

中国科学技术大学

博士学位论文



无线通信中的无缝自适应技术

作者姓名：崔浩

学科专业：信号与信息处理

导师姓名：陈长汶 教授 吴枫 教授

完成时间：二〇一四年四月

University of Science and Technology of China
A dissertation for doctor's degree



Seamless Adaptation for Wireless Communication

Author's Name : Hao Cui
Speciality : Signal and Information Processing
Supervisor : Prof. Chang Wen Chen Prof. Feng Wu
Finished Time : April, 2014

无线通信中的无缝自适应技术

六系

崔浩

中国科学技术大学

中国科学技术大学学位论文原创性声明

本人声明所呈交的学位论文,是本人在导师指导下进行研究工作所取得的成果。除已特别加以标注和致谢的地方外,论文中不包含任何他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的贡献均已在论文中作了明确的说明。

作者签名: _____

签字日期: _____

中国科学技术大学学位论文授权使用声明

作为申请学位的条件之一,学位论文著作权拥有者授权中国科学技术大学拥有学位论文的部分使用权,即:学校有权按有关规定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,可以将学位论文编入《中国学位论文全文数据库》等有关数据库进行检索,可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。本人提交的电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

保密的学位论文在解密后也遵守此规定。

☐ 公开 ☐ 保密 _____ 年

作者签名: _____

导师签名: _____

签字日期: _____

签字日期: _____

摘 要

无线通信系统中的自适应传输存在着以下两类主要问题。

- 当前物理层技术无法实现对二进制数据的高效传输，主要有三个原因。第一，传统自适应技术的性能依赖于信道估计的准确性，而准确性与实时性存在着本质的矛盾。第二，由于无线通信系统中可选速率数量的有限性，速率的调整是不连续的。第三，当前系统的物理层假设上层传来的都是已压缩数据，而这个假设与实际测量相矛盾。
- 作为一类特殊的二进制数据，除了上述效率问题，视频码流的无线传输还存在着视频码率控制与物理层自适应相互独立导致的传输效率问题。另外，在多天线视频多播系统中，信道条件和接收端天线数量是各态互异的，最差的信道条件和最少的天线数量会成为系统性能的瓶颈。

为解决上述两类问题，本文提出了无缝自适应的概念，即无线通信中信息的传输可以自动的随着信道情况的变化而连续的且平稳的调整。针对不同类型的数据及应用，本文研究了如何实现无缝自适应传输，主要研究成果如下：

- 对于二进制数据，本文提出了**随机投影 RP 编码**，并基于此编码设计了**速率可变调制 RCM** 和**压缩编码调制 CCM**。首先，**发送端使用固定的方法递增的发送编码符号，直到接收端可以正确解码，因而不需要信道估计反馈选择速率**。其次，RP 编码具有无码率特性，传输速率可以连续的调整。再次，优化设计的 RP 编码具有压缩感知特性，可以充分利用二进制数据的冗余性从而提高系统吞吐量。
- 对于视频数据，本文提出了**基于图像处理的线性视频传输技术 Cactus 和 AirScale**。**去掉量化、熵编码和信道编码这些非线性处理，视频经过预测、变换及能量分配等线性处理后直接通过幅度调制传输**。信道噪声直接作用于线性能量缩放后的数据，通过 MMSE 恢复的视频质量可以连续且平稳的随着接收端信道条件的变化而改变，避免了码率控制和物理层速率自适应带来的一系列问题。
- 为解决多天线视频多播系统中接收端天线数量各态互异性问题，本文提出了**多相似描述编码 MSD** 和**复用的空时块编码 M-STBC**。MSD 是 M-STBC 的基础，生成多个对视频的相似描述。基于传统 STBC，M-STBC 在不同的时隙中传输相似描述的不同形式。少于发送天线数量的接收端可以恢复相似描述中的相同部分，具有较多天线的接收端则还可以恢复不同的部分。从而实现了接收端的视频质量不仅可以随着信噪比的变化而改变，还可以随着有效天线数量的增加而提升。

- 本文还研究了线性视频传输在快速衰落信道下的鲁棒性。研究发现快速衰落信道中的资源分配是一个 NP-hard 问题。通过对快速衰落信道中视频传输的性能分析，本文提出了一个快速算法，优化了能量和带宽分配从而提高系统的鲁棒性。

关键词： 无线通信、编码调制、随机投影编码、线性视频传输、多天线系统

ABSTRACT

The adaptation in current wireless communication system suffers from the following two key problems.

- For binary data transmission, it is difficult to achieve high bandwidth efficiency in current physical layer due to the following three reasons. First, the performance of conventional rate adaptation heavily depends on the accuracy of channel estimation, while the accuracy and instancy of channel estimation cannot be achieved at the same time. Second, the rate cannot be continuously adjusted because of the limited number of available rates. Third, there exists a common assumption that all the data from upper layers are compressed already, which contradicts with the practical measurements.
- As a special type of binary data, the wireless video streaming needs both video coding rate control and physical layer rate adaptation. The independent design between these two modules leads a lower transmission efficiency. Moreover, in multiple antenna video multicasting system, the channel condition and the number of antennas at the receiver end are heterogeneous. The worst channel condition and the least number of antennas will become a bottleneck of the system performance.

In order to tackle the above issues, this thesis proposed a novel concept *seamless adaptation*. In seamless adaptation, the information transmitted over wireless channel can be automatically, continuously and smoothly adapted with concurrent channel condition. For different type of data and applications, this research studied how to achieve seamless adaptation and the proposed techniques constitute the main contributions to the field of wireless communication.

- For the seamless adaptation of binary data, this thesis proposed random projection (RP) coding and designed rate compatible modulation (RCM) and compressive coded modulation (CCM). First, the sender uses a fixed modulation to continuously and progressively generate coded symbols for modulation. The receiver accumulates the symbols until the bits can be recovered and delivers an ACK to the sender. Hence, the channel estimation and its feedback is unnecessary for rate selection. Second, RP code is a kind of rateless code. The transmission rate can be continuously tuned. Last but not least, sparse binary data can be compressed by an optimized RP code. Therefore, the system performance can be boosted by utilizing the potential redundancy in binary data.

- For the seamless video adaptation, we proposed image processing based linear video transmission techniques, Cactus and AirScale. By linear video transmission, we mean that after prediction, transform and power allocation, the video is directly transmitted without any non-linear processing, such as quantization, entropy coding and channel coding. The channel noise lies in the same arithmetic domain with the energy scaled data, the reconstructed video quality through MMSE detection can be continuously and smoothly adapted with the channel condition at the receiver end. Therefore, it avoids the problems in video coding rate control and physical layer rate adaptation.
- In order to solve the heterogeneity in multi-antenna video multicast system, this thesis proposed multiple similar description coding (MSD) and multiplexed space time block coding (M-STBC). MSD generates multiple similar descriptions about the video. Based on conventional STBC, which transmits different versions of the same data in different time slots, M-STBC transmits the similar descriptions in different time slots. The common part in the similar data can be recovered even by the receiver with less antennas. While the difference part can be figured out by the receivers with more antennas. Therefore, the video quality at a receiver end can be seamlessly adapted not only with channel SNR but also with the number of effective antennas.
- This thesis also studied the robustness of linear video transmission over fast fading channel and found that the resource allocation is an NP-hard problem. Through the analysis of the performance in fast fading channel, we proposed a fast algorithm to optimize the power and bandwidth allocation which improves the robustness to fast fading channel.

Keywords: wireless communication, coded modulation, random projection, linear video transmission, multi-antenna system

摘 要	I
ABSTRACT	III
目 录	V
第 1 章 绪论	1
1.1 背景知识	1
1.2 研究热点	2
1.3 待解决问题	4
1.4 本文所解决的问题、实用价值和理论意义	5
1.5 文章结构	7
第 2 章 单天线无缝自适应	9
2.1 引言	9
2.1.1 问题分析与解决方案	9
2.1.2 相关工作	10
2.2 RCM 编码调制	11
2.2.1 设计	11
2.2.2 编码调制	13
2.3 RCM 联合解码解调	13
2.4 复杂度	15
2.5 仿真测试	15
2.5.1 参考方法	15
2.5.2 可实现的传输速率	16
2.5.3 不准确的信道估计的影响	17
2.5.4 解调阈值	18
2.6 系统实现和验证	19
2.6.1 系统实现	19
2.6.2 验证方法	19
2.6.3 结果	21
2.7 本章小结	23

第 3 章 单天线可压缩二进制数据无缝自适应	25
3.1 引言	25
3.1.1 问题分析与解决方案	25
3.1.2 相关工作	26
3.2 压缩与自适应的统一	29
3.2.1 压缩编码调制	29
3.2.2 码字设计的基本规则	31
3.2.3 权重集合的选择	32
3.2.4 构造编码矩阵	35
3.2.5 快速解码	35
3.3 实验	39
3.3.1 系统实现	39
3.3.2 AWGN 信道仿真	40
3.3.3 实际信道模拟	41
3.4 本章小结	43
第 4 章 单天线视频无缝自适应	45
4.1 引言	45
4.1.1 问题分析与解决方案	45
4.1.2 相关工作	46
4.2 系统概述	47
4.3 发送端设计	48
4.3.1 去除时域冗余	48
4.3.2 带宽分配	49
4.3.3 能量分配	50
4.4 接收端设计	51
4.5 系统实现	53
4.6 实验	54
4.6.1 实验方法	54
4.6.2 模块验证	54
4.6.3 与参考方法比较	57
4.7 本章小结	58
第 5 章 多天线视频无缝自适应	61
5.1 引言	61
5.1.1 问题分析与解决方案	61
5.1.2 相关工作	62

5.2 基本思路	63
5.2.1 简单例子	63
5.2.2 启发	64
5.3 系统设计	65
5.3.1 生成 MSD 序列	65
5.3.2 变换和能量分配	66
5.3.3 M-STBC 码字构造	67
5.3.4 重建算法	68
5.4 验证与分析	69
5.4.1 生成 MSD 序列	69
5.4.2 能量的集中度	70
5.4.3 重建算法	71
5.4.4 元数据的开销	71
5.4.5 复杂度分析	71
5.5 系统实现	72
5.6 实验	72
5.6.1 无线环境和参数设置	72
5.6.2 系统比较	74
5.6.3 射频同步失败的鲁棒性	75
5.7 本章小结	77
5.8 附录：像素移位预测	77
第 6 章 无线资源的优化分配	81
6.1 引言	81
6.1.1 问题分析与解决方案	81
6.1.2 相关工作	82
6.2 系统模型	82
6.2.1 问题描述	83
6.3 分析	84
6.3.1 能量分配问题	84
6.3.2 带宽分配问题	86
6.4 优化解决方案	88
6.4.1 迭代算法	88
6.4.2 快速算法	91

6.5 仿真实验	92
6.5.1 实现方法	92
6.5.2 参数设置	93
6.5.3 结果	94
6.6 本章小结	96
第 7 章 结论与展望	97
参考文献	99
致 谢	107
在读期间发表的学术论文与取得的研究成果	109

第 1 章 绪论

1.1 背景知识

随着无线技术的发展,无线链路已普遍部署在信息通信网络的最后一跳,由无线接入点完成最后的传输。通常,首先对数据进行信道编码保护,然后通过数字调制技术发送射频信号。每种信道编码和调制方式都具有一定的纠错能力。如果在纠错能力范围内,接收端可以从射频信号中恢复数据,否则,数据将丢失。因此,对于一个选定的信道编码和调制组合,传输能否成功取决于信道条件,包括信道增益和信道噪声。无线链路中,多径效应以及运动导致的多普勒效应使得信道条件是时变的。选择最低码率信道编码和最低速率的调制可以保证在时变信道上传输的稳定性,但很明显会降低通信的效率。为了提高效率,单播系统通常需要引入传输速率自适应,即编码和调制选择随着信道条件的变化而调整。在多播系统中,情况更为复杂。由于每个接收端与发送端的多径都是不同的,而且射频器件的性能也是有差异的,所以信道条件是各态互异的。为此,还要引入调度算法来协调多个接收端的性能,从而提高整体的效率。

传统的自适应算法,需要接收端对信道进行估计并反馈给发送端,发送端根据反馈对速率进行选择。信道估计通常是基于有限个参考信号完成的。由于样本数量有限,很难保证准确性。如果实际情况比估计的信道好,则所选的速率不能充分利用信道容量。否则,若信道错误超出所选速率的纠错能力会导致数据丢失。如果将某一个编码和调制组合的吞吐量与对应信噪比画成曲线图,会发现在某个信噪比附近吞吐量随着信噪比降低急剧下降,形状像悬崖一样,所以称之为悬崖效应。传统通信系统中,无论是局域网技术 802.11 还是移动通信网 LTE,可选的编码和调制技术都是有限的。因此,即使拥有准确的信道估计,也只能实现不连续的阶梯型的速率调整(多个编码和调制的组合的吞吐量的曲线图像阶梯一样)。阶梯之间不连续的部分同样会降低通信的效率。最近,802.11 和 LTE 的物理层链路引入了多天线 MIMO 技术。MIMO 具有分集和复用两种模式。当工作在分集模式时,可以增强对信道衰落和噪声的鲁棒性,但传输速率无法提高。当工作在复用模式时,可以线性提高传输速率,但对信道条件要求苛刻。这导致了除速率选择外的模式选择问题。

即使上述的所有物理层效率问题得以解决,对于可压缩的数据,仍然存在效率问题。可压缩数据根据需要无损压缩或有损压缩可以分为两类。

对于需要无损压缩的数据,网页、文件等,通常使用二进制信源编码压缩,例如霍夫曼编码和算术编码。这类数据通常应用层不进行任何压缩,若想提高效率,需要物理层来处理。然而,无损压缩编码需要足够的信源统计信息才能保证较好的压缩效率,这个要求对当前的物理层技术来说是不现实的。这是因为,上层数据到达物理层缓冲区的时间是随机的而且是没有标记的。缓冲区

的比特流被分段逐一处理，不同统计特性的数据会混合在一起，因而会失去原有的统计特性。

对于需要**有损压缩**的数据，视频、图像等，通常使用**混合编码技术压缩**，即**预测、变换、量化及熵编码**。这类数据通常在应用层完成压缩。每种参数设置将产生**不同速率的比特流**。为保证视频的比特率不超过物理层吞吐量，视频通信需要引入**码率控制模块**，根据物理层的吞吐量决定编码使用的参数。注意到，物理层的吞吐量是时变的，通常以毫秒为单位统计及预测，而视频压缩的时间尺度通常是以秒为单位，两者的不匹配导致了与物理层速率选择类似的问题。因此，传统的数字方法很难保证无线视频传输的效率。另外，在视频多播应用中，不同接收端的信道条件和天线数量都是有差异的，针对其中任何一个接收端的物理层传输速率自适应和视频码率控制，都无法保证其他接收端的效率。

综上所述，无论是单天线还是多天线系统、何种数据类型以及是否为多播应用，都需要自适应技术。为实现在无线链路上高效的传输，本文提出了无缝自适应技术，其定义如下：

定义 1.1.1. 无缝自适应指无线通信中，发送端无需改变传输方法，接收端的信息接收可以随着信道条件的变化自动的进行连续且平稳的调整。

为实现视频的无缝自适应，本文引入了一个新的概念“线性视频传输”以区别传统数字视频传输。

定义 1.1.2. 线性视频传输指视频数据通过预测、变换和能量分配等线性操作后直接在物理层传输，而不具有传统数字视频传输中的量化、熵编码以及信道编码等非线性操作。

1.2 研究热点

本文所提出的无缝自适应涉及了多方面的研究，包括**物理层自适应**技术、**信源信道联合编码**技术以及多天线多播技术。因此，分三方面介绍当前的研究热点。

- **物理层速率自适应**：速率自适应是根据信道的变化动态改变调制方式，信道编码，传输功率和其他协议参数的技术。众所周知的自适应算法是 AMC，已存在大量研究 (Nanda et al., 2000; Wong et al., 2006; Xia and Hamdi, 2008; Song et al., 2010) 且在实际无线系统中广泛使用。为弥补 AMC 中阶梯型速率变化问题，HARQ(Kim et al., 2011) 以被应用到 LTE 系统。第二类 HARQ，即递增冗余法，通过可变码率编码，打孔 Turbo 码 (Rowitch and Milstein, 2000) 或者 Raptor 码 (Shokrollahi, 2006)，可以提供更加平滑的速率变化。随着 LTE 的演进，AMC 和 HARQ 成为解决物理层速率自适应的主要方法。最近几年，三个有关无缝速率自适应的独立工作的发表，使得无缝自适应成为研究热点。Gudipati and Katti (2011) 提出了一个名为 **Strider** 的方法，

在已有的编码调制前加上一个最小距离变换器，使得星座图的间隔距离变换到适合信道条件的值。Perry et al. (2012) 发明了 Spinal 码。该码用无限状态转移哈希函数代替 TCM 中卷积码的状态转移。无码率的性质是通过不断完善状态转移实现的。Cui et al. (2011) 提出的 RCM 使用一个新颖的比特到符号的映射，接收端通过积累符号使得比特能量平滑的增加，从而实现无缝自适应。

- 联合信源信道编码：广义而言，联合信源信道编码 (JSCC) 包含了在统一的资源约束和优化目标下，所有同时考虑信源编码和信道编码的方法。

第一类研究热点联合考虑相关信源及其信道保护。Liveris et al. (2002) 指出 LDPC 码可以将相关信源压缩至 Slepian-Wolf 极限。Sartipi and Fekri (2004) 将相似的想法用于无线传感网络的数据采集。Zhong and Garcia-Frias (2005) 和 Xu et al. (2007) 分别使用 LDGM 码和 Raptor 码做分布式 JSCC。

