编码效率和传输可靠性之间找到一个平衡点,太多的校验位会使编码比特流效率降低,而太少的校验位会使得信道错误不能恢复,从而使得解码端的错误扩散,这样,联合信源信道编码的码率控制便应运而生。

在噪声情况下传输渐进图像是非常困难的,这主要是由于在解码渐进比特流时错误的积累和扩大,联合信源信道编码是一个很好的解决办法。精心选择信道编码码率,使其与信源编码特性以及信道状况相匹配。Sherwood 和 Zeger^[75]将这一原则成功的用于图像的渐进传输,他们将 SPHIT 的压缩算法与用于限制误码扩散的 CRC 校验码和用于误码纠正的 RCPC 码结合到一起。Qian^[76]提出了一种在无限视频传输中的基于斜率优化的码率分配方法。Chande 和 Farvardin^[77]将动态规划技术用于噪声信道的渐进图像传输。动态规划技术在文献^[78]中被扩展用于联合优化块长度和信道编码码率。Nosratinia^[79]提出了一种渐进信源信道联合码率分配参数的方法。并考虑了四种信道情况:有无反馈 BSC,以及有无衰落 BSC。Kwasinski^[80]采用级联式编码,但信源端和信道端编码器都是码率兼容的,同时还配合 ACK 反馈信号,当解码正确时,反馈正常信号,编码端保持原来的状态,而一旦反馈为 NACK 信号时,则在信道编码段会调整码率,加大保护措施。Jizheng Xu^[81]提出了一种对 MPEG4 的 FGS 视频码流在 OFDM 传输系统上传输的优化码率分配办法。该论文主要考虑了信源端和不同码率的 RS 码在 OFDM 系统中的联合优化比特分配。Jianping Hua^[82]提出了一种用联合信源信道编码的办法来优化在 CDMA 网络中传输图像的码率分配问题,该方法首次利用渐进的信源信道联合编码来产生对不同 BER 以及不同多接入信道的率失真函数,拉格朗日乘法器用于在总的传输码率的限制下在不同的多个信道之间的优化码率分配。目前的无线传输技术已使得多媒体数据可在 CDMA 网络中传输,但目前仍有两个问题需要解决:错误控制和能量分配,该论文将这两个问题结合进了 JSCC 中来获得好的码率优化。Zhenyu Wu^[83]对 JPEG2000 的编码码流在经过噪声信道传输时采用联合信源信道码率分配技术。该码

率分配方法利用了信道码字的 BER 统计特性和信源的率失真特性,该方法将信源编码的码流分成多层,并对不同的层提供不同的信道保护。当目的码率高于目前达到的码率时,就可以用更强的码字来保护更多的码流,反之,若目的码率小于已达到的码率,则可将一小部分不太重要的编码码流去掉。Yingjun Su^[84]提出了基于宏块级的率失真模型,它能反映出信源码率,信道码率和端到端失真之间的关系。基于这个模型,提出相应的优化比特率分配算法。

以上分别阐述了信源信道联合编码的几个主要分类,从广义上讲,为了增加编解码器的性能,可将 JSCD 和 JSCE 技术联合在一起使用,码率分配技术同样也可以和它们一起联合使用来达到更好的传输效果。

1.4 本文的主要内容及研究创新成果

1.4.1 主要内容和章节安排

本文研究了联合信源信道编解码技术,并深入探讨研究了四种联合信源信道编解码方案的设计:信源信道联合一体化解码器的设计;信源信道联合迭代解码器的设计,用于鲁棒视频传输的非均衡错误保护系统的设计以及噪声信道中矢量量化的联合信源信道编码技术的研究,并将这些技术应用于图像及视频通信系统的实现。主要工作如图 1-4 中带下划线的部分所示。

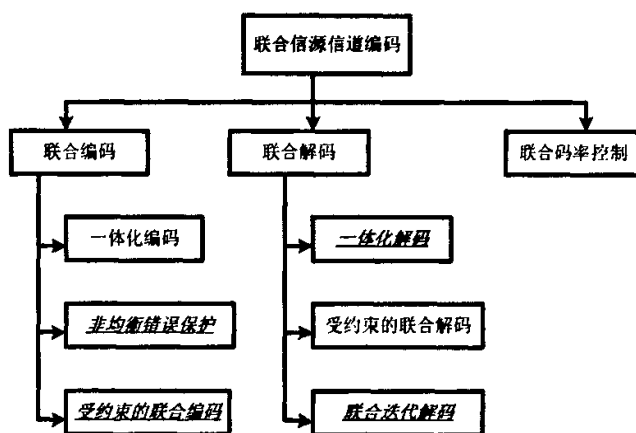


图1-4 本论文工作结构示意图

Fig.1-4 The structure diagram of the dissertation

论文各章节安排如下:

第一章绪论中,介绍了本文的研究背景,信源信道联合编码研究的重要意义,对当前国际上较为著名的联合信源信道研究方向和成果做了系统的分类,阐述及总结。

第二章首先论述了噪声信道中的信道差错对可变长编码的影响,然后介绍了最大后验概率(MAP)决策规则以及利用残留冗余的 JSCC 技术,由此设计了一个能利用可变长编码器输出码流中的残留冗余,在解码端将可变长解码和卷积码解码联合到一起实现一体化解码的基于 MAP 的解码器。该解码器不仅可以在解码过程中直接删除非 VLC 码字,降低误码率,而且还可以利用信源编码器的输出序列中残留的冗余信息来进一步提供差错保护。在本章的仿真试验部分将该联合解码算法应用到 H.264 视频编码码流的运动矢量的解码中,给出了联合解码系统的仿真实验结果及结论,并提出了未来工作的研究方向和建议。

第三章首先介绍了低密度校验码 LDPC 及置信传播解码算法,然后又简要介绍了基于符号受限和比特受限的联合信源信道变长码解码器,在分析它们各自优缺点的基础上,提出了改进算法 JVLDC,同时给出了仿真结果,并与前两种算法做了性能比较。然后在此基础上提出了一种新的信源信道联合迭代解变长码(VLC)和低密度校验码(LDPC)的解码器。该解码器主要由两个软输入,软输出(SISO)的模块组成,在迭代解码过程中利用 VLC 码字结构和马尔可夫信源之间的相关性来进一步纠正误码,提高解码性能。本章的最后两节将该算法应用于经过噪声信道的图像码流和视频码流的信源信道联合解码中去,并给出了详细的仿真实验结果及结论,同时还提出了未来工作的研究方向和建议。

第四章首先针对平坦性衰落信道提出了一种信道自适应的 UEP_BTC_STBC 系统,它能根据码流的重要性程度给予不同的保护,从而保证在相同的传输条件下更高质量的视频传输。该系统将空时码(STBC),分组 Turbo 码(BTC)串连在一起,能在较低的编码和解码复杂度下既具有 BTC 的高的误码纠正能力,还能获得 STBC 的较大的分集增益。同时,由于联合采用了不同的 BTC 码和不同的调制方式,该系统可以根据信道状况自适应调节传输机制,最大程度地获得端对端视频传输 QoS。并且,由于 BTC 的采用,码字的行和列相互独立且结构相同,在解码时可以并行处理来提高解码速度,易于硬件实现。仿真试验将 H.264 的编码码流通过数据分区(DP, data partition)分成重要性不同的码流,然后在该系统下传输,结果表明相对均等保护系统,视频传输性能更优。

然后又针对带有频率选择性衰落的发散信道提出了信道自适应的 UEP_BTC_STBC_OFDM 系统,在原有的 BTC_STBC 系统的基础上加入 OFDM 来对抗发散信道的衰落效应,提高视频传

输的鲁棒性。同时,该系统也可以根据信道状况自适应调节传输机制,最大程度地获得端对端视频传输 QoS。仿真试验表明本系统视频重建质量有显著提高,相对均等保护系统,具有更好的视频传输性能。

第五章研究了噪声信道中矢量量化的联合信源信道编码技术,分别考虑了两种噪声信道矢量量化器设计方法:噪声信道中矢量量化索引值分配和信道最优矢量量化器。首先简要介绍了进化算法的基本理论知识及其在矢量量化中的应用,以及噪声信道中的矢量量化技术。然后提出了一种基于遗传算法的免疫克隆算法,并将其用于噪声信道的矢量量化索引值分配中,该算法能使索引值分配更接近全局最优,收敛速度更快,在噪声信道中明显提高矢量量化器的性能。其次提出了一种基于等误差原则的信道优化矢量量化器设计算法,该算法通过对子区域误差较大和较小的码书矢量进行操作,达到平均各码书矢量的目的,并在给定信道状态模型和不同信道噪声的情况下,能明显提高信道优化矢量量化器的性能。仿真测试结果证实了该算法的有效性和可行性。

本文的最后对整个论文的研究和实验工作进行了总结,并指出了进一步的研究方向。

1.4.2 研究创新

本论文主要的创新性研究成果如下:

1. 提出了一种基于MAP的变长码和卷积码一体化联合解码器。该解码器不仅可以解码过程中直接删除非VLC码字,降低误码率,而且还基于最大后验概率译码来进一步利用信源编码之后的冗余信息来提高误码纠错的能力。在试验仿真时,将该一体化解码器首次用于H.264视频编码码流中的运动矢量的解码中。结果表明该解码器具有较好的抗噪性能,可获得较高的系统性能增益。值得指出的是,该解码器并不局限于某一特定类型的信源编码器,也不局限于只对视频流的联合解码。
2. 在研究并仿真符号受限及比特受限变长码联合解码的基础上,提出了改进的基于比特受限的变长码联合解码算法JVLD。在此基础上提出了一种新的信源信道联合迭代解变长码(VLC)和低密度校验码(LDPC)的解码器。该解码器主要由两个软输入,软输出(SISO)的模块组成,在迭代解码过程中信息交互传递,并能利用VLC码字结构和马尔可夫信源之间的相关性来进一步纠正误码,

提高解码性能。仿真试验表明该解码器不管是用于图像解码还是视频解码其性能都优于分离解码系统。同时,该解码器不局限于某一特定类型的变长码,也不局限于LDPC信道码,其原理同样适用于变长码与其他信道编码的迭代解码。更进一步说,该解码器也不只局限于对图像和视频数据的联合解码,同样也适用于其它数据类型的联合解码。

3. 首先针对平坦性衰落信道提出了一种信道自适应的UEP BTC STBC系统,它能根据码流的重要性程度给予不同的保护,从而保证在相同的传输条件下更高质量的视频传输。该系统将空时码(STBC),分组Turbo码(BTC)串连在一起,能在较低的编码和解码复杂度下既具有BTC的高的误码纠正能力,还能获得STBC的较大的分集增益。同时,由于联合采用了不同的BTC码和不同的调制方式,该系统可以根据信道状况自适应调节传输机制,最大程度地获得端对端视频传输QoS。然后又针对带有频率选择性衰落的发散信道提出了信道自适应的UEP BTC STBC OFDM系统,在原有的BTC STBC系统的基础上加入OFDM来对抗发散信道的衰落效应,提高视频传输的鲁棒性。该系统也可以根据信道状况自适应调节传输机制,最大程度地获得端对端视频传输QoS。仿真试验表明本系统视频重建质量有显著提高,相对均等保护系统,具有更好的视频传输性能。
4. 提出了一种用于矢量量化索引值分配的免疫克隆算法,该算法借鉴了生物免疫系统中的克隆增殖和生物在免疫过程中保持个体多样性的能力,能够很好地在群体的收敛性和个体多样性之间保持动态平衡,从而显著提高搜索效率,实现索引值的最优分配。
5. 提出了基于等误差原则的信道优化矢量量化器的设计方法。该算法通过在子区域误差较大的矢量附近产生新的矢量来代替子区域误差较小的矢量,从而逐渐平均各子区域误差,并同时使信道矢量量化器满足最近邻条件和质心条件,求得最优码书。

第二章 可变长码和卷积码联合一体化解码器

当今世界范围内制定图像和视频的标准很多，最主要的有国际电联的 ITU-T 提出的 H. 26x 系列，国际标准化组织 (ISO) 运动图像专家组 (MPEG) 制定的 MPEG-x 系列和联合图片专家组制定的 JPEG，还有在互联网上被广泛应用的 Real-Networks 的 RealVideo，微软公司的 WMV 以及 Apple 公司的 QuickTime 等。这些压缩标准都需要采用熵编码技术，一般来说是基于可变长编码。可变长编码虽然编码效率很高，但对信道误码却非常敏感，一个比特的错误就可能導致解码器解码错误，从而使得误码扩散，严重影响了重建的图像及视频质量。因此传输之前需要采用前向纠错编码来增加码流的抗误码能力。在解码端则先进行信道解码，再送到信源解码器解出重建的图像或视频序列。由于这两个解码器之间没有联系，解码效率较低。由此便想到能否将这两个解码过程联合到一起，同时进行，并利用信源编码器的输出序列中残留的冗余信息来提供差错保护的联合信源信道解码系统。本章提出了一种将变长码 VLC (*variable length code*) 码和卷积码 (*convulational code*) 联合到一起的基于最大后验概率 MAP (*maximum a posteriori probability*) 的信源信道联合一体化解码器，该解码器不仅可以在解码过程中直接删除非 VLC 码字，降低误码率，而且还可以利用信源编码器的输出序列中残留的冗余信息来进一步提供差错保护。在本章的仿真试验部分将该联合解码算法应用到 H. 264 视频编码码流的运动矢量的解码中。虽然 H. 264 已经提出了多种抗误码的方法，如参数集，FMO，数据分区等，我们相信本章提出的方法可以作为一种新的在解码端增加 H. 264 码流抗误码能力的方法。仿真试验也表明本文提出的办法比起分离系统解码性能有较大的提高。

2. 1 变长码 VLC 原理及存在问题分析

2. 1. 1 变长码 VLC

变长编码 VLC (*Variable Length codes*) 是这样—个过程，对数据中常见的符号(或

字), 用较少的比特来描述较频繁出现的符号, 用较多的比特描述不常出现的符号。视频处理中较常用的 VLC 码有 Huffman 编码, Exp-Golomb 编码, CAVLC, RVLC 编码等等。

(1) *Huffman* 编码是最常用的一种可变长编码, 基本原理是对出现概率大的信息符号编短码字, 对出现概率小的信息符号编长码字。根据最佳编码定理, 当码字长度严格按照所对应符号出现概率的大小按照逆顺序排列时, 其平均码字长度一定小于其它任何符号序列排列方式。

Huffman 编码步骤如下:

- a) 将信源符号按照概率大小顺序排队
- b) 从最小概率的两个符号开始编码, 并给予一定的编码规则, 如小概率的下支路编为 1 (或 0), 大概率的上支路编为 0 (或 1), 若两者概率相等, 仍然下支路为 1 (或 0), 上支路为 0 (或 1)
- c) 将已编码的两个符号对应概率合并, 并重新按概率排队, 重复步骤 2)
- d) 重复步骤 3), 直至合并概率归一为止
- e) 编码完成后按后出先编方式输出, 即从概率归一的树根沿编码路线逆行至对应的符号。

我们来看一个简单的可变长码-Huffman 编码的例子:

表 2-1 Huffman 码表
Table 2-1 Huffman Code Table

符号	概率值	Huffman 编码
S_1	0.33	00
S_2	0.30	01
S_3	0.18	11
S_4	0.10	100
S_5	0.09	101
平均码长		2.19

可以看出, Huffman 编码是在信源概率特性已知情况下, 实现统计匹配的。如果信源统计特性不完全知道甚至完全不知道, 就无法实现 Huffman 编码。这属于通用可变长编码 (UVLC) 所要研究的问题。

(2) *Universal Variable-Length codes* (UVLC)码, 又称为 Exp-Golomb 码, 它除了可以具有可变长编码概率匹配编码外, 还具有码字结构规则, 编码解码简单等特点。UVLC 码非常适合于和硬件相关的实现环境, 在 H. 264 中对宏块类型, 运动矢量, 预测模式等等的各编码语法元素的 VLC 编码采用的就是 Exp-Golomb 编码^[85]。

1
 0 1 x_0
 0 0 1 $x_1 x_0$
 0 0 0 1 $x_2 x_1 x_0$
 0 0 0 0 1 $x_3 x_2 x_1 x_0$

图 2-1 UVLC 码字的组成形式
Fig2-1 Architecture of UVLC codes

UVLC 码的码字结构是 [M zeros][1][INFO]。每个码字在开始的高位有 M 个连续的零, 这 M 个零和紧随其后的“1”作为整个码字的前缀。M 同时也用来表示 INFO 部分的长度, 即 INFO 部分也是由 M 比特的数据信息组成。因此每个码字的总长度为 (2M+1) 比特。若将 INFO 部分表示为 $x_{M-1} \dots x_1 x_0$, 码字按照比特串表示的形式如图 2-1 所示。

Exp-Golomb 码的每个码字都可以根据相应的索引 Code_num 进行编码, 编码原则如下:

$$M = \lceil \log_2(\text{code_num} + 1) \rceil \quad (2-1)$$

$$\text{INFO} = \text{code_num} + 1 - 2^M \quad (2-2)$$

表 2-2 Exp-Golomb 码表
Table2-2 Exp-Golomb code table

Code_num	codeword
0	1
1	010
2	011
3	00100
4	00101
.....

Exp-Golomb 码的解码按照下面的规则:

1) 读 M 个零, 之后紧接着的是 1

2) 读M比特的INFO信息

3) $code_num = 2^M + INFO - 1$

Exp-Golomb码表如表2-2所示。

(3) 在 H. 264 中, 对量化后的 DCT 系数采用 *CAVLC* 编码技术^[86], 采用若干 VLC 码表, 不同的码表对应不同的概率模型。编码器能够根据上下文, 如周围块的非零系数或系数的绝对值大小, 在这些码表中自动地选择, 尽可能地与当前数据的概率模型匹配, 从而实现上下文自适应的功能。

(4) *Reversible Variable-Length Codes* (RVLC) 码^[87]是一种具有双向解码能力的 VLC 码字, 根据前后缀的不同, RVLC 又可分为对称型和不对称型两种。RVLC 在误码情况下有着很强的自恢复能力, 当解码过程中遇到比特错误, RVLC 解码器可以跳到下一个同步标志反向进行 RVLC 解码。这样一来, 由于比特误码而导致的数据丢弃就能压缩到最少。在相同类型数据一起编码输出的情形下, RVLC 能有效提高系统的抗误码能力, 但同时有可能降低编码的压缩效率。RVLC 最适合于基于数据分类的视频编码, MPEG4 视频标准中就采用了 RVLC 来对码流进行编码。

2. 1. 2 常用 VLC 解码方法的问题分析

我们先分析常用的两种 VLC 解码方法, 状态转移图法和查表法。

1) 状态转移图法

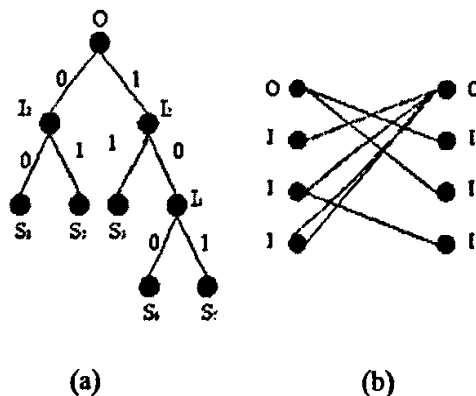


图 2-2 Huffman 码树 (a) 和状态转移图 (b)

Fig. 2-2 Code tree (a) and trellis representation (b) for Huffman code

状态转移解码是根据 VLC 的编码原理设计的一种解码方法。根据 VLC 编码码树建立的有限状态机，把每个节点看作不同的状态，把下一时刻的输入看作向下一个状态跳转的条件。对于输入的数据按照比特串的方式顺序输入解码器，直到比特序列结束。

我们还是以 2.1.1 节中的 Huffman 码表为例，码树和状态转移图如图 2-2 所示。

这种解码方法的缺点很明显：由于输入码字长度的不同，解码所需要延时也各不相同，这就会造成在解码过程中比特率不连续；另一个更大的问题是，当码树结构改变时，整个解码器需要重新设计。

2) 查表法

VLC 查表解码的主要思想是：在解码器中先把 VLC 的码表存储起来，通过输入的待解码字与 VLC 码表中的符号进行逐个比较匹配，达到快速解码的目的。

图 2-3 是 VLC 查表法解码原理简图。在具体的实现过程中，需要一个缓冲器来保存输入数据流。由于输入数据的长度可能包含多于一个码字的数据，应用缓冲器可以保证在一个码字解码同时，不断地接收新的数据，使得解码过程不会中断。为了使查找表中的数据与输入码字匹配，还需要保存每个对应码长的值，这样，一个码字解完后，查找表同时把码长的值输入到一个累加器。累加器的作用有两个：一是指出缓冲器中下一个待解码字的位置，这一步是通过累加前几次码字的长度来计算的；二是当所有码字解完以后通知缓冲器从比特流接收新的码字。查找表的结构由数据指针和存储器组成，存储器中存储着解码时要使用的 VLC 码表。

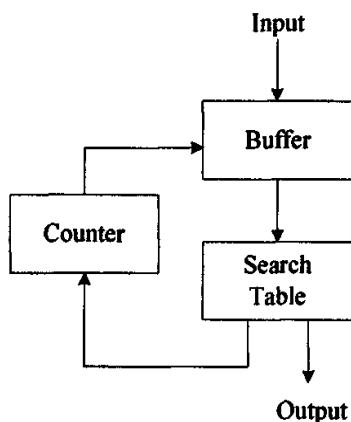


图 2-3 VLC 查表法解码框图

Fig. 2-3 Algorithm Diagram for VLC searching decoding

查表法的优点在于不管码字的长短，各个码字解码所需要的时间是相同的，而且解码的时间相对也比较短，比较适合要求实时解码的环境。而且当 VLC 的码表改变的时候，只需要修改查找表中的数据就可以了，在通用性方面也比较方便。现在视频传输中使用的 VLC 解码主要就是这种方法。但是，这种方法无法防止误码扩散问题。当序列传输发生错误的时候，这种方法将失去解码能力。

2. 1. 3 信道干扰对 VLC 解码的影响

由于信道总是存在干扰的，特别是在无线信道中，噪声干扰，多径衰落等因素都可能会使信息的传递产生差错。采用可变长编码 (VLC, Variable-Length Coding) 的信源在信道传输中如果出现错误，会造成误码的“扩散效应”。如果差错较大，会造成解码器的同步丢失甚至直接停止解码。

在一个 VLC 编码的比特流中，一个比特的差错会产生三种可能的输出结果。最简单的情况是，一个码字被映射成另外一个具有相同长度的码字。这种情况不会导致同步丢失，其破坏性也仅局限在一个码字中。第二种情况是，一个码字的一部分被解码成另外一个具有较小长度的码字，或者当前这个码字与另一个码字的一部分组成一个较大长度的码字。在这种情况下，解码器和编码器同步已经丢失，而解码器却没有察觉到。此后解码得到的比特序列一般将全部出错，也有可能重新获得同步。最后一种情况是，码字映射成另外一个码字，但是该码字不在码字集合中，此时 VLC 解码器将停止解码，固定填入初始设定的码字。

为了说明同步丢失的情况，我们来看一下 2.1.1 节中表 2-1 中的可变长码-Huffman 编码的例子：

假设码字符号集如表 2-2 所示，如果传输的比特序列是 00101100，相应的码字序列为 $S_1 S_3 S_4$ 。假设第四个比特发生错误，那么接收到的比特序列为 00111100。这时，接收器会将该接收序列解码成码字序列 $S_1 S_2 S_2 S_1$ ，这样最终的解码结果有四个码字，而实际传输的是三个码字，此时发生了同步丢失。假设第一个比特接收出错，那么接收到的比特序列为 10101100。这时，接收器会将该接收序列解码成码字序列 $S_3 S_2 S_4$ 。这种情况下出现第一种错误，但是同步在 S_4 又恢复了。重新获得同步是因为解码后的码字边界又重新吻合。有

些情形下，即使重新获得了同步，由于解码数据的时间或空间定位信息已经丢失，从而导致后续的数据无法使用。

图 2-4 是在码流出错时复原的图像，从中可以看到误码扩散现象的影响。



图 2-4 VLC 解码出错图像
Fig. 2-4 Error image after VLC decoding

2. 2 卷积码

2. 2. 1 卷积码的编码工作原理

卷积码是1955年由爱里斯^[88]提出的。这种编码方式是把 k 个信息比特编成 n 个比特，但 k 和 n 通常很小，特别适宜于以串行形式传输信息，减小了编码延时。卷积码中编码后的 n 个码元不仅与当前段的 k 个信息有关，而且也与前面 $(N-1)$ 段的信息有关，编码过程中相互关联的码元为 nN 个。因此，这 N 时间内的码元数目 nN 通常被称为这种码的约束长度。卷积码的纠错能力随着 N 的增加而增大，在编码器复杂程度相同的情况下，卷积码的性能优于分组码。同时，分组码有严格的代数结构，但卷积码至今尚未找到严密的数学手段，能把纠错性能与码的结构十分有规律地联系起来，目前大都采用计算机来搜索好码。

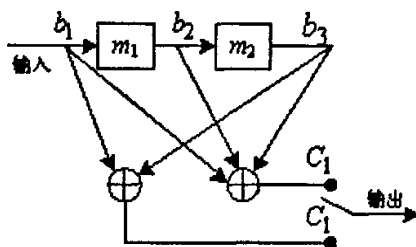


图 2-5 $(2, 1, 2)$ 卷积码编码器
Fig.2-5 $(2, 1, 2)$ convolutional encoder

下面通过一个例子来简要说明卷积码的工作原理。正如前面已经指出的那样,卷积码编码器在一段时间内输出的 n 位码,不仅与本段时间内的 k 位信息位有关,而且还与前面 m 段规定时间内的信息位有关,这里的 $m=N-1$ 通常用 (n, k, m) 表示卷积码。图 2-5 就是一个卷积码的编码器,该卷积码的 $n=2, k=1, m=2$, 因此,它的约束长度 $nN = n \times (m+1) = 2 \times 3 = 6$ 。

在图 2-5 中, m_1 与 m_2 为移位寄存器,它们的起始状态均为零。 C_1 、 C_2 与 b_1 、 b_2 、 b_3 之间的关系如下:

$$C_1 = b_1 + b_2 + b_3 \quad (2-3)$$

$$C_2 = b_1 + b_3 \quad (2-4)$$

假如输入的信息为 $D = [11010]$, 为了使信息 D 全部通过移位寄存器,还必须在信息位后面加 3 个零。表 2-3 列出了对信息 D 进行卷积编码时的状态。

表 2-3 信息 D 进行卷积编码时的状态
Table 2-3 The state of information D

输入信息 D	1	1	0	1	0	0	0	0
b_3b_2	00	01	11	10	01	10	00	00
输出 C_1C_2	11	01	01	00	10	11	00	00

描述卷积码的方法有两类,图解表示和解析表示。解析表示较为抽象难懂,而用图解表示法来描述卷积码简单明了。常用的图解描述法包括树状图、网格图和状态图等。

2. 2. 2 卷积码的解码方法

总的来说,卷积码的解码方式有三种:(1) 1963年由Massey提出的门限解码,这是一种码代数结构的代数解码,类似于分组码中的大数逻辑解码;(2) 1961年由Wozencraft提出,1963年由费诺Fano改进的序列解码,这是基于码树图结构上的一种准最佳的概率解码;(3) 1967年由维特比Viterbi提出的Viterbi算法,这是基于码的格状图基础上的一种最大似然解码算法,是一种最佳的概率解码方法。维特比解码具有最佳性能,但硬件实现复杂。门限解码性能最差,但硬件简单。序列解码在性能和硬件方面介于维特比解码和门限解码之间。这里,我们主要介绍维特比的解码原理。

Viterbi算法是针对卷积码的解码而提出的一种概率解码算法，它是一种最大似然解码，因此我们先介绍最大似然解码的原理。

2.2.2.1 最大似然解码

在一个编解码系统中，如图2-6所示，输入信息序列 M 被编码为序列 C ，假设 C 序列经过有噪声的无记忆信道传送给解码器。解码器根据一套解码规则，由接收序列 R 给出与发送的信息序列 M 最接近的估值序列 \hat{M} 。由于 M 与码字 C 之间存在一一对应关系，所以这等价于解码器根据 R 产生一个 C 的估值序列 \hat{C} 。即当且仅当 $C = \hat{C}$ 时， $M = \hat{M}$ ，这时解码器正确解码。如果解码器输出的 $C \neq \hat{C}$ ，则解码器产生了错误解码。

当给定接收序列 R 时，解码器的条件解码错误概率定义为：

$$P(E|R) = P(C \neq \hat{C} | R) \quad (2-5)$$

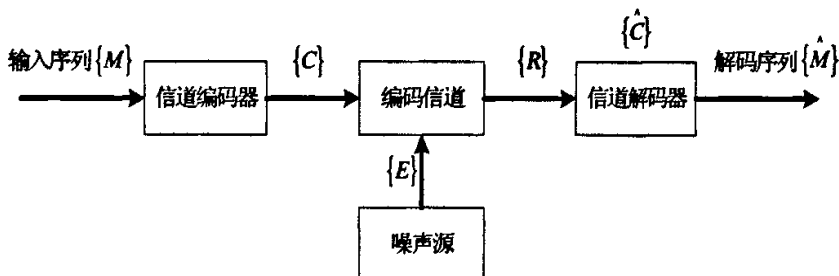


图2-6 信道编解码系统模型

Fig. 2-6 The channel encoding and decoding system model

所以解码器的错误解码概率：

$$P_E = \sum_R P(R)P(E|R) \quad (2-6)$$

式中 $P(R)$ 是接收的解码序列 R 的概率，它与解码算法无关。所以解码错误概率最小的最佳解码规则是使：

$$\min P_E = \min \sum_R P(R)P(E|R) \quad (2-7)$$

这等价于对所有的 R 使

$$\min P_E = \min_R P(E|R) = \min_R P(\hat{C} \neq C | R) \quad (2-8)$$

又有

$$\min P(\hat{C} \neq C | R) = \max P(\hat{C} = C | R) \quad (2-9)$$

因此, 如果解码器对输入的 R , 能在 2^k 个码字中选择一个使 $P(\hat{C} = C | R)$ 最大的码序列 $C_l (l = 1, 2, 3, \dots, 2^k)$, 最大的码字 C_l 作为 C 的估值序列 \hat{C} , 则这种解码规则一定使解码器输出错误概率最小, 称这种解码规则为最大后验概率解码。

由贝叶斯公式

$$P(C_l | R) = \frac{P(C_l)P(R | C_l)}{P(R)} \quad (2-10)$$

可知, 若发端发送每个码字的概率 $P(C)$ 均相同, 且由于 $P(R)$ 与解码方法无关, 所以

$$\max_{l=1,2,3,\dots,2^k} P(C_l | R) \Rightarrow \max_{l=1,2,3,\dots,2^k} P(R | C_l) \quad (2-11)$$

对于离散无记忆信道(DMC)而言

$$P(R | C_l) = \prod_{i=1}^n P(r_i | c_{li}) \quad l = 1, 2, 3, \dots, 2^k \quad (2-12)$$

式中 c_{li} 是码字 C_l 的第 i 个分量, r_i 是 R 的第 i 个分量。按照上两式规则进行解码, 即是使解码错误概率最小的最佳解码准则。通常称 $P(R | C_l)$ 为似然函数, 因此这种最佳解码准则称为最大似然解码准则(MLD)。由于 $\log_b x$ 是 x 的单调函数, 所以上式可写成:

$$\max \log P(R | C_l) = \max \sum_{i=1}^n \log P(r_i | c_{li}) \quad l = 1, 2, 3, \dots, 2^k \quad (2-13)$$

称 $\log P(R | C_l)$ 为对数似然函数或似然函数。对于DMC信道, MLD是使解码错误概率最小的一种最佳解码准则或方法。通常用对数似然函数比较方便, 这是因为对数函数是非降函数, 取对数前后所得结果的大小趋势不变, 且对数似然函数对所收到的符号具有相加性, 因此, 最大似然解码可看成是对所给定的接收序列求其对数似然函数的累加值为最大的路径。

由图2-6所示, 已编码序列 C 在均值为0方差为 $\sigma^2 = N_0/2$ 的高斯白噪声信道中传输时, 它会被噪声干扰。设接收序列 R 长度为 n , 则由于噪声对每一码元(或符号)的影响是独立的, 因而发送序列为 $C_l = c_{l1}, c_{l2}, \dots, c_{ln} \quad l = 1, 2, 3, \dots, 2^k$, 接收序列为 $R = (r_1, r_2, \dots, r_n)$ 的概率 $P(R | C_l)$ 是 n 个高斯密度函数之积:

$$P(R|C_l) = \prod_{i=1}^n [(1/\sqrt{\pi N_0}) e^{-(r_i - c_{li})^2/N_0}] = [1/\sqrt{\pi N_0}]^n \prod_{i=1}^n e^{-(r_i - c_{li})^2/N_0} \quad (2-14)$$

由最大似然解码可知, 解码器选择一个有最大似然函数 $P(R|C_l)$ 的码字 C 作为输出, 从上式看这等效于

$$\max P(R|C_l) \Rightarrow \min \sum_{i=1}^n (r_i - c_{li})^2, \quad l = 1, 2, 3, \dots, 2^k \quad (2-15)$$

$$\text{定义:} \quad d_E = \sum_{i=1}^n (r_i - c_{li})^2 \quad (2-16)$$

为接收序列 R 与码字 C_l 之间的欧氏距离 (Euclidean distance)。若 C_l 与 R 之间的欧氏距离最小, 则解码器把 R 译为 C_l , 称这种解码器为欧氏解码器或最小欧氏解码器。由此可知, 最大似然解码也就等价于最小欧氏距离解码。对于卷积码的最大似然解码, 解码的任务是在网格图中选择一条路径, 使相应的解码序列与接收到的序列之间的距离最小, 通常把可能的解码序列与接收序列之间的距离称为度量值。

2. 2. 2 Viterbi 算法基本原理

由卷积码的编码过程可以看出, 码序列的个数是很大的。例如当码序列长度 $L = 50$, $n=3$, $k=2$ 时, 则共有 $2^{KL} = 2^{100} > 10^{30}$ 个码, 对应于网格图上的 2^{KL} 条路径。若 $m = 5$, 则 $L+m = 55$ 。如果在一秒中送出这 $KL=100$ 个信息元, 则信息传输速率只有 100bit/s。这是很低的, 但即使在如此低的信息速率下, 也要求解码器在一秒中计算、比较 10^{30} 个似然函数 (或汉明距离、软距离), 这相当于要求解码器计算每一似然函数的时间小于 10^{-30} 秒, 这根本无法实现。更何况通常情况下 L 是成百上千的。因此, 有必要寻找新的最大似然解码算法。Viterbi 解码算法正是为了解决以上困难所引入的一种最大似然解码算法。该算法并不是在网格图上一次比较所有可能的 2^{KL} 条路径, 而是接收一段, 比较一段, 选一段最可能的解码分支, 从而达到整个码序列是一个有最大似然函数的序列, 其实现步骤的简单过程如下:

(1) 从某一时间单位 $j = m$ 开始, 计算进入每一状态的所有长为 j 段分支的部分路径度量, 并在每一状态下, 从转移到其中的所有路径中挑选并存储一条有最大度量值的部分路径及其部分度量值, 称此部分路径为相应状态下的留选路径或幸存路径 (Survivor Path)。

(2) j 增加1, 把此时刻进入每一状态的所有分支度量, 和同这些分支相连的前一时刻幸存路径的度量相加, 得到了此时刻进入每一状态的部分路径度量值, 选取一个状态存储具有最大路径度量值的路径, 并删去其他路径, 从而得到了新的幸存路径, 因此幸存路径延长了一个分支。

(3) 若 $j < L+m$, 则重复以上各步, 否则停止, 解码器得到了有最大路径度量的路径。

由时间单位 m 至 L , 网格图中 2^M 个状态中每一个状态都有一条幸存路径, 共有 2^M 条。但是在 L 时间单位(节点)后, 网格图上的状态数目减少, 留选路径也相应减少。最后到第 $L+m$ 单位时间, 网格图回归到全为0的状态 S_0 , 因此仅剩下一条幸存路径。这条路径就是要找的具有最大似然函数的路径, 也就是解码器输出的估值码序列 \hat{C} 。由此可知, 在网格图上用Viterbi解码算法找到的路径一定是一条最大似然路径, 因而这种解码方法是最佳的。所以, Viterbi算法的实质是最大似然解码, 但它利用了编码网格图的特殊结构, 从而降低了计算的复杂性, 与完全比较解码相比, 它的优点是使得解码器的复杂性不再是码字序列中所含码元数的函数。

解码分硬判决解码和软判决解码, 它们之间唯一不同之处在于支路度量值的计算方法。硬判决解码是以序列之间的汉明距离作为量度, 适用于二进制对称信道(BSC); 而软判决解码则是将信道输出的信号进行Q电平量化, 然后再进行Viterbi解码, 这样充分利用了信道输出信号的信息, 提高了解码的可靠性, 是一种适用于离散无记忆信道(DMC)的解码方法。通常, 解码器利用附加的软判决信息进行软判决解码时比硬判决解码能得到额外的2-3dB软判决增益, 因此目前实用中的Viterbi解码器几乎均采用软判决解码。

2.3 定长码(FLC)最大后验概率(MAP)解码

对定长码 FLC (fixed length code) 来说, 其编码后信源码字可以表示成状态转移图的形式, 同时, 由于码字都是固定长度, 它的解码方式也可以利用类似卷积码的解码思想, 采用基于最大后验概率的 Viterbi 网格搜索方法来进行解码。

假设系统的框图模型如图 2-7 所示。d 信源包含 r 个符号 $x_i (i=1, 2, \dots, r)$, 经过信道由接收机判决输出 $x'_j (j=1, 2, \dots, s)$ 。通常情况下, 认为 $r=s$, 并且信源和信宿存在一个逻辑配对关系, 假设信源发送 x_k 时, 有唯一的 x'_k 为正确的判决。为了衡量传递过程中的失真

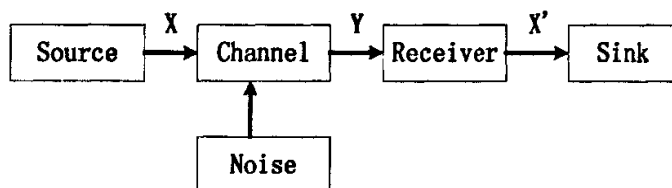


图 2-7 信源解码系统模型
Fig.2-7 System model of the source decoding

情况，我们引入一个非负实值函数

$$d(x_i, x'_j) \geq 0 \quad (i, j = 1, 2, \dots, r) \quad (2-17)$$

称为 x_i 和 x'_j 之间的失真函数。

与率失真函数类似，我们用变量 X 和 X' 的联合概率 $p(x_i, x'_j)$ 对失真函数 $d(x_i, x'_j)$ 的加权统计平均值作为通信系统的平均失真度。这是一个只和信道特性有关的变量，用公式表达为：

$$\bar{D} = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r p(x_i, x'_j) d(x_i, x'_j) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r d(x_i, x'_j) p(x'_j | x_i) p(x_i) \quad (2-18)$$

我们设计最佳接收机的准则就是，判决输出 x'_j 使得平均代价函数最小。

对于通常的多判决问题，假设观测空间 Y 被划分为 r 个子集合 Y_1, \dots, Y_r ，如果接收到 $y \in Y_j$ ，那么就判决为 x'_j ，所以有 $p(x'_j | x_i) = \sum_{y \in Y_j} p(y | x_i)$ 。也就是说，对于所有的 $l = \{1, \dots, j-1, j+1, \dots, r\}$ ，如果有下式成立

$$\sum_{i=1}^r d(x_i, x'_j) p(y | x_i) p(x_i) < \sum_{i=1}^r d(x_i, x'_l) p(y | x_i) p(x_i) \quad (2-19)$$

则判决为 x'_j 。

一种最简单的失真度量函数为

$$d(x_i, x'_j) = \begin{cases} 0 & i = j \\ 1 & i \neq j \end{cases} \quad (2-20)$$

所以，上式变为

$$\sum_{i=j, l=1}^r p(y | x_i) p(x_i) < \sum_{i=l, l=1}^r p(y | x_i) p(x_i) \quad (2-21)$$

观察式(2-21)可以看出，该式不等号两边的加和除了各自缺少了一个不同的项外，其实是一样

的。因此，在式(2-21)左侧加上一项 $p(y|x_j)p(x_j)$ 再减去这一项，同样在式右侧加上一项 $p(y|x_l)p(x_l)$ 再减去这一项，就得到下式：

$$\sum_{i=1}^r p(y|x_i)p(x_i) - p(y|x_j)p(x_j) < \sum_{i=1}^r p(y|x_i)p(x_i) - p(y|x_l)p(x_l) \quad (2-22)$$

然后，消去公共项，再改变不等号的方向，就得到对于所有的 $l = \{1, \dots, j-1, j+1, \dots, r\}$ ，有

$$p(y|x_j)p(x_j) > p(y|x_l)p(x_l) \quad (2-23)$$

上式表明，接收机只需要对所有的 $k = 1, \dots, r$ ，计算 $p(y|x_k)p(x_k)$ ，然后选择与具有最大的 $p(y|x_j)p(x_j)$ 相对应的 x_j 作为最终的判决结果，即

$$p(y|x_j)p(x_j) = \max_k p(y|x_k)p(x_k) \quad (2-24)$$

两边同时除以 $p(y)$ ，我们得到：

$$p(x_j|y) = \max_k p(x_k|y) \quad (2-25)$$

也就是说如果信源 x_j 具有最大的后验概率，就把它作为判决的结果 x'_j 。

在大多数情况下，理想的信源编码器由于非常复杂而很难实现，因此在实际系统中总不可避免的在压缩数据中存在一些冗余。这些冗余通常有两种产生原因：1. 信源通常是非均匀分布的；2. 信源序列中前后的相关性。

针对以上两点原因，我们假设信源为一阶 Markov 离散信源 $\{I_n\}$ ，信源符号集为 $J_N \triangleq \{0, 1, \dots, N-1\}$ 。也就是说 $P(I_n = i_n | I_{n-1} = i_{n-1})$ 和 n 无关。这样，任何一点的概率值完全可以通过信源转移概率矩阵 $P(i_n | i_{n-1}) \triangleq P(I_n = i_n | I_{n-1} = i_{n-1})$ ， $i_n, i_{n-1} \in J_N$ 和初始信源分布 $P_1(i_1) \triangleq P(I_1 = i_1)$ ， $i_1 \in J_N$ 得到。

Markov 信源 $\{I_n\}$ 通过离散无记忆信道后，接收序列为 $\{J_n\}$ ，符号集与信源相同。那么这个信道的传递特性可以通过转移概率矩阵表示

$$Q(j_n, i_n \in J_N) = P(J_n = j_n | I_n = i_n) \quad j_n, i_n \in J_N \quad (2-26)$$

根据前面推导的最大后验概率公式，我们可以得到最有可能的传输符号^[89]：

$$\hat{i}_1^n = \max_{i_1^n \in J_N^n} \left[\prod_{k=1}^n Q(j_k | i_k) \right] \left[\prod_{k=2}^n P(i_k | i_{k-1}) P_1(i_1) \right] \quad (2-27)$$

由于对数函数是单调递增的，这样上式等价于

$$\tilde{i}_1 = \max_{i_1 \in \mathcal{I}_1} \left[\sum_{j=2}^N \log [Q(j_k | i_k) P(i_k | i_{k-1})] + \log [Q(j_1 | i_1) P_1(i_1)] \right] \quad (2-28)$$

这个公式和 Forney 在 [90] 中推导 Viterbi 解码的度量公式类似, 因此, 我们可以直接利用著名的 Viterbi 算法来实现定长码 (*Fixed Length codes, FLC*) 解码。对于上面的公式网格图有 N 个状态, 最多有 N 条支路进入和离开一个状态节点。从 i_{k-1} 状态到 i_k 状态的路径度量为 $\log [Q(j_k | i_k) P(i_k | i_{k-1})]$ 。根据进入状态节点的 N 条路径的度量值, 选择最大的一条作为留存路径, 删去其他路径。随着每一时间间隔中心信号的接收, 在网格图中每一级都重复这样的步骤。

实际上, 这种 Viterbi 网格搜索解码思想可以应用于更加一般的情况, 他们有一个共同点, 那就是信源编码器和信道编码器都可以用有限状态转移图表示。以下这些情况的解码器都可以采用 Viterbi 网格搜索思想, 包括无记忆有限符号 Markov 信源; 有限符号有限状态的 Markov 信源; Huffman 编码和其它可以表示为树状结构的信源编码; 卷积码以及其它网格信道码等^[91]。

2. 4 信源信道联合一体化解码器

2. 4. 1 问题的提出

在第一章序论中我们曾经指出, 由于在分离解码时, 信源解码和信道解码之间没有互相的联系, 不能利用一些相关的信息来增强其抗误码的性能。由此, 就想要考虑将变长码和卷积码结合到一起联合考虑来降低解码误码率。首先想到的是在信道解码时由于只是单纯的 Viterbi 解码, 若有误码出现, 解出的码字就可能不是 VLC 的有效码字, 然后该码字再经 VLC 解码, 只会造成误码扩散。若在信道解码的同时能够考虑 VLC 解码, 就可以直接去除非 VLC 的无效码字, 降低误码率。因此, 首先需要考虑的就是这两种解码方式联合的可能性。

由上几节的阐述, 我们可以看到不管是定长码, 变长码或是卷积码, 它们都有一个共同的特点, 就是可以用有限状态转移图表示。这就意味着它们的解码方式都可以采用类似 Viterbi 网格搜索思想。当然对于卷积码和定长码来说, 搜索的方式比较简单, 因为码字是固定长度的, 这样在每一个解码时刻, 总有一条最佳路径, 由此删掉其余的路径并不会

影响解码的性能。而对变长码来说，由于每一个状态所用的码字并不相同，路径删除的方式对性能的影响较大。

由此，我们便想考虑设计一种能利用网格搜索方式联合解卷积码和可变长码的一体化解码器，能采用最大后验概率 MAP 作为路径的度量方式，以此来进一步利用信源编码之后的冗余信息，增强解码器的误码纠错能力。

2. 4. 2 联合信源信道一体化解码器的设计

假设用 $A = \{a_0, a_1, \dots, a_N\}$ 表示信源符号集，而用 $B = \{b_0, b_1, \dots, b_D\}$ 表示信源编码器符号集。有一信息序列 $W = (w_1, w_2, \dots)$ ， $w_i \in A$ ，首先被可变长编码为序列 $X = (x_1, x_2, \dots)$ ， $x_i \in B$ ，然后再进行错误保护编码成序列 $Y = (y_1, y_2, \dots)$ ，信道输出的序列 $\tilde{Y} = (\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots)$ 在接收端被接收。 \hat{Y}_i 是在所有传输序列 $\{Y_i\}$ 中最可能的序列。

Lakvoic^[92]提出了一个将卷积码和变长码联合解码的解码器。若用卷积解码器中移位寄存器的输出来定义网格状态，用 $S_{m,j}$ 来表示经过了 j 个时间单位的状态 S_m ，其相应的量度为 $M_{m,j}$ 。在标准卷积网格中，状态到状态的转变是与来自信源编码器符号集 B （通常只是一个二进制符号集，即， $B = \{0,1\}$ ）相关联的。假设 $c_{m',m}^{b_j}$ 表示对于输入 b_j 与从状态 $S_{m'}$ 到状态 S_m 的转变相对应的序列。每一步的解码过程可以写成：

$$M_{m,j} = \max_{m'} M_{m',j-1} + \log P(\tilde{y}_j | c_{m',m}^{b_j}) \quad (2-29)$$

$$\hat{Y}_{m,j} = (\hat{Y}_{m',j-1}, c_{m',m}^{b_j}) \quad (2-30)$$

该等式说明了著名的维特比解码算法：计算所有进入该状态的路径量度（将进入该状态的分枝量度加入到前一时间单位的连接路径的量度中），之后，具有最大量度的路径与它的量度被保存，而其他所有的路径都被剪除。

不同于上面的 Viterbi 解码的二进制符号集，即， $B = \{0,1\}$ ，改进的联合解码网格分枝是与来自符号集 $A = \{a_0, a_1, \dots, a_N\}$ 的符号相关联的，由分枝 $c_{m',m}^{b_j}$ 的集合建立起来，可以标记为 $C_{m',m}^{a_i}$ 。他们取决于可变长码，即，如果一个序列 $(\beta_{i,1}, \beta_{i,2}, \dots, \beta_{i,L_i})$ ， $\beta_{i,k} \in B$ ，代表一个可变长编码后的符号 a_i ，那么：

$$C_{m',m}^{a_i} = (c_{m',m_1}^{\beta_{i,1}}, c_{m_1,m_2}^{\beta_{i,2}}, \dots, c_{m_{L_i-1},m}^{\beta_{i,L_i}}) \quad (2-31)$$

因此，解码过程是考虑可变长的状态转变的，这涉及到不仅仅是前一个时间单位的分枝量度和接收到的比特位。可以用以下等式描述：

$$M_{m,j} = \max_{m',j-L_t} M_{m',j-L_t} + \log P(\tilde{Y}_{j-L_t+1}^j | C_{m',m}^{a_j}) \quad (2-32)$$

$$\hat{Y}_{m,j} = (\hat{Y}_{m',j-L_t}^{a_j}, C_{m',m}^{a_j}) \quad (2-33)$$

其中， $\tilde{Y}_{j-L_t+1}^j$ 代表一个扩展的接收符号序列：

$$\tilde{Y}_{j-L_t+1}^j = (\tilde{y}_{j-L_t+1}, \tilde{y}_{j-L_t+2}, \dots, \tilde{y}_j) \quad (2-34)$$

我们可以看一个简单的例子：

假设 $A = \{\alpha, \beta, \gamma, \delta\}$, $B = \{0, 1\}$, 变长码的码字为：

$$\alpha: 0, \beta: 10, \gamma: 110, \delta: 111$$

标准的卷积码格状图如图 2-8(a) 所示。而在经过三个解码时刻之后解码比特属于有效 VLC 码字的序列如图 2-8(b) 所示，它们组成了变长分支。

$$C_{0,0}^a = c_{0,0}^0, C_{0,2}^b = (c_{0,1}^1, c_{1,2}^0), C_{0,2}^c = (c_{0,1}^1, c_{1,3}^1, c_{3,2}^0), C_{0,3}^d = (c_{0,1}^1, c_{1,3}^1, c_{3,3}^1), C_{2,0}^a = c_{2,0}^0 \quad (2-35)$$

这些分支可以也可以如 2-8(c) 所示，被结合进联合解码过程中。例如，我们来考虑一下在状态 $S_{3,3}$ 的解码过程。在标准卷积解码时可能产生的序列有：

$$\hat{Y}_{3,3} = \begin{cases} (\hat{Y}_{3,2}, c_{3,3}^1) = (\hat{Y}_{1,1}, c_{1,3}^1, c_{3,3}^1) = (c_{0,1}^1, c_{1,3}^1, c_{3,3}^1) \\ (\hat{Y}_{1,2}, c_{1,3}^1) = (\hat{Y}_{0,1}, c_{0,1}^1, c_{1,3}^1) = (c_{0,0}^0, c_{0,1}^1, c_{1,3}^1) \end{cases} \quad (2-36)$$

假设：

$$M_{1,2} + \log P(\tilde{y}_3 | c_{1,3}^1) > M_{3,2} + \log P(\tilde{y} | c_{3,3}^1) \quad (2-37)$$

上式等价于：

$$\begin{aligned} \log P(\tilde{y}_1 | c_{0,0}^0) + \log P(\tilde{y}_2 | c_{0,1}^1) + \log P(\tilde{y}_3 | c_{1,3}^1) > \\ \log P(\tilde{y}_1 | c_{0,1}^1) + \log P(\tilde{y}_2 | c_{1,3}^1) + \log P(\tilde{y}_3 | c_{3,3}^1) \end{aligned} \quad (2-38)$$

这样，输出序列为 $\hat{X}_{3,3} = (0, 1, 1)$ ，而这是一个无效的非 VLC 码字，会直接导致 VLC 解码错误。

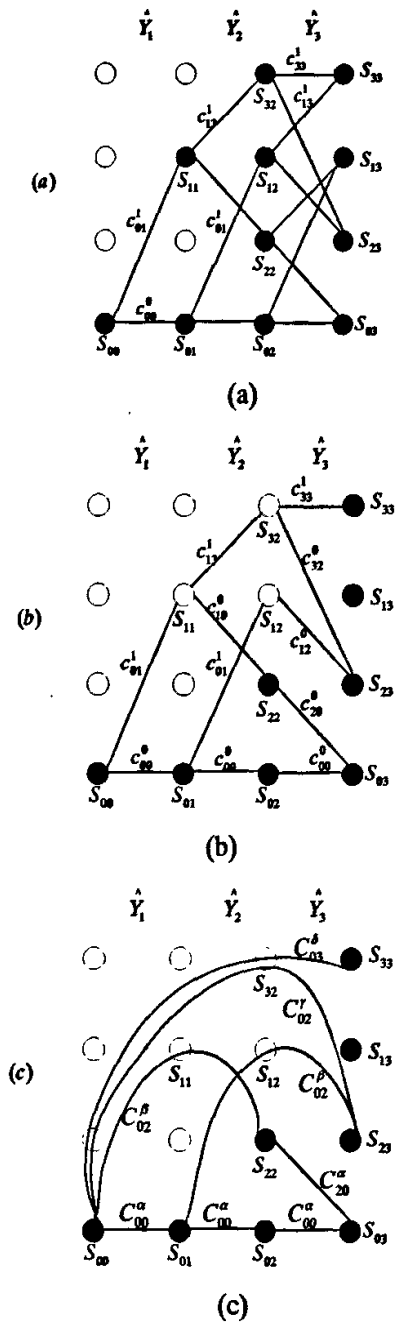


图 2-8 (a) 标准卷积码解码 (b) 联合解码中对应的有效路径
(c) 改进格状图中可变长分支

Fig.2-8 (a) Standard convolutional decoding trellis (b) Subset of trellis branches that correspond to valid bit sequences, which is used to construct variable length branches for the joint decoding (c) Variable length branches in the modified trellis

而在联合解码过程中，可能的解码序列只有：

$$\hat{Y}_{3,3} = (\hat{Y}_{0,0}, C_{0,3}^\delta) = C_{0,3}^\delta \quad (2-39)$$

这对应于：

$$\hat{W}_{3,3} = (\hat{W}_{0,0}, \delta) = \delta \quad (2-40)$$

由上面这个例子可以看出，在 Lakvoic 提出的联合编码过程中的每一步，都可以直接找到解码的可变长符号序列，而标准卷积解码过程得到的序列，还需要另外的可变长解码器进行处理。另外，卷积解码过程获得的 $\hat{X}_{m,j}$ 不一定是一个有效的可变长编码序列，这样会直接导致在可变长解码时的解码错误，而 Lakvoic 的联合解码器则可以在解码过程中直接去除无效的可变长编码码字，减少误码率。但是通过试验仿真，发现这种方法虽然能在解码时删除掉一些无效可变长码字，其解码性能的提高却不是非常明显。经过研究发现，由于它并不能合理地利用编码端的冗余信息，大大限制了解码性能，因此，我们提出了一种基于 MAP 解码的一体化解码器 (I-JSCD) 来进一步提高联合解码的性能。

2. 4. 3 MAP 解码机制

首先让我们来看一下，当一个一阶马尔可夫信源序列经过可变长编码及卷积编码之后再通过噪声信道传输的情况。这个可以由公式 (2-41) 来表示。 \hat{Y}_i 是所有的传输序列 $\{Y_i\}$ 中具有最大可能性的传输序列。

$$\hat{Y}_i = \arg \max_{Y_i} \frac{\Pr(\tilde{Y} | Y_i) \Pr(Y_i)}{\Pr(\tilde{Y})} \quad (2-41)$$

可以注意到 Y_i 和 X_i 之间是一一映射，这样具有最大可能的可变长编码码流 \hat{X}_i 可以通过下式计算

$$\hat{X}_i = \arg \max_{X_i} \frac{\Pr(\tilde{Y} | Y_i) \Pr(X_i)}{\Pr(\tilde{Y})} \quad (2-42)$$

对卷积码和定长码来说，因为码长相等，可以近似的认为其对公式 (3. 28) 的影响基本上近似相等，可以忽略不计。然而对可变长码来说， $\Pr(\tilde{Y})$ 的计算是比较复杂的，为了简化

解码器的操作, 我们使用由 Park 和 Miller^[60]提出的对 $\Pr(\tilde{Y})$ 的近似估计。由于信源是一阶马尔可夫信源, 我们可以得到:

$$\hat{X}_i = \arg \max_{x_i} \left(\frac{\Pr(\tilde{y}_1 | y_{i1}) \Pr(x_{i1})}{2^{-V(\tilde{y}_1)}} \times \prod_{k=2}^L \frac{\Pr(\tilde{Y}_k | Y_{ik}) \Pr(x_{ik} | x_{i(k-1)})}{2^{-V(\tilde{y}_k)}} \right) \quad (2-43)$$

这里 $V(\tilde{y}_k)$ 是用于编码 \tilde{y}_k 的比特数, $\Pr(x_{i1})$ 是码字 x_{i1} 首先被传输的概率, $\Pr(x_{ik} | x_{i(k-1)})$ 是码字 $x_{i(k-1)}$ 传输之后接着传输 x_{ik} 的概率。公式 (2-43) 也可以写成如下的形式:

$$\hat{X}_i = \arg \max_{x_i} [(\log \Pr(\tilde{y}_1 | y_{i1}) + \log \Pr(x_{i1}) + V(\tilde{y}_1) \log 2) + \sum_{k=2}^L (\log \Pr(\tilde{Y}_k | Y_{ik}) + \log \Pr(x_{ik} | x_{i(k-1)}) + V(\tilde{y}_k) \log 2)] \quad (2-44)$$

这种形式和卷积解码的路径网格非常相似, 本文中我们就采用公式 (2-44) 作为联合解码的路径网格。该路径网格包括三个部分: $\Pr(\tilde{Y}_k | Y_{ik})$, $\Pr(x_{ik} | x_{i(k-1)})$ 和 $V(\tilde{y}_k)$ 。
 $\Pr(\tilde{Y}_k | Y_{ik})$ 完全依赖于信道的状况, $\Pr(x_{ik} | x_{i(k-1)})$ 则依赖于信源的统计特性。可以看出信源和信道的统计特性对网格路径的计算都是非常关键的。

2.5 视频传输的仿真结果

在视频序列中, 相邻块的运动矢量在空间上和时间上总具有一定程度的相关性。一帧图像中的相邻宏块往往代表一个物体的不同部分, 因此总会表现出相似的运动性, 而连续帧中相关的宏块也往往是同一物体的各个部分, 其运动矢量也会有一定程度的相似性。由于这种运动矢量的相关性, 我们可以假定运动矢量是一个一阶马尔可夫序列^[93]。

在我们的试验中, 采用 H.264 (JM8.6)^[94]作为信源编码器, 选择了 Forman 序列的第 40 帧到 54 帧, 因为这部分有较强的运动性。这十五帧被编为一个 I 帧和 14 个 P 帧, 编码码率为 72kbps。每一帧作为一个 slice, 采用 CAVLC^[86]编码, 并用数据分区^[95]将编码码流分为三个分区码流。分区 A 包括头信息, 宏块类型, CBP, 帧内及帧间 DCT 系数, 帧内, 帧

间预测模式等语法元素，分区 B 存放水平运动矢量，而分区 C 则存放垂直运动矢量。这三个码流在传输时分别进行不同的信道保护。分区 A 的码流用较强的卷积码保护来保证其在解码端能完全正确地解出编码信息。分区 B 和 C 则采用 (2, 1, 2) 卷积码对其进行前向错误保护 (FEC)，其连接矢量分别采用 $g^{(1)}=5$ 和 $g^{(2)}=7$ 。之后这三个码流分别经过 BPSK 调制并送入 AWGN 信道。

在解码端，分区 A 的码流经过卷积解码和 CAVLC 解码。分区 B 和 C 则采用我们提出的联合解码的办法来进行解码。为了便于比较，还同时给出了分离解码系统的解码结果和仿真 lakovic^[92]的解码结果。信源概率分布的获得也是根据这一段相同序列，在解码过程中我们首先估计一部分码流的概率分布，然后随着解码过程的继续及时更新概率分布。对每一个 SNR，我们都做了 50 次仿真进行平均。

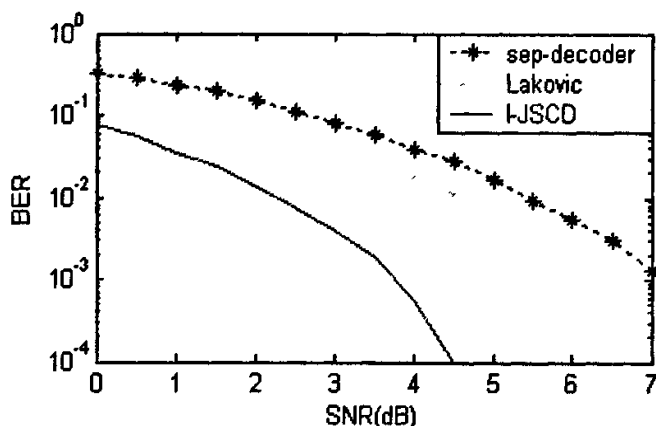


图 2-9 不同 SNR 下的 BER 性能
Fig.2-9 BER performance under different SNR

图 2-9 给出了在不同的 SNR 下，三种解码机制的 BER（误码率）性能。我们可以发现 I-JSCD 优于 lakovic 和分离解码系统。当 BER 为 10^{-3} 时，I-JSCD 的 SNR 值比 lakovic 改善 2.2dB，比分离系统改善 3.4dB。

图 2-10 绘出了在不同的 SNR 下，解码重建视频序列的 PSNR Y 分量的平均值。可以看出，我们的 I-JSCD 的性能是最好的。当 SNR 为 3 时，与 lakovic 和分离解码系统相比，PSNR 值分别提高 7.5dB 和 12dB。

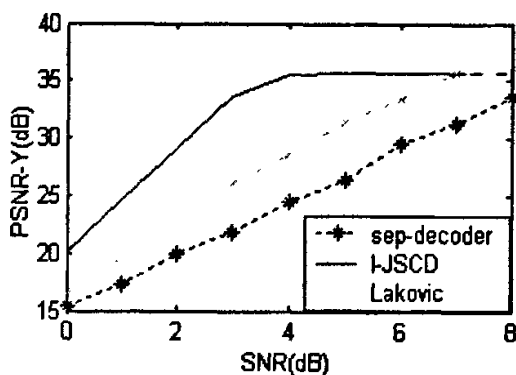


图 2-10 不同 SNR 下的平均 PSNR-Y
Fig 2-10 Average PSNR-Y under different SNR

图 2-11 绘出了当信道 SNR 为 2 时视频重建序列 PSNR-Y 分量数值的逐帧比较。为便于比较, 在 H. 264 解码端, 我们采用相同的错误掩盖方法, 当探测到错误数据的时候就直接拷贝上一帧的数据。从图 2-11 可以看出当解码帧逐渐增加时, lakovic 和分离系统的 PSNR 值下降得很快, 这意味着误码扩散得比较厉害, 而我们的 I-JSCD 则相对地能保持稳定。

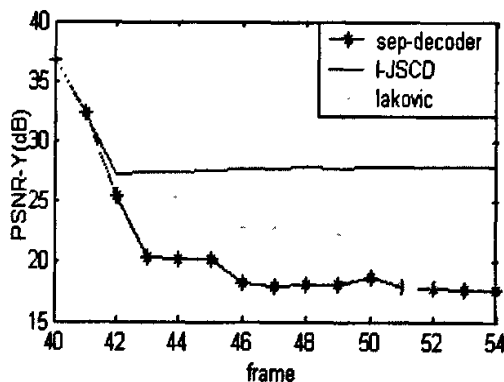


图 2-11 SNR = 2 时解码序列的 PSNR
Fig.2-11 Frame by frame PSNR-Y when SNR=2dB

最后, 从图 2-12 我们可以观察到当 SNR 为 1 和 2 时由各解码器分别解出 Foreman 序列的第 50 帧图像的实际视觉效果, 使我们对联合解码器的性能有一个更清楚的了解。可以看出, 我们的 I-JSCD 能纠正大部分的块错误, 从而获得更好的解码性能。

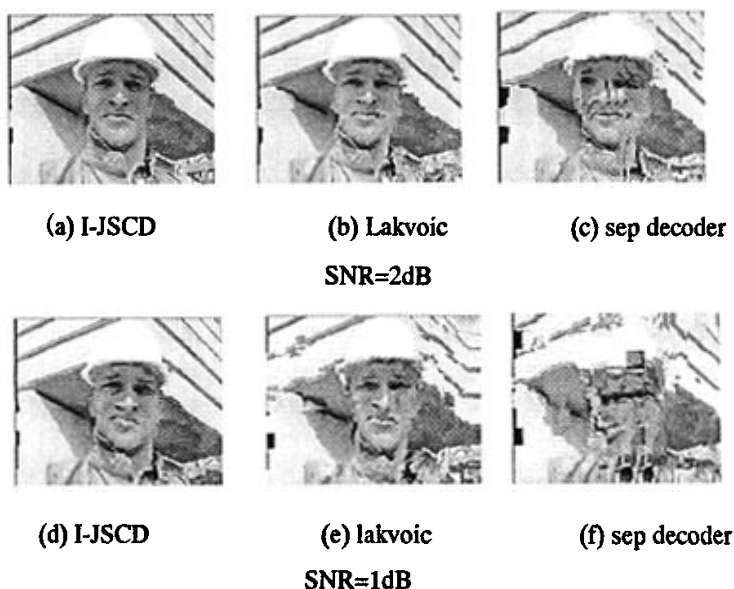


图2-12 Foreman序列的第50帧重建图像
Fig. 2-12 Reconstructed frame 50th

2.6 本章小结

本章提出了一种基于 MAP 的联合信源信道一体化解码方法，将变长码和卷积码解码器结合在一起，构成一个一体化的联合解码器，使其不仅能在解码过程中直接去除无效的可变长编码码字，减少误码率，而且还能利用信源端编码后的残留冗余信息，采用 MAP 方法来提高该解码器的误码纠错能力。在试验仿真时，将该一体化解码器首次用于 H. 264 视频编码码流的运动矢量的解码中。试验结果表明在各种误码率的情况下，我们的 JSCD 优于分离解码系统和其它联合解码系统（本章内容已被 IEEE Transaction on Consumer Electronics 接受并发表）。由此，我们有理由相信我们提出的方法可以作为一种新的视频编码码流的抗误码的方向。

当然，我们的工作也还有很多不足，还只是一个开始，将信源信道联合解码成功地用到视频传输中去，还有很多工作要做，比如我们的仿真试验还只是将联合解码用到了运动矢量的联合解码中，而对其他语法元素如 DCT 系数，预测模式，CBP，宏块类型等还未考虑，因此如何全面应用还需要进一步的工作。其次，在信源编码之后还要经过 NAL 层，传输打包等，这些问题在联合解码时也未考虑。这些工作都将再下一步的工作中逐渐展开。

第三章 LDPC 码与可变长码的联合迭代解码器

当在噪声信道中使用熵编码时，通常是采用纠错编码来保护那些很容易受到噪声干扰的比特码流。虽然 CS, RS 和 RCPC 码经常被用来提供差错保护，但是这些码的纠错能力是非常有限的，而纠错能力很强的低密度校验码(LDPC)目前已引起了人们的高度重视。在本章中，我们提出了一种新的信源信道联合迭代解变长码(VLC)和低密度校验码(LDPC)的解码器。该解码器主要由两个软输入，软输出(SISO)的模块组成，在迭代解码过程中信息交互传递，并能利用 VLC 码字结构和马尔可夫信源之间的相关性来进一步纠正误码，提高解码性能。本章的最后两节将该算法应用于经过噪声信道的图像码流和视频码流的信源信道联合解码当中去，并给出了详细的仿真实验结果及结论，同时还提出了未来工作的研究方向和建议。

3. 1 低密度校验码(LDPC)及解码算法

1962 年，Gallager^[96]首次提出低密度奇偶校验码(LDPC, Low-Density Parity-Check)，作为一种线性分组码，LDPC 码的性能非常接近 Shannon 限。LDPC 码字的主要特点是用简单的稀疏校验矩阵的随机置换和级联来模拟随机码，并在信息的先验概率和信道特性已知情况下进行迭代解码。但是由于当时技术条件的限制，以及人们普遍预期级联码更易于实用化，使 LDPC 码在随后的 30 多年一直默默无闻。直到 1996 年，Mackay^[97]提出了一种基于随机非规则二分图的稀疏矩阵构造方法，使 LDPC 开始接近于实用化。并且，在 GF(8)域中的 LDPC 的性能要优于 Turbo 码。自此，LDPC 重新成为编码界关注的焦点。

3. 1. 1 低密度校验码(LDPC)

LDPC 码是一种线性纠错码。它的校验矩阵 H 中，每行和每列中只有很少的非 0 元素。我们通常研究的 LDPC 码是定义在 GF(2)上的，也就是说这些非零元素就是“1”。LDPC 码的码字 x 就是满足下面校验方程的向量：

$$Hx = 0$$

(3-1)

一个典型的 LDPC 码的校验矩阵 H 如图 3-1 所示:

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

图 3-1 一个 LDPC 码的校验矩阵例子

Fig.3-1 Example of a low-density code matrix

1981 年, Tanner^[98]提出二分图 (Bipartite Graph), 利用它可以比较清晰地看出 LDPC 码的内在结构。二分图由三种元素构成: 变量节点 (Variable Node)、校验节点 (Check Node) 和边 (Edge)。其中每一个变量节点对应于一个信息比特, 每一个校验节点对应于一个校验方程。每一条边分别连接变量节点和校验节点。图 3-2 所示是用二分图表示的 LDPC 码。