第二类研究热点使用相同的编码对单一信源进行压缩和保护。研究表明，传统信道编码可以用来做信源压缩。具体的，LDPC 码、Raptor 码和 Turbo 码 (Caire et al., 2003, 2004; Del Ser et al., 2010) 可以与 Burrows-Wheeler 块排序变换 (BWT) 结合来实现这个目的。进一步，Fresia et al. (2009) 在发送端将两个独立的 LDPC 码相接，在接收端使用了一个联合 BP 解码器。Zhu and Alajaji (2002) 和 Cabarcas et al. (2006) 设计了 Turbo 码来实现在有噪信道下的独立同分布二进制信源的传输。然而，所有这些编码都是针对某个传输速率设计的，没有考虑平滑的速率自适应问题。

第三类研究热点通常应用于数字图像和视频传输。其中，一些研究信源的率失真模型并利用其进行信源码率和信道传输速率的分配以达到所期望的最小失真 (Hamzaoui et al., 2005; Kondi et al., 2002; He et al., 2002)，或者最优优化能量消耗 (Zhang et al., 2001)。另一些为递增编码的信源设计非均等保护 (Arslan et al., 2012)。它们被认为是 JSCC，是因为它根据内容的重要性，使用不同性能的信道编码，包括 LDPC 码的变形，例如可变码率 LDPC 码 (Pan et al., 2006) 和无码率编码，例如二进制 Raptor 码 (Aditya and Katti, 2011) 和四进制 Raptor 码 (Bursalioglu et al., 2013)。

第四类研究热点针对伪模拟视频传输。Jakubczak and Katabi (2011) 设计并实现了 SoftCast 系统。它是基于单符号编码的无线视频通信的先驱。Softcast 已被证实对信道的动态变化具有鲁棒性并可以在很宽的信噪比范围平滑的降低视频质量。它比传统数字传输的优势在无线多播应用中更为突出。这是由于不同接收端具有各态互异的多变的信道条件。ParCast (Liu et al., 2012) 考虑了 MIMO-OFDM 的传输。Fan et al. (2011, 2012) 将运动引入到他们提出的系统 DCast，并使用分布式信源编码来利用时域冗余。

- **多天线多播**：MIMO 系统的核心是空时信号处理 (Gesbert et al., 2003)。Kuo and Kuo (2007) 提出一个嵌入式的空时码用于各态互异接收端的多媒体广播。它是基于分成视频编码和分级调制 (HM) 的方法，而不同层使用了不同的空时码。Diggavi et al. (2008) 设计了高码率的空时码。它集成了高分集编码。在信道较差时它保证了基本服务，而高码率的编码又能利用较好的信道。Lin et al. (2011) 和 Liu et al. (2014) 研究了具有各态互异天线数量的用户围绕一个或多个 AP 的通信问题。其中 Liu et al. (2014) 考虑了图像的多播传输，它使用压缩感知的方法来同时解决信噪比和天线数量的各态互异性。

1.3 待解决问题

虽然无线通信技术日新月异，但依然存在各方面问题，总结如下：

- **物理层传输速率自适应问题**：当前物理层自适应算法的研究主要集中在如何选取信道估计的衡量标准来指导发送端选择速率。然而，不管使用什么衡量标准，发送端速率自适应算法总会陷入一个选择困境。在时变的无线信道下，一方面及时的信道估计无法保证估计的准确性，另一方面准确的估计通常需要较长时间的统计而无法保证及时性。不准确和不及时的估计都无法保证正确的传输速率选择，从而导致系统吞吐量下降。由于可选速率集合是离散且有限的，即使发送端具有准确的信道估计，这种方式也只能实现一个阶梯型的速率变化曲线。相邻速率之间的跳变空间无法被充分使用。虽然 HARQ 技术可以弥补这种跳变问题，但由于动态范围有限，仅一种传输方法无法覆盖一个典型的信道动态范围。

实际无线通信系统中，信源编码，尤其是对多媒体数据，通常在应用层完成。信道编码通常在物理层完成。由香农可独立编码原理可知，信源和信道编码可以独立完成。因此，在物理层有一个约定俗成的假设，即所要传输的数据已经被压缩，没有任何冗余。与这个假设矛盾的是，大量的应用向网络注入了没有压缩的数据，例如电子邮件、网页以及没有压缩的文件等。有测量 (Destounis et al., 2001) 表明，实际网络流量中存在着大量的可压缩数据。在物理层，不同类型的数据混合在一起不易区分，而且处理单元非常小无法获得足够的统计信息。因此，当前物理层技术不能充分利用数据的冗余信息来提高系统性能。

- **无线视频传输自适应问题**：基于信源信道独立编码的数字视频通信系统，不仅需要物理层自适应算法，还需要视频码率控制模块。当视频码率与信道容量不匹配时，会出现与物理层相似的悬崖效应，即如果信道噪声比预测值大，重建视频失真将非常大；如果信道噪声比预测值小，失真也不会降低。目前，SoftCast (Jakubczak and Katabi, 2011) 通过只有变换和能量分

配的线性视频传输实现了无线视频传输的无缝自适应，即发送端无需根据信道条件改变传输方法，接收端视频质量与实时的信道条件相对应。然而，由于没有考虑视频信号的时域相关性，在端到端的通信中还无法达到传统数字通信的效率。另外，由于变换后的系数直接在信道上传输，信道噪声直接影响了视频的视觉质量。在较差的信道条件下，视觉质量无法满足实际需求。

在多天线系统中，对于单播应用，连接每根接收天线的射频器件能否成功检测信号取决于每根天线与发送端的多径条件，会因环境变化发生改变。因此，有效接收天线的数量可能是时变的。对于多播应用，不同接收端的射频器件可能配备了不同数量的天线。总而言之，多天线系统具有天线数量的各态互异性。目前多天线技术只能允许根据最少的接收天线数量来选择空时编码，这使增加天线数量无法带来任何性能提升。虽然线性视频传输可以解决信噪比的各态互异性，但受到空时码的限制无法解决天线数量的各态互异性。

无线通信不仅应用于运动较少的局域网，而且广泛应用于运动较多的移动通信网。移动通信中，信道通常是快速衰落的，发送端只具有信道的统计信息。目前所有线性视频传输方法，都建立在 AWGN 模型或者慢衰落信道模型基础上，无法满足移动通信的要求。尽管在传统数字视频通信中已有大量针对快速衰落信道视频传输的研究，但都无法直接用于线性视频传输。这是因为，传统数字方法建立在香农信源信道独立编码原理的基础上。根据信息量或重要性，信源编码中的熵编码给不同系数分配不同数量的比特。每个编码比特携带了等量的信息。这样，能量和带宽分配都是通过比特分配来实现的。在线性视频通信中，每个系数直接通过幅度调制传输，消耗的能量正比于它的方差。由于没有比特表示，能量和带宽分配问题需分别对待，使得联合优化问题更为复杂。因此，对快速衰落信道上的线性视频传输如何优化带宽和能量分配依然是一个开放的问题。

1.4 本文所解决的问题、实用价值和理论意义

近年来，随着编码技术和信号处理技术的快速发展，相关邻域的研究百花齐放。基于众多前人的研究成果，本文针对具体系统，主要解决了五个问题。

1. 针对单天线系统，本文提出了速率可变调制方法（RCM）。发送端可以递增的生成具有细粒度比特能量分配的调制符号。接收端收集调制符号可以递进的积累比特能量直到满足正确解码的需求，这个过程是无码率的。与传统调制方式不同，生成的调制符号直接用于星座图每一维的幅度调制，因此调制符号与信道噪声位于同一数域。这使得平滑速率递减成为可能。RCM 的星座图是固定的且密集的，即 23×23 QAM。通过固定星座图，发

送端无需选择调制方式从而避免以上讨论的信道估计困境。**密集的星座图使得每个调制符号携带了足够信息从而吞吐量不会饱和在较低的值**，这就保证了比较宽的速率动态范围。从而实现了物理层传输速率的无缝自适应。RCM 开辟了无线传输技术领域新的研究方向，即物理层无缝自适应。相比于其他相关研究，RCM 具有较低的复杂度，而且易于在实际系统中实现。

2. 针对可压缩数据，本文提出了**随机投影（RP）编码**，并基于 RP 码设计了**压缩编码调制方法（CCM）**。根据压缩感知理论，**正确解码所需的 RP 符号数量可以随着信源冗余的增加而减少，也可以随着信道条件变差而增加**。因此，具有高冗余性的信源可以使用较少的 RP 符号恢复从而实现较高的传输速率。当信道条件变差时，需要更多的 RP 符号来解码从而降低了传输速率。由于速率的调整可以达到基于控制每个 RP 符号的粒度，自适应是无缝的。从而实现了将无损数据压嵌入到无缝自适应中。本质上来说，**RCM 是 CCM 针对不可压缩数据（随机数据）的一个特例**。**RP 码是与 LDPC 码具有相似编码结构的无码率编码**。但与 LDPC 码不同，RP 码的运算是基于算术域的，LDPC 的相关理论还无法直接用于 RP 码的分析与设计。本文仅介绍 RP 码的编码结构以及简单的码字设计。因此，RP 码开辟了编码领域新的研究方向。
3. 针对单天线系统中的视频传输，本文提出了基于运动预测的线性视频传输方法 Cactus。在编码端，通过运动补偿滤波（MCTF）去除时域冗余。残差数据通过幅度调制传输。为了在功率受限下最小化失真，在变换域进行能量分配。值得注意的是，这些残差数据应在空域传输而不是变换域。这使得接收端可以充分利用信源的相关性使用图像去噪技术。通过中值滤波可以处理丢包问题，通过 BM3D 算法去除信道噪声。从而提高了线性视频传输的效率以及低信噪比时的视觉质量。Cactus 使用图像处理技术解决了无线视频通信问题，对图像处理和通信技术的研究具有启发意义。
4. 针对多天线系统中的视频传输，本文提出了信号可以在空中滤波的可伸缩视频多播系统 AirScale。由于信道增益是不可控参数。在最坏的情况下，来自不同天线的信号有可能相互抵消。为此，本文提出了复用的空时块编码（M-STBC）。它可以保证所有传输的信号在接收端由正数权重加权混叠。要想充分发挥 M-STBC 的作用，关键是构造相似的数据流在多个天线上同时发送，本文提出了多相似描述编码（MSD），可以通过下采样和预测得到非常相似的数据流。注意到，传统的多描述编码只保证了每个描述都可解，而多相似描述编码保证了多个描述的任意线性叠加都可解，并且越多叠加版本可使恢复的信号质量越高。相似的数据流中包含了大量的相关性，如果不去除会严重影响能量分配的效率。本文通过两步变换解决这个问题。每个描述使用与第四章一样的 DCT 去相关。对于多个相似描述之间

的相关，使用 Hadamard 变换去除并进行能量分配。这样就可以具有只传输一个数据流相同的能量分配效率。通过将这些主要技术无缝的集成起来，解决了多天线系统视频传输中的天线数量各态互异性问题。AirScale 不仅可以用于多播系统，而且可以解决射频器件成功检测信号的时变问题。这对线性视频在多天线系统中比传统数字视频传输更具优势。

5. 针对快速衰落信道模型，本文提出了低复杂度的带宽和能量分配算法。研究表明，带宽和能量的联合优化是一个混合整数非线性规划问题，是 NP-hard 问题。本文发现可以通过将问题分解为两个子问题降低复杂度。一个子问题是在给定带宽分配的条件下的最优能量分配问题，它被证明为凸优化问题，所以可以通过梯度下降法解决。另一问题是带宽分配问题，在总能量约束下，分集可以给线性传输带来增益。一个具有较大方差的高斯变量从分集获得的增益要比较小方差的变量多。通过理论分析，本文提出了一个一次性运算的两步快速算法，可以显著降低复杂度。从而解决了在快速衰落信道中线性视频传输的资源分配问题。虽然本文的研究是基于对单天线系统的分析，但对多天线系统也具有指导意义。

1.5 文章结构

本文其余部分结构如下：第2章详细介绍了 RCM 的主要原理和系统实现，实验验证了它在单天线系统物理层的无缝自适应能力。第3章提出了 RP 码及其设计准则，将 RCM 扩展为 CCM。针对不同的信源冗余性，阐述了码字选择方法。实验证明，在保持无缝自适应性能的同时完成了数据压缩。第4章详细介绍了如何利用图像处理技术提高线性视频通信的效率。通过实验，给出了各种处理方法的可行性分析。第5章分析了多天线系统各态互异性问题，并详细介绍了所提出的的多相似描述编码和复用的空时块编码可以解决天线数量各态互异性问题的原因。第6章详细分析了快速衰落信道中，线性视频传输的性能与能量分配和带宽分配的关系。基于这些分析，设计了资源分配的快速算法。通过实验验证了分析的结论。第7章总结全文并展望了无缝自适应技术的未来发展。

第2章 单天线无缝自适应

2.1 引言

本章研究单天线系统物理层的速率自适应问题，对所要传输的数据没有任何假设。

2.1.1 问题分析与解决方案

无线网络中，能否充分利用时变的信道带宽资源，传输速率自适应是系统性能重要的影响因素。虽然速率自适应没有被 IEEE 802.11 系列标准化，所有的 802.11 设备都具有动态改变传输速率的功能。802.11 标准化了一个传输速率集合。该集合是由不同信道编码码率和调制方式的组合组成。根据在通信系统的位置，速率自适应可以分为两种方式，发送端速率自适应和接收端速率自适应。大多数已有的速率自适应算法采用了发送端自适应方式，这种方式也被称为自适应调制和编码 (AMC)。具体而言，接收端对信道情况进行检测和估计并反馈给发送端，发送端根据反馈为接下来的传输选择合适的速率。这种方式的自适应算法主要研究用什么测量指标来衡量信道情况。通常，信噪比 (SNR) (Holland et al., 2001; Judd et al., 2008)、丢包率 (Wong et al., 2006; Bicket, 2005)、无干扰误码率 (Vutukuru et al., 2009) 以及调制符号扰动 (Sen et al., 2010a) 等被用作衡量标准。然而，不管使用什么衡量标准，发送端速率自适应算法总是会陷入一个选择困境。在时变的无线信道下，一方面及时的信道估计无法保证估计的准确性，另一方面准确的估计通常需要较长时间的统计而无法保证及时性。不准确和不及时的估计都无法保证正确的传输速率选择，从而导致系统吞吐量下降。由于速率集合是离散的和有限的，即使发送端具有准确的信道估计，这种方式也只能达到一个阶梯型的速率调整。两个相邻速率之间的跳变空间是无法被充分使用的。

混合重传机制 (HARQ) 是一种对发送端速率自适应的补充。在某种意义上，它可以填充两个相邻速率之间的跳变空间。它定义了一种发送确认机制，当发生错误时可以重传。重传可以是重复原来的数据，即第一类 HARQ，也可以是递增冗余，即第二类 HARQ。随着重传次数的增加，传输速率可以平滑的递减。第一类 HARQ 的吞吐量已被证明不如第二类 HARQ，除非特别声明，本文只讨论第二类 HARQ。HARQ 的递增冗余通常是由可变速率编码生成，例如打孔 Turbo 码 (Rowitch and Milstein, 2000)，也可以由误码率编码生成，例如 Raptor 码 (Soijananin et al., 2006)。然而，它们的速率动态范围都是有限的。为了能够覆盖典型的速率变化范围，从 0.5 bits/s/Hz 到 6 bits/s/Hz，一种解决方案是使用 AMC，这回再次掉进那个信道估计困境。另一种解决方案是固定一种调制方式，并使用码率较低的母码来打孔。打孔 Turbo 码的问题是，使用较低码率的母码会损

失信道较好时的吞吐量 (Rowitch, 1998)。**Raptor 码**原本是基于**二进制擦除信道 (BEC)**模型设计的, **为了适应高斯白噪声信道 (AWGN) 模型, 在 LT 内编码之前引入了一个码率为 0.9 的 LDPC 外编码** (Venkiah et al., 2009)。除此之外, LT 码在 AWGN 下的额外开销要大于比 BEC 下的开销。这个外层编码和额外开销使得吞吐量饱和值比打孔 Turbo 码还小。这点会在实验部分验证。

为解决以上问题, 需要一个接收端速率自适应方法并且是无缝的。无缝是指速率变化是无码率的、平滑的并且覆盖了典型的速率动态范围。发送端连续生成并发送编码符号直到接收端正确解码信息比特并反馈确认。另外, 系统性能应该对于不准确的信道估计具有较强的鲁棒性。为了实现这个无缝的速率自适应, 本章提出了一个**可变速率调制方式 (RCM)**。这个想法是基于对传统调制方式的分析而来。RCM 递增的生成具有细粒度比特能量分配的调制符号。收集调制符号可以递进的积累比特能量直到满足正确解码的需求, 这个过程是无码率的。与传统调制方式不同, **生成的调制符号直接用于星座图每一维的幅度调制, 因此调制符号与信道噪声位于同一数域**。这使得平滑速率递减成为可能。RCM 的星座图是固定的和密集的, 即 23×23 QAM。通过固定星座图, 发送端无需选择调制方式从而避免以上讨论的信道估计困境。密集的星座图使得每个调制符号携带了足够信息从而吞吐量不会饱和在较低的值, 这就保证了比较宽的速率动态范围。

2.1.2 相关工作

接收端速率自适应方式中最具代表性的工作是**自适应解调 (ADM) 算法** (Brown et al., 2006)。它使用无码率编码并固定调制方式为 16QAM。具体来说, 信息比特通过 Raptor 码进行编码, 每四个编码比特映射到使用 Gray 码的 16QAM 星座图中的一点。当收到一个调制符号时, 接收机通过调整解调的判决区域来收集相对可靠的比特。这些无码率的编码比特累积起来直到可以正确解码。这个方法有两个主要问题。第一, 它的吞吐量会饱和在 4bit/s/Hz。第二, 它是基于 BEC 模型使用的无码率编码而不是 AWGN 模型。在 AWGN 模型下, 不可靠的比特仍然包括一些有用的信息。基于 BEC 模型会将不可靠的比特完全丢掉, 这回降低系统的吞吐量。最近的一个工作是自动速率自适应 (ARA) (Gudipati and Katti, 2010)。它与 RCM 具有同样的设计目标, 即实现无信道反馈的速率自适应。ARA 在传统的编码调制后加了一个最小距离变换模块 (MDT), 它性能会受到传统编码调制已有问题的限制。除此之外, ARA 使用了密集的随机矩阵生成符号, 这增加了解码复杂度, 文中建议使用的网格解码 (Mow, 2003) 的复杂度为 $O(N^3)$ 。