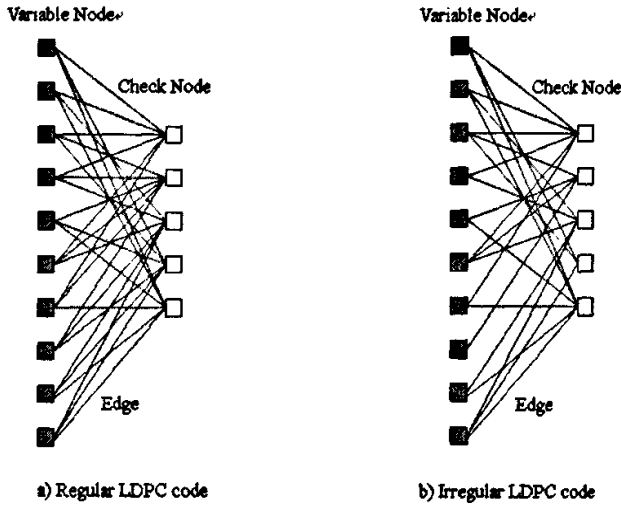


图 3-2 二分图表示的 LDPC 码

Fig. 3-2 Representation of LDPC codes by bipartite graph

对于每一个变量节点, 与它相连的校验节点数称之为该变量节点的度数, 记作 d_v 。对于每一个校验节点, 与它相连的变量节点数称之为该校验节点的度数, 记作 d_c 。如果

LDPC 码校验矩阵的每一个变量节点和校验节点的度数都相同, 就成为规则码 (regular codes), 否则成为非规则码 (irregular codes)。

对于规则 LDPC 码, 我们可以用一对变量节点和校验节点的度分布(d_v, d_c)来表示。它的编码效率为:

$$R = 1 - \frac{d_v}{d_c} \quad (3-2)$$

非规则码通常用度分布对(λ, ρ)来表示, 其中 λ 和 ρ 称为度分布多项式, 并且定义:

$$\lambda(x) = \sum_{i=2}^{\max d_v} \lambda_i x^{i-1} \quad (3-3)$$

$$\rho(x) = \sum_{i=2}^{\max d_c} \rho_i x^{i-1} \quad (3-4)$$

其中 λ_i 表示所有从度数为 i 的校验节点发出的边占二分图中总边数的比例, ρ_i 表示所有从度数为 i 的信息节点发出的边占二分图中总边数的比例。

度分布函数有以下性质:

$$1) \quad \lambda(1) = \rho(1) = 1 \quad (3-5)$$

$$2) \text{ 编码效率 } r \text{ 与度分布对的关系} \quad R = 1 - \frac{\int_0^1 \rho(x) dx}{\int_0^1 \lambda(x) dx} \quad (3-6)$$

$$3) \text{ 信息节点的平均度数} \quad \frac{1}{\int_0^1 \lambda(x) dx} \quad (3-7)$$

$$4) \text{ 校验节点的平均度数} \quad \frac{1}{\int_0^1 \rho(x) dx} \quad (3-8)$$

从严格意义上讲, 对于一个给定的(λ, ρ)的度数分布, 并不能唯一确定一个二分图, 在变量节点和校验节点之间, 可以根据约束的数量而随机的建立连接。但是由于变量节点和校验节点之间并不存在任何关联性, 所有相同分布的二分图都可以通过交换节点的顺序而进行相互转化, 从编解码的角度而言, 这一类二分图所构成的LDPC码是等价的。因此, 对于非规则LDPC码, 如果设计给定了一个二分图的度数分布的话, 也就唯一确定了。

更进一步地, 我们用因子图(Factor Graph)^[99,100]来表示 LDPC 码。在因子图中, 变量节点用(=)表示, 校验节点用(+)表示, 如图 3-3 所示。他们具有如下的约束关系。

$$\text{变量节点:} \quad x_1 = x_2 = \dots = x_n \quad (3-9)$$

校验节点:

$$x_1 + x_2 + \dots + x_n = 0$$

(3-10)

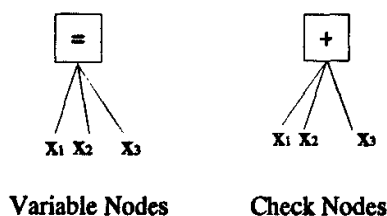


图 3-3 变量节点和校验节点的约束关系
Fig.3-3 Constraint on the variable nodes and check nodes

用变量节点和校验节点的约束关系表示的 LDPC 码如图 3-4 所示。

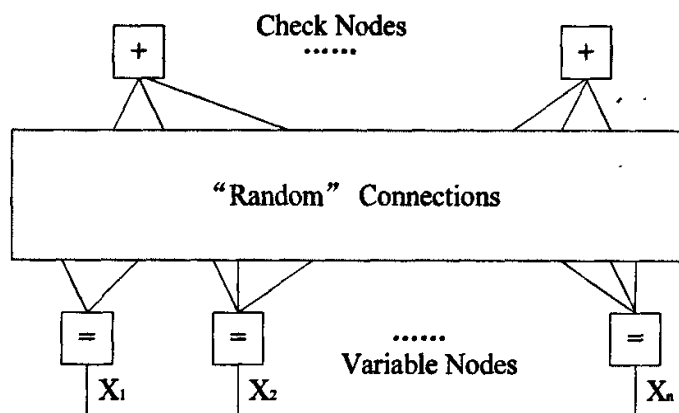


图 3-4 用约束关系表示 LDPC 码
Fig.3-4 representation of LDPC codes by constraints

3. 1. 2 低密度校验码解码算法（置信传播算法 BP）

LDPC 码和著名的 Turbo 码相似, 具有逼近香农极限的性能, 几乎适用于所有信道, 因此成为近年来编码界研究的热点。它能够成功的一个重要原因是它在解码算法上的优势。信道编码的解码算法是决定编码性能和应用前景的一个重要因素。尤其是在长码的条件下, 解码算法的复杂度决定了编码的前途。但是通常分组码的解码复杂度与码长成指数关系, 码长增大到一定程度后, 复杂度的增加将是不可控制的, 无法实际应用。与一般的分组码相比, LDPC 码优势在于其解码复杂度与校验矩阵中“1”的数目成比例。而通常情况下 LDPC 码校验矩阵的稀疏性与码长是成线性关系, 这就克服了 LDPC 码在码长变长时所面临的解码算法复杂度问题, 使 LDPC 长码的应用成为可能。而且由于校验矩阵的稀疏特性, 在长的编码分组时,

相距很远的信息比特参与统一校验,这使得连续的突发差错对解码的影响不大,编码本身就具有抗突发差错的特性,不需要交织器的引入,没有因交织器的存在而可能带来的时延。自Gallager以来,关于LDPC码的解码算法已经有了相当多的研究成果,最显著的仍然是置信传播解码算法(BP, Back Propagation)^[96,97]。该算法核心思想在于利用接收到的软信息在比特节点和校验节点之间进行迭代运算,从而获得最大编码增益。

从一个变量节点出发,把因子图变成树状的形式,可以更好地理解置信传播算法。图3-5是一个典型的树形LDPC因子图。这棵树以变量节点 v 为根节点,校验节点 c 为分节点,与在因子图上与变量节点 v 相连的不同于 c 的校验节点为第一层的子节点,在因子图上与第一层的子节点相连的变量节点作为树图中的第二层子节点。以此类推,这样的一棵树可以无限向下生长。

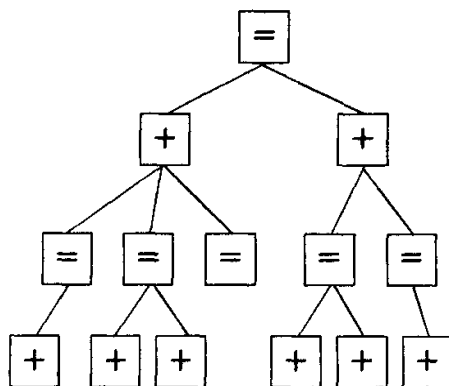


图 3-5 LDPC 码的树状结构
Fig.3-5 Tree structure of LDPC codes

令变量节点为 x_1, x_2, \dots, x_n , 其中 x_i 的定义域是 A_i 。令 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是他们的全局函数, 它的定义域是 $S = A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$ 。定义域 S 被称为组合空间 (configuration space)。对

于 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 它有 n 个边缘函数 $f_i(x_i)$ 。我们可以通过全局函数求出来:

$$\mu_i(x_i) = \sum_{\{x_j\}} f(x_1, \dots, x_n) \quad (3-11)$$

即 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 的第 i 个边缘函数等于 f 对 x_i 的加和。

如果 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 可以分解成很多局部函数, 并且每一个含有 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 部分变量作为参数, 那么有

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{j \in X} f_j(X_j) \quad (3-12)$$

X_j 是 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的子集, $f_j(X_j)$ 是 X_j 做为参量的函数。

任何一个因子图都可以用全局函数表达出来。我们希望利用全局函数和以前求得的中间结果来快速有效的求出所有边缘函数。如果一个因子图是没有环存在, 这个因子图不仅可以用全局函数的因式表示, 而且可以用算术表达式表示, 用与全局函数相关的边缘函数可以计算出来。

我们举例说明, 图 3-6 是一个比较简单的 LDPC 因子图。

它对应的全局函数可以表示为:

$$f(x_1, \dots, x_8) = (f_1(x_1)f_2(x_2)f_3(x_1, x_2, x_3, x_4)) \cdot (f_4(x_4, x_5, x_6)f_5(x_5)(f_6(x_6, x_7, x_8)f_7(x_7))) \quad (3-13)$$

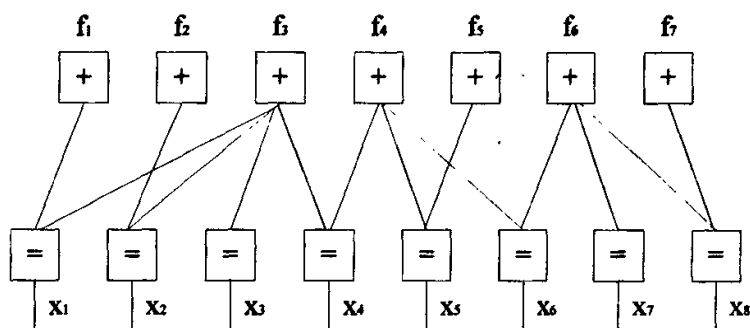


图 3-6 一个 LDPC 码例子的因子图

Fig.3-6 Factor graph of a LDPC codes example

我们希望求出 x_4 对应的边缘函数 $f(x_4)$,

$$\mu_4(x_4) = \sum_{x_1, x_2, \dots, x_8} f(x_1, x_2, \dots, x_8) = \underbrace{\left(\sum_{x_1, x_2, x_3} f_1(x_1)f_2(x_2)f_3(x_1, x_2, x_3, x_4) \right)}_{\mu_{f_3 \rightarrow x_4}} \cdot \underbrace{\left(\sum_{x_5, x_6} f_4(x_4, x_5, x_6)f_5(x_5) \left(\sum_{x_7, x_8} f_6(x_6, x_7, x_8)f_7(x_7) \right) \right)}_{\mu_{f_4 \rightarrow x_4}} \quad (3-14)$$

上式中, $\mu_{f_3 \rightarrow x_4}(x_4)$, $\mu_{f_4 \rightarrow x_4}(x_4)$, $\mu_{f_6 \rightarrow x_6}(x_6)$ 分别表示了对应的括号内的和式。 $\mu_{f_3 \rightarrow x_4}(x_4)$, $\mu_{f_4 \rightarrow x_4}(x_4)$ 仅是 x_4 的函数, 而 $\mu_{f_6 \rightarrow x_6}(x_6)$ 仅是 x_6 的函数。这样(3.13)式可以简记为:

$$\mu_4(x_4) = (\mu_{f_3 \rightarrow x_4}) \cdot (\mu_{f_4 \rightarrow x_4}) \quad (3-15)$$

因子图3-6对应的树型结构图如图3-7所示。

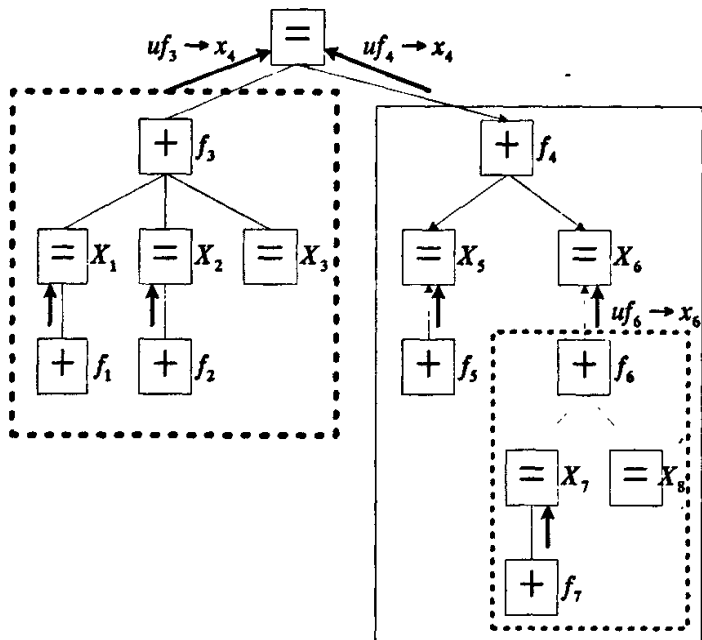


图 3-7 一个 LDPC 码例子的树形结构

Fig. 3-7 Tree structure of A LDPC codes example

LDPC 的置信传播算法就是外信息在变量节点和检验节点组成的树型结构中进行迭代传递。每一次迭代过程中，每一个树叶节点传递外信息给上一层的父节点，父节点等待所有子节点的外信息全部得到后，把计算出的外信息传递给它的父节点，一直这样传递下去直到根节点，得到变量节点的外信息。可以把因子图表示成树型结构是有条件的，即二分图中没有环路出现。这样树型结构的每一层子节点就不会出现重复的节点，每一个节点的信息是相互独立的，在迭代过程中才可以帮助其它的节点逼近正确值。反之，如果二分图中有一个环路，那么经过其他路径传递来的判决信息很有可能与节点原先自身的判决信息相关，以后的迭代过程可能会重复这个循环，造成迭代解码的算法不收敛。

二分图中的环路对于置信传播算法性能的影响是至关重要的。环路的周长越长，数量越少，解码器的有效解码周期越长，受影响的信息节点越少^[101-104]，性能下降的越少。对于

一个有限长度的码字而言，环路通常很难避免，不过无论如何不能含有周长为 4 的环路，同时应该尽量减少其他小环路的数量。

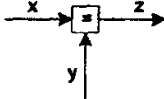
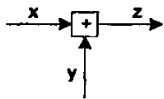
假设码字 $x_i \in GF(2)$ ，那么外信息可以表示为： $\begin{pmatrix} \mu_x(0) \\ \mu_x(1) \end{pmatrix}$ 。通常用概率似然比

$L_x \triangleq \log \frac{\mu_x(0)}{\mu_x(1)}$ 作为因子图中的传递信息。在因子图中，变量节点和校验节点的外信息更新方

程如表 3-1 所示^[99]。

表 3-1 外信息在变量节点和校验节点的更新

Table 3-1 Update extrinsic information at the variable nodes and check nodes

<p>变量节点</p> 	$\begin{pmatrix} \mu_z(0) \\ \mu_z(1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_x(0)\mu_y(0) \\ \mu_x(1)\mu_y(1) \end{pmatrix}$ $L_z = L_x + L_y$
<p>校验节点</p> 	$\begin{pmatrix} \mu_z(0) \\ \mu_z(1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_x(0)\mu_y(0) + \mu_x(1)\mu_y(1) \\ \mu_x(0)\mu_y(1) + \mu_x(1)\mu_y(0) \end{pmatrix}$ $\tanh\left(\frac{L_z}{2}\right) = \tanh\left(\frac{L_x}{2}\right)\tanh\left(\frac{L_y}{2}\right)$

这样，我们就可以给出置信传播算法的解码步骤^[105]。

假设 LDPC 码字的校验矩阵是 $H = [H_m]$ ， m 是行（即校验节点）索引值， l 是列（即变量节点）索引值。置信传播解码算法首先获得每一个比特 l 的先验对数似然比率 LLR（log-likelihood ratios）值 $L(p_l)$ ， $L(q_{l \rightarrow m})$ 代表从变量节点到校验节点的信息，而 $L(r_{m \rightarrow l})$ 则代表从校验节点到变量节点的信息。

第一步：初始化

$$L(q_{l \rightarrow m}) = L(p_l), L(r_{m \rightarrow l}) = 0 \quad (3-16)$$

第二步：计算校验节点到变量节点的信息：

$$L(r_{m \rightarrow l}) = 2 \tanh^{-1} \left(\prod_{l \in \lambda(m) \setminus l} \tanh(L(q_{l \rightarrow m})/2) \right) \quad (3-17)$$

第三步：计算变量节点到校验节点的信息

$$L(q_{l \rightarrow m}) = L(p_l) + \sum_{m \in \mu(l) \setminus m} L(r_{m \rightarrow l}) \quad (3-18)$$

第四步：检验是否结束

$$L(q_i) = L(p_i) + \sum_{n \in \pi(i)} L(r_{n-i}) \quad (3-19)$$

由 $L(q_i)$ 获得硬判决，输出解码结果 \hat{x} ，检验其是否满足校验矩阵。如果 $H\hat{x} = 0$ ，则认为解码正确，输出结果 \hat{x} ，否则，重复第二步到第四步，直到迭代结束。

基于 \log 域的 BP 算法中只有加减法和查表操作，非常适合硬件实现。且从本质上讲 BP 算法是一种并行算法，即每一步的运算都可以同时进行，因而在硬件实现中能够取得极大的解码速度。而且通常情况下 LDPC 的解码错误都是“可检测的”，也就是通过校验子的判别可以知道解码成功与否，很容易联想到该性质特别适合无线通信中的 ARQ 传输。

3. 2 联合信源信道可变长解码器 (JVLD) 的设计

由于信道总是存在干扰的，特别是在无线信道中，噪声影响非常复杂，可能会使信息的传递产生差错。采用可变长编码 (VLC, Variable-Length Coding) 的信源在信道传输中如果出现错误，会造成误差的“扩散效应”。如果差错较大，会造成解码器的同步丢失甚至直接停止解码。由此，为了尽量降低解码误码率，如序论中所述，人们开始寻找联合信源信道特性的解码方法。

在本节中，我们首先介绍 Sayood 和 Demir^[61]提出的符号受限的联合可变长码解码，然后再介绍 Park 和 Miller^[60]提出的比特受限的联合可变长码解码，并在此基础上提出我们的改进的联合解码算法 JVLD。

3. 2. 1 符号受限的联合解码

Sayood 提出的联合解码器是基于最大后验概率 (MAP) 解码，它将信道和信源的统计特性结合在一起来在格状图中寻找最佳路径，如图 3-8 所示。它属于符号受限的格状搜索解码图。为了尽量防止误码扩散，一般在信源端进行可变长编码时都会将待编码符号数据进行分段处理，这里，假设我们将 N 个符号分为一段，这 N 个符号经过 VLC 信源编码后的比特长度为 M 。由于是可变长编码，不同的数据段编码后的比特长度也会各不相同。也就是说，对不同的 N 个符号进行可变长编码，其编码后的比特长度 M 是不相同的。图 3-8

中最上面的数字代表截至到当前解码时刻已经解码的信源符号数，它的垂直方向各虚线方框则表示当前解码符号的各种可能值，若编码符号集中有 S 个符号，则当前解码符号就应该有 S 种可能的取值。可以

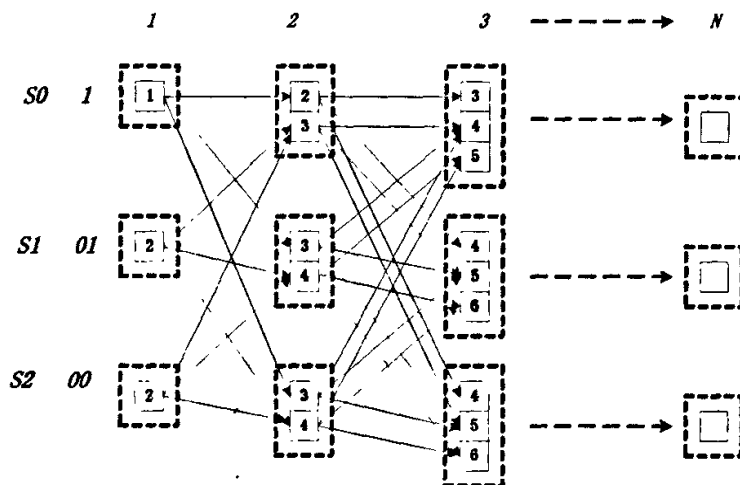


图 3-8 符号受限的格状搜索图
Fig. 3-8 Symbol-constrained trellis graph

看出，由于前一解码时刻已解码的比特数不同（即解码路径不同）的，所以即使当前解码时刻解出的是同一个符号，也会产生各不相同的比特数。各虚线框中的实线框中的数字表示截至到当前解码符号为止各条解码路径已经使用的比特数。举例说明，假设符号集为 $\{S_0, S_1, S_2\}$ ，信源符号数 S 为 3，按照 VLC 编码 $S_0 = 1, S_1 = 01, S_2 = 00$ 。若已解码符号数为 3，且当前解码符号为 S_2 ，若解码符号序列（也可以说是解码路径）为 $S_0S_0S_2$ ，则使用的比特数为 $1+1+2=4$ 。若解码符号序列为 $S_0S_1S_2$ ， $S_0S_2S_2$ ， $S_1S_0S_2$ 或 $S_2S_0S_2$ ，则使用的比特数为 $1+2+2=5$ ，而如果解码符号序列为 $S_1S_1S_2$ ， $S_2S_1S_2$ 或 $S_2S_2S_2$ ，那么使用的比特数为 $2+2+2=6$ ，这些路径如图 3-9 中粗线所示。

我们可以看出，这个格状图与维特比解码器非常相似，但却比维特比解码器复杂。维特比解码器在每一个时刻只需要保留一条最佳路径，删掉其他路径并不会影响解码性能。但对可变长编码来说，进入一个状态的每一条路径可能用掉了不同的比特数，不同的路径删减方式会影响到输出路径的最优性。从图 3-9 还可以看出这个格状图随着解码符号数的增加，其可能的路径数也会越来越多，这使得路径度量计算复杂度越来越高。很显然，通

过全局搜索所有路径来获得最佳路径是不可能的，因为计算复杂度太高，且效率不高。因此，如何在可接受的搜索复杂度下寻找最佳路径就成了首要问题。

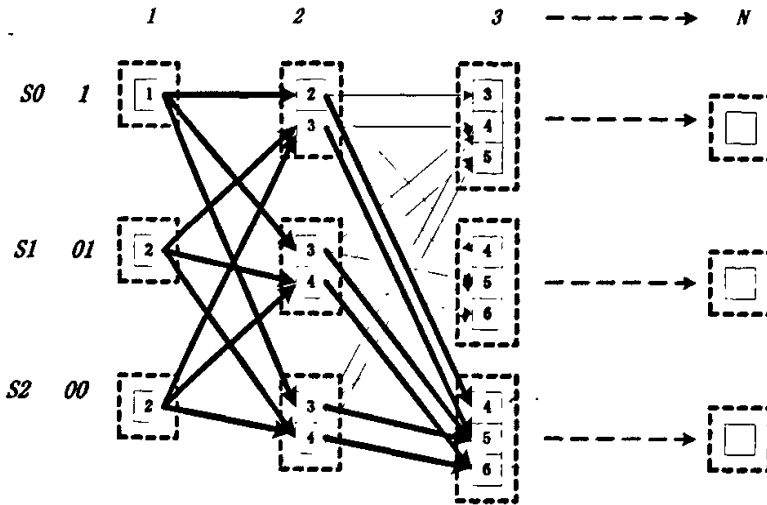


图 3-9 符号受限的格状搜索路径示意图
Fig. 3-9 Symbol-constrained trellis graph

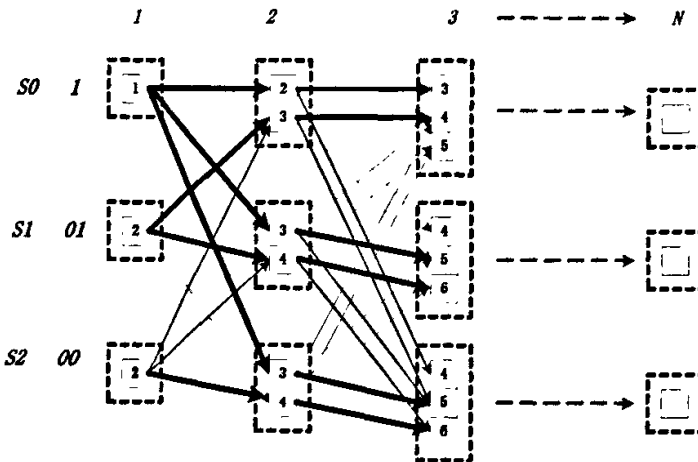


图 3-10 只保留两条路径的符号受限的格状图
Fig. 3-10 Symbol-constrained trellis graph only keep 2 paths at every state

Sayood 采用的删除路径的方式是在每一个符号解码时刻，对应的每一种可能的符号状态只保留 L 条最佳路径，以此来限制随着解码符号数的增加，不断增加的路径数。如图 3-10 所示，这里，假设保留路径数为 2，只保留图中粗线所示的路径，并删除其余路径。

Sayood 在选择最佳路径时采用基于 MAP 的度量方法，MAP 解码我们已在第二章做了介绍。Sayood 给出的 MAP 解码度量的近似公式如下式所示：

$$\prod_{i=1}^N \frac{P(\hat{y}_i | y_i) P(y_i | y_{i-1})}{2^{-V(\hat{y}_i)}} \quad (3-20)$$

上式也可以写成对数形式，便于程序实现：

$$\sum_{i=1}^N [\log P(\hat{y}_i | y_i) P(y_i | y_{i-1}) + V(\hat{y}_i) \log 2] \quad (3-21)$$

这样，就可以根据路径度量公式 (3.20) 的数值大小来决定保留的路径，数值越大，代表其可能是最佳路径的概率越大。整个解码过程一直进行到生存路径的长度等于接收到比特序列的长度。最后，后向搜索寻找最佳路径序列，先在所有的路径列表中找出解码序列比特数正确的解码路径，再从中找出累积度量最大的路径作为最终解码的输出序列。在解码结束时，把具有正确符号数和比特数，并且度量值最大的路径作为解码器的输出结果。如果没有一条路径具有正确的比特数，解码器选择度量值最大的路径作为解码的输出结果。

3. 2. 2 比特受限的联合解码

与符号受限的格状图不同，Park 和 Miller 提出的比特受限搜索格状图，如图 3-11 所示。与上小节不同的是，在符号受限的格状图中每一条路径都包含相同的符号数，而在比特受限的格状图中，每一条路径都包含相同的比特数。这样，在每一个解码时刻所搜索的路径都含有相同的比特数，这和符号受限的格状图在每一个解码时刻所搜索的路径都含有相同的符号数正好相反。由图 3-11 可以看出，最上面水平方向列出的数字是已经解码的比特数，同样也代表当前解码时刻。在每一个解码时刻，同样有 S 种可能的解码状态，虚线框表示在当前解码时刻的解码符号状态，同时，由于在前一解码时刻的路径各不相同，尽管到当前时刻所用的总比特数相同，但解码出的符号总数会不相同，虚线框内的实线框中的数字表示的是该条路径在当前时刻已解出的符号总数。举个例子，若当前解码时刻为 4

且当前解码符号为 S_1 ，可能的路径有 $S_0S_0S_1$ ， S_1S_1 ，和 S_2S_1 ，这三条路径都分别用了 4 个比特，而它们的符号总数分别为 3，2，2，如图 3-12 中粗线所示。

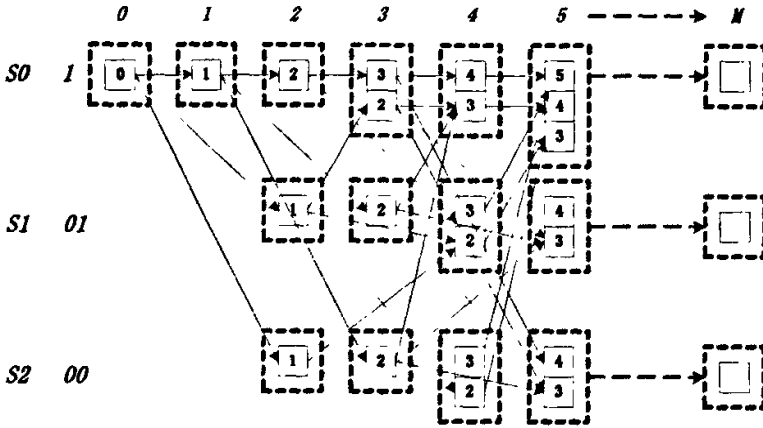


图 3-11 比特受限的格状搜索图
Fig. 3-11 Bit constrained trellis graph

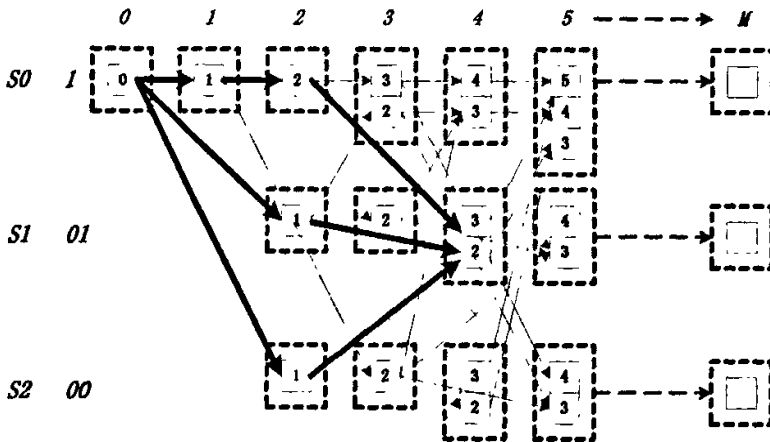


图 3-12 比特受限的格状搜索路径示意图
Fig. 3-12 Bit constrained trellis graph

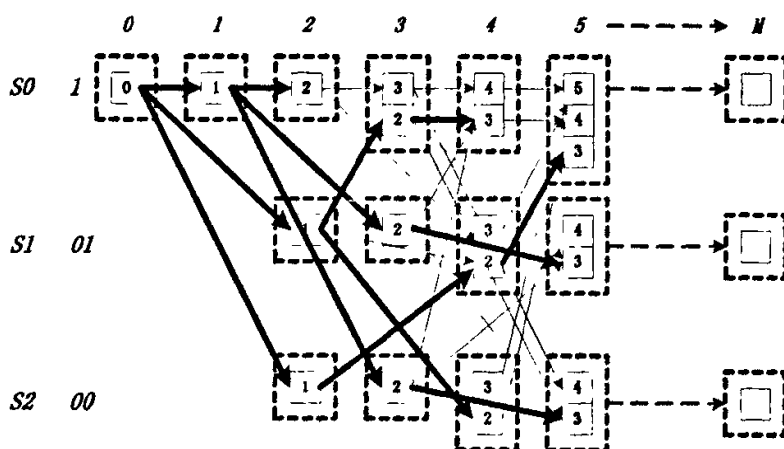


图 3-13 只保留 1 条路径的比特受限的格状示意图

Fig. 3-13 Bit-constrained trellis graph only keep 1 paths at every state

可以看出，比特受限的格状图中路径数随着解码比特数的增加也在不断增加，使得路径度量的计算复杂度越来越大。这里，我们举一个简单的例子，对一幅 256×256 的图像编码时，做一行一行分段处理，且编码元素符号数为 8，若将某一行图像的 256 个图像元素做 VLC 编码之后，其比特总数为 429，则根据比特受限的格状图，它可能有的路径总数有 1365 条^[60]。很显然，通过全局搜索所有路径来获到最佳路径计算复杂度太高，且效率不高。因此，需要寻找在可接收的搜索复杂度下搜索最佳路径的方法。Park 和 Miller 提出的删除策略是在每一个解码时刻对应的每一种解码状态下都保留 N 条最佳路径，由此可以大大减少算法的计算复杂度。图 3-13 给出了一个简单的删除示意图，在每一个解码状态上都只保留一条路径，如图 3-13 中粗线所示，其余路径都一一删除。比特受限的解码度量可使用基于 MAP 的方式解码，也可基于 MMSE 的方式解码。

3. 2. 3 改进的比特受限的联合可变长联合解码 (JVLVD)

在仿真符号受限的联合解码和比特受限的联合解码的过程中，我们发现符号受限联合解码的性能低于比特受限联合解码的性能。这可能是由于比特受限的解码精确度较符号受限的解码精确度高。同时还发现，在比特受限的解码过程中，在每一个比特解码时刻，若要在每一种解码状态下都保留 N 条最佳路径，实际上加大了的搜索的路径复杂度，同时还

限制了最佳路径的选择。基于以上考虑, 我们提出了改进的比特受限可变长联合解码算法。

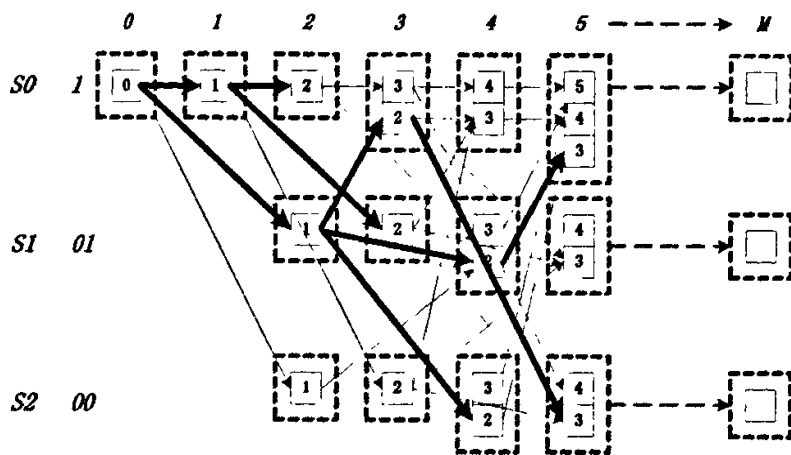


图 3-14 改进的符号受限的格状搜索示意图
Fig. 3-14 Promoted Bit-constrained trellis graph

在每一个比特解码时刻, 其最佳的一些路径并不一定会散布于各种可能的解码状态, 而有可能只存在于一个和几个解码状态中, 因此, 不同于 Park 和 Miller 的删除方法, 在每个解码状态都保留若干条最优路径, 我们采用的删除方式为在每一个比特解码时刻, 将所有有效路径进行排序, 保留最优的 N 条路径^[106]。示意图如图 3-14 所示, 该图中在每一个解码时刻, 只保留各种可能的路径中的两条最佳路径。很明显, 当编码符号集的数目增大时, 该方法会大大降低计算复杂度。

对于路径度量的选择标准, 我们采用基于 MAP 的解码度量。假设一组一阶马尔可夫信源 $W = (w_0, w_1, \dots, w_{V-1})$ 包含有 V 个信源符号 w_i , 该信源经 VLC 编码变成 $X = (x_0, x_1, \dots, x_{V-1})$, 其中每一个 w_i 都被编码成不同长度的比特矢量 $w_i = x_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{v_i})$, v_i 表示 x_i 的比特长度。将这些比特矢量串连到一起就可以组成长度为 M 的一个二进制序列。然后这个序列 X 通过噪声信道之后变成 $\tilde{X} = (\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_{V-1})$, 这样我们就可以得到这个序列的后验概率:

$$P(X|\tilde{X}) = \prod_{i=0}^{V-1} \frac{P(\tilde{x}_i|x_i)P(x_i|x_{i-1})}{2^{-v(\tilde{x}_i)}} = \prod_{i=0}^{V-1} \frac{(\prod_{j=1}^{v_i} P(x_i^j|x_i^j)P(x_i|x_{i-1}))}{2^{-v(\tilde{x}_i)}} \quad (3-22)$$

这里, $P(\tilde{x}_i | x_i)$ 依赖于信道特性, $P(x_i | x_{i-1})$ 则依赖于信源统计特性, $V(\tilde{x}_i)$ 代表编码 \tilde{x}_i 所需要的比特数。

本文中, 我们采用公式 (3.22) 的对数形式来表示路径度量标准:

$$\log P(X | \tilde{X}) = \sum_{i=0}^{V-1} \left[\left(\sum_{j=1}^k \log P(x_i^j | x_i^j) \right) + \log P(x_i | x_{i-1}) + V(\tilde{x}_i) \log 2 \right] \quad (3-23)$$

这样我们的联合信源信道可变长解码器 JVLD 就包含了一个前向的扩充累积路径的过程和一个后向的回退路径搜索过程来寻找最佳的具有最大后验概率的路径。每一条路径的度量由公式 (3.23) 表示。数值越大, 代表其可能是最佳路径的概率越大。整个解码过程一直进行到解码路径的长度等于接收到比特序列的长度。最后, 后向搜索寻找最佳路径序列, 先在所有的路径列表找出解码符号数正确的解码路径, 再从中找出累积度量值最大的路径作为最终解码的输出序列。在解码结束时, 把具有正确符号数和比特数, 并且度量值最大的路径作为解码器的输出结果。如果没有一条路径具有正确的符号数, 解码器选择累积度量值最大的路径作为解码的输出结果。

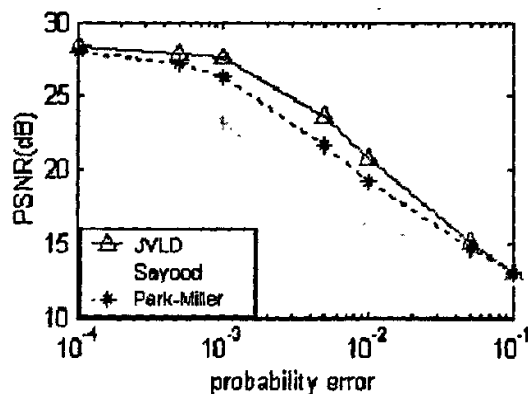


图 3-15 JVLD 与 Sayood 等解码算法的性能比较
Fig. 3-15 Performance results of JVLD and other methods

图 3-15 给出了我们的 JVLD 与 Sayood 解码算法和 Park-Miller 解码算法的性能比较, 这里, 我们采用了和 Sayood 算法一样的数据源, 256×256 Lena 图像经过 4 级 DPCM 量化之后, 做 NCE 编码, 编码符号集变为 0—15, 再经 Huffman 编码之后通过 BSC 信道, 传送时分包传送, 每 128 个符号为一个包。仿真 Sayood 算法和 Miller 算法时, 每一个解码时刻的每一种解码状态下都保留 4 条最佳路径 (也就是说在每一个解码时刻共保留 64 条路

径)，而在我们的 JVLD 解码时，在每一个解码时刻只保留 $N=16$ 条最佳路径。从图 3-15 可以看出，我们的 JVLD 性能优于其他解码算法，尤其当差错概率在 10^{-3} ~ 10^{-5} 时较前两种算法解码性能有明显提高。比如说，当差错概率为 5×10^{-3} 时，我们的 JVLD 恢复出来的图像的 PSNR 值分别优于 Sayood 算法 6.15dB，Miller 算法 1.94dB。同时搜索复杂度也是最低的，解码时间也大大减少。

3.3 联合可变长解码和 LDPC 解码的迭代解码器的设计

3.3.1 问题的提出

上一节讲述了信源信道联合可变长解码器的设计，我们可以看出，虽然说是信源信道联合的方式，实际上并没有信道编码和信道解码的部分，而只是联合考虑了信道的统计特性，来增强可变长解码器的纠错能力。这种解码器在较温和的噪声信道条件下是比较适用的，相对于分离解码，解码性能有一定的提高。但当信道特性较差时，就必须要在信源编码之后添加信道编码来增加码字的抗误码能力。由此，我们想要设计一个新的将信源解码和信道解码联合到一起的解码器。低密度校验码 (LDPC) 的纠错性能目前已引起了人们的广泛注意，其计算复杂度低于 turbo 码^[107]。通常来说，信源编码和信道编码之间要有交织器将二者分开。由于 LDPC 是基于随机二分图构建的，选择合适的检验矩阵可以使 LDPC 编码器产生适合直接与信源编码输出串连的码字，这样就可以避免交织器的使用，减小延迟^[108]。但是，单独分离的 LDPC 解码及可变长解码的解码能力还是有限，目前来说，将 LDPC 与变长码解码联合到一起的解码器研究还较少。为了进一步提高解码性能，我们提出了一种新的联合可变长和 LDPC 码的迭代解码器。

3.3.2 信源信道联合迭代解码器的设计

由此，本小节想要设计一种新的将 VLC 解码和 LDPC 解码联合到一起进行迭代解码的解码器。该联合信源信道迭代解码器结构图如图 3-16 所示。假设一阶马尔可夫信源 $W = (w_0, w_1, \dots, w_{N-1})$ 被可变长编码为一个二进制序列 $X = (x_0, x_1, \dots, x_{M-1})$ ，并进一步被 LDPC 编码为 $Y = (y_0, y_1, \dots, y_{N-1})$ ，然后这个序列通过了噪声信道，在接收端，接收到的序列为

$\tilde{Y} = (\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_{N-1})$ 。该序列首先被 LDPC 解码器解码, 输出软信息, 即 \tilde{x}_k 的 LLR: $L(\tilde{x}_k)$, 它的定义为 $L(\tilde{x}_k) = \log \frac{P(\tilde{x}_k = 0 | \tilde{Y})}{P(\tilde{x}_k = 1 | \tilde{Y})}$, 为了将其用于 JVLD, 我们对它做如下变换, 得到 $P(\tilde{x}_k)$:

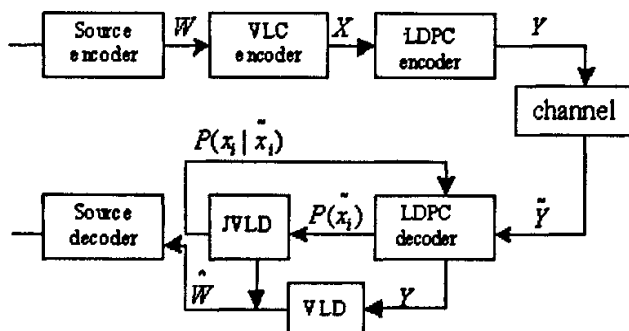


图 3-16 联合信源信道迭代解码器结构图

Fig.3-16 Iterative joint source and channel decoder structure

$$P(\tilde{x}_k = l) = \begin{cases} \frac{\exp(L(\tilde{x}_k))}{1 + \exp(L(\tilde{x}_k))} & \text{if } l = 0 \\ \frac{1}{1 + \exp(L(\tilde{x}_k))} & \text{if } l = 1 \end{cases} \quad (3-24)$$

这里, $\tilde{X} = \{\tilde{x}_0, \tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_{M-1}\}$ 可以认为是 $X = (x_0, x_1, \dots, x_{M-1})$ 通过了噪声信道, 这样就可以用 $P(\tilde{x}_k)$ 来替换公式 (3.22) 中的 $P(x'_i | x'_i)$ 。接着在 JVLD 中, 联合信源冗余信息 $P(x_i | x_{i-1})$ 和 LDPC 解码器中的软输出信息 $P(\tilde{x}_i)$ 通过格状图搜索到一个最佳序列 $X = (x_0, x_1, \dots, x_{M-1})$ 。同时, 还可以得到一个逐符号的可靠度 $P(x_i | \tilde{x}_i)$ 。这样, 我们就有两种方式来调整 LDPC 的输入值。第一种就是直接利用 JVLD 的硬输出值, 即序列 X 来修改 LDPC 解码器的初始值。对 AWGN 信道来说, LDPC 解码器的初始值为 $L(p_k) = \frac{2}{\sigma^2} y_k$, $0 \leq k \leq N-1$ 。 y_k 代表的是接收到的带噪声的值, σ^2 是噪声方差。这样我们可以采用以下方式对 LDPC 解码器的初始值做调整。这里, *inf bit* 代表的是 LDPC 码字中对应的输入信息比特位。

$$\begin{cases} L(P_k) = \frac{2}{\sigma^2} y_k + \beta L(P_k) & k \in \text{inf bit and } x_k = 0 \\ L(P_k) = \frac{2}{\sigma^2} y_k - \beta L(P_k) & k \in \text{inf bit and } x_k = 1 \\ L(P_k) = \frac{2}{\sigma^2} y_k & k \notin \text{inf bit} \end{cases} \quad (3-25)$$

另外一种更好的调整方式就是利用 JVLD 解码之后的软输出, 即 $P(x_i|\tilde{x}_i)$ 。这样调整公式如下所示:

$$\begin{cases} L(P_k) = \frac{2}{\sigma^2} y_k + \alpha P(x_i|\tilde{x}_i) & k \in \text{inf bit}, x_k = x_i^t = 0 \\ L(P_k) = \frac{2}{\sigma^2} y_k - \alpha P(x_i|\tilde{x}_i) & k \in \text{inf bit}, x_k = x_i^t = 1 \\ L(P_k) = \frac{2}{\sigma^2} y_k & k \notin \text{inf bit} \end{cases} \quad (3-26)$$

由此, 我们可以总结出联合迭代解码算法如下:

第一步: 按照小节 3.1.2 所述采用置信传播解码算法做 n 次 LDPC 迭代解码。

第二步: 检验 LDPC 解码输出是否满足校验矩阵, 若满足, 说明已经解码正确, 退出迭代过程, 进行 VLD 解码, 解码并输出最终结果。如果不满足, 并且迭代没有达到最大迭代次数, 计算软输出 $L(\tilde{x}_i)$, 并按公式 (3.23) 转换为 $P(\tilde{x}_i)$, 然后转到步骤 3。如果输出不满足校验方程且迭代已达到最大迭代次数, 转到 JVLD, 解码并输出最终结果。

第三步: 按照小节 3.2.3 所述进行信源信道联合可变长解码 (JVLD), 并利用其输出按照公式 (3.24) 和 (3.25) 来调整 LDPC 解码器的初始值, 并转向步骤 1。

3.4 图像传输的仿真结果

在我们的试验中, 我们采用和文献[61]一样的数据源, 对 256×256 Lena 图像先进行四级 DPCM 量化, 然后进行 Huffman 编码, 之后再通过一个 (1536, 3, 6) 规则 LDPC 编码器。经过 BPSK 调制之后送到 AWGN 噪声信道。在接收端, 采用 3.3 节的联合信源信道联合解码算法。

一般来说, 图像在经过 DPCM 编码之后仍然还会有一定的残留冗余, 可以认为这种有一定相关性的序列是一阶马尔可夫序列^[61]。概率 $P(x_i|x_{i-1})$ 可由其他 30 幅图像训练而得。在 VLC

编码时，将整个序列划分成每 128 个符号一组，依次编码。这样，每一组符号经 huffman 编码编完之后，其总的比特长度是不同的，而 JVLD 解码时需要用到这个长度值，我们需要将这些长度信息作为边信息传到解码端。由于 LDPC 是线性分组码，每一次编码的输入比特是固定长度，可以将 p 组 VLC 编码后数据串连到一起来组成 LDPC 的输入信息比特位，若 p 组数据的总长度小于 LDPC 编码器输入长度，则将剩余的比特位赋值为 0。在仿真时，我们采用 $N=4$, $p=2$, $\rho=0.04$, $\alpha=0.08$ 。每 3 次 LDPC 迭代解码之后做一次联合解码。LDPC 解码器的最大迭代次数是 160 次。

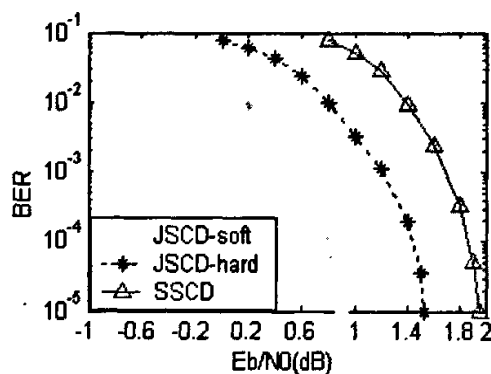


图 3-17 不同解码器的比特误码率比较
Fig.3-17 BER comparison under different E_b/N_0

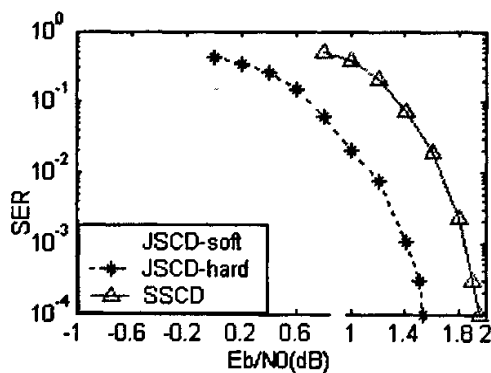


图 3-18 不同解码器的符号误码率比较
Fig.3-18 SER comparison under different E_b/N_0

图 3-17 给出了在不同的 E_b/N_0 下我们的联合解码与分离解码的比特误码率曲线。JSCD-soft 以及 JSCD-hard 如小节 3.3 中所述, SSCD 代表传统的分离解码系统。很明显, 我们的联合解码算法明显优于分离解码。并且软信息联合解码优于硬信息联合解码。比如, 当误码率为 10^{-3} 时, 对 E_b/N_0 而言, JSCD-soft 比 JSCD-hard 提高了 0.65dB, 比分离解码 SSCD 提高了 1.15dB。图 3-18 给出了这几种算法下的符号误码率, 它们和图 3-17 有相似的趋势。图 3-19 给出了各种解码机制下恢复图像的 PSNR 值比较。当 E_b/N_0 为 0.8dB 时, JSCD-soft 优于 JSCD-hard 大约 7.78dB, 优于 SSCD 大约 17.62dB。由此, 我们可以得出结论, 联合解码可以有效地提高系统性能。

值得一提的是, 由于联合解码使得误码率降低, 也导致 LDPC 解码器的平均迭代次数明显降低。图 3-20 给出了不同解码机制下的 LDPC 解码器的平均迭代次数。当 E_b/N_0 为 0.8dB 时, JSCD-soft 的平均迭代次数 17.94, JSCD-hard 为 36.92, 而 SSCD 则需要 142.53 次。由此可以看出迭代次数的降低可以在一定程度上补偿 JVLD 带来的计算开销。

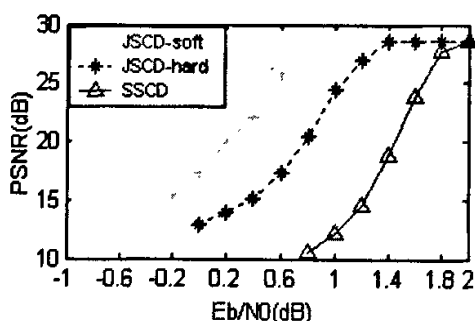


图 3-19 不同解码器的 PSNR 比较

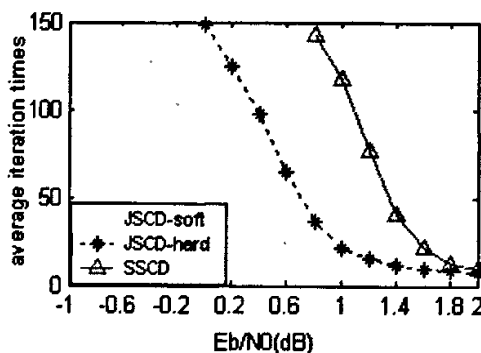
Fig.3-19 PSNR comparison under different E_b/N_0 

图 3-20 LDPC 解码器平均迭代次数比较

Fig.3-20 Average iteration times for different decoders

表 3-2 解码时间比较

Table 3-2: Total decoding time for different decoders

E_b/N_0	JSCD-soft(s)	JSCD-hard(s)	SSCD(s)
1.6dB	61.234	66.328	79.703
1.2dB	80.078	106.25	291.563
0.8dB	117.703	254.703	471.047

最后, 表 3-2 给出了在不同的 E_b/N_0 下, 几种解码机制所需要的解码时间。可以看出, 尽管 JSCD 解码在迭代过程中添加了 JVLD 解码, 但由于其输出修正了 LDPC 解码器的初始值, 加速其收敛, 降低了迭代次数, 从而也减少了解码时间。

3.5 视频传输的仿真结果

上一节我们将联合迭代解码算法应用到经过噪声信道的图像码流的解码中, 仿真结果表明误码率明显降低。在这一节里, 尝试将联合迭代解码算法应用到经过噪声信道的 H.264 视频流中运动矢量码流的解码中去, 进一步验证算法的可行性。

在信源编码端, H.264 编解码器是基于 JM8.6^[64], 编码 100 帧 QCIF 格式的 Foreman 序列, 编码结构为 IBPBP。I 帧的编码周期为 16, 帧率为 30fps。熵编码方式为 CAVLC^[66]。每一帧作为一个 slice, 并采用数据分割 (DP) 将各语法元素划分到三个分区中去。分区 A 包括头信息, DCT 系数, CBP, 帧内, 帧间预测模式等, 分区 B 包括运动矢量的水平分量, 而分区 C 包含运动矢量的垂直分量。这三个编码码流将分别经过信道编码。由于在本章中想将联合迭代解码算法应用到运动矢量的解码当中去, 我们可以认为分区 A 中的语法元素是经过无失真传输, 因此给分区 A 中的语法元素较强的信道保护, 保证其经过噪声信道后可以无失真解码。对分区 B 和 C 则采用 (1536, 3, 6) 的规则 LDPC 码。信源转移概率 $P(x_i|x_{i-1})$ 是从十个视频序列组成的训练集合获得。对每一个 E_b/N_0 值, 至少做 50 次仿真, 取其平均值。

视频序列在经过 CAVLC 编码之后, 每一帧的运动矢量都分别打成 RTP 包。每一个 RTP 包的包头中都含有该 RTP 包的比特数据长度, 该长度可以直接用在 JVLD 的解码中, 而不需要像上一节图像传输时作为边信息传送。这样, 我们可以将 p 个 RTP 包串连到一起来组成 LDPC 编码器的输入比特 (也就是信息比特), 如果 p 个 RTP 包的总比特位小于信息比特,

则补零使其达到规定的输入比特数。在本章的仿真中，我们选择 p 为 2， α 为 0.08。每三次 LDPC 迭代之后，采用一次 JSCD 解码。LDPC 解码器的最大迭代次数为 50。

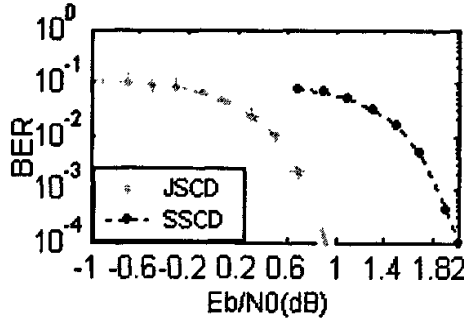


图3-21 不同解码器的比特误码率比较

Fig.3-21 BER comparison under different E_b/N_0

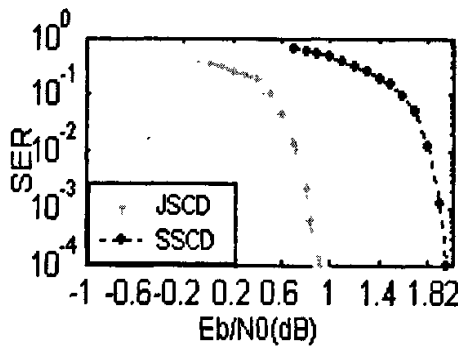


图3-22 不同解码器的符号误码率比较

Fig.3-22 SER comparison under different E_b/N_0

图3-21给出了在不同的 E_b/N_0 下我们的联合解码与分离解码的比特误码率曲线。JSCD解码算法如小节3.3中所述，这里我们只比较了软解码JSCD和SSCD代表的传统的分离解码系统的性能。很明显，我们的联合解码算法明显优于分离解码。比如，当误码率为 10^{-4} 时，对 E_b/N_0 性能而言，JSCD 比分离解码SSCD提高了1.1dB。图3-22给出了这两种算法下的符号误码率，它们和图3-21有相似的趋势。图3-23给出了重建视频序列的平均PSNR值比较。当 E_b/N_0 为0.3dB时，JSCD 优于SSCD大约16.84dB。

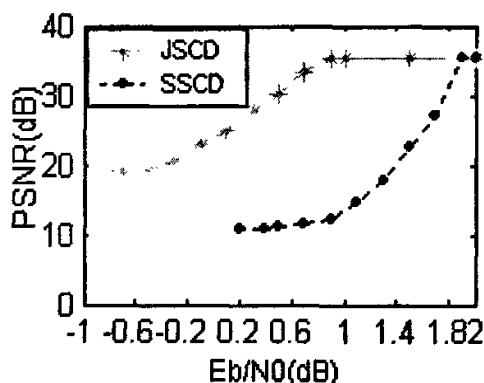


图 3-23 不同解码器的 PSNR 比较

 Fig.3-23 PSNR comparison under different E_b/N_0

图 3-24 给出了当 E_b/N_0 为 0.3dB 时，第 40 到 54 帧的重建 Y 分量的逐帧 PSNR 值比较。很明显，SSCD 解码器的解码 PSNR 值随着帧数的增加降低的很快，而 JSCD 的性能则保持得比较稳定。

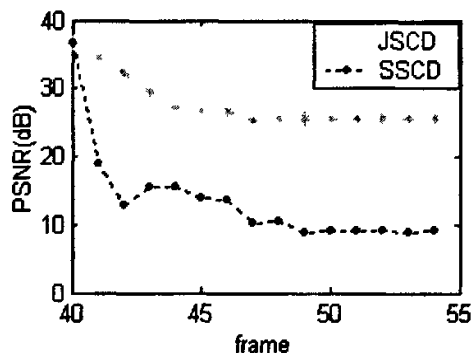

 图 3-24 当 $E_b/N_0=0.3$ dB 时每一帧的重建 PSNR 比较

 Fig.3-24 Frame by frame PSNR, $E_b/N_0=0.3$ dB

图 3-25 给出了当 E_b/N_0 为 0.3dB 和 0.9dB 时，在两种解码器下重建的第 50 帧图像。这样，我们可以有一个更直观的比较。

值得一提的是，由于 JSCD 解码器大大降低了误码率，也使得 LDPC 解码器的迭代次数大大降低。举个例子来说，当 E_b/N_0 为 0.7dB 时，JSCD 的平均解码迭代次数为 16.28，而 SSCD 则需要 47.52。

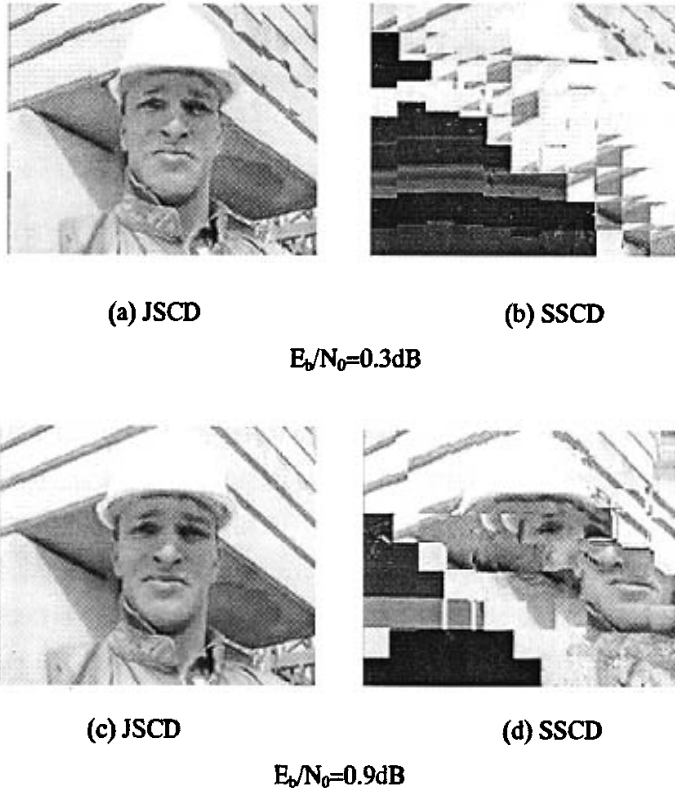


图3-25 第50重建帧视觉质量比较
Fig.3-25 Reconstructed frame 50th

3. 6 本章小结

本章提出了一个新的联合变长码和LDPC码的迭代解码器。该解码器主要由两个软输入，软输出（SISO）的模块组成，将信源和信道解码联合到一起，实现迭代解码，并且还可以利用信源端的残留冗余信息和VLC码字结构来降低误码率。仿真实验将该解码算法尝试用于经过噪声信道的图像码流和H.264视频码流中运动矢量的解码中去，仿真结果表明我们的联合迭代解码算法明显优越于传统的分离解码器，可获得较高的系统性能增益，且计算复杂度较低。该解码器不仅适用于VLC和LDPC的联合解码，其思路也完全可以适用于VLC和Turbo码等的联合解码。

下一步的工作是将该算法应用于整个视频码流的传输中去，同时，还可以考虑在解码器中基于比特位的软信息的应用。

第四章 用于视频传输的非均衡错误保护系统

随着多媒体通信的发展, 高压缩度的图像和视频在衰落信道上的可靠传输是一个极富挑战性的课题。由于图像和视频通信是一种允许失真存在的业务, 且信息自身有着内在的重要性分布不均衡的特性, 图像和视频编码的不同部分对 QoS 的要求不同, 对图像重建的贡献也不同, 因此如何结合这种图像和视频数据的内在特性, 使得传输质量能尽可能地提高, 从系统的角度出发来提高多媒体传输的可靠性和有效性就成为我们的研究目标。

本章首先针对平坦性衰落信道提出了一种信道自适应的 UEP_BTC_STBC 系统, 它能根据码流的重要性程度给予不同的保护, 从而保证在相同的传输条件下进行更高质量的视频传输。该系统将空时码 (STBC), 分组 Turbo 码 (BTC) 串连在一起, 能在较低的编码和解码复杂度下既具有 BTC 的高的误码纠正能力, 还能获得 STBC 的较大的分集增益。同时, 由于联合采用了不同的 BTC 码和不同的调制方式, 该系统可以根据信道状况自适应调节传输机制, 最大程度地获得端对端视频传输 QoS。并且, 由于 BTC 的采用, 码字的行和列相互独立且结构相同, 在解码时可以并行处理来提高解码速度, 易于硬件实现。仿真试验将 H.264 的编码码流通过数据分区 (DP, data partition) 分成重要性不同的码流, 然后在该系统下传输, 结果表明相对于均等保护系统, 视频传输性能更优。

然后又针对带有频率选择性衰落的发散信道提出了信道自适应的 UEP_BTC_STBC_OFDM 系统, 在原有的 BTC_STBC 系统的基础上加入 OFDM 来对抗发散信道的衰落效应, 提高视频传输的鲁棒性。同时, 该系统也可以根据信道状况自适应调节传输机制, 最大程度地获得端对端视频传输 QoS。仿真试验表明本系统视频重建质量有显著提高, 相对均等保护系统, 具有更好的视频传输性能。

4.1 信道自适应的 UEP_BTC_STBC 系统

4.1.1 问题的提出

非均衡错误保护是一种很实用的信源信道联合编码方法, 它可以对压缩码流的不同部

分提供不同的信道保护等级,从而使得重要的码流得到强保护,不太重要的码流信息得到较弱的保护,由此获得在相同的传输条件下更好的传输性能。如在第一章序论中所述,通常有两种非均衡错误保护方法:一种是采用不同码率信道编码来提供不同的保护。另一种则是通过采用不同的调制方式和调制能量来达到不同保护的的目的。就目前来说,大部分的 UEP 工作都还基于较简单的 BSC 或 AWGN 信道,且采用的信道编码也大多是 RS 码和 RCPC 码。然而实际的无线信道则具有很多衰落因素,而且尽管 RS 码和 RCPC 码能提供信道保护能力,但其误码保护和纠错的能力还是有限。目前 Turbo 码的信道保护能力已得到了人们的充分肯定,由此,我们想要采用分组 Turbo 码 (BTC, Block turbo Code) 作为信道编码,同时,还想考虑设计一个能将这两种非均衡错误保护方法结合到一起,在无线衰落信道上进行视频传输的非均衡错误保护系统。

本节提出了一种在平坦衰落信道中能进行非均衡错误保护的信道自适应 UEP_BTC_STBC 系统来保证高质量的视频传输。分组空时码 (STBC, Space Time Block Code) 的较大的分集增益和 BTC 的高的误码纠正能力可以同时获得。同时该系统还可以根据信道的当前状况在不同的 BTC 码字和不同调制方式之间进行转换,使得在相对较大的 SNR 范围内,视频重建质量保持在可以接受的范围。

4. 1. 2 信源编码

表 4-1 H. 264 语法元素数据分区
Table 4-1 Data partition for H.264 Element syntax

Data Partition	Syntax element
Partition A (Stream 1)	SE_HEADER, SE_MBTYPE, SE_CBP_INTRA, SE_MVD, SE_INTRAPREDMODE, SE_REFFRAME, SE_PTYPE, SE_BFRAME, SE_EOS, SE_DELTA_QUANT_INTRA
Partition B (Stream 2)	SE_LUM_DC_INTRA, SE_CHR_DC_INTRA, SE_LUM_AC_INTRA, SE_CHR_AC_INTRA, SE_CBP_INTER, SE_DELTA_QUANT_INTER
Partition C (Stream 3)	LUM_DC_INTER, LUM_AC_INTER, CHR_DC_INTER, CHR_AC_INTER,

H. 264 是目前最新的视频编码标准, 它在编码层提出了很多种增强数据传输鲁棒性的方法^[95], 例如帧内预测, 帧内编码片和 IDR 片, 数据分区, 参数集, 灵活的宏块排列次序 (FMO), 冗余片等等。尽管这些错误抵抗的方法能将视频传输引起的误码扩散限制在较小的时间或空间范围内, 它们本身并不能纠正传输误码, 特别是当信道噪声较高时, 解码器会产生较多错误解码的块, 严重影响视频重建质量。这样联合信源信道编码就成为更佳的选择。在本节中, 我们根据视频编码码流的重要程度, 利用 H. 264 的数据分区将数据信息编码成三个不同的子码流。H. 264 中共有 20 个语法元素^[109,110], 表 4-1 中我们将这些语法元素根据重要性的不同, 分别划分到不同的分区中。

4. 1. 3 信道自适应的 UEP_BTC_STBC 视频传输系统

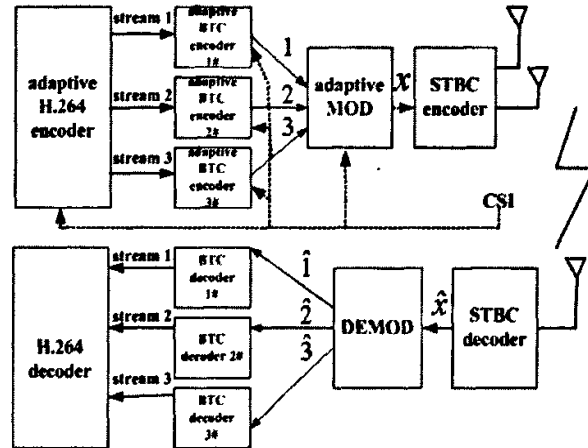


图 4-1 自适应 UEP_BTC_STBC 系统结构

Fig.4-1 Adaptive UEP_BTC_STBC system structure

我们的系统模型如图 4-1 所示。首先 H.264 编码器根据表 4-1 将视频信息编码成三个不同的码流。然后根据这三个码流的重要程度选取不同的 BTC 码字来对其进行编码保护。之后这三个码流再根据信道状态信息 (CSI) 选取合适的调制方式分别进行调制, 并整合成一个码流, 经过 STBC 编码之后, 被送上无线信道。在接收端, 经 STBC 解码器解码, BTC 解码之后被恢复出来的码流再经 H.264 解码器来获得重建视频序列。

4. 1. 4 发送器和接收器

4. 1. 4. 1 BTC 编码

图 4-2 给出了一个 2 维 BTC^[111,112,113] 编码示意图, 它是由行 BCH 码乘以列 BCH 码:

$BCH(n_1, k_1, \delta_1) \times BCH(n_2, k_2, \delta_2)$, 这里 n_i , k_i 和 δ_i ($i=1, 2$) 分别代表码字的长度, 信息位的长度和该码字的最小汉明距离。BTC 码字的编码比特率是 $(k_1 \times k_2) / (n_1 \times n_2)$ 而它的最小汉明距离是 $\delta = \delta_1 \times \delta_2$ 并且可以纠正 $s = \lfloor (\delta - 1) / 2 \rfloor$ 个错误比特, $\lfloor x \rfloor$ 是比实数 x 小的且与它最近的整数。这样就可以将较小汉明距离的短码结合在一起变成具有较大汉明距离的长码, 其误码纠正能力被大大地提高了。