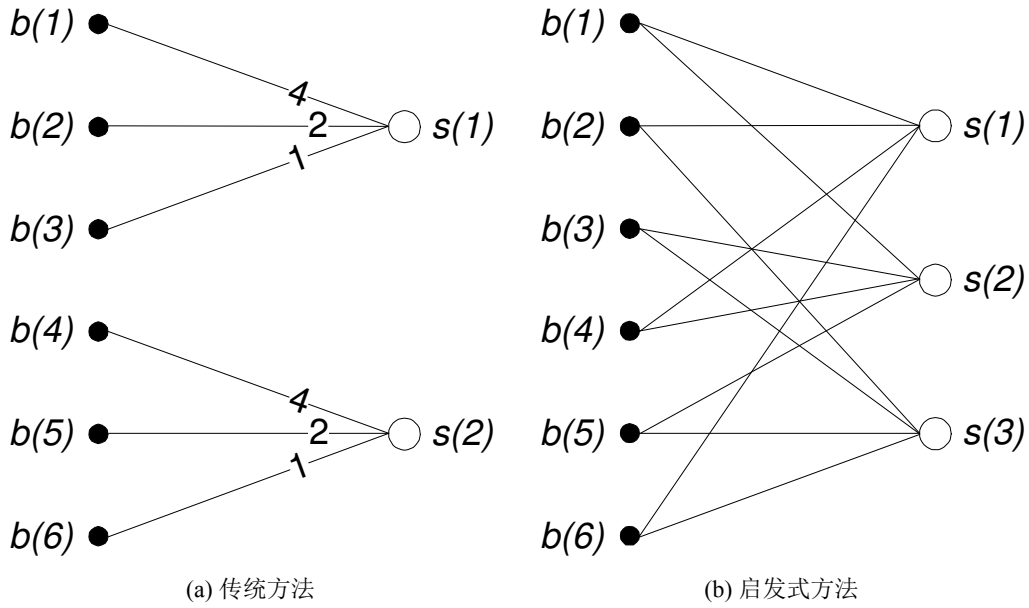


图 2.1: 比特到符号的映射

2.2 RCM 编码调制

速率可变（RC）意味着星座图是固定的而且用高速率传输的符号都可以被低速率的调制利用。定义 N 为用于编码调制的比特块长度， K 为成功解码的调制信号的数量。那么调制的速率可表达为 $\frac{N}{K}$ 。在传输过程中，首先传输了 K_0 个调制信号从而保持了较高的速率，如果需要低速率的调制，只需以 K_c 为步长增加调制信号的数量。因此，可以达到的调制速率是

$$R = \frac{N}{K} = \frac{N}{K_0 + i \cdot K_c} \quad i = 0, 1, \dots$$

2.2.1 设计

为了实现速率可变调制 RCM，需要一个具有均匀比特能量的分配，它可以通过积累调制符号来增加码字的间隙（free distance），从而达到与改变调制方式同样的效果。图2.1给出了一个启发式的想法。假设有 6 个比特要做调制。图2.1a显示了传统 8PAM（64QAM 的每一维）的映射方式。每 3 个比特一组通过加权求和生成一个符号。为了保证一一映射，权重设为 $\{1, 2, 4\}$ 。图2.1b显示了一个新的启发式的方法。每个比特被多个符号采样并且每个比特采样的权重具有相同的欧拉数。只有这样的映射才能使得比特能均匀的增加。

现在问题变成了如何将比特映射到调制符号？由于映射是一个加权的二分图，所以它可以用一个邻接矩阵 G 来描述。 G 表示一个 $M \times N$ 的邻接矩阵，在本章中称它为映射矩阵。在这个矩阵中，行表示比特，列表示符号。如果一个比特与一个符号之间有一条边连接，那么 G 的对应位置将是边上的非零权重，否

则对应位置为零。接下来首先介绍 \mathbf{G} 的约束条件，然后给出如何构造一个映射矩阵。

2.2.1.1 映射矩阵的约束条件

约束 1: 矩阵 \mathbf{G} 应该具有规则的行。本研究期望固定星座图，这意味着一个固定符号表。RCM 符号是通过加权求和得到的，权重决定了符号表。因此，要求 \mathbf{G} 的每一行是规则的，也就是说，每一行具有相同数量的非零元素，并且这些元素取自一个固定的权重集合。将 L 定义为每行非零元素的个数，权重集合用 $\mathcal{W}_s = \{w_1, w_2, \dots, w_L\}$ ，那么每个符号 $u()$ 可通过计算得出

$$u(m) = \sum_{l=1}^L w_l b(m_l)$$

其中 $b(\cdot)$ 是比特块， m_l 表示权重 w_l 在第 m 行中对应比特的索引值。虽然权重集合是固定的，但是每一行中权重的位置是伪随机放置的，从而可以生成任意多的符号并且是无码率的。

约束 2: 矩阵 \mathbf{G} 的列应该尽可能的规则。每列中的所有权重直接关联着对应的比特。分配给比特 $b(n)$ 的能量就是每列的欧拉范数

$$E_{b(n)} = C \cdot \sum_{r=1}^{R_n} w_{n_r}^2$$

其中 R_n 是第 n 列中非零元素的个数， n_r 表示权重的索引值， C 是归一化因子。均匀的比特能量分配可以通过规则化每一列来实现。当 $M = N$ 时，很容易得到规则化的列。因此，要求当 $M = N/2$ 甚至 $M = N/4$ 时，矩阵依然列规则化。本研究发现一个正负对称的权重集合可以很容易的做到这一点。

约束 3: 权重集合应该可以生成较多的符号值。从信息论的角度，每个接收到的符号都携带了一定的信息量，而这个信息量由当前信道的容量和传输符号的熵所约束。为了避免吞吐量饱和在较小值，调制符号的熵应该足够大。使用多样化的权重将增加符号的多样化，这样可以提高符号的熵。本研究设定了一个符号熵的阈值，每一维 4 比特，即等效于 256QAM。

2.2.1.2 映射矩阵构造

通过枚举，本研究发现权重集合 $\{\pm 1, \pm 2, \pm 4, \pm 8\}$ 满足以上三个约束条件。接下来，分三步构造映射矩阵 \mathbf{G} 并且当行数 M 变化时依然保持良好的特性。首先，构造一个三个基础矩阵 A_1 、 A_2 和 A_4 。每个基础矩阵的维度是 $N/8 \times N/4$ 。 A_1 的结构显示如下。 A_2 和 A_4 具有相同的结构，不同的是非零元素分别换成了

$+2/-2$ 和 $+4/-4$ 。

$$A_1 = \begin{bmatrix} +1 & -1 & & & \\ & +1 & -1 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & +1 & -1 \end{bmatrix}$$

其次，随机排列这三个基础矩阵并填充到一个 $N/2 \times N$ 的矩阵 \mathbf{G}_0 中，表示如下：

$$\mathbf{G}_0 = \begin{bmatrix} \pi(A_4) & \pi(A_4) & \pi(A_2) & \pi(A_1) \\ \pi(A_2) & \pi(A_1) & \pi(A_4) & \pi(A_4) \\ \pi(A_4) & \pi(A_4) & \pi(A_1) & \pi(A_2) \\ \pi(A_1) & \pi(A_2) & \pi(A_4) & \pi(A_4) \end{bmatrix}$$

其中 $\pi(\cdot)$ 表示将矩阵的列随机排列。通过使用不同的排列，就几乎可以构造出无限多像 \mathbf{G}_0 这样的矩阵。最后一步是将所有生成的 \mathbf{G}_0 's 填充为 \mathbf{G} 。在实际使用时，只用两个填充为 $N \times N$ 的矩阵。这个矩阵在通信前可以在发送端和接收端固定下来，也可以由随机种子生成。当信道条件比较差时，重复使用这个矩阵生成符号。如果一个符号被重复的传输，它的不同版本将在接收端使用最大比例合并（MRC）。

2.2.2 编码调制

来自网络上层的数据包首先被分割成长度为 N 的比特块。假设 $\mathbf{b} = \{b(n)\}_{n=1}^N$ 一个比特块。基于以上构造的映射矩阵 \mathbf{G} ，可以通过以下生成编码符号

$$\mathbf{u} = \mathbf{G} \cdot \mathbf{b}$$

其中 $\mathbf{u} = \{u(m)\}_{m=1}^M$ 表示用于传输的符号块。然后这些符号直接用于信号的幅度调制。由于采用了权重集合 $\{\pm 1, \pm 2, \pm 4, \pm 4\}$ ，信号的幅度范围是从 $-11d$ 到 $11d$ 并且服从几何分布。其中 d 是能量归一化常数，它同时表示了星座图中两点之间的距离。为了充分利用星座图平面，即同相位 I 和正交相位 Q，每两个连续生成的符号构成了一个调制信号：

$$u(2k) + \sqrt{-1} \cdot u(2k+1), (k = 0, 1, \dots, M/2 - 1).$$

因此，实际上使用了一个 23×23 QAM 星座图。当发送功率归一化时， $d \approx 0.1644$ ，这个值非常接近 256QAM。

2.3 RCM 联合解码解调

本研究使用了 AWGN 信道模型来设计解调算法。假设 \mathbf{u}' 表示接收到的编码符号，则

$$\mathbf{u}' = \mathbf{G} \cdot \mathbf{b} + \mathbf{e}$$

其中 $\mathbf{e} = \{e(m)\}_{m=1}^M$ 是高斯白噪声 $e(m) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ 。解调的过程就是找到以下问题的最优解：

$$\hat{\mathbf{b}} = \arg \max_{\mathbf{b} \in GF(2^N)} P(\mathbf{b}|\mathbf{u}') \quad (2.1)$$

值得注意的是，发送的符号并不是通过一一对应生成的，无法通过寻找里接收符号最近的星座图点的方法对符号逐一解调。从 (Baron et al., 2010) 得知，此问题 (2.1) 可以通过置信度传播 (BP) 的方法解决。然而，此问题引入一个二进制的约束条件 $\mathbf{b} \in GF(2^N)$ 。对于二进制数据，像 (Baron et al., 2010) 通过 FFT 计算卷积是非常浪费的。本研究使用了 FPGA 计算卷积的方式，即只有非零元素参与运算，来计算概率。具体见算法2.1。

```

1   $p_j = p(b_j = 1) = 0.5; q_{ji}^{(0)}(0) = 1 - p_j; q_{ji}^{(0)}(1) = p_j;$  /* 初始化 */
2  while  $t < T$  do /* 迭代:  $T$  表示迭代次数 */
3      for  $i = 1$  to  $M$  do /* 横向过程 */
4           $r_{ij}^{(t)}(0) = p(b_j = 0|u'_i) = p(U_j = u'_i);$ 
5           $r_{ij}^{(t)}(1) = p(b_j = 1|u'_i) = p(U_j = u'_i - w_i);$ 
6      end
7      /*  $u'_i = \sum_{l=1}^L w_l \cdot b_{il} + e_i$  是接收到的符号。定义  $U_j = u'_i - w_l \cdot b_j$ ,  $j = i_l$ , 则  $U_j$  的概率分布  $P(U_j) = \{ \bigotimes_{i_k, 0 < k \leq L, k \neq l} P(w_k \cdot b_{i_k}) \} \otimes P(e_i)$ 。其中  $p(w_k \cdot b_{i_k} = 0) = q_{ji}^{(t-1)}(0)$ ,  $p(w_k \cdot b_{i_k} = w_k) = q_{ji}^{(t-1)}(1)$ ,  $p(e_i) \sim N(0, \sigma^2)$ ,  $\otimes$  表示卷积。 */
8           $q_{ji}^{(t)}(0) = C_{ji} \cdot (1 - p_j) \cdot \prod_{k \in T_j \setminus i} r_{kj}^{(t)}(0);$ 
9           $q_{ji}^{(t)}(1) = C_{ji} \cdot p_j \cdot \prod_{k \in T_j \setminus i} r_{kj}^{(t)}(1);$ 
10     end
11     /*  $C_{ji}$  是归一化常数使得  $q_{ji}^{(t)}(0) + q_{ji}^{(t)}(1) = 1$ 。  $T_j$  表示连接变量节点  $j$  的校验节点的索引值。 */
12      $q_j^{(T)}(0) = C_j \cdot (1 - p_j) \cdot \prod_{k \in T_j} r_{kj}^{(T)}(0);$ 
13      $q_j^{(T)}(1) = C_j \cdot p_j \cdot \prod_{k \in T_j} r_{kj}^{(T)}(1);$ 
14     if  $q_j^{(T)}(0) \geq q_j^{(T)}(1)$  then /* 硬判决输出 */
15          $b_j = 0;$ 
16     else
17          $b_j = 1;$ 
18     end
    
```

算法 2.1: 联合解码解调算法

在置信度传播的过程中，假设信噪比是准确估计的。在稍后的实验中，会验证信噪比估计不准确对以上算法的影响。系统实现中，在软件无线电上的传输也展示了，即使信道不是 AWGN，这个算法也具有很好性能。

2.4 复杂度

本研究分别从调制和解调两方面分析 RCM 的复杂度。令 R 和 L 分别表示生成矩阵每列和每行的非零元素个数。构造这个生成矩阵可以一次性完成，其复杂度为 $O(R \cdot N)$ 。由于每个 RCM 符号是对 L 个比特的加权求和，所以它可以通过查询一个大小为 2^L 的表完成。如此，生成 M 个符号的调制复杂度是 $O(M)$ 。解调过程是基于 BP 算法的，唯一的区别是本研究使用卷积计算每个比特的置信概率。在每次迭代中，计算概率的运算代价的上限是一个常数 $O(W \cdot R)$ ，其中 $W = 1 + \sum_{i=1}^L |w_i|$ 。因此，解调复杂度将是 $O(W \cdot R \cdot N)$ ，其中对于一个设计好的 RCM 来说， W 和 R 是常数。综上，RCM 具有线性的调制和解调复杂度。

2.5 仿真测试

使用 Matlab 软件进行仿真测试具有两个目的。一个是评估 RCM 传输速率自适应的能力。另一个是为实际系统设计选择合适的参数。

2.5.1 参考方法

对于传输速率自适应能力的评估是通过与三个方法的对比完成的，它们分别是理想的 AMC 方法，基于 Turbo 码的 HARQ 与 AMC 结合的方法和基于 Raptor 码的 HARQ 与 AMC 结合的方法。对于所有方法，假设接收端反馈一个确认 ACK 是及时完成的，并且发送端收到 ACK 或者达到发送符号数量上限就会停止本轮传输。

2.5.1.1 理想的 AMC 方法

在 IEEE 802.11a 中，AMC 是传统速率自适应的典型方法。调制方法包括 BPSK, QPSK, 16QAM 以及 64QAM。卷积码被用作信道编码。通过组合，共有 8 个速率选择。“理想”这个词表示这个方法假设发送端准确知道每次传输时的信道条件并且可以选择最优的速率进行传输。因此，理想的 AMC 方法达到了传统速率自适应方法性能的上限。

2.5.1.2 HARQ-CTC：基于 Turbo 码的 HARQ 与 AMC 结合的方法

该方法中的 HARQ 是基于卷积 Turbo 码实现的。码率为 $1/3$ 的 Turbo 码作为母码，与 WCDMA 和 LTE (3GPP, 2010) 一样，码字的长度为 1200 比特，每个成员编码器是一个可以用八进制多项式 $(13, 15)$ 表示的递归卷积码。为了实现平滑的速率自适应，打孔周期设置为 8 比特。该方法使用了 Rowitch and Milstein (2000) 所提出的打孔模式。因此，码率集合为 $\frac{8}{8+l}$ ($l = 0, 2, \dots, 16$)。HARQ-CTC 与三种调制方法 QPSK, 16QAM 和 64QAM 相结合，可以实现 27 个速率组合，其

中有 21 个不同的传输速率。接收端使用了一个具有 8 次迭代的软输入的 Viterbi 解码器。

2.5.1.3 HARQ-Raptor: 基于 Raptor 码的 HARQ 与 AMC 结合的方法

该方法的 HARQ 是基于 Raptor 码实现的。码率为 0.9 的 LDPC 码作为外层编码。无码率的比特是通过在 BEC 信道模型下的最优度分布 (Shokrollahi, 2006) 生成的。根据 WiMax 的物理层 (IEEE-802.16, 2009), LDPC 编码前的码字长度设为 1800 比特, 因此 LT 编码前的码字长为 2000 比特。使用更长的码字长度可以提高性能, 但是复杂度和传输延迟也会增加。HARQ-Raptor 与三种调制方式 16QAM, 64QAM 和 256QAM 相结合。在前面已经讨论过, Raptor 码可达的最高码率是小于 1 的。没有使用 QPSK 是因为速率会饱和在较低的值。传输的间隔设置为 50 个调制信号, 这等价于 200 个无码率比特用于 16QAM, 300 个无码率比特用于 64QAM, 400 个无码率比特用于 256QAM。对于每个信息比特块, 最多传输无码率比特数量为 16000, 这可以实现一个很低的码率 1/8。在接收端使用了 BP 算法解码。

2.5.2 可实现的传输速率

在仿真中, RCM 使用了 $N = 400$ 的比特块长度和 10 个调制信号的重传间隔, 速率自适应的粒度和 HARQ-Raptor 一样。对于所有方法, 本实验仿真了从 5dB 到 30dB 每个整数信噪比下 10^7 个比特的传输, 并使用有效吞吐量 (Qiao et al., 2002) 作为评估标准并且分别对 RCM 和其他三个方法的性能进行比较。

图2.2a显示了 802.11a 中的每个调制与编码的组合可以实现的速率曲线。这些不同组合的包络就是理想的 AMC 可以达到的性能。由图可见, RCM 的吞吐量曲线在理想 AMC 的包络以上。由于 AMC 粗粒度的速率自适应, RCM 在速率切换的信噪比附近显示很大的优越性。例如在 20dB, AMC 仍然建议使用 (16QAM, 3/4) 速率为 3 bit/s/Hz。相比之下, RCM 可以达到 4.65 bit/s/Hz, 这有大于 53% 的提高。

图2.2b显示了 HARQ-CTC 与 AMC 结合的性能。从每个调制方法的曲线可见, 固定一个调制方法 HARQ-CTC 的动态范围是有限的。为了覆盖典型的速率范围, 它需要与 AMC 结合, 即三条曲线的包络。RCM 具有显著比 HARQ-CTC 更大的动态范围。另外, RCM 可实现的速率在 16QAM 和 64QAM 的包络以上。当信噪比低于 7dB 时, HARQ-CTC 与 QPSK 结合具有更好的性能。然而, 这对于整体的性能来说只是很小的一部分。

图2.2c显示了 HARQ-Raptor 与 AMC 结合的性能。出乎想象的是, 它的动态范围比 HARQ-CTC 还要小。尽管 Raptor 码率可以任意的小, 传输再多的校验比特也无法提高解码性能。从曲线可以看出, Raptor 码最高可达的码率在 0.75 左

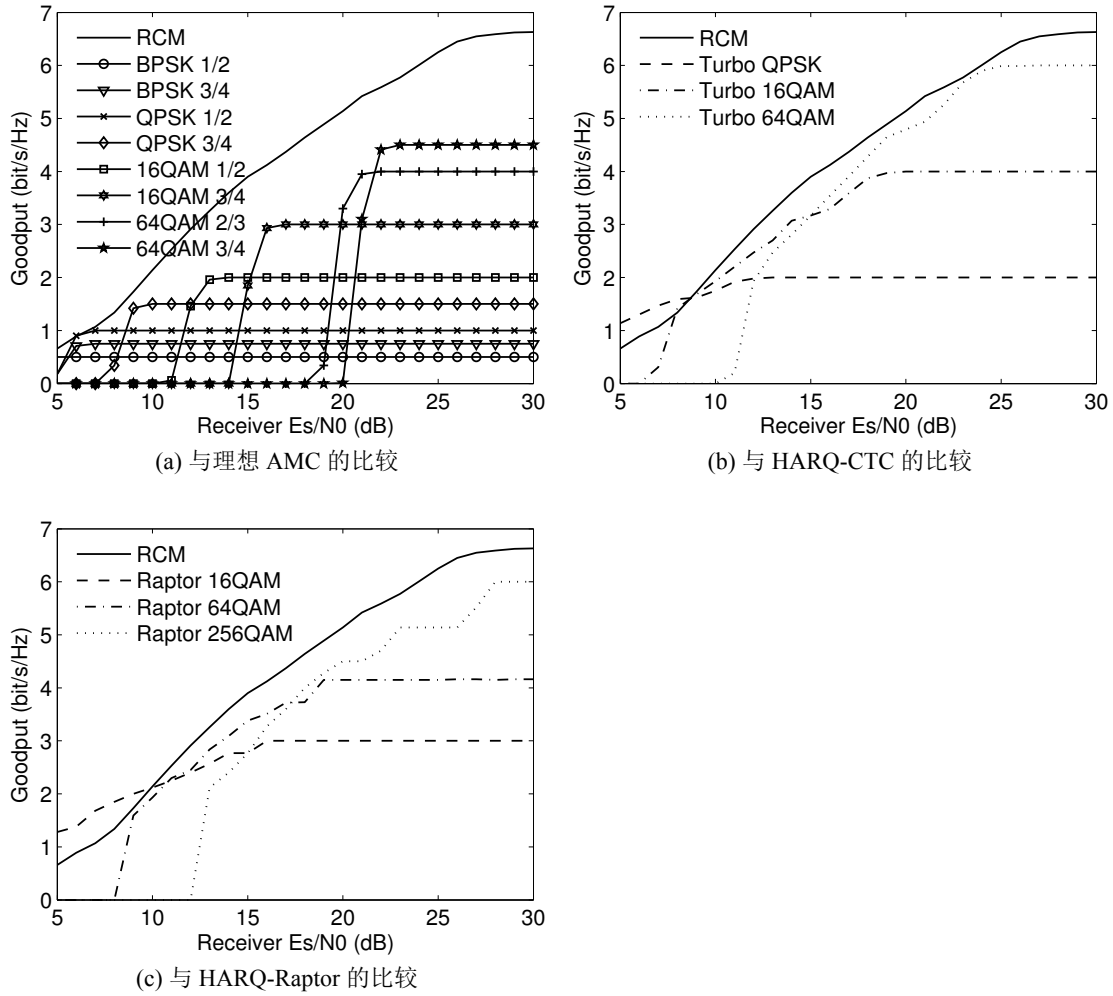


图 2.2: 与已有方法传输速率自适应能力的比较

右。因此，与 64QAM 结合的传输速率饱和在 4.2 bit/s/Hz, 与 256QAM 结合的传输速率饱和在 6 bit/s/Hz。

这个仿真结果验证了 HARQ 需要与 AMC 先结合才能覆盖较大的动态范围。比较而言，本章所提出的 RCM 可以使用固定的参数在 5dB 到 30dB 的信噪比范围达到高于 HARQ 与 AMC 结合的方法。

2.5.3 不准确的信道估计的影响

在引言中已经讨论过，在实际系统中，准确的信道估计是很难获得的。一个好的传输速率自适应方法不应对信道估计的错误很敏感。本小节评估 RCM 的解调对不准确的信噪比估计的敏感性。本实验使用了 Rahul et al. (2009) 所提出的信道估计方法，并且发现 98% 的信噪比估计错误在 -6dB 到 6dB 的范围。在 4 个典型的信噪比 10dB, 15dB, 20dB 和 25dB 下，使用不准确的信道估计对 RCM 解调。信噪比估计的错误从 -6dB 到 6dB 间隔为 1dB。图2.3显示了可以达到的吞吐量的均值和标准差。这个统计是基于对 1000 个长度为 $N = 400$ 数据块的仿

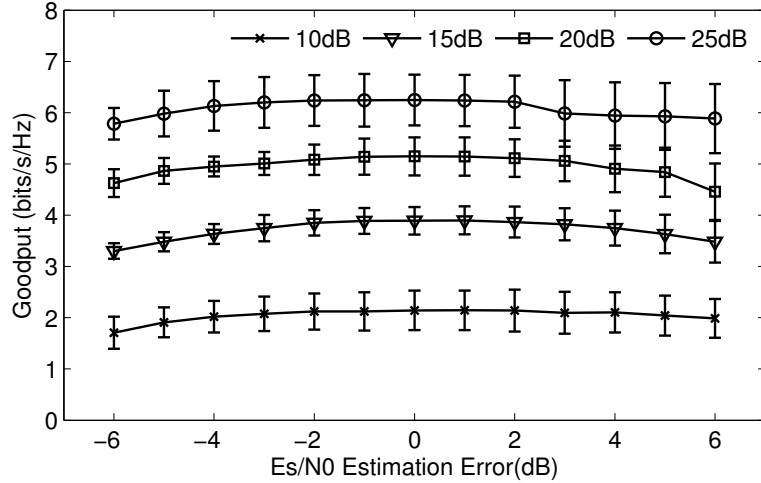


图 2.3: 不准确信噪比估计带来的影响。

真得到的。实验发现，RCM 解调对这个区间的信道估计错误是不敏感的。当信噪比比实际值低 6dB 时，由此导致的性能损失并不显著。

2.5.4 解调阈值

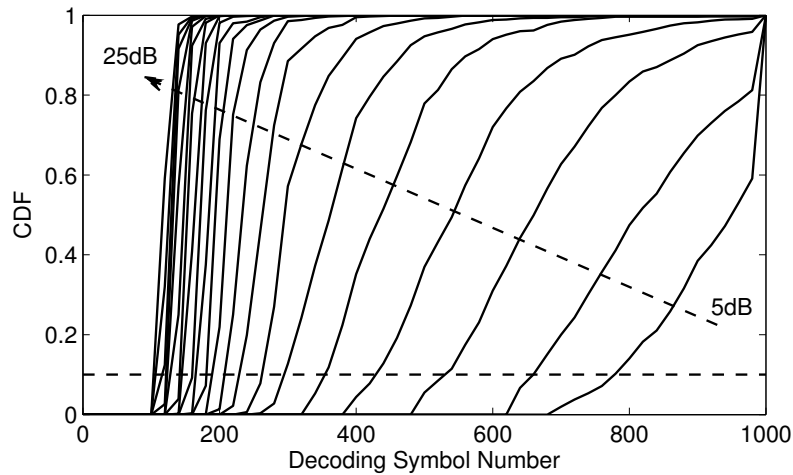


图 2.4: RCM 解调阈值

在实际系统中，接收端应该在接收到一定数量 M_0 的调制信号之后再开始解码。如果这个阈值 M_0 比较小，会增加系统的开销。如果 M_0 比较大，会降低系统的吞吐量。为此，本小节通过实验建立一个信噪比与解调阈值的查询表。查询表是通过以下方式建立的。在不同信噪比下，从 5dB 到 30dB，进行了大量仿真并绘制了可以成功解调所使用的符号数量 M 的概率累计分布曲线。如图2.4所示，从 5dB 到 25dB 的概率累计分布曲线。由于从 26dB 到 30dB 的曲线非常接近，所以没有在图中画出。然后，以 10% 的百分比，如图中的虚线，选择相应的解调阈值并建立查询表2.1。此表用于稍后的系统实现中。

SNR (dB)	5	6	7	8	9	10	11
Threshold	760	640	520	420	340	280	260
SNR (dB)	12	13	14	15	16	17	18
Threshold	220	200	180	180	160	160	140
SNR (dB)	19	20	21	22	23	24	25
Threshold	140	120	120	120	100	100	100

表 2.1: 不同信噪比下的解调阈值

2.6 系统实现和验证

基于 RCM，本研究在 OFDM 的物理层上设计并实现了一个自适应系统，命名为 SRA。

2.6.1 系统实现

SRA 的协议可以用图2.5来描述。在发送端，信息比特以块为单元映射为 RCM 符号。这些符号两两配对进行幅度调制。对于每个比特块，发送端以一个间隔步长递增的发送调制信号，直到收到来自接收端的 ACK 或者达到传输符号数上限。在接收端，RCM 符号被积累起来，当数量超过表2.1预设的阈值时开始进行解调。如果解调的比特通过 CRC 校验则反馈 ACK 给发送端。否则就等待更多的 RCM 符号并再次解调。

基于此协议，本研究在 IEEE 802.11a (IEEE-802.11, 2007) 的 OFDM 物理层上实现了 SRA 系统，如图2.6所示。带宽被分成了 64 个子载波，其中 48 个用于数据传输。为了降低 PLCP 头带来的开销，使用了长度为 150OFDM 符号的物理帧。因此，每个物理帧可以传输 7200 个调制信号。由于 RCM 是基于块的调制方式，MAC 层的数据被分割成长度为 400 的比特块。递增传输的步长为 10 个调制信号。调制符号数量的上限是 800，这等价于 802.11a 中用于传输 PLCP 头的最低传输速率 0.5 bits/s/Hz。因此，使用了 36KB 的缓冲来并行传输 720 个比特块。

2.6.2 验证方法

本实验使用了软件无线电 SORA(Tan et al., 2011)，通过传输没有编码的 BPSK 信号，对实际信道进行测量并记录。将记录下来的实际信道情况用于对不同方法的评估。SORA 是一个建立在通用计算机上的可编程软件无线电平台。出于两方面原因，本实验使用记录的方法做实验而不是实时的传输数据。第一，无线信道是时变的，几乎不可能使用完全相同的信道条件公平的比较不同的方法。第二，SORA 目前还不能支持并行的 RCM 解调，所以解调不能达到实时性要求。

Sen et al. (2010a) 已经验证，不管使用什么调制方式传输，噪声在信号上的扰动不受调制方式的影响，而只是信道条件的函数。本实验记录了四种不同的信道场景，它们分别是静止和运动状态与是否有直接传输路径 (LOS 和 NLOS)

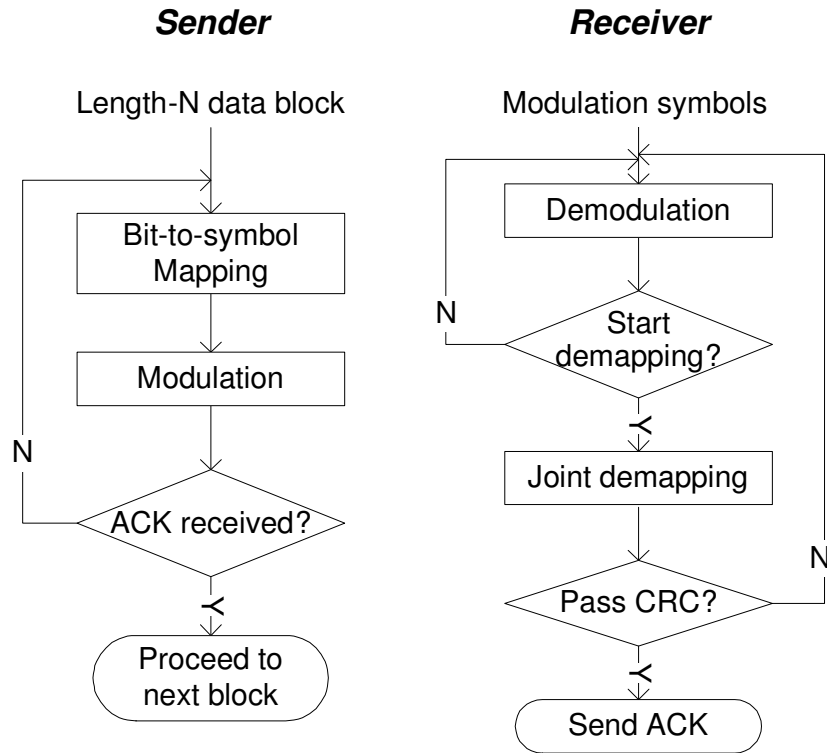


图 2.5: SRA 系统中发送端与接收端的数据处理

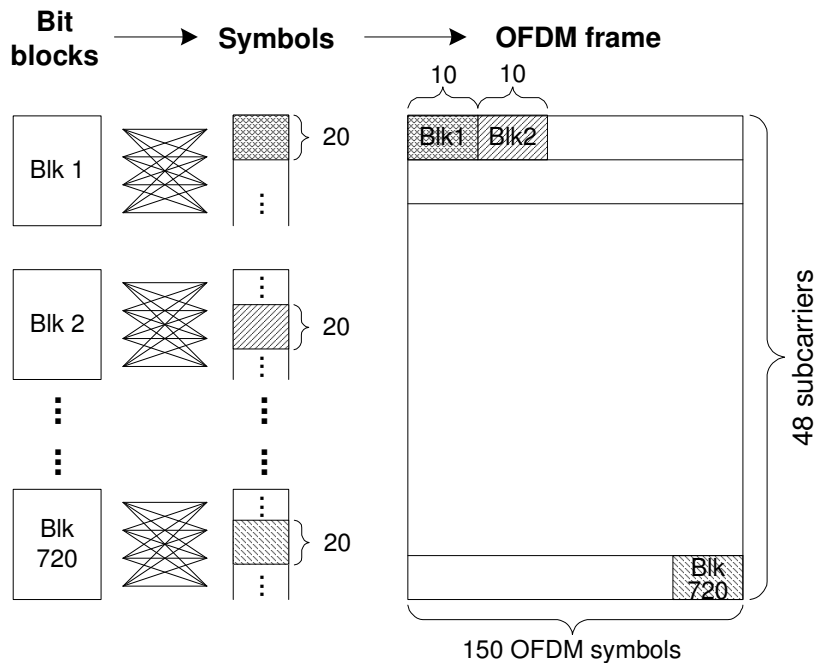


图 2.6: SRA 基于 OFDM 的实现

的组合。在所有场景下，发送端位置固定，接收端静止或者以步行速度运动。每个场景记录了 1 分钟内 48 个子载波和 4 个导频上的衰落增益以及信道噪声。

使用每个场景下记录的数据，将 SRA 和其他三个参考系统进行比较。系统 1 是 802.11a 物理层的 AMC 方法。8 个调制和编码的组合与仿真实验中相同。系

统 2 是 HARQ-CTC 与 AMC 的结合。根据仿真结果，图2.2b，HARQ-CTC 应在信噪比低于 9dB 是切换为 QPSK，在高于 15dB 时切换为 64QAM，在中间部分使用 16QAM。系统 3 是 HARQ-Raptor 与 AMC 的结合。这三个参考系统都是基于前一次传输的信道估计进行调制方式的切换。