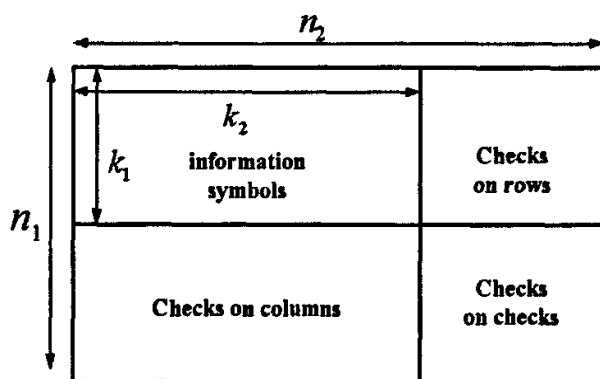


图 4-2 BTC 编码结构示意图

Fig.4-2. The encoding structure of BTC

BTC 码是一个多维码并且可以利用迭代算法来达到比卷积 turbo 码 (CTC) 更小的与香农极限的距离。BTC 码能保证它的汉明距离是 $9^{[114]}$, 而 CTC 的最小汉明距离是 2。如果在每一个分组中加一个校验比特, BTC 码的最小距离就可以达到 16, 而其编码码率只有轻微的减小。BTC 的另一个非常吸引人的特点就是由于 BTC 码字的行和列相互独立且采用相同的结构, 在解码时可以并行处理来提高解码速度, 且易于硬件实现。

4. 1. 4. 2 STBC 编码

在平坦衰落信道中, STBC 可以同时利用到空间分集和时间分集, 并且易于以较低的线性解码复杂度实现^[111]。这些特性使得空时码在无线信道的传输中非常有用^[115,116]。文献

[117]表明由于空时码解码器并不能利用软解码来提高性能，它的误码纠正能力受到了很大的限制。为了提高系统的抗误码能力，就需要串连一个具有较高的误码纠错能力和可接受的解码复杂度的信道编码来提高整体性能，这种思想引起了人们寻找一个好的串连系统的热潮。目前 Turbo 码的研究主要集中在卷积 Turbo 码（CTC）上，而对 turbo 分组码（BTC），也叫做 turbo 乘积码（TPC）的研究则比较少^[118,119]。本章则主要考虑将 BTC 和 STBC 串连在一起，前者作为外码，后者作为内码的串连系统。

在 BTC 编码之后，信息码流做 PSK 或 QAM 方式调制，然后就进入 STBC 编码器。然后根据 STBC 编码矩阵被分成 N 个码流，再分别从 N 个发射天线上发射出去，如果满足合适的设计标准，与单个发射天线相比，其分集增益增大了 N 倍^[120,121]。

在本节中，我们采用文献[115]中的 STBC 设计，对有两个发射天线的编码矩阵可以表示为：

$$G_2 = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \\ -x_2^* & x_1^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1^1 & c_1^2 \\ c_2^1 & c_2^2 \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

这里，‘ $*$ ’表示共轭运算， x_1 和 x_2 是每个要传送块的符号，每个块中的符号数是 $K_0=2$ 。第 i 列的符号 c_t^i ($i=1, 2, \dots, N$ and $t=1, 2, \dots, P$) 由第 i 个传输天线发射出去。在这个例子中，发射天线数是 2，每个块占用的时隙数是 $P=2$ 。

这样，BTC_STBC 系统归一化后的传输码率是

$$R = \frac{k_1 k_2 K_0}{n_1 n_2 P} Q_0 \quad (4-2)$$

Q_0 是每一个符号的比特数，它的数值由采用的调制方式决定。

在接收端，由第 j 个天线接收到的信号为：

$$r_i^j = \sum_{i=1}^N h_{i,j} c_i^j + \eta_i^j \quad (4-3)$$

对瑞利平坦衰落信道来说，所有的路径增益 $h_{i,j}$ 的均值为零，方差为 0.5。 η_i^j 是高斯噪声。

由公式（4-3）表示的接收到的信号首先利用线性最大似然 STBC 解码，其输出的结果应该是与接收到的码字有最小的欧氏距离的符号。可以写作：

$$\hat{x}_1 = \arg \min_{x_1 \in \Lambda} \left\{ \left| \sum_{j=1}^m \left(r_1^j h_{1,j}^* + (r_2^j)^* h_{2,j} \right) - x_1 \right|^2 + \left(\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^2 |h_{i,j}|^2 - 1 \right) |x_1|^2 \right\} \quad (4-4)$$

$$\hat{x}_2 = \arg \min_{x_2 \in \Lambda} \left\{ \left| \sum_{j=1}^m \left(r_1^j h_{2,j}^* + (r_2^j)^* h_{1,j} \right) - x_2 \right|^2 + \left(\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^2 |h_{i,j}|^2 - 1 \right) |x_2|^2 \right\} \quad (4-5)$$

在 STBC 解码之后, 输出符号再经解调制和 BTC 软解码。

4. 1. 4. 3 BTC 软解码

一个 BTC 软解码就是利用 Chase^(122,123) 算法对 BTC 码字的行和列都分别进行迭代解码。它的主要思想是在接收到的噪声序列中组成测试序列来获得 p 个可靠的比特位置, $p \ll k$ 以减少要检验的码字。在解码完测试序列之后, 在所有可能的码字当中选择一个码字 $D (D = d_0 \dots d_{q-1}, \text{ 并且 } q = n/1 \text{ or } n/2)$ 其与接收到的信号 $Y (Y = y_0 \dots y_{q-1})$ 具有最小的欧氏距离。如果 $C (C = c_0 \dots c_{q-1})$ 是在所有 $c_j = d_j$ 的码字当中最有可能的码字, 则位置 j 上的信息可靠度就可以表示成:

$$y'_j = \left(\frac{|Y - C|^2 - |Y - D|^2}{4} \right) d_j \quad (4-6)$$

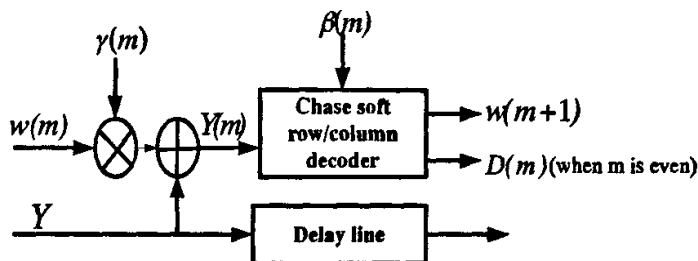
这里, $|A - B|^2$ 代表矢量 A 和 B 之间的欧氏距离, 而第 j 个比特位上的附加信息 w_j 就可以由下式决定:

$$w_j = \begin{cases} y'_j - y_j & \text{if } C \text{ exists} \\ \beta d_j & \text{if } C \text{ does not exist} \end{cases} \quad (4-7)$$

β ($\beta > 0$) 是当找不到竞争码字 C 时来估计 w_j 的可靠度因子。一旦决定了附加信息, 则下一阶段的输入数据就可以修正为:

$$Y(m) = Y + \gamma(m)w(m) \quad (4-8)$$

$\gamma(m)$ 是从 0 到 1 的权重因子, m 是半迭代的数目。由此对 BTC 码字的行和列的半迭代操作如图 4-3 所示。在每一次半迭代时, 输出新的附加信息 $w(m+1)$ 用于下一次的半迭代。这样, 解码操作就是对 BTC 的行和列依次进行半迭代的过程。当 m 是偶数时, 解码输出 $D(m)$, 第 $(m/2)$ 次迭代的判决结果。



8

图 4-3 BTC 软解码中半迭代示意图

Fig.4-3 A half-iteration for the BTC soft detection

对于卷积 Turbo 码 CTC(2,1, ξ), 每个比特的复杂度^[122]近似为:

$$\begin{aligned} \text{Comp}\{\text{CTC}(2,1,\xi)\} &= 3 \times 2 \times 2^{\xi-1} \times 2 \times \text{No. of Iterations} \\ &= 3 \times 2^{\xi+1} \times \text{No. of Iterations} \end{aligned} \quad (4-9)$$

对于 BTC(n,k) \times (n,k) 码来说, 每个比特相应的复杂度可近似为:

$$\begin{aligned} \text{Comp}\{\text{BTC}(n,k) \times (n,k)\} &= 3 \times 2 \times [(2k - n + 2) \times 2^{n-k} / k] \times 2 \times \text{No. of Iterations} \\ &= 3 \times (2k - n + 2) \times 2^{n-k+2} \times \text{No. of Iterations} / k \end{aligned} \quad (4-10)$$

因为公式(4-6)、公式(4-7)和公式(4-8)运算能并行实现, BTC 的检测效率可提高至少 k 倍, 这使 BTC 译码的速度更快。

当所提系统包括软判决时, 式(4-4) (4-5)需要修改以产生每个比特的可靠度值。以 BPSK 为例, 式(4-4)可变为:

$$\hat{x}_1 = \text{sign} \left(\text{real} \left(\sum_{j=1}^M (r_1^j \alpha_{1,j}^* + r_2^j \alpha_{2,j}) \right) \right) \quad (4-11)$$

因此, 初始可靠度值 \hat{x}_1 为:

$$y_{\hat{x}_1} = \text{real} \left(\sum_{j=1}^M (r_1^j \alpha_{1,j}^* + r_2^j \alpha_{2,j}) \right) \quad (4-12)$$

同样的, 初始可靠度值 \hat{x}_2 为:

$$y_{2,i} = \text{real} \left(\sum_{j=1}^M (r_1^j \alpha_{2,j}^* - r_2^j \alpha_{1,j}) \right) \quad (4-13)$$

当获得一个码字的所有的可靠度值后，可用迭代 Chase 软解码算法。

4. 1. 5 仿真结果

在信源编码端，我们采用 H. 264 校验模型 JM8.6 作为测试平台。对 100 帧 QCIF 格式的 Foreman 序列以 IBPBP 方式进行编码，I 帧周期为 15，帧率为 30fps。每一帧都作为一个 slice 且根据表 4-1 将编码数据分成三个不同的码流，每一个 slice 的分区码流被打成一个 RTP 包，熵编码方式为 CAVLC，并使用码率控制。

H. 264 编码之后，输出的三个压缩码流被送入不同的 BTC 编码器中以提供不同的错误保护能力。每一个 BTC 码字都是一个行 BCH 码乘以一个列 BCH 码，这里的行和列我们采用相同的码字。之后再根据信道状态选择合适的调制方式进行调制。这里，我们设定调制之后的符号传输率为 128Ksps。如果调制方式是 BPSK，则信息比特率 $r_{s,c}$ （信道编码之后）为 128Kbps，若调制采用 QPSK 和 8PSK 则信息比特率 $r_{s,c}$ 分别为 256Kbps 或 384Kbps。调制之后，选择两个发射天线 ($N = 2$)，一个接收天线 ($M = 1$) 的 G_2 STBC 编码器。

表 4-2 不同的保护机制
Table4-2 Different protection schemes

Scheme	Streams (str)	BTC code	Code rate
UEP-1	UEP1-str1	(15,7,5) ²	0.22 (bits/s/Hz)
	UEP1-str2	(31,21,5) ²	0.46 (bits/s/Hz)
	UEP1-str3	(31,26,3) ²	0.70 (bits/s/Hz)
UEP-2	UEP2-str1	(31,21,5) ²	0.46 (bits/s/Hz)
	UEP2-str2	(63,51,5) ²	0.65 (bits/s/Hz)
	UEP2-str3	(63,57,3)	0.80 (bits/s/Hz)
EEP1	Three streams	(15,11,3) ²	0.54 (bits/s/Hz)
EEP2	Three streams	(31,21,5) ²	0.46 (bits/s/Hz)
EEP3	Three streams	(63,51,5) ²	0.65(bits/s/Hz)
BM [125], Turbo+STBC, transmission rate: 0.33 bits/s/Hz			
HL [126], Convolutional+*DSTBC, transmission rate: 0.5 bits/s/Hz			

在 BTC 软解码时, 参数选择是: $\gamma=[0.0.2.0.3.0.5.0.7.0.9.1.1.1.1]$, $\beta=[0.2.0.4.0.6.0.8.1.1.1.1.1.1]$, $p=2$, 四次迭代。对每一个 SNR, 分别做 30 次仿真。表 4-2 给出了不同的 BTC 保护机制。

首先, 我们来看一下我们的 BTC_STBC 机制与其他串连机制^[125,126]的比较, 它们都可以看成是均等错误保护, 可以与我们的 EEP1 机制相比。从图 4-4 可以看出, 我们的 BTC_STBC 机制性能优于其它的串连机制。当误码率 BER 为 10^{-3} , 传输码率为 0.5bits/s/Hz 时, 从 SNR 的提高方面来说, 我们的机制分别优于 BM 机制 3dB, HL 机制 1.6dB。

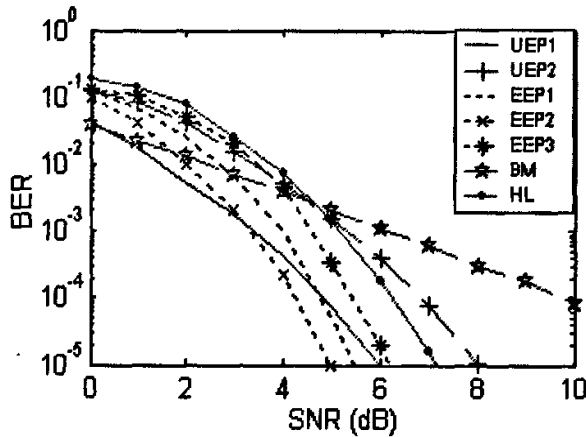


图 4-4 BTC-STBC 机制和其它串连机制的 BER 性能比较

Fig.4-4 BER performance comparison between the BTC-STBC scheme and other concatenating scheme

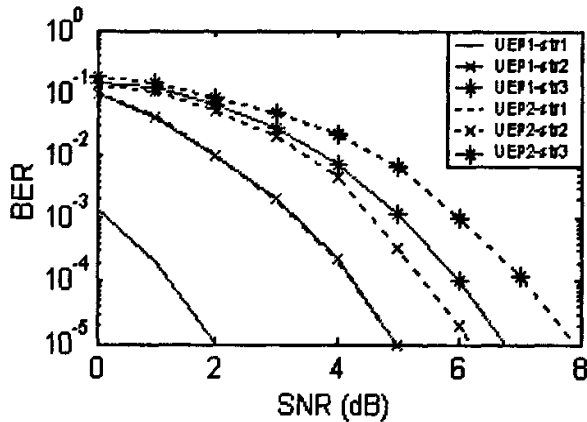


图 4-5 不同码流的 BER 性能

Fig. 4-5 BER performance of different streams

图 4-5 给出了两种调制方式为 BPSK 时的非均衡错误保护 (UEP) 机制下的 BER 性能。我们可以看出这两种保护机制都可以对 H.264 编码码流进行不同等级的保护。码流 1 为在 H.264 解码时需要的最主要信息, 因此给它最强的保护, 它的 BER 曲线是最低的。另一方面, 分区 C 的重要程度低于分区 A 和 B, 给它较小的保护, 它的 BER 曲线也是最高的。由此我们可以看出不同的保护机制可以导致不同的 BER 性能。保护越强则 BER 性能越好。

现在来看一下不同的保护机制下 H.264 的重建视频序列的 PSNR 值, 这里调制方式均选用 BPSK。图 4-6 绘出了各种保护机制下重建序列 Y 分量的 PSNR 值。很明显, 在大部分的 SNR 值下, UEP 机制的重建质量明显优于 EEP 机制。究其原因主要是 UEP 机制可以根据 H.264 的码流的重要程度给予不同的保护。码流 1 主要包含了一些解码时需要的头信息及模式选择信息等, 这些在解码时非常重要, 一旦解码错误, 就会直接影响码流 2 和 3 的解码质量, 因此在 UEP 机制中给其强保护, 而码流 3 中主要包含的是帧间的 DCT 信息, 它的重要性低于码流 1 和码流 2, 因此给以较弱的保护。另一方面, EEP 机制不能利用到不同码流的特性, 码流 1 的保护不足, 而码流 3 的保护过大, 从而导致较差的重建结果。在本章中的误码掩盖方法是当在 RTP 包中探测到错误数据的时候就直接拷贝上一帧的数据。

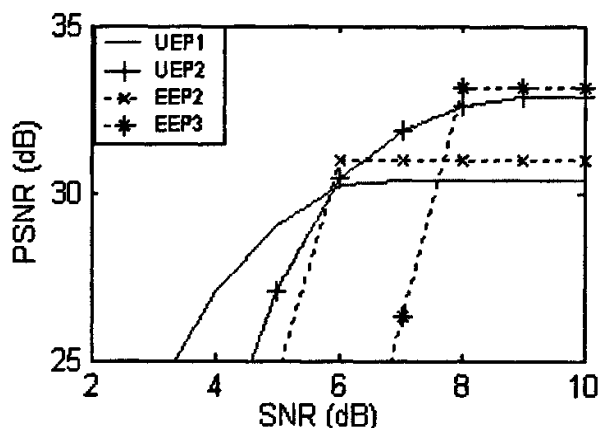


图 4-6 BPSK 模式下不同保护机制的平均 PSNR-Y 值比较

Fig.4-6. The average PSNR of Foreman sequence under different protection schemes together with BPSK modulation mode

从图 4-6 我们同样还可以看到当 SNR 的值较低时, UEP1 的性能比 UEP2 好。然而当信道情况改善 (比如 SNR 值增加) 时, 它的 PSNR 值会较快的饱和到一个较低的数值上, 这使得在大的 SNR 值时重建质量并不是很好。而 UEP2 则可以允许更大的 r_{s+c} , 因此在较大的

SNR 值时有更好的重建质量,但是它的代价是当 SNR 降低时,重建视频质量会下降较快。因此,我们考虑设计一种自适应 UEP 系统来使得整个系统能根据信道状况在较大的 SNR 范围内都有一个可以接受的较好的视频重建质量。

图 4-7 给出了不同保护机制下的重建 Foreman 序列的平均 PSNR 值。为了使得系统性能更有效,我们同时采用了不同的调制方式。从图 4-9 我们看到当 SNR 值较低时 UEP 与 BPSK 联合的性能是最好的,但它们的 PSNR 会很快地饱和到较低的数值上,使得他们在较高的 SNR 范围内效率不高。而当采用 QPSK, 8PSK 和 16QAM 与 UEP 联合时则可以获得更好的重建质量,效率相应有所提高。但是这个效率的提高是以当信道状况下降时,重建质量会迅速下降为代价的。

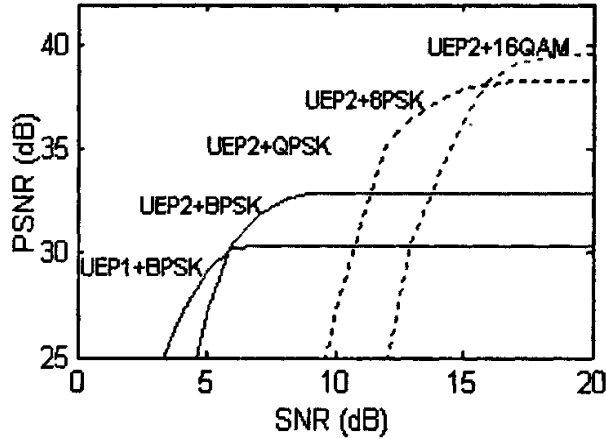


图 4-7 不同 UEP 保护机制下的重建 Foreman 序列的 PSNR 值

Fig.4-7 The average PSNR of Foreman sequence under different UEP protection schemes

这样,我们就可以设计我们的自适应的 UEP 系统,使其可以根据信道状况选择相应的保护机制。当 SNR 小于 6dB 时 ($SNR \leq 6dB$), 采用 UEP1 和 BPSK 调制, 而当 SNR 大于 6dB 小于 8dB 时 ($6dB < SNR \leq 8dB$), 选择 UEP2 和 BPSK。当 SNR 大于 8dB 小于 12dB 时 ($8dB < SNR \leq 12dB$), 选用 UEP2 与 QPSK。当 SNR 从 12dB 到 16dB ($12dB < SNR \leq 16dB$), 则选用 UEP2 和 8PSK, 当 SNR 大于 16dB ($SNR > 16dB$), 选用 UEP2 和 16QAM, 联合可以提供更好的效率和重建质量。仿真结果示意图如图 4-8 所示。

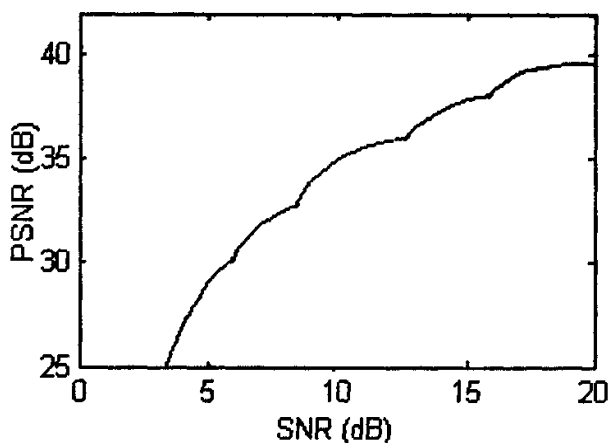


图 4-8 不同 SNR 值下的自适应 UEP_BTC_STBC 机制

Fig.4-8 The final adaptive UEP_BTC_STBC scheme under different SNR

4. 2 信道自适应的 UEP_BTC_STBC_OFDM 系统

众所周知, STBC 码适用于无线窄带系统, 也就是平坦衰落信道, 因此, 在上一节中, 我们设计了一个平坦衰落信道下的用于视频传输的 UEP_BTC_STBC 系统, 。但是, 实际无线信道往往是时变的频率选择性衰落信道, 由于多径衰落所引起的码间干扰, UEP_BTC_STBC 系统便不再适用了, 由此, 我们便想要设计一种能适用于带有频率选择性衰落的发散信道下的鲁棒视频传输系统。首先, 我们想到的正交频分复用 (OFDM) 可以用于解决这个问题^[127]。OFDM(正交频分复用)技术实际上是 MCM(Multi-Carrier Modulation, 多载波调制)的一种。其主要思想是: 将信道分成若干正交子信道, 将高速数据信号转换成并行的低速子数据流, 调制到每个子信道上进行传输。正交信号通过在接收端采用相关技术来分开, 可以减少子信道之间的相互干扰(ICI)。每个子信道上的信号带宽小于信道的相关带宽, 因此每个子信道可以看成平坦性衰落, 从而消除符号间干扰。

本节提出了一种在发散信道中能进行非均衡错误保护的信道自适应 UEP_BTC_STBC_OFDM 系统来保证高质量的视频传输。将空时码, BTC 码串连在 OFDM 系统中, STBC 的较大的分集增益和 BTC 的高的误码纠正能力可以同时获得。

4. 2. 1 信道自适应的 UEP_BTC_STBC_OFDM 视频传输系统

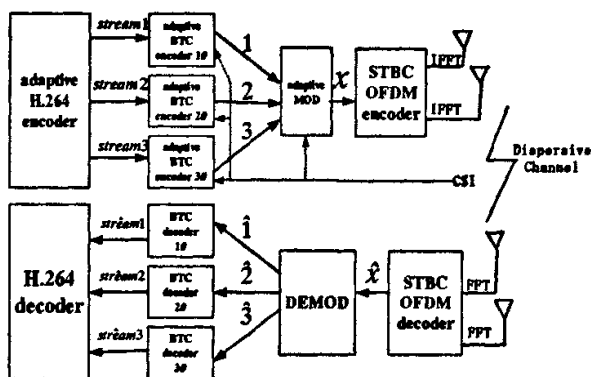


图 4-9 自适应 UEP-TBC-STBC-OFDM 系统结构
Fig.4-9 Adaptive UEP_TBC-STBC_OFDM system structure

我们的系统模型如图 4-9 所示。首先 H.264 编码器根据表 4-1 将视频信息编码成三个不同的码流。然后根据这三个码流的重要程度选取不同的 BTC 码字来对其进行编码。之后这三个码流再根据信道状态信息 (CSI) 选取合适的调制方式分别进行调制，并整合成一个码流，经过 STBC-OFDM 编码之后，被送上无线信道。在接收端，经 OFDM-STBC 解调器解调，BTC 解码之后被恢复出来的码流再经 H.264 解码器来获得重建视频序列。

4.2.2 发送器和接收器

信源编码出来的码流首先经 BTC 编码，如上一节所述。BTC 编码之后，信息码流先进行 PSK 或 QAM 调制，之后才被送入 STBC 编码器，在 STBC 编码器中，根据编码矩阵，信息码流被划分成 N 个码流并由 N 个发射天线发射出去。虽然在 IFFT 之后，数据流被分到 k 个子载波上，但由于这 k 个子载波之间是相互独立的，因此可以将不同子载波上的数据通过相同的天线发射出去而不会引入附加的干扰^[128]。

我们采用文献[115]中提出的 STBC 设计方法，带有 OFDM 的两根发射天线的编码矩阵可以表示成：

$$G_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 \\ -\mathbf{x}_2^* & \mathbf{x}_1^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{1,1} & c_{2,1} \\ c_{1,2} & c_{2,2} \end{bmatrix} \quad (4-14)$$

这里, $\mathbf{x}_{k_0} = [x_{k_0,0}, x_{k_0,1}, \dots, x_{k_0,K-1}]^T$ ($k_0=1, 2, \dots, K_0$), 并且 $x_{k_0,k}$ ($k=0, 1, \dots, K-1$) 是第 k 个子载波上的一个 STBC_OFDM 块中要传送的符号. $\mathbf{c}_{i,t} = [c_{i,t}^0, c_{i,t}^1, \dots, c_{i,t}^{K-1}]^T$ ($i=1, 2, \dots, N$, $t=1, 2, \dots, P$). 在 G₂ STBC 中 K_0 和 P 都为 2, P 为 OFDM 的时隙数, 每一个 OFDM 时隙包含 k 个符号. 第 i 列的符号 $c_{i,t}^k$ 由第 i 个发射天线传送出去. 对第 k 个子载波来说, 码字可由下式表示:

$$\mathcal{G}_2^k = \begin{bmatrix} x_{1,k} & x_{2,k} \\ -x_{2,k}^* & x_{1,k}^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{1,1}^k & c_{2,1}^k \\ c_{1,2}^k & c_{2,2}^k \end{bmatrix} \quad (4-15)$$

‘*’ 代表共轭操作. 每个 OFDM 符号在做过 k 点 IFFT 变换之后被传送出去.

在接收端, 在 k 点 FFT 变换之后第 j ($j=1, 2, \dots, M$) 个天线接收到的信号是:

$$\mathbf{r}_{j,k} = \sum_{i=1}^N \text{diag}(\mathbf{c}_{i,t}) \mathbf{H}_{i,j} + \eta_{j,k} \quad (4-16)$$

这里, $\mathbf{r}_{j,k} = [r_{j,k}^0, r_{j,k}^1, \dots, r_{j,k}^{K-1}]^T$, $\text{diag}(\mathbf{c})$ 是 k 阶的矩阵, 并且它们的对角元素就是矢量 \mathbf{c} 的元素, 其非对角元素都为零. $\mathbf{H}_{i,j}$ 是信道增益矩阵, 且 $\mathbf{H}_{i,j} = [h_{i,j}^0, h_{i,j}^1, \dots, h_{i,j}^{K-1}]^T$, $\eta_{j,k}$ 是高斯白噪声. 这样在第 k 个子载波上接收到的信号就是:

$$r_{j,k}^k = \sum_{i=1}^N \mathcal{G}_2^k h_{i,j}^k + \eta_{j,k}^k \quad (4-17)$$

然后通过从接收码字中找最小欧氏距离可以得到第 K 个子载波符号的硬判决值^[129].

$$\hat{x}_{1,k} = \arg \min_{x_{1,k} \in \Lambda} \left\{ \left| \left[\sum_{j=1}^m (r_{j,1}^k h_{1,j}^{k*} + r_{j,2}^k h_{2,j}^k) \right] - x_{1,k} \right|^2 + \left(\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^2 |h_{i,j}^k|^2 - 1 \right) |x_{1,k}|^2 \right\} \quad (4-18)$$

$$\hat{x}_{2,k} = \arg \min_{x_{2,k} \in \Lambda} \left\{ \left| \left[\sum_{j=1}^m (r_{j,1}^k h_{2,j}^{k*} - r_{j,2}^k h_{1,j}^k) \right] - x_{2,k} \right|^2 + \left(\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^2 |h_{i,j}^k|^2 - 1 \right) |x_{2,k}|^2 \right\} \quad (4-19)$$

STBC 译码器的输出经解调后送往 LDPC 译码器进行迭代译码. 为了实现软译码, 对式 (4-18), (4-19) 进行一些改进是必要的. 类似于式 (4-11), 以 BPSK 调制为例, 式 (4-18) 将变为:

$$\hat{x}_{1,k} = \text{sign} \left(\text{real} \left(\sum_{j=1}^M (r_{j,1}^k h_{1,j}^{k*} + r_{j,2}^{k*} h_{2,j}^k) \right) \right) \quad (4-20)$$

因此, 初始可靠度值 $\hat{x}_{1,k}$ 为:

$$y_{1,k} = \text{real} \left(\sum_{j=1}^M (r_{j,1}^k h_{1,j}^{k*} + r_{j,2}^{k*} h_{2,j}^k) \right) \quad (4-21)$$

同样的, 初始可靠度值 $\hat{x}_{2,k}$ 为:

$$y_{2,k} = \text{real} \left(\sum_{j=1}^M (r_{j,1}^k h_{2,j}^{k*} - r_{j,2}^{k*} h_{1,j}^k) \right) \quad (4-22)$$

对于 QPSK 调制, 两个比特组成一个符号, 使用图 4-10 中频率的 $\pi/4$ 格雷映射方案, 然后按照映射和式, $\hat{x}_{1,k}$ 每个比特的初始可靠值可被表示为:

$$\begin{aligned} y_{1,k}^1 &= \text{real} \left(\sum_{j=1}^M (r_{j,1}^k h_{1,j}^{k*} + r_{j,2}^{k*} h_{2,j}^k) \right) \\ y_{1,k}^2 &= \text{imag} \left(\sum_{j=1}^M (r_{j,1}^k h_{1,j}^{k*} + r_{j,2}^{k*} h_{2,j}^k) \right) \end{aligned} \quad (4-23)$$

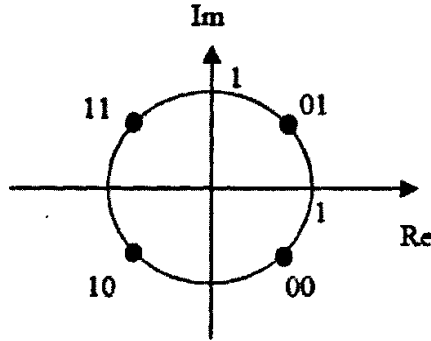


图 4-10 $\pi/4$ QPSK 调制的格雷映射
Fig.4-10 Gray mapping for $\pi/4$ QPSK modulation

同样地, $\hat{x}_{2,k}$ 每个比特的初始可靠度能被表示为

$$\begin{aligned} y_{2,k}^1 &= \text{real} \left(\sum_{j=1}^M (r_{j,1}^k h_{2,j}^{k*} - r_{j,2}^{k*} h_{1,j}^k) \right) \\ y_{2,k}^2 &= \text{imag} \left(\sum_{j=1}^M (r_{j,1}^k h_{2,j}^{k*} - r_{j,2}^{k*} h_{1,j}^k) \right) \end{aligned} \quad (4-24)$$

在 16QAM 或 64QAM 方案中, 一个符号中每个比特的可靠度值可通过文献[130]中描述的将接收符号分离到几个等级上的方法计算得出。

当得到 BTC 码字的所有初始可靠度值后, 可采用 Chase 软迭代译码算法实现软解码, 如上节所示。

4. 2. 3 仿真结果

在信源编码端, 我们采用 H.264 校验模型 JM8.6 作为测试平台。对 100 帧 QCIF 格式的 Foreman 序列以 IBPBP 方式进行编码, I 帧周期为 15, 帧率为 30fps。每一帧都作为一个 slice 且根据表 4-1 将编码数据分成三个不同的码流, 每一个 slice 的分区码流被打成一个 RTP 包, 熵编码方式为 CAVLC, 并使用码率控制。

H.264 编码之后, 输出的三个压缩码流被送入不同的 BTC 编码器中以提供不同的错误保护能力。每一个 BTC 码字都是一个行 BCH 码乘以一个列 BCH 码, 这里的行和列我们采用相同的码字。之后再根据信道状态选择合适的调制方式进行调制。这里, 我们设定调制之后的符号传输率为 128Ksps。如果调制方式是 BPSK, 则信息比特率 r_{scc} (信道编码之后) 为 128Kbps, 若调制采用 QPSK 和 8PSK 则信息比特率 r_{scc} 分别为 256Kbps 或 384Kbps。调制之后, 选择两个发射天线($N=2$), 两个接收天线($M=2$)的 G_2 STBC 编码器。

表 4-3 不同的保护机制
Table4-3 Different protection schemes

Scheme	Streams (str.)	BTC code	code rate
UEP1	UEP1-str1	$(15,7,5)^2$	0.22 (bits/s/Hz)
	UEP1-str2	$(31,21,5)^2$	0.46 (bits/s/Hz)
	UEP1-str3	$(15,11,3)^2$	0.54(bits/s/Hz)
UEP2	UEP2-str1	$(31,21,5)^2$	0.46 (bits/s/Hz)
	UEP2-str2	$(15,11, 3)^2$	0.54 (bits/s/Hz)
	UEP2-str3	$(21,26,1)^2$	0.70 (bits/s/Hz)
EEP1	Three streams	$(15,11,3)^2$	0.54 (bits/s/Hz)
EEP2	Three streams	$(31,21,5)^2$	0.46 (bits/s/Hz)
CTC [117] Turbo+STBC+OFDM transmission rate 0.50bits/s/Hz			

选择两径的离散信道, 多普勒频率为 50Hz, 带宽 800KHz 并分为 128 个子载波。每一个子载波的符号码率为 5000 符号/s, OFDM 符号周期为 160us, 且加 40us 的循环前缀来增加抵抗块间干扰的能力, 因此, OFDM 符号周期就为 200us。在 BTC 软解码时, 参数选

择是: $\gamma=[0.02\ 0.3\ 0.5\ 0.7\ 0.9\ 1\ 1\ 1\ 1]$, $\beta=[0.2\ 0.4\ 0.6\ 0.8\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1]$, $p=4$, 四次迭代。对每一个 SNR, 分别做 30 次仿真。表 4-4 给出了不同的 BTC 保护机制。