所有系统均使用了Rahul et al. (2009) 所提出的的信道估计方法。与仿真相同，假设信道反馈是及时完成的。

2.6.3 结果

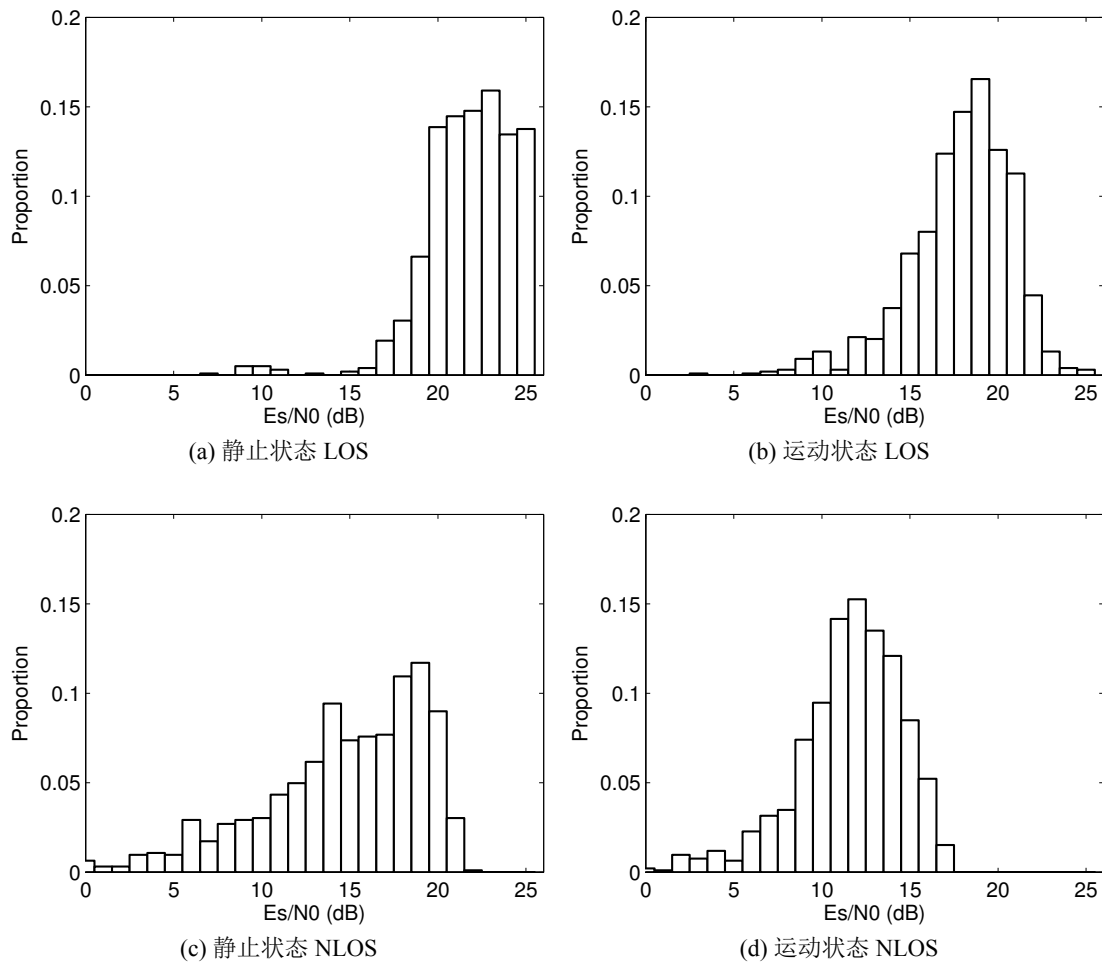


图 2.7: 信噪比 Es/N0 概率分布

图2.7给出了四种场景下的信噪比的分布。图2.8显示了所有方法的吞吐量的累计概率函数。表2.2列出了 SRA 与其他三个系统的吞吐量平均值。不难发现，在所有场景下，SRA 均显著优于其他三个系统。

在静止 LOS 场景中，信道比较稳定且信噪比在 17dB 到 25dB 的范围。所有系统都具有较好的性能。相比之下，系统 1 的劣势主要有两方面原因导致。第一，802.11a 只提供了有限的速率集合。可实现的速率是阶梯型的。从实验数据中观察，系统 1 在多数时刻选择了 3.0 (16QAM, 3/4) 和 4.5 (64QAM, 3/4)，所以

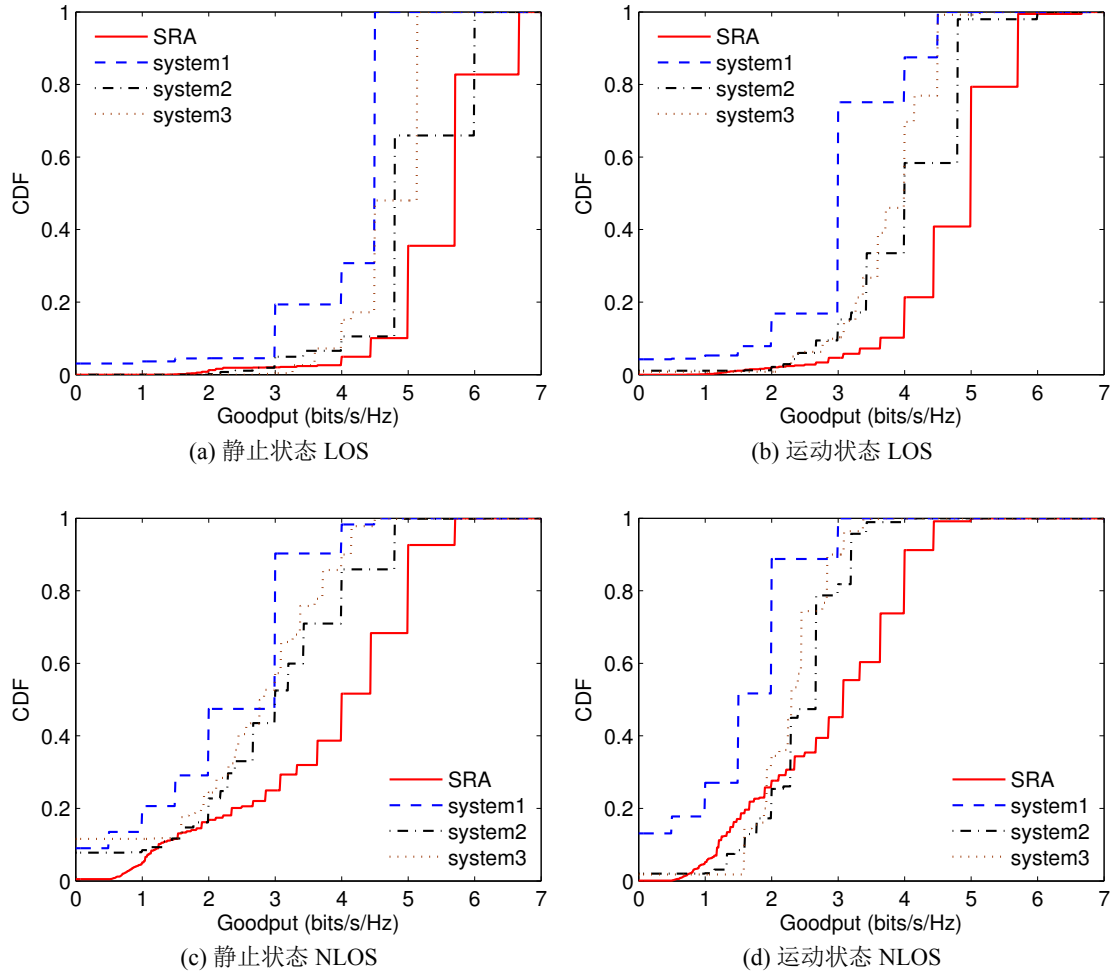


图 2.8: 吞吐量的概率累计函数

平均速率为 4 bit/s/Hz。第二，卷积码并不是性能很好的编码方式，所以在相同信道条件下可达到的速率会低于 LDPC 码和 Turbo 码。在其他三个场景中，SRA 的优于系统 1 的性能更加显著。这是因为信道剧烈变化以及不准确的信道估计误导了速率选择算法。在运动 NLOS 场景下，SRA 高于系统 1 的吞吐量近 80%

通过比较图 2.7a、2.7c 和 2.7b，可以发现信道变化范围在逐渐变大。SRA 相对系统 2 和系统 3 的提高逐渐增加。这是因为 SRA 固定调制方式，而其他两个系统均需在不同调制方式间切换。在静止 NLOS 场景下，SRA 相对于系统 2 达到了 28.8% 的提高，相对于系统 3 达到了 43.8% 的提高。

在最后一个场景中，信噪比在 2dB 到 17dB 之间变化。正如仿真结果，当信噪比低于 8dB 时，SRA 相对于 HARQ 系统会有一些性能损失。尽管如此，SRA 的吞吐量还是达到了相对于系统 2 约为 18% 的提高，相对于系统 3 约为 26% 的提高。

图 2.8 给出了具体的速率选择。这个结果验证了 SRA 成功的实现了设计目标，即在较大的信道条件动态范围，实现平滑且高效的传输速率自适应。

bits/s/Hz	LOS	LOS_M	NLOS	NLOS_M
SRA	5.50	4.71	3.78	2.89
System1	4.04	3.03	2.27	1.56
System2	5.06	4.02	2.93	2.43
System3	4.71	3.77	2.63	2.29

表 2.2: 每种场景下的可达到的速率

2.7 本章小结

本章描述了一个新颖的速率可变调制方法，它在较大的信道条件动态范围可以实现平滑且高效的传输速率自适应。通过在调制方式上使用速率可变，而不是在信道编码上，成功的扩展了速率自适应的动态范围。通过递增传输以及细粒度的比特能量分配，实现了无缝传输速率自适应。本章进行了大量的实验，并且获得了 RCM 在典型信噪比范围可实现的传输速率。结果表明，RCM 覆盖了比基于可变速率信道编码的 HARQ 大得多的信噪比范围。本章还在 OFDM 的物理层设计并实现了自适应系统 SRA。在软件无线电平台 SORA 上的评估验证了 SRA 在动态多变信道条件下的优越性。在静止 NLOS 场景下，SRA 的吞吐量平均优于 HARQ 与 AMC 结合的方法 35%。这些结果充分说明 RCM 在实际无线环境下的部署。

第3章 单天线可压缩二进制数据无缝自适应

3.1 引言

本章研究单天线系统物理层对可压缩数据的速率自适应问题。与第一章不同，本章考虑了数据的冗余性，将压缩功能嵌入到无缝自适应中。当数据具有冗余性时，可对其进行压缩从而提高系统吞吐量。

3.1.1 问题分析与解决方案

在无线通信中，端到端的性能主要取决于对信源和信道处理的有效性。实际通信系统中，信源编码，尤其是对多媒体数据，通常在应用层完成。信道编码通常在物理层完成。由香农可分割原理可知，信源和信道编码可以独立完成。因此，在物理层有一个约定俗成的假设，即要传输的数据已经被压缩，没有任何冗余。与这个假设矛盾的是，大量的应用向网络注入了没有压缩的数据，例如电子邮件，网页以及没有压缩的文件等。有测量 (Destounis et al., 2001) 表明，实际网络流量中存在着大量的可压缩数据。毫无疑问，如果能充分利用数据的冗余就可以使通信效率激增。

无线信道是时变的。为了提高频谱利用率，物理层需要根据信道条件调制传输速率。前一章已经讨论过，传统 AMC 中，发送端根据信道估计选择最佳的编码和调制组合方案从而达到最高的传输速率。问题是，AMC 依赖于对信道及时且准确的估计，而这个两个条件通常情况下是不能同时满足的。为了解决这个问题，最近有三个关于平滑的速率自适应的研究 (Gudipati and Katti, 2011; Perry et al., 2012; Cui et al., 2011)。其中 (Cui et al., 2011) 就是前一章节介绍的方法。这种速率自适应不需要发送端知道信道估计，自适应是平滑的从而可以提供细粒度的速率调整。这些自适应方法对于无线通信，尤其是在快速衰落信道中，具有非常实用的价值。可惜，没有一种方法考虑信源数据潜在的冗余性。

要求所有上层应用在传输数据前都进行压缩处理是不现实。我们自然会问，是否可以在物理层实现高效的压缩？很直接的回答将是否定的，这是因为传统数据压缩技术，例如霍夫曼编码和算术编码，对每一类数据都需要足够的信源统计信息。这个要求在物理层通常是不能满足的。物理层的数据集由多种数据类型混合而成，而且是非常小。除此之外，应用数据在物理层已被表示成比特流，不具有任何结构性。如果物理层需要上层数据信息，将导致整个网络协议栈的改变。

本章提出一个新的物理层方法，命名为压缩编码调制 (CCM)，可以在已有的网络协议栈上同时实现信源压缩，信道错误保护以及无缝速率自适应。CCM 对二进制数据进行操作并且适用于无线时变信道。它的核心模块是一种新的随机投影编码 (RP code)。这种编码受压缩感知理论 (Candes et al., 2006; Donoho,

2006) 启发而来。本章所提出的随机投影编码与压缩感知理论中的随机测量不同。一方面, 信源是二进制的。另一方面, 所生成的 RP 编码符号可以使用已有的数模转换器 (DAC), 并且直接在数字通信器件上传输。随机投影编码也与流行的信道编码具有本质区别, 它生成的编码符号是通过加权求和得到的多值符号而不是二进制符号。

根据压缩感知理论, 正确解码所需的 RP 符号数量可以随着信源冗余的增加而减少, 也可以随着信道条件变差而增加。因此, 具有高冗余性的信源可以使用较少的 RP 符号恢复从而实现较高的传输速率。当信道条件变差时, 需要更多的 RP 符号来解码从而降低了传输速率。由于速率的调整可以达到基于控制每个 RP 符号的粒度, 自适应是无缝的。值得注意的是, CCM 的设计可以非常容易的集成到已有的物理层。

前一章所讨论的 RCM 是本章所提出的 CCM 的一个特例。CCM 比 RCM 更高级, 主要体现在以下两方面。第一, 本章将设计考虑不同稀疏性的二进制信源的编码。基于对信源和信道的考虑, 建立了三个编码规则。具体来说, 给定一个针对信源稀疏性 p 的 RP 编码以及信道噪声的分布, 本章将推导出可达速率的上限。基于这三个规则, 设计了针对一些典型信源稀疏性的权重集合。尽管 RP 编码在高信噪比下也会有饱和现象, 实验表明, 对于典型的信噪比区间, 从 5dB 到 25dB, 同样的权重集合适用于相应稀疏性的信源。第二, 本章将会设计低复杂度解码算法从而匹配当前的物理层通信速率。该算法充分考虑了二进制信源的特点, 通过避免零参与运算的卷积来计算概率。另外, 本研究发现一种新的 ZigZag 解卷积方式进一步降低复杂度。它具有线性复杂度, 比频域计算方法更高效。分析表明, 该算法比 CS-BP 算法快近 20 倍。

3.1.2 相关工作

与 CCM 相关的工作可以分为三方面, 分别为联合信源信道编码, 传输速率自适应和压缩感知理论。

3.1.2.1 联合信源信道编码

广义而言, 联合信源信道编码 (JSCC) 包含了在统一的资源约束和优化目标下, 所有同时考虑信源编码和信道编码的方法。已有的工作可以分为三类。

第一类通常应用于图像和视频传输。其中, 一些研究信源的率失真模型并利用其进行信源码率和信道传输速率的分配以达到所期望的最小失真 (Hamzaoui et al., 2005; Kondi et al., 2002; He et al., 2002), 或者最优化能量消耗 (Zhang et al., 2001)。另一些为递增编码的信源设计非均等保护 (Arslan et al., 2012)。它们被认为是 JSCC, 是因为它根据内容的重要性, 使用不同性能的信道编码, 包括 LDPC 码的变形, 例如可变码率 LDPC 码 (Pan et al., 2006) 和无码率编码, 例如二进制 Raptor 码 (Aditya and Katti, 2011) 和四进制 Raptor 码 (Bursalioglu et al., 2013)。

第二类联合考虑相关信源及其信道保护。Liveris et al. (2002) 指出 LDPC 码可以将相关信源压缩至 Slepian-Wolf 极限。Sartipi and Fekri (2004) 将相似的想法用于无线传感网络的数据采集。Zhong and Garcia-Frias (2005) 和 Xu et al. (2007) 分别使用 LDGM 码和 Raptor 码做分布式 JSCC。

第三类工作最接近本章所提出的方法，它们使用相同的编码对单一信源进行压缩和保护。研究表明，传统信道编码可以用来做信源压缩。具体的，LDPC 码、Raptor 码和 Turbo 码 (Caire et al., 2003, 2004; Del Ser et al., 2010) 可以与 Burrows-Wheeler 块排序变换 (BWT) 结合来实现这个目的。进一步，Fresia et al. (2009) 在发送端将两个独立的 LDPC 码相接，在接收端使用了一个联合 BP 解码器。Zhu and Alajaji (2002) 和 Cabarcas et al. (2006) 设计了 Turbo 码来实现在有噪信道下的独立同分布二进制信源的传输。然而，所有这些编码都是针对某个传输速率设计的，没有考虑平滑的速率自适应问题。

3.1.2.2 编码调制

本章所提出的 CCM 是一个增强的具有压缩功能的编码调制，所以简要介绍一下编码调制相关的工作。Ungerboeck and Csajka (1976); Ungerboeck (1982) 所提出的网格编码调制 (TCM) 是最早的编码调制方法。通过将网格编码和集合划分，可以最大化最小间隔距离。多层编码调制 (MLC) (Imai and Hirakawa, 1977; Wachsmann et al., 1999) 是另一类优秀的编码调制。对于 M 比特的调制，信道编码被分成 M 层，而且每层独立设计。MLC 的优势是不需要在 Euclidean 空间设计编码，任何在 Hamming 空间设计的二进制编码都可以使用。

为了解决 Rayleigh 信道下的鲁棒性问题，Zehavi (1992) 提出了比特交织编码调制 (BICM)，Caire et al. (1998) 从信息论角度给出了 BICM 的分析。一方面，比特交织可以增加信道的分集从而增加编码的 Hamming 距离。另一方面，无限深度的交织了解码不匹配问题 (Martinez et al., 2009)。

Turbo 码的发现 (Berrou et al., 1993) 和 LDPC 码的再次发现 (Gallager, 1962; MacKay and Neal, 1997) 打开了关于编码调制的新的研究方向。使用这些接近信道容量的编码，大多数编码调制方法可以接近香农限。然而，它们不具有传输速率自适应的能力，必须依赖于自适应调制来随着信道变化改变速率。另外，接近容量的性能通常需要无限长的编码长度和高复杂度。

3.1.2.3 传输速率自适应

速率自适应是根据信道的变化动态改变调制方式，信道编码，传输功率和其他协议参数的技术。众所周知的自适应算法是 AMC，已被大量研究 (Nanda et al., 2000; Wong et al., 2006; Xia and Hamdi, 2008; Song et al., 2010) 且实际应用到无线系统中。第二章已经讨论过，AMC 有两个根本问题。第一，速率选择严重依赖于准确且及时的信道估计反馈，这要求不能被同时满足。第二，由于有

限的速率集合, AMC 只能实现一个阶梯型的速率调整。HARQ(Kim et al., 2011) 是对 AMC 的补充技术。第二类 HARQ, 即递增冗余法, 通过可变码率编码, 打孔 Turbo 码 (Rowitch and Milstein, 2000) 或者 Raptor 码 (Shokrollahi, 2006), 可以提供更加平滑的速率变化。但是这两种编码都只有有限的动态范围。

最新的一系列研究可以在较宽的动态范围实现平滑且盲自适应。最近几年, 三个独立工作已经发表。Gudipati and Katti (2011) 提出了一个名为 **Strider** 的方法, 在已有的编码调制前加上一个最小距离变换器, 使得星座图的间隔距离变换到适合信道条件的值。Perry et al. (2012) 发明了 **Spinal** 码。该码用无限状态转移哈希函数代替 TCM 中卷积码的状态转移。无码率的性质是通过不断完善状态转移实现的。前一章提出的 RCM(Cui et al., 2011) 使用一个新颖的比特到符号的映射, 接收端通过积累符号使得比特能量平滑的增加, 从而实现无缝自适应。

尽管没有明确说明, 所有这些自适应的工作都假设物理层要传输的数据是不可压缩的。当这个假设不成立时, 即数据中存在不可忽略的冗余, 端到端的性能将变为次优的。通过大量的分析, 本研究发现 RCM 可以很自然的扩展并利用数据的可压缩性。换言之, 比特到符号的映射可以用来做 JSCC。当设计合适时, RCM 具有显著提高系统吞吐量的潜力。

3.1.2.4 压缩感知

CCM 通过加权求和将比特映射到多值符号, 这显然是一个二进制输入的压缩感知 (CS) 方法 (Candes et al., 2006; Donoho, 2006)。

CS 理论阐述为, 一个 n 维稀疏的或者可压缩的信号可以通过 m ($m < n$) 个线性测量值重建 (Donoho, 2006; Candès, 2006)。通常, 信号在实数空间 \mathbb{R}^N 是稀疏的。投影矩阵 Φ 是一个 $\mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^n$ 空间中的密集矩阵。CS 重建可以通过解 l_1 最小化问题 (Donoho and Tsaig, 2008)、匹配追踪 (matching pursuit) (Tropp and Gilbert, 2007)、阈值迭代 (iterative threshold) (Blumensath and Davies, 2009) 以及子空间追踪 (subspace pursuit) (Dai and Milenkovic, 2009) 等方法来实现。尽管这些算法可以扩展到稀疏的矩阵 Φ 或者二进制信号, 但是由于迭代的贪婪算法使得解码复杂度非常高。

CS 已经被发现可以用来做 JSCC(Duarte et al., 2006; Bajwa et al., 2007; Feizi et al., 2010; Feizi and Medard, 2011; Chen et al., 2013)。Bajwa et al. (2007) 和 Chen et al. (2013) 检验了 CS 在能量性能方面的设计并且展示了 **CS 对衰落信道和噪声的鲁棒性**。Duarte et al. (2006) 和 Feizi et al. (2010); Feizi and Medard (2011) 将 CS 应用于压缩相关信源并在有噪信道下的保护。结果表明, **CS 解码器要权衡速率和解码复杂度**。除此之外, 基于 **CS 的 JSCC 方法在高斯噪声信道下具有连续的率失真性能**。这些研究是针对无线传感网络系统的, 信源是实数而且非常稀疏, 解码都是基于计算量较大的凸优化方法。因此这些方法不能直接用于当前系统的物理层对二进制数据的传输。

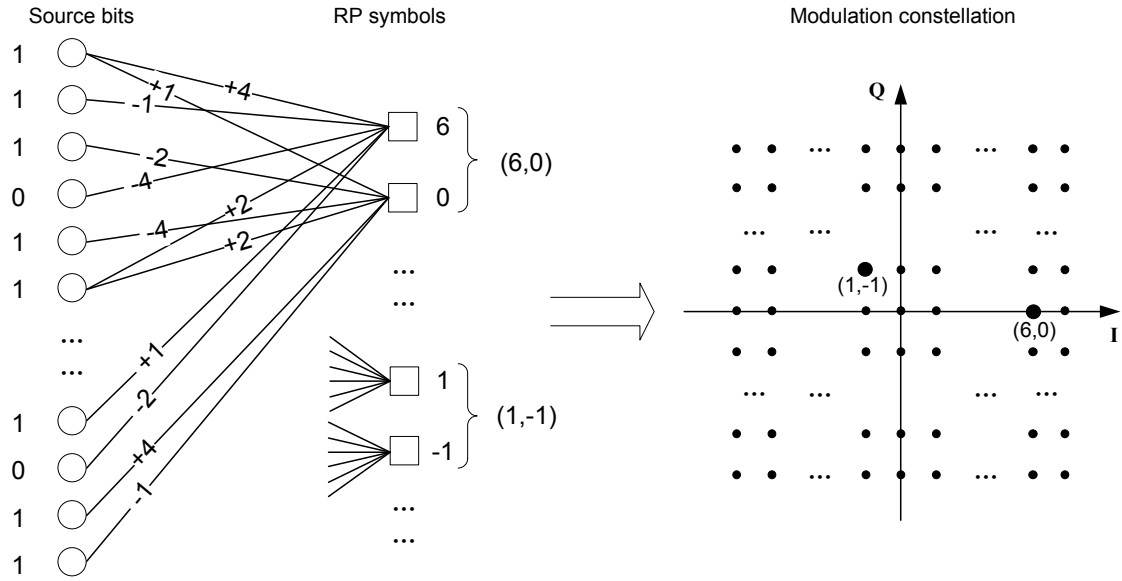


图 3.1: CCM: 信源比特通过加权求和映射到 RP 符号，每两个 RP 符号组成一个调制信号。

一个不是很传统的 CS 理论是用来做信道编码并且使用了各种约束来减低复杂度。Sarvotham et al. (2006) 设计了 Sudocodes。它可以用于实数数据在可擦除信道的传输。编码和解码的复杂度通过限制 Φ 为稀疏的二进制矩阵来降低。Wu et al. (2009) 和 Liu et al. (2011) 考虑了二进制信源的 CS 方法，并且得到了解码的解析表达。然而，这些工作只考虑无噪信道。Baron et al. (2010) 提出 CS-BP 来解决有噪信道下的 CS 问题。它约束 Φ 为稀疏矩阵，其中非零元素服从 Rademacher 分布。解码采用了 BP 算法。CS-BP 算法的复杂度比 LDPC 高很多，这是因为 CS 测量值是由加权求和得到而不是抑或运算，约束节点需要通过卷积计算概率密度函数。标准做法是通过 FFT 在频域计算卷积，这可以将卷积运算转换为乘除运算。但是，这种处理对于二进制信源不是非常有效。一个更好降低复杂度的方案是本章所提出的 CCM，将在稍后介绍。

3.2 压缩与自适应的统一

3.2.1 压缩编码调制

图3.1是 CCM 的一个示例图。和 RCM 一样，两个关键步骤是比特到符号的映射和对多值符号的调制。该映射是基于长度为 N 维的比特块的操作。定义 $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_N) \in \{0, 1\}^N$ 为 N 比特向量。该映射通过加权求和生成一系列符号 s_1, s_2, \dots, s_M 。用 $\mathcal{W} = \{w_l | w_l \in \mathbb{Z}, l = 1 \dots L\}$ 表示权重集合，那么第 m 个符号可表示为：

$$s_m = \sum_{l=1}^L w_l \cdot b_{n_{ml}} \quad (3.1)$$

其中 n_{ml} 是用于生成 s_m 并与权重 w_l 相对应的比特的索引值。每个生成的符号可以取多值，这个值的集合是 $\Psi = \{\sum_{l \in \Lambda} w_l | \Lambda \in \mathcal{P}(\mathcal{L})\} = \{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_K\}$, $\mathcal{L} = \{1, 2, \dots, L\}$, $\mathcal{P}(\mathcal{L})$ 用于表示 \mathcal{L} 的幂集。

为了调制成射频波形，多值符号按顺序配对分别调制正弦信号的幅度。用 ψ_{min} 和 ψ_{max} 分别表示 Ψ 的最小值和最大值。这个幅度调制是将区间 $[\psi_{min}, \psi_{max}]$ 线性的映射到 $[-A, A]$ ，其中 A 表示可以归一化功率的最大信号幅度。因此用于传输 s_m 的实际信号幅度是：

$$x_m = -A + \frac{2A}{\psi_{max} - \psi_{min}}(s_m - \psi_{min}) \quad (3.2)$$

在正交幅度调制 (QAM) 中，两个相邻的 RP 符号分别调制同相位和正交相位的幅度，即 $x_m + j \cdot x_{m+1}$ ，其中 j 是虚数单位。

这个从比特到符号的映射以及调制可以重复任意多次。发送端持续生成并发送符号，直到收到接收端正确解码的确认。如果正确解码使用了 M 个 RP 符号 ($\frac{M}{2}$ 复数信号)，那么传输速率将是

$$R = \frac{2 \cdot N}{M} \quad (3.3)$$

显然，不同的 M 值对应于不同的传输速率。当 M 可以细粒度的调整时，CCM 就可实现无缝自适应。

如果将 M 个传输的符号组成一个符号向量 $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_M)$ ，这个映射过程可以简洁的描述为 $\mathbf{s} = \mathbf{G} \cdot \mathbf{b}$ ，其中 \mathbf{G} 是 $M \times N$ 低密度矩阵。具体的，每行 $\mathbf{g}_m (m = 1, 2, \dots, M)$ 只有 L 个非零元素而且这些非零元素取值于权重集合 \mathcal{W} 。接收端得到的是发送信号的带噪声版本。假设 $\hat{\mathbf{s}}$ 接收符号向量，则 $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{G} \cdot \mathbf{b} + \mathbf{e}$ ，其中 \mathbf{e} 是噪声向量。在加性高斯白噪声 (AWGN) 模型下， \mathbf{e} 由高斯噪声组成。在衰落增益为 \mathbf{h} 的信道中， \mathbf{e} 中每个元素将为 n_i/h_i ，其中 n_i 和 h_i 分别是对应于第 i 个符号的噪声和衰落增益。针对后者，将其当做加性高斯白噪声处理。尽管不准确，但在基于 OFDM 的系统中依然保持不错的性能 (Jakubczak and Katabi, 2011)。CCM 的解码等价于找到具有最大后验概率的比特向量。该问题可以描述为：

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{b}} &= \arg \max_{\mathbf{b} \in \{0,1\}^N} P(\mathbf{b}|\hat{\mathbf{s}}) \\ \text{s.t. } \hat{\mathbf{s}} &= \mathbf{G}\mathbf{b} + \mathbf{e} \end{aligned} \quad (3.4)$$

需要注意的是，物理层只负责传输比特而不是原始数据。物理层的数据冗余可以建模为不均等的比特 0 和 1 的概率 (Caire et al., 2005)。假设输入比特是服从于 Bernoulli 独立同分布的随机变量且 $P(b = 1) = p$ 。不是一般性，本研究只考虑 $p \leq 0.5$ 的比特流，因为 $p > 0.5$ 的比特流可以通过简单翻转操作转化为 $P(b = 1) = 1 - p$ 的比特流。本章借用了压缩感知理论的术语，将 p 命名为信源稀疏性，或者称长度 N 的比特向量为 p 稀疏。

对于一个稀疏的二进制信源，比特到符号的映射同时具有数据压缩和信道编码的两层功效。本文将这个生成符号的过程命名为随机投影编码。由压缩感知理论，正确解码的符号数量 M 与信源稀疏性 p 成比例关系。因此，对于稀疏信源 $p < 0.5$ ，公式 (3.3) 表示的速率将高于非稀疏信源 $p = 0.5$ ，从而实现了压缩带来的增益。在 RCM 中，使用了权重集合 $\mathcal{W} = \{\pm 1, \pm 2, \pm 4, \pm 8\}$ 对非稀疏信源进行编码。然而，对于稀疏信源，这个权重集合并不是最优的。原因是符号值集 Ψ 的分布 $P(\Psi)$ 在通信效率中起了关键作用。 $P(\Psi)$ 取决于权重集合和信源稀疏性，所以研究这两个因素之间的相互影响以及如何为不同信源稀疏性选取合适的权重集合非常重要。

3.2.2 码字设计的基本规则

本小节首先介绍码字设计的三个基本规则。前两个规则只考虑每个 RP 符号的性质，第三个规则考虑 RP 符号间的性质。这些规则是找到最优码字的必要条件。在此基础上，介绍码字设计的一些指导原则。

规则 3.2.1. RP 符号的熵要高于所期望传输速率的一半。

物理层的一个主要目标是实现高传输速率。可达到的速率是由信号的熵决定。由于两个 RP 符号组成一个传输信号，所以 RP 符号的熵应该超过最大传输速率的一半。在前面已经定义了 $\Psi = \{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_K\}$ 为符号值集及其概率分布 $P(\Psi)$ 。具体的，用 $P(\psi_k)$ 表示符号 s 等于 ψ_k 的概率。由定义可知，RP 符号的熵 $H(s)$ 就是：

$$H(s) = - \sum_{k=1}^K P(\psi_k) \cdot \log P(\psi_k). \quad (3.5)$$

需要注意的是 Ψ 和 $P(\Psi)$ 是权重集合 \mathcal{W} 和信源稀疏性 p 的函数，所以 $H(s)$ 也是 \mathcal{W} 和 p 的函数。本研究考虑两个参考值。第一个是 WLAN 中的最高调制速率 6 bits/s/Hz。为了防止较低的饱和速率，每个 RP 符号应携带至少 3 比特信息（假设非稀疏信源）。第二个是 WLAN 中典型的信噪比范围 5dB 到 25dB。25dB 的 AWGN 信道容量约为 8.3 bits/s/Hz。因此，具有 RP 符号熵超过 4.15 比特的权重集合是没必要考虑的。

规则 3.2.2. RP 符号应具有固定的均值，并且不会随信源稀疏性变化而改变。

考虑一个平均功率约束为 $2E$ 的通信系统，即每个 RP 符号能量为 E 。令 E_{RP} 表示能量放缩前的 RP 符号的平均能量。需要最小化 E_{RP} 以至于每个 RP 符号可以同个较大的因子放缩，这样就可以对信道噪声更鲁棒。给定一个 RP 符号集合 Ψ 及它的概率分布 $P(\Psi)$ ，RP 符号的均值和方差为：

$$\mathbb{E}[\psi_k] = \sum_{k=1}^K \psi_k \cdot P(\psi_k); \quad (3.6)$$

$$Var[\psi_k] = \sum_{k=1}^K |\psi_k - \mathbb{E}[\psi_k]|^2 P(\psi_k) \quad (3.7)$$

可以看出，当每个 RP 符号的值在星座图上平移 $\mathbb{E}[\psi_k]$ ， E_{RP} 将被最小化，这个最小值正是符号的方差。在信源的稀疏性 p 改变时就对符号平移是不现实的，因此符号应具有固定的均值且不随 p 变化而变化。

引理 3.2.1. 具有零均值权重集合是 RP 符号具有固定均值且不随信源稀疏性 p 发生改变的充分必要条件。

证明 3.2.1. RP 符号的均值可以表示为：

$$\mathbb{E}[\psi_k] = \mathbb{E}\left[\sum_{l=1}^L w_l b_l\right] = \sum_{l=1}^L w_l \cdot \mathbb{E}[b_l] = \sum_{l=1}^L w_l \cdot p, \quad (3.8)$$

它是 p 的函数。当且仅当 $\sum_{l=1}^L w_l = 0$ 时，它不会随着 p 改变，即权重集合具有零均值。

规则 3.2.3. 用 \mathbf{G}_M 表示由编码矩阵 \mathbf{G} 前 M 行组成的子矩阵， $\mathbf{G}_M[i]$ 表示 \mathbf{G}_M 的第 i 列。给定一个权重集合，对所有可能的 M 值， \mathbf{G} 应该使得 $\min_i \|\mathbf{G}_M[i]\|^2$ 最大化。

CCM 可以看作一个编码调制方法，那么最重要的指标就是码字的间隙距离 d_{free} 。间隙距离是任意两个码字间的最小距离。如果间隙距离比较大，那么意味着它对信道噪声的鲁棒性比较强。令 $\mathbf{s}(\mathbf{b})$ 为由信息比特块 \mathbf{b} 生成的码字，那么间隙距离将是：

$$d_{free}^2 = \min_{\mathbf{b}_1 \neq \mathbf{b}_2 \in \{0,1\}^N} \|\mathbf{s}_1(\mathbf{b}_1) - \mathbf{s}_2(\mathbf{b}_2)\|^2. \quad (3.9)$$

通常，间隙距离用一个全零的向量作为参考值。由于全零比特块会被 RP 编码为全零的码字，所以间隙距离可以简化为 $d_{free}^2 = \min \|\mathbf{s}(\mathbf{b})\|^2$ 。最小值通常是在信息比特块 \mathbf{b} 中只有一个比特不同时得到。这个最小值是 $\|\mathbf{G}[i]\|^2$ 。然而，本章所提出的 CCM 是一个速率自适应方法，传输使用的符号数量 N 可能小于 \mathbf{G} 生成符号的最大数量。假设使用了 M 个符号就可以正确解码，那么实际使用的编码矩阵将是 \mathbf{G}_M 。因此，要求对于所有可能的 M 值， \mathbf{G}_M 具有较大的间隙距离。

3.2.3 权重集合的选择

CCM 可以实现的传输速率是信源稀疏性、信道条件和 RP 码设计的函数。理想情况下，针对每个信源稀疏性和信道条件，存在一个最优的码字。然而，CCM 的设计目标是传输速率盲自适应，即信道条件在发送端是未知的。因此，RP 码的设计将是找到一个权重集合可以在主要的信道条件下总体上达到比较高的吞吐量。