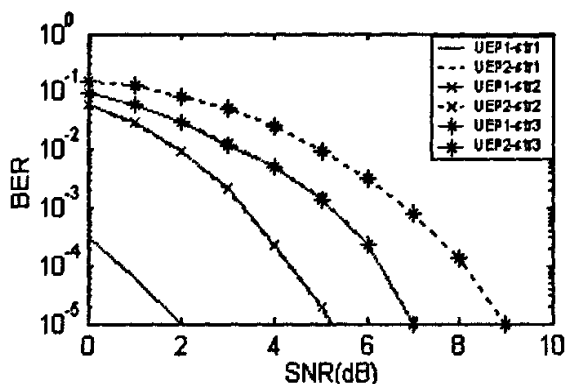


图 4-11 不同保护机制下的 BER 性能
Fig. 4-11 BER performance of different streams

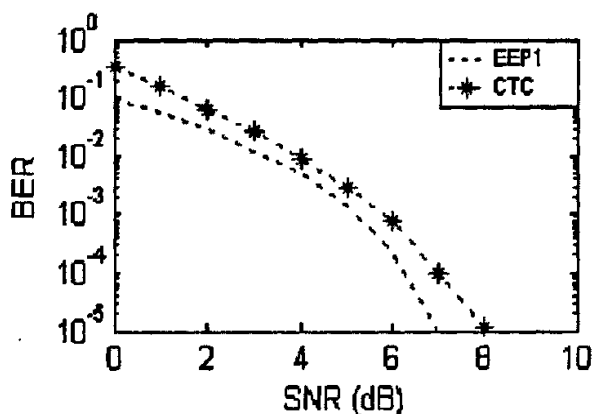


图 4-12 与其他保护机制的 BER 性能比较
Fig. 4-12 compare with other concatenate scheme

图 4-11 给出了两种调制方式为 BPSK 时的非均衡错误保护 (UEP) 机制的 BER 性能。这两种保护机制都可以对 H. 264 编码码流进行不同等级的保护。码流 1 为在 H. 264 解码时需要的最主要信息, 因此给它最强的保护, 它的 BER 曲线是最低的。另一方面, 分区 C 的重要程度低于分区 A 和 B, 给它较小的保护, 它的 BER 曲线也是最高的。由此我们可以看出不同的保护机制可以导致不同的 BER 性能。保护越强则 BER 性能越好。

图 4-12 是我们的系统与其他串连系统 CTC[117]的 BER 性能比较。可以看出, 我们的 BTC_STBC_OFDM 系统要优于 CTC 串连机制。当 BER 为 10^{-3} 且编码码率为 0.5 bits/s/Hz 时, 我们的系统的 SNR 比 CTC 大约提高了 0.7dB 左右。

我们再来看一下不同的保护机制下 H.264 的重建视频序列的 PSNR 值。图 4-13 绘出了各种保护机制下重建序列 Y 分量的 PSNR 值。很明显, 在大部分的 SNR 值下, UEP 机制的重建质量明显优于 EEP 机制。究其原因主要是 UEP 机制可以根据 H.264 的码流的重要程度给予不同的保护。另一方面, EEP 机制不能利用到不同码流的特性, 码流 1 的保护不足, 而码流 3 的保护过大。

从图 4-13 我们同样还可以看到当 SNR 的值较低时, UEP1 的性能比 UEP2 好。然而当信道情况改善 (比如 SNR 值增加) 时, 它的 PSNR 值会较快地饱和到一个较低的数值上, 这使得在大的 SNR 值时重建质量并不是很好。而 UEP2 则可以允许更大的 $r_{c,c}$, 因此在较大的 SNR 值时有更好的重建质量, 但是它的代价是当 SNR 降低时, 重建视频质量会下降较快。因此, 和上节相仿, 我们考虑设计一种自适应 UEP 系统来使得整个系统能根据信道状况在较大的 SNR 范围内都有一个可以接受的较好的视频重建质量。

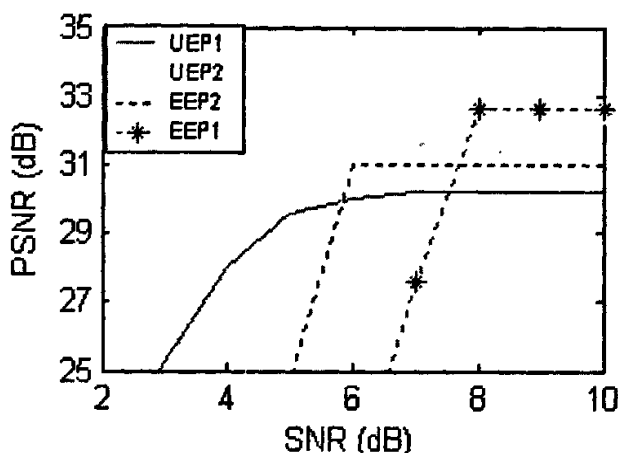


图 4-13 不同保护机制下 Foreman 重建序列的 PSNR-Y 比较
Fig.4-13 the average PSNR of Foreman sequence under different BTC protection schemes together with BPSK modulation mode

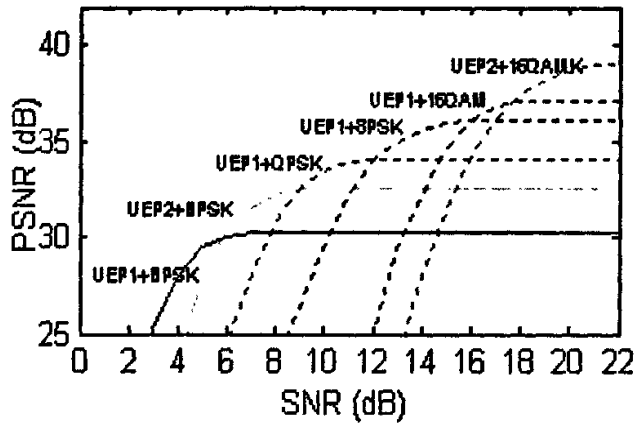


图 4-14 不同 UEP 保护机制下的重建 Foreman 序列的 PSNR 值
Fig.4-14 The average PSNR of Foreman sequence under different UEP protection schemes

图 4-14 给出了不同保护机制下的重建 Foreman 序列的平均 PSNR 值。为了使得系统性能更有效，我们同时采用了不同的调制方式。当 SNR 值较低时 UEP 与 BPSK 联合的性能是最好的，但它们的 PSNR 会很快地饱和到较低的数值上，使得他们在较高的 SNR 范围内效率不高。而当采用 QPSK，8PSK 和 16QAM 与 UEP 联合时则可以获得更好的重建质量，效率相应有所提高。但是这个效率的提高是以当信道状况下降时，重建质量会迅速下降为代价的。

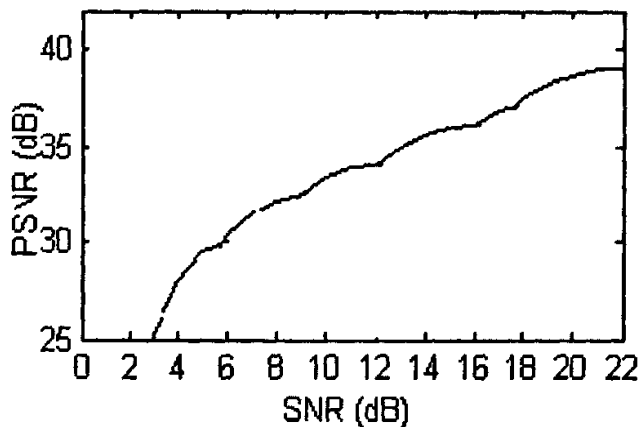


图 4-15 不同 SNR 值下的自适应 UEP_TBC_STBC_OFDM 机制
Fig.4-15 The average PSNR of the adaptive UEP_TBC_STBC_OFDM scheme

这样,我们就可以设计我们的自适应的 UEP 系统,使其可以根据信道状况选择相应的保护机制。当 SNR 小于 6dB 时 ($SNR \leq 6dB$), 采用 UEP1 和 BPSK 调制, 而当 SNR 大于 6dB 小于 9dB 时 ($6dB < SNR \leq 9dB$), 选择 UEP2 和 BPSK。当 SNR 大于 9dB 小于 12dB 时 ($9dB < SNR \leq 12dB$), 选用 UEP1 与 QPSK。当 SNR 从 12dB 到 16dB ($12dB < SNR \leq 16dB$), 则选用 UEP1 和 8PSK, 当 SNR 大于 16dB 小于 18dB 时 ($16dB < SNR \leq 18dB$), 选用 UEP1 和 16QAM。最后,当 SNR 大于 18dB 时 ($SNR \geq 18dB$), UEP2 与 16QAM 的联合可以提供更好的效率和重建质量。仿真结果示意图如图 4-15 所示。

4. 3 本章小结

本章分别提出了两个适应于平坦衰落信道和频域选择性衰落信道的用于鲁棒视频传输的信道自适应非均衡错误保护系统。这两个系统在较低的编码和解码复杂度下既能具有 BTC 的高的误码纠正能力, 还能获得 STBC 的较大的分集增益。而且, 由于联合采用了不同的 BTC 码和不同的调制方式, 该系统可以根据信道状况自适应调节传输机制, 从而最大程度地获得端对端视频传输 QoS 仿真。结果表明这两个系统可以在较大的 SNR 范围内保证较高的视频传输质量。而且, STBC 的简单的结构以及线性处理能力, 以及 BTC 的快速解码能力使得我们的系统更实用, 更有效(本章内容已被高技术通信英文版录用)。本文的方法也适用于分级视频传输系统。

当然, 我们的非均衡错误保护系统的自适应性也还是比较简单, 如何考虑用更进一步的定性的分析和算法来实现该系统的自适应性将是下一步要继续深入的工作。

第五章 矢量量化的信源信道联合编码

矢量量化是近年来日趋成熟的信源压缩编码技术,根据香农率-失真理论,矢量量化总能获得比其他基于标量量化的编码方法更好的压缩性能。目前,它已广泛地应用于低比特率的语音、图像编码和模式识别等领域。标量量化或一维编码虽然就量化器设计、优化组织结构和最优化方面来说已经研究得比较彻底成熟,但它对支持要求提高数据的压缩表示,以及进一步减少量化失真的能力却很有限^[131,132]。然而,矢量量化却具有提高压缩比,降低量化误差等优点^[133]。本章将研究用于噪声信道传输的矢量量化器设计,特别对于二进制对称信道(BSC),该信道模型在通信领域中通过高斯信道采用二值调制传送数据时是非常有用的。如第一章绪论所述,目前有两种设计优化矢量量化器技术:索引值分配(IA, *index assignment*)和信道最优矢量量化器(COVQ, *channel-optimized vector quantizer*)。本章中分别研究了在噪声信道中基于这两种优化技术的联合信源信道编码算法。首先提出了一种基于遗传算法的免疫克隆算法,该算法借鉴了生物免疫系统中的克隆增殖和生物在免疫过程中保持个体多样性的能力,能够很好地在群体的收敛性和个体多样性之间保持动态平衡,从而极大地提高了搜索效率,实现索引值的最优分配。仿真结果表明,该算法在提高噪声信道矢量量化器的性能方面比BSA和EAIAA有显著提高,同时收敛速度也得到了明显的改善。其次,还提出了一种基于等误差原则信道优化矢量量化器的设计方法。该算法通过在子区域误差较大的矢量附近产生新的矢量来代替子区域误差较小的矢量,从而逐渐平均各子区域误差,并同时使信道矢量量化器满足最近邻条件和质心条件,求得最优码书。采用该算法,在给定信道状态模型和信道噪声情况下,可有效地提高矢量量化器的性能,仿真实验结果表明该算法可获得比传统算法更优的性能增益。

5.1 基于遗传算法的免疫克隆索引值分配算法

由于在通信系统中使用矢量量化,在信源端被选中的码字矢量的二进制索引值在通过噪声信道时,有可能被噪声污染,引起失真,导致接收端得到的是同一码书的另一索引值,从而使重建的子块出现差错。由此,如何克服矢量量化在经过噪声信道时引起的系统性能下降就成了一个非常重要的问题。总的来说,有两种解决办法,一类是引入差错控

制, 如前向纠错码(FEC), 需要增加冗余比特来保护信道的二进制索引值, 另一类则是在不引入冗余比特的情况下, 进行码字的索引值分配优化(IA), 在这一节里, 我们主要考虑这类解决办法。对 N 个码字而言, 通常有 $N!$ 个索引值分配方式, 为了得出最优码书采取穷举法显然是不合适的。文献[130]就信道差错对 PCM 信号进行了研究。Pan J. S.^[134]将传统的并行遗传算法应用于码书的索引值设计中, 而 K Zeger 和 Gersho^[30]提出了一种二进制开关算法(BSA), 该算法由于采用的是单调下降算法, 因此只能获得局部最优解。文献[135]提出了基于进化理论的 EAIAA 算法, 能较好的接近全局最优解, 但其搜索效率较低。本节提出了一种基于遗传算法的免疫克隆算法, 该算法借鉴了生物免疫系统中的克隆增殖和生物在免疫过程中保持个体多样性的能力, 能够很好地在群体的收敛性和个体多样性之间保持动态平衡, 从而极大地提高了搜索效率, 实现索引值的最优分配。仿真结果表明, 该算法在提高噪声信道矢量量化器的性能方面比 BSA 和 EAIAA 有显著提高, 同时收敛速度也得到了明显的改善。

5.1.1 噪声信道矢量量化和索引值分配优化

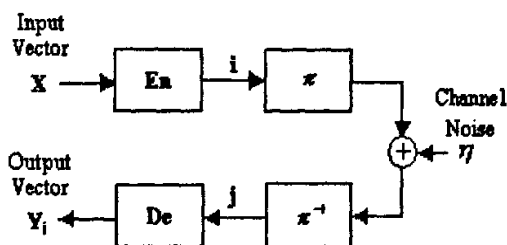


图 3-1 噪声信道矢量量化器结构框图

Fig. 3-1 Block diagram of VQ on noisy channel

矢量量化是将一信源矢量序列中的每一个矢量用一个信道符号——取自一有限集中的二进制码字, 来编码表示。一个典型的 VQ 系统包括一个有限的预先确定的码矢集合(即码书), 以及一个矢量失真测度, 当给定两个矢量时, 就会计算出它们之间的距离(或失真)。 VQ 系统就是将输入矢量序列中的每一个矢量用一个与该输入矢量距离最近的码矢的二进制码字(索引值)来编码^[136]。这个索引值随后经信道传输到接收机, 在接收端采用查表方法将与该索引值相对应的码矢解码出来, 并近似地认为就是原输入矢量。图 3-1 所示为一个噪声信道矢量量化器的结构框图。

矢量量化过程可以定义为从 k 维欧几里德空间 R^k 到其一个有限子集 Y 的一个映射, 即 $Q: R^k \rightarrow Y$, 其中 $Y = \{y_0, y_1, \dots, y_{N-1} | y_i \in R^k\}$ 即为码书, N 为码书大小。该映射应满足: $Q(X|X \in R^k) = Y_i^*$, 其中 $X = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ 为 R^k 中的 k 维矢量, $Y_i^* = (y_{i1}^*, y_{i2}^*, \dots, y_{ik}^*)$ 为码书 Y 中的码字, 并满足:

$$d(X, Y_i^*) = \min_{1 \leq j \leq N} (d(X, Y_j)) \quad (5-1)$$

其中 $d(X, Y_i)$ 为矢量 X 与码矢 Y_i 之间的失真测度, 本文采用的失真测度为均方误差 (MSE), 其表达式为

$$d(X, Y_i) = \sum_{j=1}^k (x_j - y_{ij})^2 \quad (5-2)$$

如果二进制索引值 ($i \in \{0, 1\}^b$, $b = \log_2 N$) 在噪声信道上传输, 那么通常其接收端得到的可能为属于同一集合 $\{0, 1\}^b$ 的不同值。因此一个无记忆噪声信道可表示为一个映射 $\tau: \{0, 1\}^b \rightarrow \{0, 1\}^b$: $\tau(i) = i \oplus \eta$ ($i \in \{0, 1\}^b$), 其中 \oplus 为二进制逐位异或操作; η 为信道噪声, 是一属于集合 $\{0, 1\}^b$ 的随机变量; τ 是随机变量 η 的函数, 它描述了信道差错对传送的二进制索引值的影响。

令 S_N 表示所有一一映射函数 $\pi: \{0, 1\}^b \rightarrow \{0, 1\}^b$ 的集合。则 $N!$ 个双向映射 (或排列) $\pi \in S_N$ 中的每一个双射被称为一个关于量化器 Q 的索引值分配函数。对于每个索引值 $i \in \{0, 1\}^b$, π 唯一地映射 i 到另一 $\{0, 1\}^b$ 集合中的一个索引值, 表示为 $\pi(i)$ 。一个排列 π 可被视为对矢量量化器码书矢量的一个编排顺序。因此, 对于任何一个矢量量化器 $Q = De \circ En$ 和一个排列 π , 一个噪声信道矢量量化器 Q_x 就是从 R^k 空间到码书矢量 Y 的一个映射:

$$Q_x = De \circ \pi^{-1} \circ \tau \circ \pi \circ En \quad (5-3)$$

其中 En , De 分别为编码器和解码器映射函数, τ 是噪声信道映射, π^{-1} 是排列 π 的逆函数。对于任何输入矢量, Q_x 产生的输出量化矢量是随机变量 η 的一个函数。对于一个给定的噪声信道, Q_x 可表示为 (En, De, π) 。对于无噪声信道, 信道噪声随机变量 η 恒等于 0, τ 为 $\{0, 1\}^b$ 上的一个恒等映射, 且 $Q_x = Q$ 。因此索引值分配函数 π 在无噪声信道中对于 Q_x 的性能并无影响。

定义一个实值误差函数 $d: R^k \times R^k \rightarrow R$ ，它为两个 R^k 上的矢量分配一个非负数，该非负数为两矢量间的距离。对于一个给定的矢量量化器 Q 和一给定噪声信道，要找到一个矢量化器 Q_π ，使其平均误差最小。其平均误差可表示为：

$$e_\pi = E[d(X, Q_\pi(X))] \quad (5-4)$$

通过选择一个分配函数 π 可完全确定该噪声信道矢量化器。因此对于一给定的 Q ，需寻找对于所有分配函数 $\pi \in S_N$ 的一个最小平均误差 e ：

$$e_{\min} = \min\{e_\pi : \pi \in S_N\} \quad (5-5)$$

令 $i = En(X)$ ， $X \in R_i$ 且 $i \in \{0, 1\}^b$ ，假设输入矢量 X 独立于信道噪声 η ， $p(Y_k)$ 为由输入矢量的统计特性决定的码书矢量的概率密度函数，则

$$p(Y_k) = \Pr\{X \in R_k\} \quad (5-6)$$

P_r 表示随机事件的概率。 $p(Y_k)$ 给出一个特定码书矢量被选择编码输入矢量的概率，此概率分布由输入矢量的统计特性决定。

二进制索引值被通过信道传送表示输入矢量 X

$$\pi(En(X)) = \pi(i) \quad (5-7)$$

接收端收到索引值 $\tau(\pi(i))$ ，码书矢量索引值 $\pi^{-1}(\tau(\pi(i)))$ 被用于近似 X 。我们定义：

$$j = \pi^{-1}(\tau(\pi(i))) = \pi^{-1}(\pi(i) \oplus \eta) \quad (5-8)$$

则编码器选择 Y_i 近似表示 X ，解码端的码书矢量 Y_j 被解码器选择近似表示 X 。索引值 i 为一依赖 X 的统计特性的随机变量，索引值 j 是一既依赖 X ，又依赖随机变量 η 的信道噪声统计特性和映射 π 的随机变量，总误差 $d(X, Y_j)$ 受量化过程和信道索引值差错的影响。为了能优化一个给定码书的编码系统的性能。误差期望值必须为所有可能变换 $\pi \in S_N$ 中最小的。

$$e_\pi = E[d(X, Y_j)] \quad (5-9)$$

在无噪声信道时，最优矢量量化器须满足最近邻准则和中心准则^[137]，在存在信道噪声时这些条件依然是设计信道矢量量化器的必要条件。*Messerschmitt*^[138]证明了当最优量化器加入信道噪声时，均方差测度可被分解为无噪声信道量化器的均方误差和由信道噪声引起的一个量之和。因此给出如下结论：

采用均方误差测度且满足中心条件的噪声信道量化器的平均误差可表示为：

$$E[\|X - Y_j\|^2] = E[\|X - Y_i\|^2] + E[\|Y_i - Y_j\|^2] \quad (5-10)$$

信道差错对索引值的影响可导致解码矢量的严重失真, 这种失真的幅度可采用矢量量化系统的误差函数(如式(5-2))进行度量。码书中码矢的索引值分配会影响由于信道差错引起的平均误差。通过重新编排码书矢量使由于索引值差错引起的不正确接收矢量平均地接近原矢量, 可以减小由于信道差错引起的期望误差。从一般意义上说, 通过穷举每一个可能的索引值分配方案可以找到最优的码书索引分配方法, 获得最好的性能。然而这一工作需要大量的计算。根据这类问题的组合学特点, 对于大小为 $N = 2^b$ 的码书, 存在 $N!$ 种不同的索引值分配方案。但是, 这 $N!$ 种方案中, 必然会有存在尽管索引值分配方式不同, 但最后获得的系统总误差相同的分配方案。因此,

有 $\frac{(2^b)!}{2^b \times b!} = \frac{(2^b - 1)!}{b!}$ 种可能的完全不同的索引值分配方案。通常有三种解决方法: 穷举

法、快速搜索算法和遗传算法。穷举法是最简单最直接的方法, 但显然, 当 N 较大时, 用穷举法来寻找最优的索引分配需要花费大量的时间, 就显得不够经济; 而快速搜索算法对于某些特定的应用条件可能会获得较好的寻优结果, 且算法较快, 但是这类方法有很强的条件依赖性, 且通常得到的结果是局部最优的, 如二进制切换算法^[30] (*BSA, Binary Switching Algorithms*)。而遗传算法作为一种智能搜索算法, 通过对遗传操作的适当设计和运行, 可实现兼顾全局搜索和局部搜索的所谓均衡搜索, 快速找到全局最优解。

为了最小化(5-9)式, 要求决定哪种分配方案 π 可最小化 e_x 。实际上, 这一过程非常困难, 因为需要共同考虑信源和信道的统计特性。然而存在一个渐进过程可发现最好的排列 π 。设一个训练矢量集 $T = \{X_1, X_2, \dots, X_M\}$, 其中 $X_i \in R^k$ 且 $1 \leq i \leq M$ 。在实际应用中, 当训练集大小 M 远大于码书大小 N 时, 系统误差 e_x 可被近似表示为:

$$e_x \approx \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M d(X_i, Y_{j_i}) \quad (5-11)$$

当 M 足够大时, (5-11)式可十分接近 e_x 的实际值。因此通过大量训练矢量近似信源统计特性, 且通过模拟信道特性可以针对某一系列 π 获得足够精度的 e_x 值。重复这一过程, 可最终寻找到最小 e_x 所对应的排列 π 。然而这一过程正如前述, 复杂度极高, 需要大量训练集以精确模拟信道差错的影响, 且每一个 S_N 中的变换都需要检测以决定最优排列 π 。

考虑一个 r 阶范数表示的误差函数:

$$d(X, Y) = \|X - Y\|^r \quad (5-12)$$

其中 $\|\cdot\|$ 为 R^k 上的一个范数, $r \geq 1$, 根据 Minkowski 不等式, 可得

$$(E[\|X + Y\|^r])^{\frac{1}{r}} \leq (E[\|X\|^r])^{\frac{1}{r}} + (E[\|Y\|^r])^{\frac{1}{r}} \quad (5-13)$$

因此有:

$$e_\pi = E[\|X - Y_i\|^r] = E[\|(X - Y_i) + (Y_i - Y_j)\|^r] \leq U_\pi \quad (5-14)$$

其中

$$U_\pi = \left\{ (E[\|X - Y_i\|^r])^{\frac{1}{r}} + (E[\|Y_i - Y_j\|^r])^{\frac{1}{r}} \right\}^r \quad (5-15)$$

由式 (5-15) 可见, e_π 存在一个上限, 该上限由两部分组成, 其中第一部分与变换 π 无关, 而第二部分是随着 π 的选择不同而变化的量。为了最小化该上限可通过最小化 D_π 实现:

$$D_\pi = E[d(Y_i, Y_j)] \quad (5-16)$$

其中下标 π 表示该期望值依赖于排列 π 。

不等式 $e_\pi \leq U_\pi$ 对于很大一类量化器都是成立的, 只要该量化器有一个 r 阶范数形式的误差测度且编码符号通过离散无记忆信道传送。在误差测度为均方误差判据且量化器为无噪声信道最优量化器时, 则由上一节的结论可知 $e_\pi = U_\pi$, 所以对于所有排列 π , 最小化 D_π 即等价于最小化 e_π 。

在无记忆二进制对称信道中, 期望值 D_π 可表示为一非常简单的形式:

$$D_\pi = \sum_{i \in \{0,1\}^b} \sum_{k=0}^{N-1} E[d(Y_i, Y_j) | \eta = i, X \in R_k] \cdot \Pr[\eta = i] \cdot \Pr[X \in R_k] \quad (5-17)$$

假设信道噪声独立于信源 X 。

当 $X \in R_k$ 时, $i = k$, 有:

$$D_\pi = \sum_{k=0}^{N-1} p(Y_k) \sum_{i=0}^{N-1} d(Y_k, Y_{\pi^{-1}(\pi(k) \oplus i)}) \Pr[\eta = i] \quad (5-18)$$

由于最小化的是 e_π 的上限, 而非平均误差的精确值, 可无需考虑输入矢量 X 的确切分布, 只需知道码书矢量的概率 $p(Y_k)$ 和信道特性即可。

对于每个二进制索引值 $q \in \{0,1\}^b$ 和每个整数 m , $0 \leq m \leq b$, 定义 q 的 m 阶邻域为:

$$N^m(q) = \{r \in \{0,1\}^b : H(q,r) = m\} \quad (5-19)$$

其中 $H(\cdot, \cdot)$ 是汉明距离函数, $N^m(q)$ 表示所有整数的二进制表示形式有 m 个位置与 q 的二进制表示形式不同, 即 $N^m(q)$ 是所有索引值集合, 其中 q 可通过 m 个比特差错变换到这些索引值。如果 q 是一个 b 比特的二进制字, 则 q 改变 m 个比特位置的值的可能数为:

$$|N^m(q)| = \binom{b}{m} \quad (5-20)$$

对于一个二进制对称信道 (BSC), 如果其差错概率为 ε , 则

$$\Pr[\eta = t] = \varepsilon^{H(t,0)} (1-\varepsilon)^{b-H(t,0)} \quad (5-21)$$

对于任何整数 $s, t \in \{0,1\}^b$,

$$\Pr[\eta = s] = \Pr[\eta = t] \text{ if } H(s,0) = H(t,0) \quad (5-22)$$

如果传送一个二进制字, 接收到另一特定的二进制字的概率只由这两个二进制字的汉明距离确定。对于 $m, 0 \leq m \leq b, H(t,0) = m$, 则定义:

$$q_m = \Pr[\eta = t] = \varepsilon^m (1-\varepsilon)^{b-m} \quad (5-23)$$

因此, 在式 (5-18) 中的第二个求和式中可将所有矢量集划分成 b 个邻域集, 其中每个邻域集由其索引值距离为 i 的汉明距离相等的码书矢量组成。因此式 (5-18) 可改写为:

$$\begin{aligned} D_x &= \sum_{k=0}^{N-1} p(Y_k) \sum_{m=0}^b q_m \sum_{z \in N^m(0)} d(Y_k, Y_{x^{-1}(x(k) \oplus z)}) \\ &= \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{m=0}^b p(Y_k) q_m \sum_{w \in N^m(x(k))} d(Y_k, Y_{x^{-1}(w)}) \end{aligned} \quad (5-24)$$

从上式可看出, 这一最小化过程涉及到对信道差错变换概率 ε 、距离函数 d 和码书矢量概率 $p(Y_k)$ 的了解。 N 为码书长度, $N=2^b$, $p(Y_k), (0 \leq k \leq N-1)$ 为由输入矢量的统计特性决定的码书矢量的概率密度函数, 它给出了一个特定码矢被选择用来编码输入矢量的概率。其在使用训练矢量产生输入码书时, 通过对每一个码矢被选为最佳匹配码矢的频率进行统计计数而获得先验概率; $q_m = \varepsilon^m (1-\varepsilon)^{b-m}$, ε 为信道位差错概率 (BER)。

5. 1. 2 生物免疫系统和相关算法

5. 1. 2. 1 生物免疫系统

近年来,人们不断从生物系统获得灵感,并提出很多适用于工程计算的学习系统,如人工神经网络(ANN),遗传算法(GA),进化规划(EP)等,尤其是近几年引起人们广泛关注的生物免疫系统。生物免疫系统是一个高度并行分布,自适应,多样性,自组织的系统,它能够区分外部有害抗原和自身组织,从而清除病原并保持有机体的稳定,具有强大的识别,学习和记忆的能力,这些显著的特性吸引着人们从中获得灵感,并将其用于实际计算当中。

5. 1. 2. 2 生物免疫的概念

免疫系统的主要功能就是识别体内细胞,将其分为有害病原和机体自身组织,并引发适当的防卫机制去排除有害病原或体内病变组织。免疫功能的实现主要由分布在生物体全身的免疫细胞实现,包括吞噬细胞,淋巴细胞和NK细胞。淋巴细胞又分为B细胞和T细胞。B细胞的主要功能是产生抗体,免疫系统就是依靠抗体来对入侵的抗原进行识别,攻击,从而保护有机体。T细胞的主要功能是调节其他细胞的活动或直接对抗原实施攻击。成熟的B细胞产生于骨髓中,成熟的T细胞产生于胸腺之中。B细胞和T细胞成熟之后进行克隆增殖,分化,再遇到外来抗原入侵时,两种细胞相互作用,激发产生匹配抗体,使抗原得到抑制,从而使免疫系统又达到某种稳定状态,这样,系统总是处于既稳定又能及时对外部刺激产生应答的状态。

5. 1. 2. 3 克隆选择原理

克隆选择的大致机理如下:当淋巴细胞实现对抗原的识别后,B细胞被激活并增殖复制,随后克隆细胞经历变异过程,产生对抗原具有特异性的抗体,当然在克隆选择中只有具有成功识别抗原的免疫细胞才能进行克隆增殖,变异分化成效应细胞和记忆细胞。克隆选择的过程就是亲合度成熟的过程,当抗原亲合度较低的个体在克隆选择机制的作用下,经历增殖复制和变异操作后,其亲合度逐渐成熟,这也可看成是自然选择,变异,进化的过程,而克隆选择原理也可通过交叉,变异等遗传算子和群体控制机制来实现。

基于克隆选择原理, De Castro^[139]提出了克隆选择算法模型, 它的主要算法核心在于增殖复制算子和变异算子, 该算法可用于模式识别, 函数寻优, 组合优化和安全保护等问题。

5. 1. 2. 4 免疫算法

在遗传算法中, 最令大家头疼的问题就是早期收敛和局部收敛的问题。人们也因此提出很多改进的办法。Jang_Sung Chun^[140]由生物免疫系统的多样性受到启发, 提出了一种鼓励群体多样性的免疫算法, 使群体中的某些个体能够跳出局部最优, 更有效地达到全局最优解, 克服了遗传算法中的早期收敛和局部收敛。该算法的主要核心是引入信息熵的概念, 由它来表明群体中抗体的多样性。

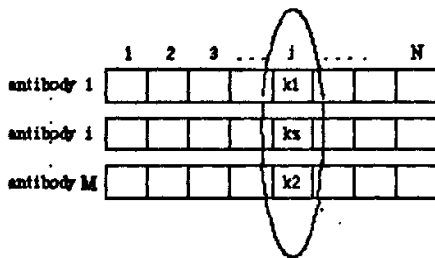


图 5-2 抗体的信息熵

Fig.5-2 Information entropy of genes

如图 5-2 中有 M 个抗体, 每个抗体由 N 个基因组成, 则这 M 个抗体的信息熵为:

$$H(M) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N H_j(M) \quad (5-25)$$

其中, $H_j(M) = -\sum_{i=1}^M P_{ij} \log P_{ij}$, P_{ij} 为 M 个抗体中的第 j 位为字母 k_i 的概率, $H_j(M)$ 为 M 个抗体第 j 位的信息熵。这样, 我们就可以利用信息熵的概念来表示两抗体之间的相似度, 抗体 v 和 w 之间的相似度为:

$$ay_{vw} = \frac{1}{1 + H(2)} \quad (5-26)$$

由此, 就可利用式(5-26)将群体中个体相似度很高的部分个体排除在选择之外, 从而保证群体中个体的多样性。

5. 1. 3 免疫克隆算法(MCIAA)用于噪声信道矢量量化的索引值分配

遗传算法^[141]在求解问题时,其根本目标之一是追求群体的收敛性,但为保证算法趋于全局最优,必须始终保持好个体在进化过程中的多样性,这就需要在群体的收敛性和个体的多样性之间取得平衡。若在进化过程中过于追求前者,算法易于陷入未成熟收敛,若过于追求后者,则算法收敛性降低。笔者在研究过程中发现克隆选择算法能极大地提高群体收敛的速度,但在保证群体的多样性方面则有所欠缺,由此设计了一种引入信息熵的概念,保证在克隆选择算法中实现群体多样性的办法,从而使算法更有利于趋近全局最优。

由于免疫克隆算法是基于遗传算法之上的,它同样也具有交叉,变异算子,并通过利用遗传算法的隐含并行性,同时使用多个搜索点搜索信息,来克服传统的优化算法从解空间中的一个初始点开始最优解的迭代搜索过程。本文中使用由 LBG 算法设计的 VQ 码书形成的初始群体,经过免疫克隆算法的迭代搜索过程之后,最终停止并输出一个码书矢量的二进制索引值分配方案。

5.1.3.1 种群的建立和变异机制

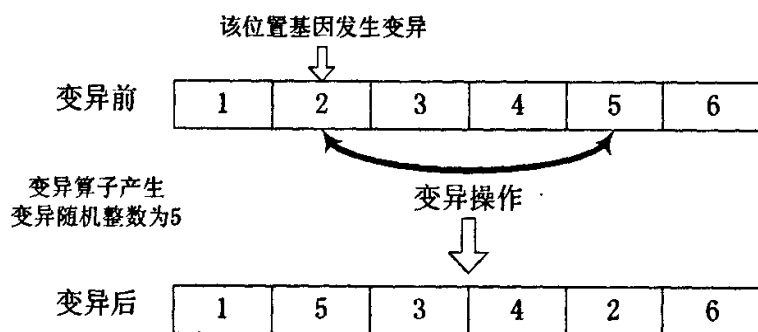


图 5-3 变异操作示意图
Fig.5-3 mutation mechanism

在本算法中,我们要解决的问题是如何选取最优的码书矢量索引值的编排顺序,因此,进行优化的对象为码书矢量的编排顺序,这样,我们将一个大小为 N 的完整码书看作是群体的一个个体,而把该码书的每个码书矢量对应的索引值看作个体的基因^[135],因此种群的个体即为由每个码书矢量对应的索引值所组成的有序基因链,基因链的基因位置表示该基因值所对应的码书矢量在后代码书中的索引值。根据个体所表示的意义,个体上的每个基因值应该互不相等,即不能在同一个个体中出现两个相同值的基因,且该个体的所有

基因值应完全包含所有码书矢量的索引值, 这样的个体, 我们认为是合法的个体, 才允许参加下一代的选择操作。由于克隆免疫算法需要由多个个体组成的种群参与进化过程, 因此本算法的种群由多个索引值排序不同的个体组成。

在索引值分配算法中, 若在各基因值上加随机数产生变异, 则可能出现一个个体的不同基因具有相同的值, 这样就可能该个体无效, 因此, 本算法中的变异算子采用将个体上的不同基因进行交换实现。变异操作示意如图 5-3 所示。

5. 1. 3. 2 变异概率 P_m

变异概率 P_m 在传统遗传算法中起着非常重要的作用, 但对变异概率的大小却一直没有一个统一的定义, 多为经验值。通过研究和仿真试验发现, 变异概率过大, 会使个体总是处于大范围的变化当中, 使得高适应度的个体结构很快就会被破坏, 非常不利于算法的收敛, 而变异概率过小, 虽然有利于逐步的收敛, 但会使搜索过程缓慢, 以至停滞不前, 且极有可能导致局部收敛。由此总结出在迭代初期以较大概率使该算法较快地搜索到较好的个体^[135], 然后变异概率随着进化代数的增大逐渐减小。本文采用的变异概率函数如式(5-27)所示:

$$P_m = 0.08 \times \frac{1}{\sqrt{2\pi} \times shape} \exp\left(\frac{-(t/T)^2}{2 \times shape^2}\right) \quad (5-27)$$

其中, $shape$ 为形状因子, 它控制变异概率函数的形状趋势。 t 为当前进化的代数, T 为进化过程的总代数。

5. 1. 3. 3 算法描述

Step1: 初始化: 按照输入码书的索引值, 产生一个初始个体 $G_0(0)$ 。

Step2: 初始种群: 由 $G_0(0)$ 通过变异操作产生第一代种群 $G_1(0)$, $G_2(0)$, ..., $G_M(0)$, 种群规模为 M 。以公式(5-24)作为适应度函数来计算各种群个体的适应度值, 将其按数值从小到大排序, 且将 n 个适应度值最小的个体放入记忆库中。

Step3: 克隆个体: 从记忆库中取出 n 个个体, 对其进行克隆复制, 适应度值最小的个体克隆的个体数也相应最多, 然后根据适应度值从小到大的顺序, 克隆的个体数依次减小。

Step4: 变异: 将克隆的各个个体进行变异, 变异概率采用式(5-27), 并计算其适应度值。

Step5: 选择: 利用信息熵的概念, 按照公式 (5-26) 计算所有个体之间的相似度, 在个体之间相似度超过阈值 T_i 的个体中只保留适应度值最低的一个个体, 其余均剔除排序队伍, 然后重新排序, 保留适应度值最低的 M 个个体, 并用适应度值最低的 n 个个体替代原记忆库中的个体。

Step6: 结束判决: 如果 $t < T$, 则 $t = t + 1$, 返回 Step3, 否则按适应度值最小的个体进行索引值分配, 产生新码书, 结束循环。

5.1.4 仿真结果

为了与矢量量化算法相比较, 本算法中在生成矢量量化码书时, 采用标准的 LBG 算法。与传统上采用的训练数据一样, 采用一阶高斯马尔可夫序列, 该序列能较好地反映数据之间的相关性, 其序列生成式是 $x_i = \alpha x_{i-1} + w_i$, 其中 α 为相关系数, 决定生成的训练数据之间的相关性, 取为 0.9, 0.5 和 0, w_i 为独立的高斯白噪声, 生成的码书采用 $k = 2$ 和 $k = 4$ 两种维数, 码书大小 N 分别为 8, 16, 32, 64, 128, 256, 噪声信道采用二进制对称信道 (BSC), 其信道差错概率分别为 $\varepsilon = 10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}$ 。将用 LBG 算法生成的码书作为输入初始码书, 迭代次数 T 为 180, 群体数 M 为 8, 变异概率函数中的形状因子 shape 为 0.5, 个体相似度阈值 T_i 为 0.85, 记忆库的个数 n 为 5, 克隆个体数依据记忆库中个体的适应度值从小到大的次序分别复制 5, 4, 3, 2, 1 个个体, 该克隆免疫算法训练后, 输出最佳个体所对应的新码书, 并计算其量化器的信噪比 SNR, σ 为高斯马尔可夫序列信源样本 X 的方差, MSE 为均方误差。在本算法中, 每生成一套最优码书, 都进行 10 次完整的算法计算, 计算每一次的 SNR, 然后取平均值作为最后的评测数据。图 5-4 所示为本算法与 BSA 和 EAIAA 算法的 SNR 随信道差错概率 ε 变化的性能比较, 码书尺寸和码书维数分别为 (32, 2), (128, 2) 和 (256, 4), α 分别为 0.9, 0.5 和 0。

从图 5-4 可以看出, 本文提出的免疫克隆算法与 BSA, EAIAA 算法相比, 最佳码书的信噪比有较显著的提高。比 BSA 算法的 SNR 大约平均提高 1.5~2.5 dB, 比 EAIAA 的 SNR 平均提高 1.0~1.8 dB。本算法的另一个优点就是算法的收敛速度明显加快, EAIAA 算法大概要迭代 300 次左右才能大致收敛, 本算法在 100 次左右就可以几乎接近全局最优解, 从而明显节省了平均计算时间。

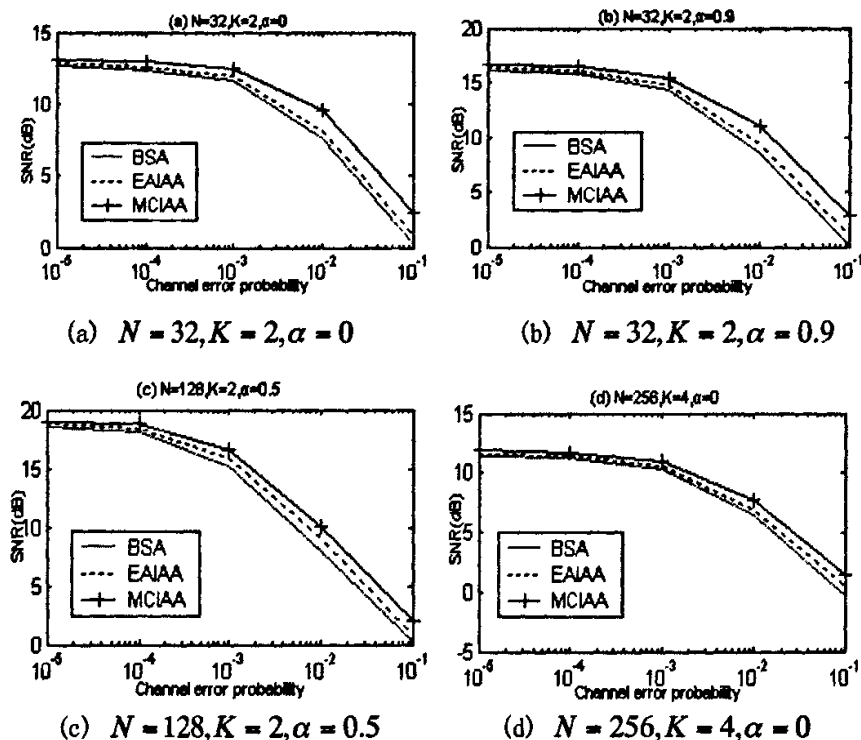


图 5-4 各算法在不同信道差错概率下的性能比较
Fig.5-4 Performance comparison under different channel error probabilities

5. 2 基于等误差原则的信道优化矢量量化器的设计

信道最优矢量量化器(COVQ)则是在一定的信道条件下根据信道状态和信道噪声情况调整 VQ 码书和编码规则来直接设计优化矢量量化器, 它能得到在一预先确定的信道条件下的最优性能, 而对无噪声信道条件下其性能则是次优的。

矢量量化的设计关键是码书的设计, 也就是要寻找一个码书和一个划分方案以使得编码矢量序列的总体失真最小。一般来说, 对离散输入信源而言, 最优矢量量化器有两个必要条件: 最近邻条件, 质心条件, 传统的 LBG 算法^[159]就是根据最近邻条件和质心条件提出的矢量量化器设计方法, 但由于 LBG 算法也同样有很多不足之处, 如其对初始码书的依赖性以及算法易陷入局部收敛等。近年来, 出现了许多新的码书生成技术。禁止搜索码书设计算法^[142]是带有短期记忆的全局优化技术, 它使用多个候选解以引导搜索向目标函数值

有最大改进的方向进行。文献^[143]提出了基于神经网络的频率敏感竞争学习算法 (FSCL) 来克服码书利用不足和局部最优。文献^[144]将 LBG 和遗传算法结合在一起。由于当矢量量化器的设计只满足最近邻条件和质心条件时并不能保证其为全局最优, Gersho^[145]提出了等误差原则的渐进理论, 文献^[146]提出基于神经网络的方法, 尽量使各子区域误差趋于相等。文献^[147]则基于进化算法选择后代子区域误差为中间值的部分码矢量作为调整父代码矢量的标准。

5.2.1 最优矢量量化器的必要条件

矢量量化器设计的主要目标是寻找一个码书和一个划分方案, 以使待编码矢量序列的总体失真最小。一般来说, 最优矢量量化器必须满足以下两个条件:

(1) 最近邻条件

假设矢量量化过程是从 k 维欧几里德空间 R^k 到一个有限子集 Y 的一个映射, $Q: R^k \rightarrow Y$, $Y = \{Y^0, Y^1, \dots, Y^{N-1} | Y \in R^k\}$, N 为码书的大小, 该映射应满足 $Q(X | X \in R^k) = Y^i$, 其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ 为 R^k 中的 k 维矢量, $Y^i = \{y_1^i, y_2^i, \dots, y_k^i\}$ 为码书 Y 中的 k 维码字矢量, 输入矢量空间的最优划分 $\{S_0, S_1, \dots, S_{N-1}\}$ 满足

$$S_i = \{X | d(X, Y^i) = \min_{0 \leq j \leq N-1} d(X, Y^j)\} \quad (5-28)$$

(2) 质心条件

对于给定的划分 $\{S_0, S_1, \dots, S_{N-1}\}$, 且满足 $\bigcup_{i=0}^{N-1} S_i = R^k$ and $S_i \cap S_j = \emptyset$, $i \neq j$, 最优码字 Y^i 必须是相应 S_i 胞腔的质心, 即

$$Y^i = \frac{\int_{S_i} X p(X) dX}{\int_{S_i} p(X) dX} \quad (5-29)$$

平均误差为

$$D = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^{N-1} \int_{S_i} d(X, Y^i) p(X) dX \quad (5-30)$$

$p(X)$ 为信源的 k 维概率密度函数。

5. 2. 2 信道最优矢量量化器的设计

噪声信道中的矢量量化是将输入信源矢量序列中的每一个矢量, 用一个与该输入矢量距离最近的码本矢量的二进制码字, 即码本索引值来编码, 然后将该索引值码字经信道传送到接收端, 在接收端可通过查表将与该索引值相对应的码矢解码出来。如图 5-1 所示。 E_n , D_n 分别为编码器和解码器映射函数, 索引值映射为 π , 若信道的输入序列为 i , 输出序列为 j , 则信道差错概率为 $P(j/i)$, 索引值分配可表示为 $\pi(i)$, 则总平均误差可表示为

$$D = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^{N-1} \int_{S_i} p(X) \left\{ \sum_{j=0}^{N-1} p(j/\pi(i)) d(X, Y^j) \right\} dx \quad (5-31)$$

可以看出, 对于给定的 π , 最小化平均误差等同于变化的误差测度下的矢量量化器的设计。因此, 对于确定的 π 和给定的码书 Y , 信道最优的码矢量应满足的最近邻和质心条件分别为:

$$S_i = \{X \mid \sum_{j=0}^{N-1} p(j/\pi(i)) d(X, Y^j) = \min_{0 \leq j \leq N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p(j/\pi(i)) d(X, Y^j)\} \quad (5-32)$$

$$Y^i = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} p(j/\pi(i)) \int_{S_i} X p(X) dX}{\sum_{j=0}^{N-1} p(j/\pi(i)) \int_{S_i} p(X) dX} \quad (5-33)$$

5. 2. 3 基于等误差原则和进化算法的信道矢量量化器设计算法

5. 2. 3. 1 矢量量化的等误差原则的引入

Gersho 在文献[148]中首先提出了一个有限码率和小误差矢量量化器码率与平均误差关系的渐进推导理论。文献[149-154]进一步完善了该理论。

根据 Lloyd 的文献[155]中对一维量化中提出的“量子渐进分数密度”的概念, 定义 k 维量化器的输出点密度函数为

$$g_N(x) = \frac{1}{NV(S_i)} \quad x \in S_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (5-33)$$

其中 $V(S_i)$ 表示 S_i 的体积, 当 x 位于具有无限体积的划分区域时 $g_N(x) = 0$ 。在 N 很大的渐近情况下, $g_N(x)$ 将近似等于具有单位体积的连续密度函数 $\lambda(x)$, 即:

$$\lambda(y_i) \approx \frac{1}{NV(S_i)} \quad (5-34)$$

于是, 与输出点 y_i 相关联的量化区域 S_i 的体积可近似表示为:

$$V(S_i) \approx \frac{1}{N\lambda(y_i)} \quad (5-35)$$

其中 $N\lambda(y_i)$ 为 y_i 相邻区域单位体积所包含的点数, 所以其倒数为每个输出点的体积。

对于一给定的随机矢量 $X \in R^k$, 其概率密度为 $P(X)$, 一个 k 维 N 点矢量量化器空间划分为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$, 码书为 $C = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, 各区域对应的概率为 $\Pr(x \in S_i)$, k 维源矢量表示为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 根据量化规则 $Q(x) = y_i, x \in S_i$ 被量化, 其 k 阶平均误差可表示为:

$$D(S, C) = E(\|x - Q(x)\|^r) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^N \int_{S_i} \|x - y_i\|^r P(x) dx = \frac{1}{k} \int \|x - Q(x)\|^r P(x) dx \quad (5-36)$$

其中颗粒区域的体积有限, 过载区域的体积无限大, 为方便分析, 我们将误差分为颗粒区域误差和过载区域误差表示, 则

$$D(S, C) = \frac{1}{k} \sum_{i: V(S_i) < \infty} \int_{S_i} \|x - y_i\|^r P(x) dx + \frac{1}{k} \sum_{i: V(S_i) = \infty} \int_{S_i} \|x - y_i\|^r P(x) dx \quad (5-37)$$

当 Gersho 的假定成立, 即当 N 足够大时, 源概率密度为光滑函数, 所有有界区域的体积都很小, 码书矢量为相应区域的 Lloyd 中心, 通过选择合适的划分使过载区域对应密度 $P(x)$ 的具有较小值的边缘, 因此过载区域对总误差的影响可忽略。此时 N 可看作有界区域数。其平均误差为:

$$D(S, C) = \frac{1}{k} \sum_{i: V(S_i) < \infty} \int_{S_i} \|x - y_i\|^r P(x) dx \quad (5-38)$$

由于源概率密度光滑, 且当 N 很大时, 各区域很小, 则对于 $y_i \in S_i$ 有:

$$P(x) \approx P(y_i), \text{ 对于 } x \in S_i \quad (5-39)$$

此时,

$$\Pr(S_i) = \int_{S_i} P(x) dx \approx V(S_i) P(y_i) \quad (5-40)$$

因此有：

$$P(y_i) \approx \frac{P(S_i)}{V(S_i)} \quad (5-41)$$

故式 (5-38) 变为：

$$D(S, C) \approx \frac{1}{k} \sum_{i=1}^N \Pr(S_i) \int_{S_i} \frac{\|x - y_i\|^r}{V(S_i)} dx \quad (5-42)$$

其中 $V(S_i)$ 表示 S_i 的体积， $V(S_i) = \int_{S_i} dx$

定义：

$$\int_{S_i} \|x - y_i\|^r dx = I(H^*) [V(S_i)]^{1+r/k} \quad (5-43)$$

$I(H)$ 为一个多面体区域 H 关于其中心点 \hat{y} 对于 r 阶误差的归一化惯量。

则将式 (5-35) 代入得：

$$\begin{aligned} D(S, C) &= \frac{1}{k} \sum_{i=1}^N \Pr(S_i) I(H^*) [V(S_i)]^{1+r/k} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^N \Pr(S_i) I(H^*) [N \lambda(y_i)]^{-r/k} \\ &= N^{-r/k} \frac{I(H^*)}{k} \sum_{i=1}^N \Pr(S_i) [\lambda(y_i)]^{-r/k} \end{aligned} \quad (5-44)$$

根据 *Gersho* 的假设，当 N 很大时，最优 k 维量化器的大多数单元近似全等于具有最小归一化惯量的棋盘形多面体 $H_{r,k}^*$ 时，最优量化系数近似为一常数。

$$D(S, C) = N^{-r/k} C(k, r) \sum_{i=1}^N \Pr(S_i) [\lambda(y_i)]^{-r/k} = N^{-r/k} C(k, r) \sum_{i=1}^N P(y_i) [\lambda(y_i)]^{-r/k} \quad (5-45)$$

用积分近似代替求和则得：

$$\begin{aligned} D(S, C) &= N^{-r/k} C(k, r) \int \frac{P(y)}{[\lambda(y)]^{r/k}} dy \\ &\approx N^{-r/k} C(k, r) \int \frac{P(x)}{[\lambda(x)]^{r/k}} dx \approx N^{-r/k} C(k, r) E\left[\frac{1}{\lambda(x)^{r/k}}\right] \end{aligned} \quad (5-46)$$

将码率 $R = \frac{1}{k} \log_2^N \text{ bits/sample}$ 代入平均误差 $D(S, C)$ 中得：

$$D(S, C) \approx C(k, r) E\left[\frac{1}{\lambda(x)^{r/k}}\right] 2^{-rR} \quad (5-47)$$

Gersho 利用 Holder 不等式得到最优输出点密度 $\lambda_{r,k}^*(x)$ 为:

$$\lambda_{r,k}^*(x) = \frac{P(x)^{\frac{k}{k+r}}}{\int P(x)^{\frac{k}{k+r}} dx} \quad (5-48)$$

此时任何 N 点 k 维量化器的最小误差 $D_{r,k,N}^*$ 为:

$$D_{r,k,N}^* = 2^{-rR} C(k,r) \left(\int [P(x)]^{\frac{k}{k+r}} dx \right)^{\frac{(k+r)}{k}} \quad (5-49)$$

该式称为 Zador-Gersho 公式。

由式 (5-46) 可得此时各区域子误差 D_i ($D = \sum_{i=1}^N D_i$) 为:

$$D_i = \frac{C(k,r)}{2^{rR}} P(x) \frac{V(S_i)}{\lambda(x)^{r/k}} = \frac{C(k,r)}{2^{(r+k)R}} P(x) \frac{1}{\lambda(x)^{(r+k)/k}} = \frac{C(k,r)}{2^{rR}} P(x) \frac{1}{N \lambda(x) (\lambda(x))^{r/k}} \quad (5-50)$$

当 N 很大时, 最优量化器划分的各区域对该量化器的平均误差产生的影响趋近于相等。因此在设计较大码书矢量量化器时, 应尽量使各码书矢量代表的划分区域具有相同或相近的区域误差, 这个就称之为等误差原则。

当然, 这一原则是在假设 N 很大的情况下的理想条件, 而实际设计中, 码书的数目是有限大小, 各子区域误差不可能全等, 只能使它们尽量近似相等, 这可作为设计矢量量化器的另一个必要条件。本文将这一原则引入信道矢量量化器的设计中, 使其必须满足三个条件: 最近邻条件, 质心条件和等误差原则。

5. 2. 3. 2 误差的平均

在本算法中, 操作对象为码书中的各码书矢量, 将码书各子区域误差按大小排序后, 对子区域误差最大的码书矢量进行变异, 产生在其附近的另一码书矢量, 由其代替了区域误差最小的码书矢量, 并依此类推, 共完成 $m(t)$ 个码书矢量的调整。 $m(t)$ 应是一个递减函数, 随着迭代次数的增加逐渐减小, $m(t) = \left[c \times N \times \frac{1}{\sqrt{2\pi \times shape}} \exp\left(\frac{-(1/2)^2}{2 \times shape^2}\right) \right]$, N 为

码书大小, c 为加权系数, $shape$ 为形状因子, $[]$ 为取整运算。对每个要变异的码书矢量 j , 将随机矢量 δ_k^j 加到对应的码书矢量 Y_k^j 上以变异成新的码书矢量 Y_k^{*j}

$$Y_k^{*j} = Y_k^j + \delta_k^j \quad (5-51)$$

$$\delta_k^j = d \times N(e_{jk}^2, 0) \times e^{-\frac{1}{2}} \quad (5-52)$$

其中 d 为加权系数, k 为矢量的第 k 个分量, $N(e_{jk}^2, 0)$ 是均值为零, 方差为 e_{jk}^2 的高斯随机数, e_{jk} 为第 j 个码书矢量的第 k 个分量的标准差:

$$e_{jk} = \frac{1}{M} \sum_m |x_k^m - y_k^j|, (m = 1, 2, \dots, M) \quad (5-53)$$

M 为落入第 j 个子区域的训练矢量数, x_k^m 为落入此子区域的第 m 个训练矢量的第 k 个分量, 式 (5-51), (5-52) 和 (5-53) 可将变异的码书矢量分布在靠近落入本区域的训练矢量平均分布点附近。

5. 2. 3. 3 算法操作过程

步骤 1: 初始化: 随机产生初始码书。设置迭代次数 t 和进行平均误差操作的码书矢量个数 $m(t)$ 。

步骤 2: 误差的平均: 首先计算各子区域误差, 按大小排序, 选择子误差最大的码书矢量, 对其按式 (5-51) 变异, 产生新的码书矢量, 并由其代替子区域误差最小的码书矢量, 以此类推, 逐渐淘汰子误差较小的码书矢量, 直至操作个数达到 $m(t)$ 。

步骤 3: 利用公式 (5-32) 将各训练矢量归入各个子区域。

步骤 4: 利用公式(5-33)计算各子区域中心, 重新生成新一代的码书矢量。

步骤 5: 结束判决: $t=t+1$, 如果 $t < T$, 转至步骤 2, 否则结束迭代过程, 此时的码书即为最优码书。

5. 2. 4 仿真结果

5. 2. 4. 1 一阶马尔可夫序列的仿真结果

我们对本节算法和传统的 GLA^[158]算法均采用了一阶高斯马尔可夫序列作为训练序列以产生最优码书, 该序列能较好地反映数据之间的相关性, 其序列生成式是 $x_i = \alpha x_{i-1} + w_i$, 其中 α 为相关系数, 可取为 0.9 和 0, w_i 为独立的高斯白噪声, 生成的码书采用 $k = 2$ 和

$k = 4$ 两种维数, 码书大小分别为 16, 32, 64, 128, 256, 噪声信道采用二进制对称信道, 其信道差错概率分别为 $\varepsilon = 10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}$ 。指定迭代次数为 200 次, c 为 0.4, d 为 0.001, shape 为 0.5。

两种算法的性能在不同信道差错概率情况下的比较如图 5-5 所示, 图中选取了两种参数 (码书尺寸和码矢维数 (N, k)) 的码书, 分别为 $(128, 4)$, $(128, 2)$ 。

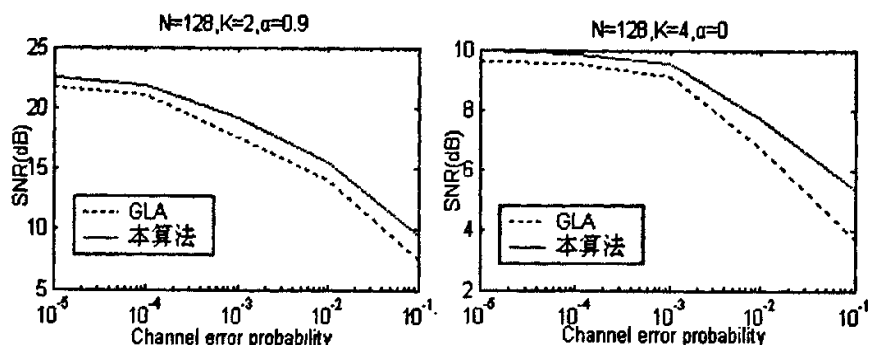


图 5-5 采用 2 种算法设计的信道优化矢量量化器在 BSC 不同信道差错概率下的性能比较

Fig.5-5 Performance comparison of two channel optimizing vector quantizers under different channel error probabilities

表 5-1 不同算法的 SNR 比较

Table 5-1 SNR comparison under different algorithms

α	码书维数	SNR (dB)		
		码书大小	GLA	本算法
0	2	64	10.410	11.094
	2	128	11.585	12.474
	2	256	12.628	13.816
	4	128	6.761	7.508
0.9	2	64	13.463	13.787
	2	128	14.060	15.304
	2	256	15.580	16.957
	4	128	10.667	11.402

为了直观显示信噪比随码率变化 ($R = (\log_2 N)/k$) 情况, 表 5-1 给出了不同码书大小下, 信道差错概率为 0.01 时, 两种算法的信噪比较。

从仿真结果可以看出, 采用本文算法设计的信道优化矢量量化器, 在不同信道差错概率下可得到比传统的 GLA 算法所获得的 SNR 增益平均高 0.8~1.6dB, 其性能增益随着信道差错概率的增加而增加, 同时随着码书大小的增加, 其性能增益的提高也越来越明显, 当码书大小为 16 时, 其相对 GLA 算法的改进约为 0.3~0.6dB, 而当码书大小为 256 时, 改进则可达约 0.7~1.9dB, 这也同样验证了等误差原则的可行性。

5.2.4.2 基于小波变换的图像的仿真结果

为了进一步验证本节算法的有效性,我们将进一步将其应用到图像的矢量量化中去。首先为了使图像数据能量分布集中,并且减小量化误差,提高恢复图像质量,我们采用双正交 9/7 小波^[156],作图像的 2 级或 3 级分解。小波变换后的矢量选取一般的做法是在各子带内选取不同的码书矢量个数和维数,并分别进行训练。本文中,考虑到零树编码^[157]中父代和子代的特点,将不同子代中对应的同一位置的数据按一个数结构组合到一起,分别生成 16 维或 64 维的码书矢量,如图 5-6 和图 5-7 所示。这样,就简化了后续处理,可以使用统一的码书,其后还可作熵编码,提高压缩率。

本节算法和传统的 GLA 算法的训练矢量均由 $256 \times 256 \times 8\text{bit}$ 的一幅灰度图像 lena 经小波变换后的系数构成,矢量大小为 16 维,按图 5-6 所示构成。码书大小分别为 32, 64, 128, 256, 噪声信道采用二进制对称信道,其信道差错概率分别为 $\epsilon = 10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}$ 。指定迭代次数为 200 代, c 为 0.4, d 为 0.001, shape 为 0.5。

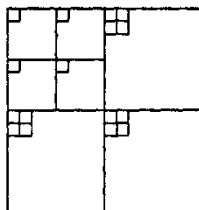


图 5-6 2 级小波变换和 16 维码书选取

Fig.5-6 codebook selection under 2 level wavelet transform and 16 vector dimension

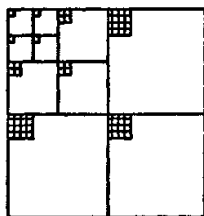


图 5-7 3 级小波变换和 64 维码书选取

Fig.5-7 codebook selection under 3 level wavelet transform and 64 vector dimension

算法在不同信道差错概率的情况下信噪比结果如图 5-8 所示,选取的码书尺寸和码矢量维数分别为 256 和 16。图 5-8 中同时给出了采用 GLA 和小波变换后采用 GLA 设计的信道矢

量化器在不同信道差错概率下的信噪比较结果。图 5-9 (b) 和 (c) 给出当码书分别为 256 和 128 时, 信道差错概率为 0.01 时的实验结果。

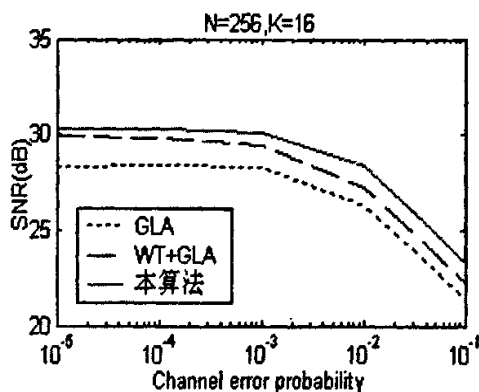


图 5-8 采用 3 种算法设计的信道优化矢量量化器在 BSC 不同信道差错概率下的性能比较

Fig.5-8 Performance comparison of three channel optimizing vector quantizers under different channel error probabilities



(a) Lena 原图 (b) PSNR = 27.6dB (N=128) (c) PSNR = 28.4dB (N=256)

图 5-9 原图与不同码书下重建图比较

Fig.5-9 Original Lena and the reconstruction image under different codebook

为了直观显示信噪比随码率($R = (\log_2 N)/k$)变化情况, 表 5-2 给出了不同码书大小下, 信道差错概率为 0.01 时, 两种算法的信噪比较。

表 5-2 不同算法的 PSNR 比较

Table 5-2 SNR comparison under different algorithms

图像	码书维数	码书大小	PSNR (dB)		
			GLA	WT+GLA	本算法
Lenna (训练集内)	16	32	23.947	25.247	25.595
		64	24.654	26.187	26.565
		128	25.428	26.871	27.604
		256	26.283	27.286	28.385

从仿真结果可以看出, 采用本文算法设计的信道优化矢量量化器, 在不同信道差错概率下可得到比传统的 GLA 算法所获得的 SNR 高 1.5~2.4dB, 比 WT+GLA 算法所获得的 SNR 高

0.5-1.4dB,同时随着码书大小的增加,其性能的提高也越来越明显,当码书大小为 $N=16$ 时,较 WT+GLA 平均改进约 0.2-0.5dB,而当 N 为 256 时,较 WT+GLA 平均改进 0.8-1.4dB 这也同样验证了等误差原则的可行性。

5.3 本章小结

目前有两种设计信道优化矢量量化器技术:索引值分配和信道最优矢量量化器。本章分别研究了在噪声信道中基于这两种优化技术的联合信源信道编码算法。根据生物免疫系统的抗体更新机制,首先提出了一种新的免疫克隆算法,并将其用于噪声信道的矢量量化索引值分配中,该算法能使索引值分配更接近全局最优,收敛速度更快,在噪声信道中明显提高矢量量化器的性能,同时仿真结果也充分说明了该算法的有效性。本章方法同样也适用于其他的组合优化,多峰值函数寻优,模式识别等问题(该算法已在电子学报发表, EI 检索号: 05038797297)。

其次提出了一种基于等误差原则的信道优化矢量量化器设计算法,该算法通过对子区域误差较大和较小的码书矢量进行操作,达到平均各码书矢量的目的,并在给定信道状态模型和不同信道噪声的情况下,能明显提高信道矢量量化器的性能。仿真测试结果充分证明了该算法的有效性和可行性(该算法已在计算机工程发表, EI 检索号: 05129008710)。

总结与展望

信源信道编码研究是一个很大的范畴,它涉及到信源信道的方方面面,也细化成了很多研究热点,本文主要在一下几个方面做了一些研究工作:

首先提出了一个可以利用信源编码器的输出序列中存在的残留冗余来提供差错保护的一体化解码器。这是一个能将可变长解码和卷积码解码联合到一起实现基于MAP译码的一体化解码器,该解码器不仅可以在解码过程中直接删除非VLC码字,降低误码率,而且还可以利用信源编码器的输出序列中残留的冗余信息来进一步提供差错保护。仿真试验部分将该联合解码算法应用到H.264视频编码码流的运动矢量的解码中,对基于视频的联合信源信道解码做了初步的探索,仿真结果表明该算法的有效性。

然后简要介绍了基于符号受限和比特受限的联合信源信道变长码解码器,在分析它们各自优缺点的基础上,提出了改进算法JVLD,并做了仿真比较,结果证明其性能优于前两种算法。然后在此基础上提出了一种新的信源信道联合迭代解变长码(VLC)和低密度校验码(LDPC)的解码器。该解码器由两个软输入,软输出(SISO)的模块组成,在迭代解码过程中信息交互传递,并能利用VLC码字结构和马尔可夫信源之间的相关性来进一步纠正误码,提高解码性能。最后将该算法应用于经过噪声信道的图像码流和视频码流的信源信道联合解码当中去,给出了仿真实验结果。该算法不局限于视频及图像的传输,其主要思想也不局限于LDPC与VLC的联合迭代解码,也同样适用于其他信道纠错码与VLC的联合迭代解码。

之后针对平坦性衰落信道提出了一种信道自适应的UEP_BTC_STBC系统,它能根据码流的重要性程度给予不同的保护,保证在相同的传输条件下更高质量的视频传输。该系统将空时码(STBC),分组Turbo码(BTC)串连在一起,能在较低的编码和解码复杂度下既具有BTC的高的误码纠正能力,还能获得STBC的较大的分集增益。同时,由于联合采用了不同的BTC码和不同的调制方式,该系统可以根据信道状况自适应调节传输机制,最大程度地获得端对端视频传输QoS。然后又针对带有频率选择性衰落的发散信道提出了信道自适应的UEP_BTC_STBC_OFDM系统,在原有的BTC_STBC系统的基础上加入OFDM来对抗发散

信道的衰落效应,提高视频传输的鲁棒性。该系统同样也可以根据信道状况自适应调节传输机制,来获得端对端视频传输的高 QoS。

最后研究了噪声信道中矢量量化的联合信源信道编码技术,分别考虑了两种噪声信道矢量量化器设计方法:噪声信道矢量量化索引值分配和信道最优矢量量化器。提出了一种基于遗传算法的免疫克隆算法,该算法借鉴了生物免疫系统中的克隆增殖和生物在免疫过程中保持个体多样性的能力,能够很好地在群体的收敛性和个体多样性之间保持动态平衡,从而极大地提高了搜索效率,实现索引值的最优分配。其次,又提出了基于等误差原则的信道优化矢量量化器的设计方法。该算法通过在子区域误差较大的矢量附近产生新的矢量来代替子区域误差较小的矢量,从而逐渐平均各子区域误差,并同时使信道矢量量化器满足最近邻条件和质心条件,求得最优码书。采用该算法,在给定信道状态模型和信道噪声情况下,可有效地提高矢量量化器的性能。

本文对图像及视频的信源信道联合编码的几个研究热点进行了比较深入的研究,但在联合编码研究领域中还有许多方面的工作需要进一步的深入研究。

- 联合解码算法设计时信道模型还主要采用 BSC 或 AWGN 信道,而实际的无线信道具有多径衰落,强干扰,时变及频带受限的特性,在未来的工作中可以考虑更为复杂的无线衰落信道。
- 在本文中,我们将联合解码算法用到了运动矢量的联合解码中,作这种简化是为了分析和研究的方便。为了实用化,还需做大量工作,如对其他语法元素如 DCT 系数,预测模式, CBP, 宏块类型等还未考虑,因此如何全面应用还需要进一步的工作。其次,在信源编码之后还要经过 NAL 层,传输打包等,这些过程如何在联合解码时也加以考虑,也还需要进一步的工作。还有如何将一些语法元素的特点也结合进联合解码以期能进一步提高解码性能也是下一步的工作重点。
- 在设计联合迭代解码算法时,从 JVLD 输出的软信息还是基于符号概率的,如何将其进一步细化到比特级概率是下一步要做的工作。
- 第四章设计的自适应非均衡错误保护系统的自适应性也还是比较简单,如何考虑用更进一步的定性的分析和算法来实现该系统的自适应性是一个非常具有挑战性的工作。

参考文献

- [1] J.Uddenfeldt, "Digital Cellular—Its Roots and Its Future," Special Issue on Mobile Radio Centennial, Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 7, pp. 1319-1324, July 1998
- [2] M. Z. Win and R. A. Scholtz, "On the Robustness of Ultra – Wide Bandwidth Signals in Dense Multipath Environments [J], IEEE Comm., Letters, Vol. 2, No. 2, Feb. 1998
- [3] C.E. Shannon, "A mathematical theory of communication", Bell Syst. Tech. J., vol. 27: 379-423, 623-656, 1948
- [4] C.E. Shannon, Coding theorems for a discrete source with a fidelity criterion, IRE Nat. Conv. Rec. pp.142-163, 1959 [5] Tekalp A M, 《Digital Video Processing》, Prentice Hall PTR, 1995
- [5] M. Effros, K. Zeger, R. Ziemer, etc., "Workshop report: NSF sponsored workshop on joint source-channel coding", Oct 1999, <http://ee2.caltech.edu/Faculty/effros/JSCC>
- [6] Thomas M. Cover, Joy A. Thomas, Elements of Information Theory, 清华大学出版社, pp.50-52, 2004
- [7] C. E. Shannon, "A Mathematical Theory of Communication," Bell Syst. Tech. J. 27, pp.398-403, July 1948
- [8] Fredrik Hekland, "A review of joint source-channel coding", Norwegian University of Science and Technology, Feb. 16, 2004
- [9] Dunham, J. G. and R. M. Gray. "Joint source and noisy channel trellis encoding", IEEE Transactions on Information Theory 27 (4), 516{519}, July, 1981
- [10] T.C. Jr. Ancheta, Joint Source Channel Coding, [Dissertation], Univ. Notre Dame, Aug. 1977
- [11] Leonardo Camiciotti Catherine Lamy, Lisa Meilhac, Stefano Olivieri and PierGiorgio Verdi, "Joint Source-channel Coding for 4G Multimedia Streaming", www.comelec.enst.fr/~lamyc/publications/WWRF01_camiciotti.pdf
- [12] S. S. Prahdan and K. Ramchandran, "Efficient layered video delivery over multicarrier systems using optimized embedded modulations," in Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, 1997, pp. 452-455.
- [13] I. Kozintsev and K. Ramchandran, "Multiresolution joint source-channel coding using embedded constellations for power-constrained time-varying channels," in Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Processing, 1996, pp. 2345-2348
- [14] Vetterli M, Kovacevic J, 《Wavelets and Subband Coding》, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1995.