本章考虑的信源稀疏性在 0.1 到 0.5 这个范围，并且选择了 4 个具有代表性的值 0.1、0.15、0.25 和 0.5 来研究如何选择权重集合。这些值的选择是为了可以

将信息熵均分。为简单起见，本文只考虑 2 的幂次的整数值权重 $\{1, 2, 4, \dots\}$ 。根据规则3.2.2，权重集合应该具有零均值。一个简单的方法就是让权重集合**正负对称**。除此之外，权重集合的**大小限制在 20 以内**。这源自于Baron et al. (2010) 的实验结论，当权重集合为 $\{-1, 1\}$ 时，最优的校验节点的度为 $L_{opt} \approx 2/p$ ，超过这个值带来的性能提高将非常有限。因此， $L_{max} = 20$ 对于 0.1 或更小的稀疏的信源已经足够。

表3.1列出了一些待选的权重集合，最后一列中给出了这些集合生成的 RP 符号的熵。它们符合以上要求及规则3.2.1。接下来，介绍两种方法对权重集合进行选择。

表 3.1: 待选的权重集合

\mathcal{W}_1	$\{\pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1\}$	6.42
\mathcal{W}_2	$\{\pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 2, \pm 2\}$	7.09
\mathcal{W}_3	$\{\pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 2, \pm 2\}$	6.90
\mathcal{W}_4	$\{\pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 2, \pm 2, \pm 2\}$	7.00
\mathcal{W}_5	$\{\pm 1, \pm 1, \pm 1, \pm 2, \pm 4, \pm 4\}$	8.37
\mathcal{W}_6	$\{\pm 1, \pm 2, \pm 4, \pm 4\}$	8.28
\mathcal{W}_7	$\{\pm 1, \pm 1, \pm 4, \pm 4\}$	7.91

第一种方法是通过 Matlab 仿真。对于每个权重集合和信源稀疏性的组合，在信噪比从 5dB 到 25dB 的 AWGN 信道上传输 10^6 个比特。图3.2为仿真结果。可以观察到，没有一种集合可以在整个信噪比范围对所有信源稀疏性都具有最高的吞吐量。然而，如果将信噪比限制为 WLAN 典型的范围，即从 5dB 到 20dB，可以做出以下选择： $\mathcal{W}_{0.5} = \mathcal{W}_6$ 、 $\mathcal{W}_{0.25} = \mathcal{W}_5$ 、 $\mathcal{W}_{0.15} = \mathcal{W}_4$ 和 $\mathcal{W}_{0.1} = \mathcal{W}_3$ 。所选的权重集合在图中加粗显示。出于完整性考虑，图中也画出了随机高斯权重的性能曲线。对于随机高斯权重，本实验使用了Rangan (2011) 提出的解码算法。通过比较可以看出，当信源不稀疏或中等稀疏时，随机权重的性能不是很好。

注意到，**对于其他信噪比区间，将作出不同的选择**。例如，**如果信噪比从 18dB 到 25dB，根据图3.2c，对于信源稀疏性为 $p = 0.15$ ，应该选择 \mathcal{W}_5 （而不是 \mathcal{W}_4 ）**。如果信噪比总是低于 12dB，对于 0.5 稀疏的信源，根据图3.2a，所有权重集合具有相似的性能。除此之外，不同权重集合具有不同的速率饱和值及所对应的信噪比，它也由信源稀疏性决定。

第二种方法是通过 EXIT (extrinsic information transfer) 图表分析 (Ten Brink, 2001)。EXIT 图表已在 LDPC 码的设计和分析中被广泛使用。RP 码与 LDPC 码相似，它们都可以用二分图表示，变量节点为信息比特，校验节点为 RP 符号。感兴趣读者可以参考文献 (Ten Brink, 2001; Ten Brink et al., 2004)。由于很难获得 RP 解码的 EXIT 解析表达式，本文通过测量每次迭代后的互信息熵来拟合。因此使用了和 (Ten Brink, 2001) 相同的表达符号，用 I_A 表示比特与先验概率之间

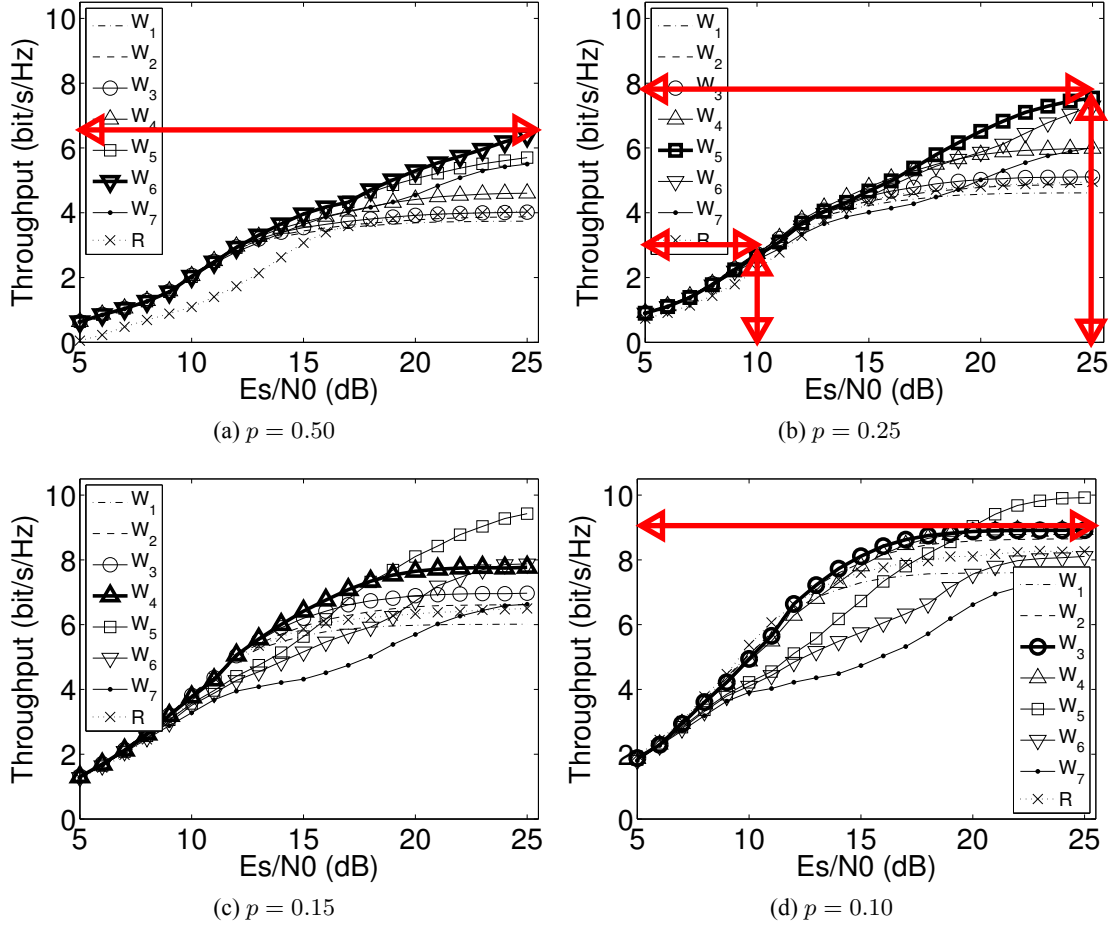


图 3.2: 通过 AWGN 信道仿真的结构选择权重集合

的平均互信息熵， I_E 表示比特与外部概率之间的平均互信息熵。但是，由于信源可能是稀疏的，(Ten Brink, 2001) 中的公式 (12) 需要修改为：

$$I_A = (1 - p) \int_{-\infty}^{+\infty} p_A(\xi|X=0) \log_2 \frac{p_A(\xi|X=0)}{p_A(\xi)} d\xi + p \int_{-\infty}^{+\infty} p_A(\xi|X=1) \log_2 \frac{p_A(\xi|X=1)}{p_A(\xi)} d\xi, \quad (3.10)$$

其中 $p_A(\xi) = p \cdot p_A(\xi|X=1) + (1 - p) \cdot p_A(\xi|X=0)$ 。外部信息 I_E 可以通过相似的计算得出。

为了节省篇幅，这里只列出信源稀疏性为 $p = 0.5$ 和 $p = 0.1$ 的 EXIT 图表，并比较权重集合 W_3 、 W_4 、 W_5 和 W_6 ，如图3.3和3.4所示。为了正确解码，两条曲线应在信源熵 ($H(p)$) 处重合。此外，两条曲线之间的通道比较宽，意味着可达到高频谱利用率。图3.3是在信噪比 20dB 时为传输长度为 480 的比特块而发送了 190 个 RP 符号得到的 (频谱利用率为 5.05 bit/s/Hz)。从图中可见， W_3 和 W_4 在这种情况下无法正确解码。 W_5 则非常接近正确解码。但是两条曲线在 Y 轴上无法接近 1。当 $p = 0.5$ 时，选择 W_6 ，它保证了正确解码并保持较高的频谱利用率。

同理，可以分析图3.4。因为信源稀疏性为 0.1，两条曲线在 $H(0.1) = 0.469$ 处重合。在同样的设置下， \mathcal{W}_5 和 \mathcal{W}_6 解码失败， \mathcal{W}_3 和 \mathcal{W}_4 可以成功解码。如果进一步减少发送符号数量 M 到 120，只有 \mathcal{W}_3 正确解码。这和之前的仿真结果吻合。

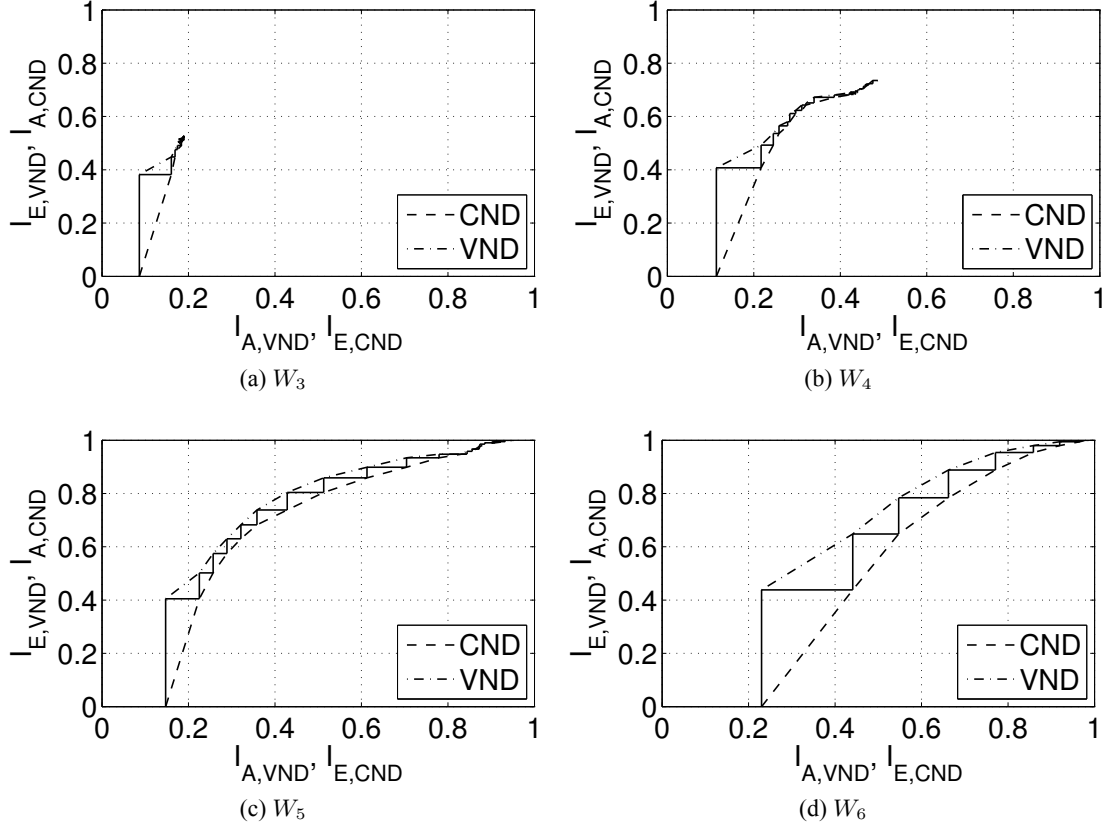


图 3.3: 不同权重集合在信噪比 20dB 时的 EXIT 图表 ($p = 0.5$ 、 $M = 190$ 、 $N = 480$)

3.2.4 构造编码矩阵

基于规则3.2.3，本章采用了与 RCM 相同方法构造矩阵 \mathbf{G} ，详见2.2.1.2。

3.2.5 快速解码

RP 码是对 RCM 的扩展，因此采用了 BP 算法进行解码。但与 RCM 不同的是，本章通过卷积和 ZigZag 解卷积简化了在约束节点处进行的置信概率的计算。这使得解码算法相对于 CS-BP 的 FFT 方式进一步提高。

令 v 和 c 分别表示变量节点和约束节点。在本算法描述中，引入一些符号定义，如表3.2。

RPC-BP 解码算法

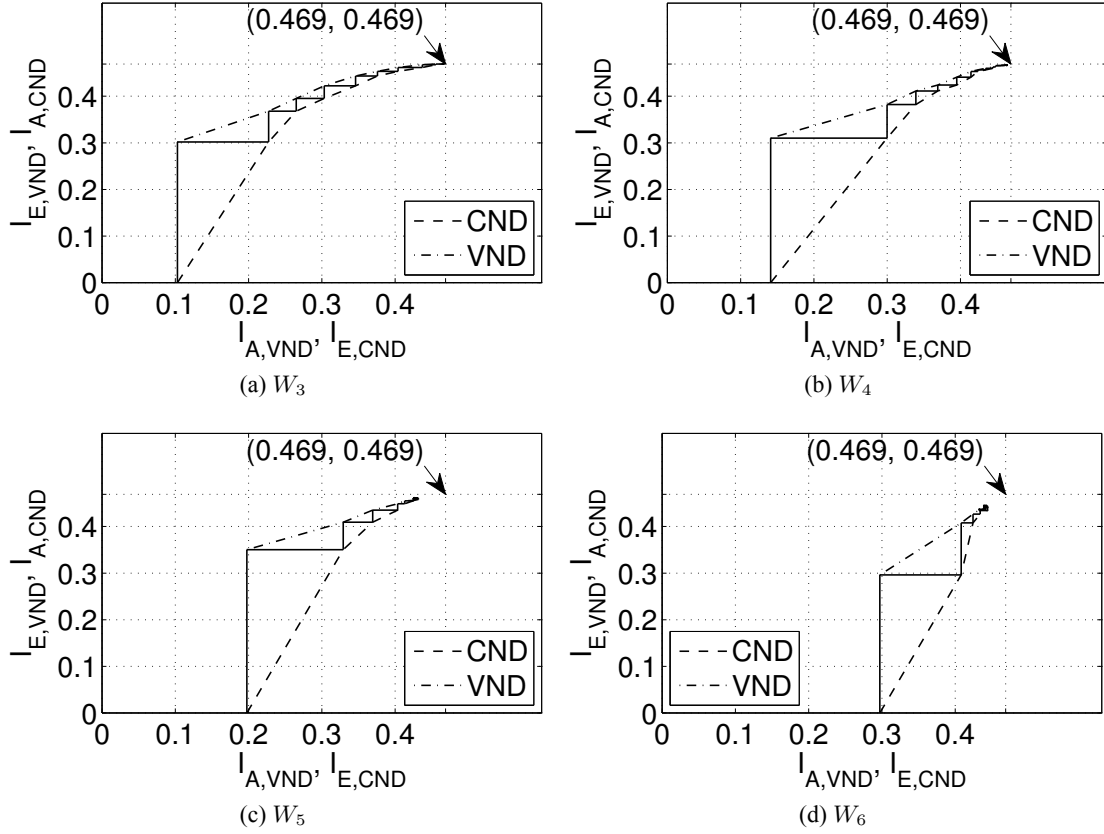


图 3.4: 不同权重集合在信噪比 15dB 时的 EXIT 图表 ($p = 0.1$ 、 $M = 120$ 、 $N = 480$)

表 3.2: BP 算法的符号定义

$w(v, c)$	连接 v 和 c 的边上的权重
$\mu_{v \rightarrow c}$	从 v 到 c 的消息
$\mu_{c \rightarrow v}$	从 c 到 v 的消息
p	所有变量节点比特为 1 的先验概率
$p_v(\cdot)$	变量节点 v 的概率密度函数
$p_c(\cdot)$	由 c 所有相邻节点计算得出的约束节点的概率密度函数
$p_{c \setminus v}(\cdot)$	除了变量节点 v 以外, 由 c 的其它相邻节点计算出的约束节点的概率密度函数

1. 初始化: 用先验概率初始化从变量节点到约束节点的消息。

$$\mu_{v \rightarrow c} = p_v(1) = p$$

2. 约束节点的计算: 每个约束节点 c , 通过卷积 (3.11) 计算概率分布 $p_c(\cdot)$ 。
通过解卷积 (3.12) 计算 $p_{c \setminus v}(\cdot)$:

$$p_c = (*)_{v \in n(c)} (w(c, v) \cdot p_v), \quad (3.11)$$

$$p_{c \setminus v} = p_c \tilde{*} (w(c, v) \cdot p_v). \quad (3.12)$$

利用噪声概率分布 p_e 和收到的符号值 s_c ，计算 $p_v(0)$ and $p_v(1)$ ：

$$p_v(0) = \sum_i p_{c \setminus v}(i) \cdot p_e(s_c - i), \quad (3.13)$$

$$p_v(1) = \sum_i p_{c \setminus v}(i) \cdot p_e(s_c - i - w(c, v)). \quad (3.14)$$