- [15] S.Gadkari and K.Rose, "Unequally Protection Multistage Vector Quantizaion for Time-varying Channels," Proc. IEEE Int. Conf. Commun., pp. 786-790, June 1998
- [16] Lisimachos P. Kondi, Faisal Ishtiaq, Aggelos K. Katsaggelos, "Joint Source-Channel Coding for Motion-Compensated DCT-Based SNR Scalable Video", IEEE Trans. Image processing, Vol. 11, No. 9, pp. 1043-1052, Sep. 2002
- [17] Wei-Ying Kung, Chang-Su Kim, Robert Ku and C. -C. Jay Kuo, "Robust Video Transmission Using Adaptive Bit Allocation", *Proceedings of SPIE*, vol. 4671, San Jose, CA., USA, pp.301-312, 2002
- [18] ChangWoo Lee and JongWon Kim, "Robust Wireless Video Transmission Employing Byte-aligned Variable-length Turbo Code", Proceeding of SPIE, vol.4671, San Jose, CA., USA, pp. 324-334, 2002
- [19] N.D.Dao,W.A.C Fernando , "Channel Coding for H.264 Video in Constant Bit Rate Transmission Context over 3G Mobile Systems". IEEE proceeding, pp.896-899, 2003
- [20] Y.Pei, J.W.Modestino, "Use of Concatenated FEC Coding for Real_time Packet Video over Heterogeneous Wired_to_Wireless IP Networks", IEEE proceeding, pp.840-843, 2003
- [21] J.Chen, K.R. Liu, "Joint Source-Channel Content-based Multistream Video Coding Scheme", IEEE proceeding,pp.365-368, 2002
- [22] A. Navarro, J.Tavares, Adaptive joint H.263 Channel Coding for Memoryless Binary Channels. IEEE proceeding, pp.2456-2460, 2002
- [23] Farvardin, N, "A study of vector quantization for noisy channels", IEEE Transactions on Information Theory ,Vol.36,No.4, pp.799-809, July,1990
- [24] Phamdo, N, Quantization Over Discrete Noisy Channels Under Complexity Constraints, PhD Dissertation, University of Maryland, 1993
- [25] Phamdo, N., F. Alajaji, N. Farvardin, Quantization of memoryless and gauss-Markov sources over binary Markov channels, IEEE Transactions on Communication Vol.45 No.6, pp.668-674, January, 1997
- [26] V. A. Vaishampayan and N. Farvardin, Optimal block cosine transform image coding for noisy channels," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 38, pp 327-336, Mar. 1990
- [27] I. Kozintsev, K. Ramchandran, "Robust Image Transmission Over Energy-Constrained Time-Varying Channels Using Multiresolution Joint Source-Channel Coding", IEEE Transactions on Signal Processing, Vol.46,pp.1012-1026,1998
- [28] N.Farvardin, "A Study of Vector Quantization for Noisy Channels," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 36, pp. 799-809, July 1990
- [29] S.Gadkari and K.Rose, "Vector Quantization with Transmission Energy Allocation for Time-varying Channels," *IEEE Transactions on Comm.*, vol. 47, no. 1, pp. 149-157, January 1999

- [30] K. Zeger and A. Gersho, "Pseudo-gray coding", *IEEE Trans. Commun.*, vol. 38, pp. 2147-2158, Dec. 1990
- [31] P. Knagenhjelm and E. Agrell, "The Hadamard transform—A tool for index assignment," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 42, pp.1139-1151, July 1996
- [32] Pan J.S., McInnes F.R and Jack M.A, "Application of parallel genetic algorithm and property of multiple global optimal to VQ codevector index assignment for noisy channels", *Electronics Letters*, Vol.32, No.4, pp.296-297, 1996
- [33] R.Zelinski, "Effects of transmission error on the mean-square error performance of transform coding system", *IEEE Trans. Acoust, Speech, Signal Processing (ASSP-27)* pp.531-537, 1979
- [34] H.Kunazawa, M.Kasahara and T.Namekawa, "A Construction of Vector Quantizers for Noisy Channels," *Electron. Eng. In Japan*, vol. 64B, no. 4, pp. 39-47, 1984
- [35] N.Farvardin and V.Vaishampayan, "On the Performance and Complexity of Channel-optimized Vector Quantizers," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 37, pp. 155-160, Jan. 1991
- [36] J.R.B. DeMarca, N.S.Jayant, "An algorithm for assigning binary indices to the codevectors of multidimensional quantizers", *Proc. IEEE Int. Conf. Communication*, pp. 1128-1132, June, 1987
- [37] A. Mehes, K. Zeger, "Binary Lattice Vector Quantization with Linear Block Codes and Affine Index Assignments", *IEEE Trans. Inform. Thory*, vol. 44, pp 79-94, 1998
- [38] G. Shrinivas, R. Kenneth, Vector quantization with transmission energy allocation for time-varying channels. *IEEE Trans. Commun.*, Vol.47, No.1, pp.149-157, 1999
- [39] A. Kurtenbach, P. Wintz, "Quantization for noisy channels", *IEEE Trans. Commun.*, pp.291-302, 1969 (COM-17)
- [40] N. Farvardin, V. Vaishampayan, "Optimal quantizer design for noisy channels: An approach to combined source-channel coding", *IEEE Trans. Inform. Theory*, pp. 827-838, 1987 (IT-33)
- [41] K. Zeger, A. Gersho, Vector quantizer design for memoryless noisy channels. in *Proceedings, ICC'88, Philadelphia*, 1998
- [42] Wen-Jyi Hwang, Faa-Jeng Lin, "Fuzzy Channel-Optimized Vector Quantization", *IEEE Communications Letters*, vol 4, No 12, pp. 408-410, December 2000
- [43] Sayood, K. , J. C. Borkenhagen, "Use of residual redundancy in the design of joint source channel coders", *IEEE Transactions on Commu.* Vol.39, No.8, pp.839-846, June, 1991
- [44] Phamdo, N, N. Farvardin, "Optimal detection of discrete Markov sources over discrete memoryless channels". *IEEE Transactions on Information Theory* , Vol.40, pp.186-193, January, 1994
- [45] Park, M. , D. J. Miller, "Low-delay optimal MAP state estimation in HMMS with application to symbol decoding", *IEEE Signal Processing Letters* Vol.4 No.10, pp.289-292, October, 1997

- [46] Park, M. , D. J. Miller , “A sequence-based, approximate MMSE decoder for source coding over noisy channels using discrete hidden Markov models”, IEEE Transactions on Communications Vol.46,No.2, pp.222-231, February ,1998
- [47] T.J. Ferguson, J.H. Rabinowitz, “Self-synchronizing Huffman codes”, IEEE Trans. Inform. Theory, IT,Vol.30,No.4, pp.687-693, 1984
- [48] W.M. Lai, S. Kulkarni, “Extended synchronization codewords for binary prefix codes”, IEEE Trans. Inform. Theory, Vol.42,pp.984-987,1996
- [49] M. Titchener, “The synchronization of variable-length codes”, IEEE Trans. Inform. Theory, Vol.43,No.2,pp.683-691,1997
- [50] Wen J., J.D. Villasenor, “A class of reversible variable length codes for robust image and video coding”, In IEEE International Conference on Image Processing, Santa Barbara, California, pp.65-68,1997
- [51] Khalid Sayood, Hasan H. Out and Nejat Demir, “Joint source/channel coding for variable length codes”, IEEE Trans. Commun,Vol.48,No.5,pp.787-794,2000
- [52] Takishima, M.Wada and H.Murakami, “Reversible Variable Length Codes,” IEEE Trans. Commn., vol. 43, no.2/3/4, pp.158-162, 1995
- [53] Jiangtao Wen and John D.Villasenor, “A Class of Reversible Variable Length Codes for Robust Image and Video Coding”, ICIP'97, pp.65-68, 1997
- [54] Redmill D.W., N.G. Kingsbury, “The EREC: An error-resilient technique for coding variable-length blocks of data”, IEEE Trans. Image Processing,Vol.5,No.4,pp.565-574,1996
- [55] K.P. Subbalakshmi, Joint source-channel decoding of variable-length encoded sources with applications to image transmission. [Dissertation], Simon Fraser University, 2000
- [56] A.H.Murad, T.E.Fuja, “Exploiting the Residual Redundancy in Motion Estimation Vectors to Improve the Quality of Compressed Video Transmitted Over Noisy Channels”, in Proc. Of the Int. Conf. On Image Process, Oct,1998
- [57] A.H.Murad, T.E.Fuja, joint Source-channels of Variable Length Encoded Source with Side Information, in Proc. 33rd Annual Conference in Information Science and Systems, pp. 636-637, March, 1999
- [58] K.Lakovic,J.Villase.nor,andR.Wesel. Robust joint Huffman and convolutional decoding. IEEE Vehicular Technology Conference, pp. 2551-2555, 1999
- [59] Qingyu Chen; Subbalakshmi, K.P, “An integrated joint source-channel decoder for MPEG-4 coded video”, Vehicular Technology Conference VTC , IEEE 58th pp.347-351 Vol.1, Oct. 2003
- [60] M. Park and D. J. Miller, “Joint source-channel decoding for variable length encoded data by exact and approximate MAP sequence estimation”, IEEE Trans.Commu, vol. 48, pp.1-6, 2000
- [61] Demir, N. and K. Sayood , “Joint source/channel coding for variable length

- codes", IEEE Data Compression Conference, Snowbird, Utah, pp. 139-148, 1998
- [62] J.Wen, J.D. Villasenor, Utilizing Soft Information in Decoding of Variable Length Codes, in Proc 1999 Data Compressed Conference, pp.131-139, 1999
- [63] R.Bauer, J. Hagenauer, "On Variable Length Codes for Iterative Source/Channel Decoding, in Proc. 2001 data Compressed Conference, pp 273-282, 2001
- [64] J.Hagenauer, P. Hoehner, "A Viterbi Algorithm with Soft-Decision Outputs and its Applications", Proc IEEE GLOBECOM, pp 1680-1686, 1989
- [65] S.X.NG, F.Guo, J.Wang, "Joint Source coding, Channel coding and Modulation Schemes for AWGN and Rayleigh fading Channels", IEEE Electronics Letters, Vol. 39, No 17, pp 1259-1261, August 2003
- [66] K. P. Subbalakshmi, Jacques Vaisey, "On the Joint Source-Channel Decoding of Variable-Length Encoded Sources: The BSC Case", IEEE Trans. On Communications, Vol. 49, No 12, December 2001
- [67] Qingyu Chen; Subbalakshmi, K.P, "Joint source-channel decoding for MPEG-4 video transmission over wireless channels", IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Volume 21, Issue 10, pp.1780-178, Dec. 2003
- [68] Grangetto, M.; Cosman, P.; Olmo, G, "Joint source/channel coding and MAP decoding of arithmetic codes", IEEE Transactions on Communications, Volume 53, Issue 6, pp.1007-1016, June 2005
- [69] Guyader and Fabre, "Joint source channel Turbo decoding of entropy coded sources", IEEE Trans. selected areas in communications, vol. 19, No.9, pp.1680-1696, 2001
- [70] L.Guivarch, J.Carlsch, P.Siohan, "Joint source channel soft decoding of Huffman codes with turbo codes", DCC, Snowbird, UT, 2000
- [71] Marion Jeanne, Jean-Claude Carlsch, "joint source channel decoding of variable length codes for convolutional codes and turbo codes", IEEE trans on comm., vol.53, No.1, Jan, 2005
- [72] Ksenija Lakovic, John Villasenor, "Combining Variable Length Codes and Turbo Codes", IEEE proceeding, pp. 1719-1723, 2002
- [73] Grangetto, M.; Scanavino, B.; Olmo, G, "Joint source-channel iterative decoding of codes", IEEE International Conference on Communications, Volume 2, pp.886-890, June 2004
- [74] Xiaobei Liu, Soo Ngee Koh, "iterative Joint Source Channel Decoding with Combined a priori Information of source and Channel", IEEE trans. Communications letters, Vol.9, No.4, April 2005
- [75] P. G. Sherwood and K. Zeger, "Progressive image coding on noisy channels", in Proc. Data Compression Conf., Snowbird, UT, pp. 72-81, 1997

- [76] L. Qian, D. L. Jones, K. Ramchandran, and S. Appadwedula, "A general joint source channel matching method for wireless video transmission", in *Proc. Data Compression Conf.*, Snowbird, UT, pp. 414-423, 1999
- [77] V. Chande and N. Farvardin, "Progressive transmission of images over memoryless noisy channels", *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 18, pp. 850-860, June 2000
- [78] P. G. Sherwood, X. Tian, and K. Zeger, "Channel code block length and rate optimization for progressive image transmission," in *Proc. Wireless Communications and Networking Conf.*, New Orleans, LA, pp.978-982, 1999
- [79] Aria Nosratinia, Jin Lu, "Source-Channel Rate Allocation for Progressive Transmission of Images", *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 51, No. 2, pp 186-196, February, 2003
- [80] Andres Kwasinski, Vinay Chande, Delay-Constrained Joint Source-Channel Coding using Incremental Redundancy with Feedback, *ITW2003*, Paris, France, pp283-286, March 31-April 4, 2003
- [81] Jizheng Xu, Qian Zhang, Optimal Joint Source Channel Bit Allocation for MPEG-4 Fine Granularity Scalable video over OFDM System, *IEEE proceeding*, pp 360-363, 2003
- [82] Jianping Hua, Zixiang Xiong, "Optimal Rate Allocation in Progressive Joint Source Channel Coding for Image Transmission over CDMA Networks", *IEEE proceeding*, pp 661-664, 2003
- [83] Zhenyu Wu, Ali Bilgin, "Unequal Error Protection For Transmission of JPEG2000 Codestreams over Noisy Channels", *IEEE Proceeding*, pp. 213-216, 2002
- [84] Yingjun Su, Jianhua Lu, "Joint Transceiver Bit Allocation for Wireless Video Communication", *IEEE proceeding*, pp 229-233, 2002
- [85] Iain Richardson, *H.264/MPEG-4 Part 10: Variable Length Coding*, Oct. 17, 2002, <http://www.vcodex.com>
- [86] G. Bjontgaard and K. Lillevold, "Context-adaptive VLC coding of coefficients", *JVT Document JVT-C028*, Fairfax, VA, May 2002
- [87] Y. Takishima, M. Wada and H. Murakami, "Reversible length codes", *IEEE Trans. on Comm.*, vol. COM-43, No.2/3/4, pp. 158-194, 1995
- [88] P. Elias, "Coding for noisy channels" 1955 IRE International Convention Record (Part IV), pp. 37-46.
- [89] N. Phamdo and N. Farvardin, "Optimal detection of discrete Markov sources over discrete memoryless channels – applications to combined source-channel coding", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol 40, pp. 186-193, Jan. 1994
- [90] G.D. Forney, Jr., "The Viterbi algorithm", *Proc. IEEE*, vol.6, pp. 268-278, Mar. 1973
- [91] A.H. Murad and T. E. Fuja, "Joint source-channel decoding of variable-length encoded sources", *IEEE ITW*, Killarney, Ireland, pp.94-95, June. 1998

-
- [92] K.Lakovic,J.Villase.nor,andR.Wesel. " Robust joint Huffman and convolutional decoding". IEEE Vehicular Technology Conference, pp. 2551-2555, 1999
 - [93] Murad, A.H.; Fuja, T.E, "Exploiting the residual redundancy in motion stimation vectors to improve the quality of compressed video transmitted over noisy channels ", Image Processing, 1998. ICIP 98. Proceedings. 1998 International onference on 4-7, pp.497 - 501 vol.3, Oct. 1998
 - [94] <http://iphome.hhi.de/suehring/tml/download>
 - [95] Thomas Wiegand, Gary J. Sullivan. Overview of the H.264/AVC Video Coding Standard. IEEE trans on circuits and systems for video technology, Vol.13, No.7,July 2003
 - [96] Gallager, R, "Low-density parity-check codes, " IEEE trans on information theory, vol.8,No.1, pp.21-28,1962
 - [97] D. J. C. Mackay and R. M, "Neal, Near Shannon Limit Performance of Low Density Parity Check Codes", IEEE Trans on Electronic Letters Vol.32,No.18, pp.1645-1646,1996
 - [98] R. M. Tanner, "A Recursive Approach to Low Complexitiy Codes", IEEE Trans. on Information Theory, IT-27, pp.533-547, Sep. 1981
 - [99] F. R. Kschischang, B. J. Frey and H. A. Loeliger, "Factor Graphs and the Sum-Product Algorithm", IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 47, pp.498-519, Feb. 2001
 - [100] H. A. Loeliger, "An introduction to factor graphs", IEEE Signal Processing Magazine, pp. 28-41, Jan. 2004
 - [101] D. J. C. Mackay, "Good Error-Correcting Codes Based on Very Sparse Matrices", IEEE Trans. on Information Theory, IT-45, pp.399-432, March 1999
 - [102] T. Richardson, A. Shokrollahi, and R. UrBanke, "Design of Capacity-Approaching Irregular Codes", IEEE Transactions on Information Theory, Vol. 47, No.2, pp.619-637, February 2001
 - [103] T. Etzion, A. Trachtenberg and A. Vardy, "Which Codes Have Cycle-Free Tanner Graphs", IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 45. No. 6, pp.2173-2181, Sept. 1999
 - [104] R. M. Tanner, "A Recursive Approach to Low Complexitiy Codes", IEEE Trans. on Information Theory, IT-27, pp.533-547, Sept. 1981
 - [105] Khiam-Boon Png and Xiaoming Peng, "Performance studies of a multi-band OFDM system using a simplified LDPC code",Ultra Wideband Systems, Joint with Conference on Ultrawideband Systems and Technologies,pp.376-380,2004
 - [106] Catherine LAMY and Olivier POTHIER, "Reduced complexity Maximum A Posteriori decoding of variable-length codes", IEEE conference on Global Telecommunications vol.2, pp.:1410 – 1413, 2001
 - [107] J.Thomas and A.Shokrollahi, "Design of capacity-approaching irregular low density parity check codes", IEEE trans on information theory,vol.47,No.2,pp.619-637,2001

- [108] Liuguo Yin and Jiahua Lu, "LDPC based joint source channel coding scheme for multimedia communications", The 8th International Conference on Communication Systems, ICCS. Volume 1, pp337 – 341, 2002
- [109] "Final Draft International Standard Joint Video Specification (ITU-T Rec. H.264 | ISO/IEC 14496-10 AVC)" ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 and ITU-T SG16 Q.6 Document JVT -G050r1, May 2003
- [110] Wiegand T. "Editor's proposed Modifications to Joint Committee Draft(CD) of Joint Video Specification (ITU-T Rec. H264 | ISO/IEC 14496-10 AVC) relative to JVT-D015d5", JVT-D017 draft, JVT of ISO/IEC MPEG and ITU-T VCEG, *Fourth Meeting*, Klagenfurt, Austria, July, 2002
- [111] Yinggang Du, Kam Tai Chan, Enhanced Space Time Block Coded Systems by Concatenating Turbo Product Codes, *IEEE Communications Letters*, in press, Nov,2003
- [112] Pyndiah, R.M., Near-optimum decoding of product codes: block turbo codes, *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 46, No.8, pp1003–1010, Aug, 1998
- [113] Vivek Janakiraman, Jeon Sang Jang and Junghwan Kin, "Transmission of Block Turbo Coded Digital Audio over FM-SCA", *IEEE trans. on Broadcasting*, Vol. 50, No.2, pp. 107-112, June 2004
- [114] Garello, R., Chiaraluce, F., Pierleoni, P., Scaloni, M., Benedetto, S., On error floor and free distance of turbo codes, *IEEE International Conference on Communications, ICC 2001*, Vol 1, pp45-49, June 2001
- [115] Alamouti S. M., "A simple transmitter diversity scheme for wireless communications", *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 16, pp1451–1458, Oct. 1998
- [116] Tarokh, V., Jafarkhani, H., Calderbank, A.R., Space-time block coding for wireless communications: performance results, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol.17, No. 3, pp451-460, March 1999
- [117] Bauch, G., Concatenation of space-time block codes and "turbo"-TCM, *IEEE International Conference on Communications, ICC '99*, Vol.2, pp1202-1206, 1999
- [118] Bee Leong Yeap, Tong Hooi Liew, Hamorsky, J., Hanzo, L., Comparative study of turbo equalization schemes using convolutional, convolutional turbo, and block-turbo codes, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol: 1, No.2, pp.266 -273, Apr 2002
- [119] Lu, B., Xiaodong Wang, Ye Li, Iterative receivers for space-time block-coded OFDM systems in dispersive fading channels, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol.1, No. 2, pp213-225, Apr 2002
- [120] Tarokh, V., Seshadri, N., Calderbank, A.R., "Space-time codes for high data rate wireless communication: performance criterion and code construction", *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol.44, No. 2, pp744-765, March 1998

- [121] Tarokh, V., Jafarkhani, H., Calderbank, A.R., "Space-time block coding for wireless communications: performance results", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol.17, No. 3, pp451-460, March 1999
- [122] Pyndiah, R.M., Near-optimum decoding of product codes: block turbo codes, *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 46, No.8, pp1003-1010, Aug, 1998
- [123] Chase, D., A class of algorithms for decoding block codes with channel measurement information, *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 18, No.1, pp170 -182, Jan 1972
- [124] Liew, T.H., Hanzo, L., "Space-time codes and concatenated channel codes for wireless communications", *Proc. of the IEEE*, Vol. 90, No.2, pp187-219, Feb. 2002
- [125] Bouzekri, H., Miller, S.L., "An upper bound on turbo codes performance over quasi-static fading channels", *IEEE Communications Letters*, Vol. 7, No.7, pp.302 -304, July 2003
- [126] Kyu Jeong Han, Jae Hong Lee, "Iterative decoding of a differential space-time block code with low complexity", *IEEE 55th Vehicular Technology Conference, VTC Spring 2002*, Vol:3, , pp1322-1325 May 6-9, 2002
- [127] Richard van Nee, Ramjee Prasad, *OFDM wireless multimedia communications*, Boston: Artech House, 2000
- [128] Yinggang Du, "The study on the space time block coding and its application in wireless communications", *PHD thesis*, May, 2004
- [129] Tarokh, V., Jafarkhani, H., Calderbank, A.R., "Space-time block coding for wireless communications: performance results", *IEEE J. Select. Areas Commun.*, Vol.17, No.3, pp451-460, March 1999
- [130] Lindskog, E., Flore, D., "Time-reversal space-time block coding and transmit delay diversity-separate and combined", *Thirty-Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Vol.1, pp 572-577, Oct, Nov. 2000
- [131] Wood R.C., On optimal quantization, *IEEE Trans. Inform. Theory*, 1969(IT-5), pp. 248~252
- [132] Trushkin A.V., On the Design of an Optimal Quantizer. *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol.39, No.4, pp.1180~1194, 1993
- [133] Neuhoﬀ D.L., Why vector quantizers outperform scalar quantizers on stationary memoryless sources, in *IEEE Int. Symp. Information Theory*, Whistler, BC, Canada, Sept. 1995: 438
- [134] Pan J.S., McInnes F.R and Jack M.A. Application of parallel genetic algorithm and property of multiple global optimal to VQ codevector index assignment for noisy channels. *Electronics Letters*, Vol.32, No.4, pp.296-297, 1996
- [135] 李天昊, 余松煜, 张高. 基于进化算法的矢量量化索引值分配算法. *电子学报*, Vol.30, No.6, pp.876-879, 2002

- [136] M. Gray Robert, L. Neuhoff David, Quantization. IEEE Trans. Inform. Theory, Vol.44,No.6,pp.1-63, 1998
- [137] A. Gersho, R.M. Gray, Vector Quantization and Signal Compression. Kluwer Academic Publishers, Boston, 1992
- [138] D.G. Messerschmitt, Accumulation of distortion in tandem communication links. IEEE Trans. Inform. Theory, (IT-25),pp.692~698, 1979
- [139] Leandro N. de Castro, Fernando J., Von Zuben. Learning and optimization using the clonal selection principle. IEEE Trans on evolutionary computation, Vol.6,No.3,pp.239-251,2002
- [140] Jang-Sung Chun, Min-Kyu Kin,Hyun-Kyo Jung, Shape optimization of electromagnetic devices using immune algorithm. IEEE Trans on Magnetics,Vol.32,No.2,pp.1876-1879,1997
- [141] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论, 应用与软件实现. 西安, 西安交通大学出版社, 2002
- [142] F.Glover,M.Laguna. Tabu Search. Kluwer Academic Publishers,pp.1-354,1997
- [143] R.Cierniak, L.Rutkowski, On image compression by competitive neural networks and optimal linear predictors[J],SP.Image Communication 15,pp.559-565,2000.
- [144] J.S.Pan,F.R.McInnes,M.A.Jack. VQ Codebook Design Using Genetic Algorithms. Electronics Letters,Vol.31,No.17,pp.1418-1419,1995
- [145] Zeger K, Gersho A. Pseudo-Gray coding [J]. IEEE Trans Commun, Vol.38,No.12,pp.2147-2158, 1990
- [146] Ueda N, Nakano R. A new competitive learning approach based on an equidistortion principle for designing optimal vector quantizers [J]. Neural Networks,Vol. 7,No.8,pp.1211-1227, 1994
- [147] 张高,余松煜 等误差原则在进化算法优化矢量量化中的应用,电子学报,Vol.29,No.8, pp.1101-1103,2001
- [148] A. Gesho, Asymptotically optimal block quantization. IEEE Trans. Inform. Theory, 1979(IT-25),pp.373-380
- [149] Lee D.H., Neuhoff D.L., Asymptotic distribution of error in scalar and vector quantizers. IEEE Trans. Inform. Theory, Vol.42,No.2,pp.446~460, 1996
- [150] Y. Yamada, S. Tazaki, and R.M. Gary, Asymptotic performance of block quantizers with difference distortion measures. IEEE Trans. Inform. Theory, IT-26(1),pp. 6-14, 1980
- [151] J.A. Bucklew, Two results on the asymptotic performance of quantizers. IEEE Trans. Inform. Theory, IT-Vol.30,No.2,pp.341-348, 1984
- [152] T.D. Lookabaugh, R.M. Gary, High-resolution quantization theory and the vector quantizer advantage. IEEE Trans. Inform. Theory, Vol.35,No.5,pp.1020-1033, 1989
- [153] Na Sangsin, Neuhoff D.L., Bennett's integral for vector quantizers. IEEE Trans. Inform. Theory, Vol.41,No.4,pp. 886-900, 1995

- [154] Neuhoﬀ D.L., On the asymptotic distribution of the errors in vector quantization. IEEE Trans. Inform. Theory, Vol.42, No.2, pp.461-468, 1996
- [155] S.P. Lloyd, Least squares quantization in PCM. Bell Laboratories, 1957
- [156] I.Daubechies. Ten Lectures on Wavelets. Rutgers University and AT&T Bell Laboratories, 1992
- [157] J.M.Shapiro, Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients[J], IEEE Trans. On SP, Vol. 41, No.12, pp.3445-3462, 1993
- [158] 孙圣和, 路哲明, 矢量量化技术及应用, 科学出版社, 2002
- [159] Y. Linde, A. Buzo and R.M. Gray. An algorithm for vector quantizer design [J]. IEEE Trans. Commun., 1980, COM-28(1): 84-95.

致 谢

语言有限，谢意无限！学制有限，美好的人间真情无限！

论文杀青之际，我首先要向尊敬的导师余松煜教授致以崇高的敬意，并表达我深深的谢意！“师恩如海”，我对这句话也有了更深的感受。在上海交大求学期间，导师教给我的，不仅仅是对学生学习和生活的真心付出，不仅仅是知识和从事科学研究所必备的能力与智慧，而是一种境界，一种真正的学者的人生境界，这是值得我永久珍惜的。如果没有余老师的精心指导和热忱关怀，本论文的顺利完成也将是不可想象的。论文从选题、论证、研究到最后完成，自始至终无不凝聚着导师的心血。余老师严谨的治学态度、实事求是的作风、渊博的学识、深厚的学养，高远的学术思想、敏锐的学术眼光、平易近人的为人品格、诲人不倦的师者风范、严谨缜密的治学思路、忘我的工作热情和认真负责的敬业精神给我留下了深刻的印象。余老师创造的宽松民主的学术氛围、仁爱和谐的工作环境也极大地激发了我的创新意识和进取精神。从导师身上，我们学到的不仅仅是专业知识和做学问的方法，更重要的，是看到了怎样才能使一个人成为优秀的、为人所尊重和爱戴的人所应具备的优秀品质——学者的人生境界，而这，无疑是比学问更为宝贵的资源，一定会使我受益终身。

衷心感谢周源华教授、张文军教授、郑世宝教授、孙军教授、方向忠教授、支峥高工、周军副教授、杨晓康副教授、王嘉副教授和解容老师等图像所的所有对我的学习、工作和生活给予过指导和帮助的老师。

衷心感谢图像所的博士生王东华、古继兴、王建、杨静、钱团结、谭建国、张红广、王永芳、旁渔业、王鹏、陈尔康，以及硕士生张彦昕、陈维安、王朝华、王朝霖等所有一起学习工作过的同学们。

衷心感谢香港中文大学的杜颖刚博士，在做第四章非均衡错误保护时给予我不少帮助、鼓励及相关建议。

衷心感谢 A0203094 班的全体同学。此外我也要感谢张艳、毛宏燕、王惠、韩艳芳和张学莲等同学对我的帮助，怀念在一起走过的难忘岁月。

古语说：大恩不言谢。但是，在此，我还是要由衷地感谢我的父母，他们给了我生命，他们为我的成长倾注了大量的心血。他们的爱和深切的期望，是我漫漫求学途中不懈前进的源泉和动力，他们默默的无私的支持帮我度过了所有的难关。每在电话那端听到父母问寒嘘暖，让我一切都放心，好好做论文的声音，我只有在心中祷祝他们能健康平安。

“谁言寸草心，报得三春晖”，希望不远的日子，你们因我而自豪！

最后，我要衷心感谢我的丈夫——李明博士，感谢他对我的爱、理解和支持。在我们一起走过的日子里，尽管也有很多酸甜苦辣，但宽容和信任始终是他给我的最好的礼物。

谨以此文献给他们！

攻读博士学位期间发表的学术论文

- [1] Yue Wang, Songyu Yu, "Joint Source-Channel Decoding for H.264 Coded Video Stream", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol.4, Nov. 2005 (SCI 源, EI 源)
- [2] Yue Wang, Yinggang Du, Songyu Yu "Unequal Error Protection System for Robust Video Transmission", High Technology Letters, accepted (EI 源)
- [3] Yue Wang, Yinggang Du, Songyu Yu, Yantao Qiao, "An Adaptive UEP_BTC_STBC System for Robust H.264 Video Transmission", IEEE International Conference on Multimedia & Expo(ICME), 2005, Amsterdam, pp129-132
- [4] Yue Wang, Songyu Yu, Jin Yang, "Joint Source-Channel Decoding for H.264 Coded Video Stream", in proc. IEEE 7th workshop on Multimedia Signal Processing(MMSP 2005), Nov, 2005, pp153-156
- [5] Yue Wang, Yinggang Du, Songyu Yu, Kaitai Cham, "An Adaptive UEP_BTC_STBC_OFDM System for Robust Video Transmission", in proc. IEEE 7th workshop on Multimedia Signal Processing(MMSP 2005), Nov, 2005, pp157-160
- [6] 王粤, 余松煜, "一种新的矢量量化索引值分配算法", 电子学报, 第 32 卷第 10 期, 2004 年 (EI 检索号: 05038797297)
- [7] 王粤, 余松煜, "一种新的信源信道联合迭代解码器", 上海交通大学学报, 已录用 (EI 源)。
- [8] 王粤, 余松煜, "基于等误差原则的信道优化矢量量化器的设计", 计算机工程, 第 31 卷第 4 期, 2005 年 (EI 检索号: 05129008710)

已投寄的论文:

- [1] Yue Wang, Songyu Yu, "Joint Source Channel Decoder for Video Transmission", Chinese Journal of Electronics, submitted.
- [2] Yue Wang, Yinggang Du, Songyu Yu, "An UEP_BTC_STBC System for Video Transmission", Journal of Shanghai Jiaotong University, submitted.
- [3] Yue Wang, Songyu Yu, "An Iterative Joint Source Channel Decoder for video Transmission",

**IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing , USA, 2006,
submitted.**