最后，计算并归一化消息 $\mu_{c \rightarrow v}$ ：

$$\mu_{c \rightarrow v} = \frac{p_v(1)}{p_v(0) + p_v(1)}. \quad (3.15)$$

3. 变量节点的计算：每个变量节点 v ，通过相乘计算 $p_v(0)$ 和 $p_v(1)$ ：

$$p_v(0) = (1 - p) \prod_{u \in n(v)} (1 - \mu_{u \rightarrow v}), \quad (3.16)$$

$$p_v(1) = p \prod_{u \in n(v)} \mu_{u \rightarrow v}. \quad (3.17)$$

利用来自于每个邻居约束节点 $c \in n(v)$ 的消息，通过相除并归一化计算 $\mu_{v \rightarrow c}$ ：

$$\mu_{v \rightarrow c} = \frac{p_v(1)/\mu_{c \rightarrow v}}{p_v(0)/(1 - \mu_{c \rightarrow v}) + p_v(1)/\mu_{c \rightarrow v}}. \quad (3.18)$$

每次迭代重复步骤 2 和 3。实验发现迭代 15 次已经足够收敛，更多的迭代只能带来非常有限的性能提升。

4. 输出：每个变量节点 v 使用 (3.16) 计算 $p_v(0)$ 和 $p_v(1)$ ，最后做硬判决。

与 RCM 和 CS-BP 的主要不同在于第二步约束节点的计算。第一，将噪声概率参与的运算从卷积中分离出来。第二，本章提出 **ZigZag 解卷积** (3.12) 计算 $p_{c \setminus v}$ 。图3.5描述了卷积和解卷积的过程。

从上之下是卷积过程。在这个例子中， v 和 c 之间的权重 $w(v, c) = -4$ 。所以， $w(v, c) \cdot p_v$ 的概率密度函数只有两项 -4 和 0 。 $w(v, c) \cdot p_v$ 和概率密度函数 p_c （包括 $p_{c \setminus v}$ ）的卷积可以计算为

$$(p_c * w(v, c) \cdot p_v)(n) = p_v(0) \cdot p_c(n) + p_v(1) \cdot p_c(n - w(v, c)). \quad (3.19)$$

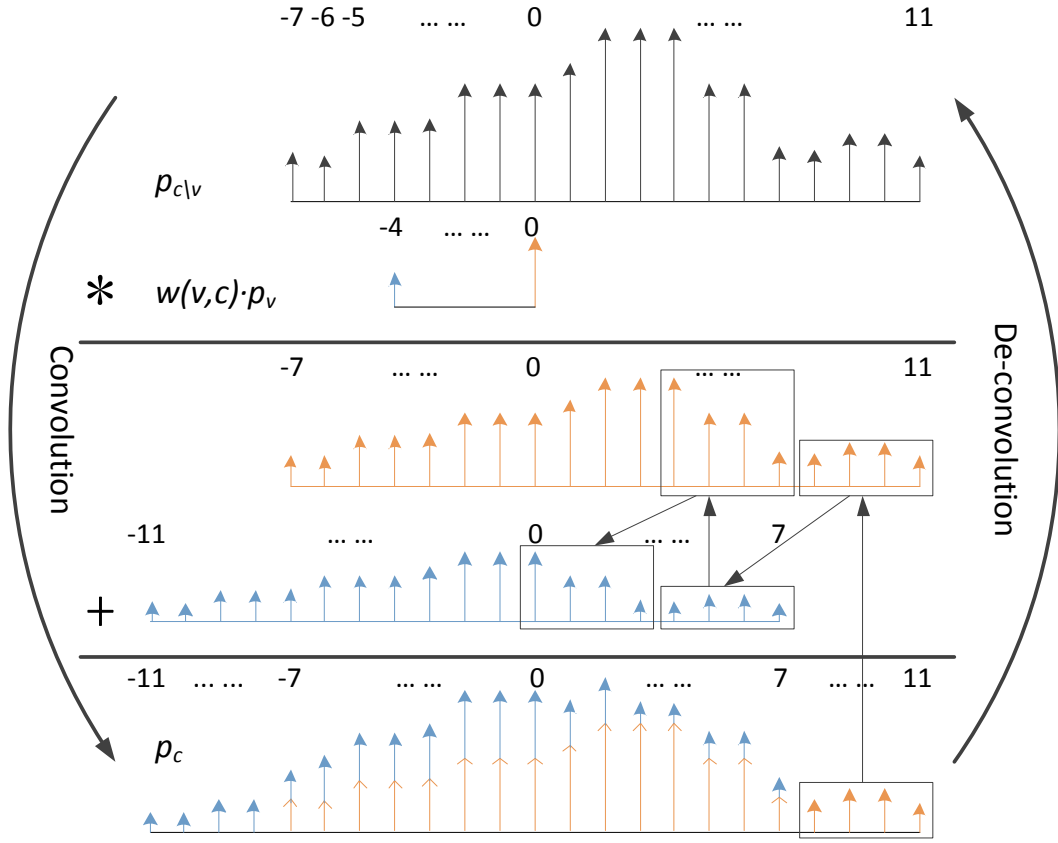


图 3.5: 移位相加卷积 (从上至下) 和 ZigZag 解卷积 (从下至上)

公式中的相加在中间的图示出。

从下至上是解卷积过程，如图3.5的矩形框所示。图中演示了从右向左的 ZigZag 迭代过程，理论上两个方向都可以。但是考虑到计算精度带来的错误传播，实际的迭代方向应该由 $p_v(0)$ 和 $p_v(1)$ 的值决定。当 $p_v(0) > p_v(1)$ 时，计算如下：

$$p_{c\setminus v}(n) = \frac{p_c(n) - p_{c\setminus v}(n - w(v, c)) \times p_v(1)}{p_v(0)}. \quad (3.20)$$

当 $p_v(0) \leq p_v(1)$ 计算如下：

$$p_{c\setminus v}(n) = \frac{p_c(n + w(v, c)) - p_{c\setminus v}(n + w(v, c)) \times p_v(0)}{p_v(1)}. \quad (3.21)$$

令 n_{\min} 和 n_{\max} 分别表示约束节点的最小值和最大值。对于 $n \notin [n_{\min}, n_{\max}]$, $p_{c\setminus v}(n) = 0$ 。这保证了解卷积的解是唯一的。

与 RCM 和 CS-BP 类似，RPC-BP 具有线性复杂度 $O(N)$ ，但是 N 前面的常数要比 CS-BP 小的多。因为大部分计算由约束节点完成且其他计算与 CS-BP 相同，所以比较每次迭代时的约束节点的计算量，如表3.3所示。可以看到 CS-BP 的计算量接近 RPC-BP 的 20 倍。

表 3.3: Complexity comparison between RPC-BP and CS-BP.

\mathcal{W}	RPC-BP		CS-BP	
	\times	$+$	\times	$+$
$\pm(1244)$	492	246	8192	9216
$\pm(111244)$	856	428	12288	13824
$\pm(111222)$	640	320	12288	13824
$\pm(11111122)$	954	477	16384	18432

3.3 实验

本节通过在 Matlab 上的仿真实验和记录的信道数据的模拟实验验证 CCM 的性能。本实验考虑了 4 个具有代表性的信源稀疏性 0.1、0.15、0.25 和 0.5 并使用吞吐量作为衡量标准 (bit/s/Hz)。

3.3.1 系统实现

本节实现了 CCM 和其他 3 个参考系统。

CCM: 对于每个比特块，发送端以一定步长递增的传输 RP 符号直到收到 ACK 确认或达到传输上限。接收端累积 RP 符号并做 BP 解码如果解码数据通过 CRC 校验，则反馈 ACK，否则等待更多的 RP 符号。比特块的长度设置为 $N = 480$ ，这是为了能被多个权重集合的大小整除。递增步长设置为 $\Delta M = 24$ 。传输上限设置为 $M_{max} = 1920$ ，这等价于 802.11 PLCP 头的传输速率。在 PLCP 头中，引入了额外 3 比特信息。一个指示比特是否翻转，其他两个用来指示信源稀疏性。这 3 个比特放在 PLCP 保留位置，所以没有额外的开销。

具有理想压缩的 BICM (简称 BICM): 此方法实现了最先进的编码调制 BICM(Caire et al., 1998)。为了避免编码长度短带来的性能损失，使用了 WiMax(IEEE-802.16, 2009) 最长的编码长度 2304 及交织长度为 23040。码率为 $\frac{1}{2}$ 、 $\frac{2}{3}$ 、 $\frac{3}{4}$ 和 $\frac{5}{6}$ ，调制方式为 QPSK、16QAM、64QAM 和 256QAM。这样就有 16 个组合和 14 唯一的传输速率。由于 BICM 不具有压缩功能，假设它具有一个理想信源压缩，即长度为 N 的信息块可以用 $NH(p)$ 比特表示，其中 $H(p)$ 信源熵。为了简便，本实验通过 Bernoulli 试验生成长度为 $NH(p)$ 比特块，但在计算吞吐量时累计 N 比特。

具有理想压缩的 HARQ (简称 HARQ): 此方法实现了最先进的速率自适应方法，第二类 HARQ (即递增冗余)。码率为 $1/3$ 的 Turbo 码作为母码。和 LTE 一样，编码长度为 1024 比特。成员编码器是八进制多项式 (13, 15) 表示的递归卷积码。打孔周期为 8 比特。打孔模式采用了 Rowitch and Milstein (2000) 提出的方法，这就实现了码率 $\frac{8}{8+l}$ ($l = 0, 2, \dots, 16$)。考虑其有限的动态范围，此方法使用了 3 个调制方式 QPSK、16QAM 和 64QAM。不同调制和编码具有 27 个组合和

21 个唯一的 21 速率。解码器是一个具有 8 次迭代的软输入 Viterbi 解码器。类似的，假设了一个理想信源压缩模块。

值得注意的是，因为不存在短比特块上理想压缩，所以对于 BICM 和 HARQ，理想的速率是不可实现的。然而，本实验考虑这两个参考方法作为这两类速率自适应的上限。

JSCC: 此方法实现了一个可用的联合信源信道编码方法 (Zhu and Alajaji, 2002)。实际上这是个 HARQ 方法，因而使用了以上 HARQ 的设置。不同的是，JSCC 解码时利用了信源的先验信息。所以 JSCC 和 HARQ 在 $p = 0.5$ 是一样的。

3.3.2 AWGN 信道仿真

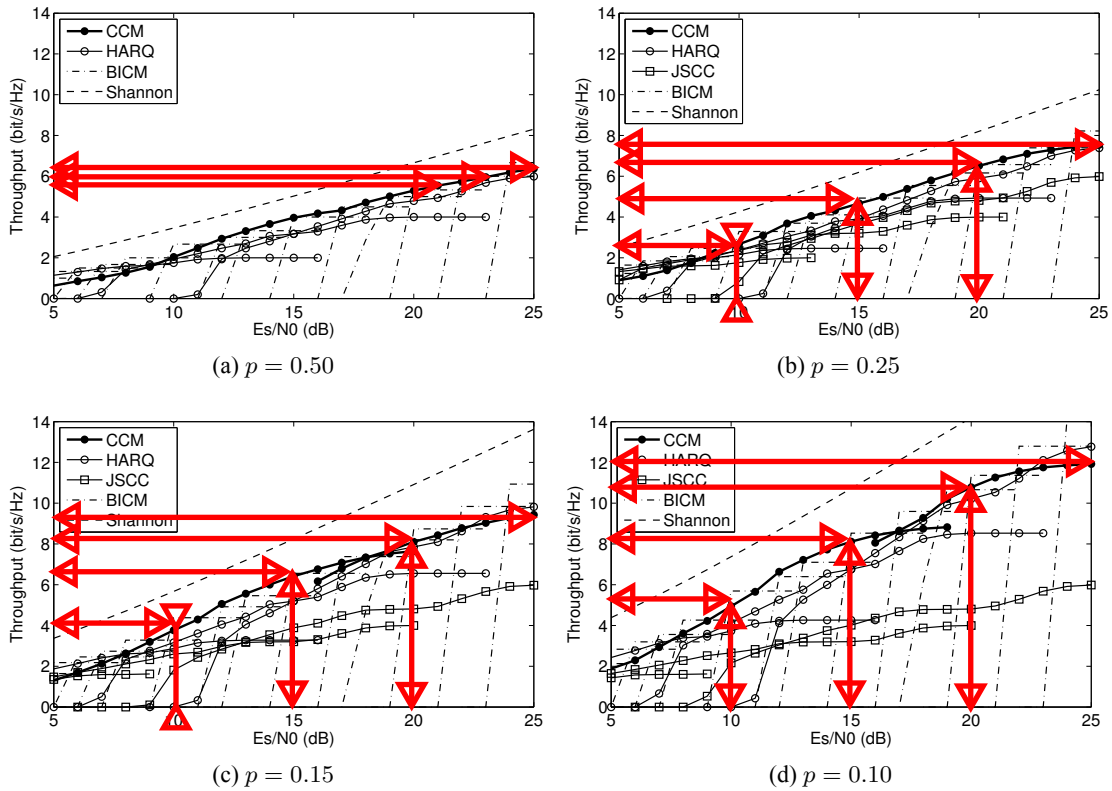


图 3.6: 不同信源稀疏性时, CCM 和其他参考方法的比较

仿真是在静止的 AWGN 信道的从 5dB 到 25dB 的每个整数信噪比下进行的。图3.6给出了 BER 小于 10^{-6} 的吞吐量和信噪比的关系。这些曲线包括 BICM 的每种组合, HARQ 的每种组合和 CCM 不同权重集合, 此外也画出了香农限作为参考。

注意到, 本研究并不期望 CCM 超过两个理想信源编码的方法。通过这个仿真, 是为了展示 CCM 具有非常宽的动态范围, 并且达到了与理想压缩方法相似的吞吐量。由于信源编码的效率问题, 任何实际使用的独立信源编码和 BICM 或 HARQ 的结合的方法都是无法达到图中的性能的。

图3.6a和图3.6b展示了，当信源不稀疏或具有中等稀疏时，CCM 可以使用相同的权重集合覆盖信噪比从 5dB 到 25dB。相比之下，在同样的范围，BICM 要在 12 个调制和编码组合中切换，而 HARQ 要在 3 个调制方法上切换。CCM 这么宽的自适应范围带来很多好处。发送端不需要信道条件的反馈信息，避免了由于估计不准确带来的性能损失。另外一个参考方法 JSCC 与 CCM 具有相似的范围，但吞吐量却非常低。

图3.6c和3.6d展示了当信源非常稀疏时的结果。可以看到，当 p 减小时，CCM 的速率饱和在比较低的信噪比。 $p = 0.15$ 时在 19dB 附近， $p = 0.1$ 时 16dB 附近。这暗示了，对于稀疏的数据，在信道变好时，CCM 可能需要改变权重集合。这两个图展示了，当 $p = 0.15$ 和 $p = 0.1$ 时，使用两个权重集合足可以覆盖主要的信噪比范围。

3.3.3 实际信道模拟

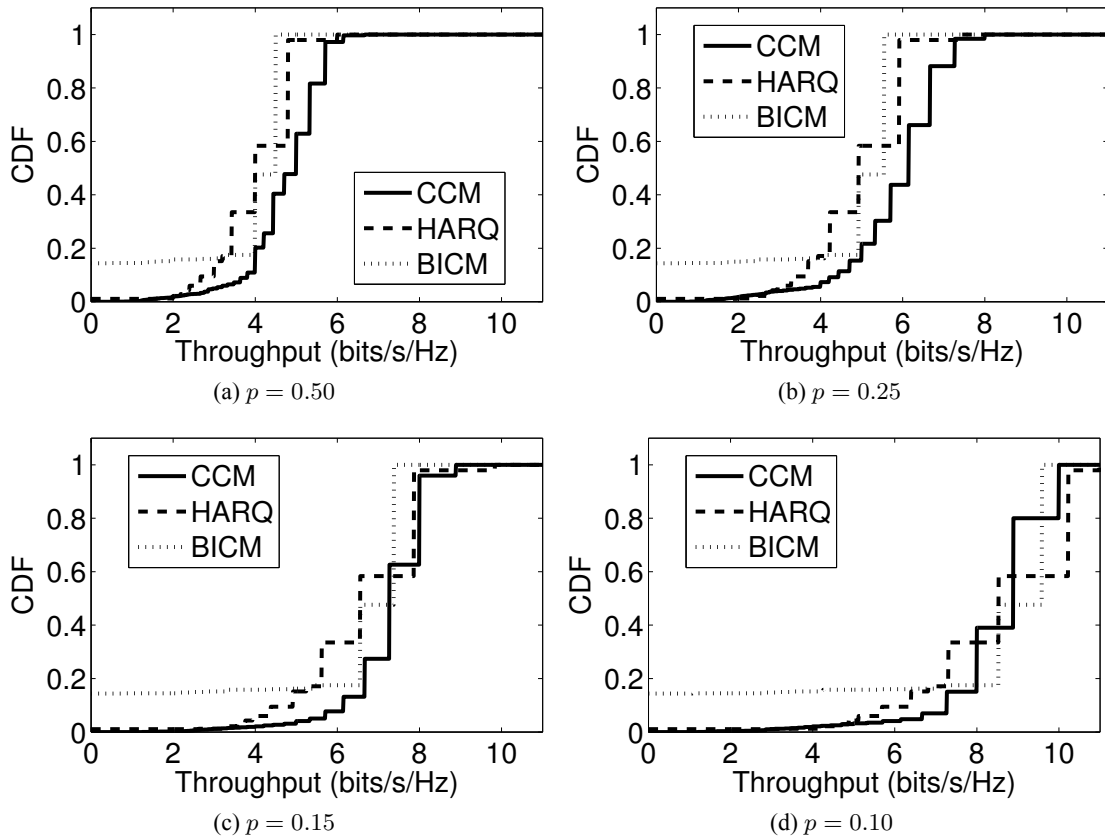


图 3.7: 运动 LOS 情况下的吞吐量的概率累计函数

本研究在软件无线电平台 SORA(Tan et al., 2011) 上实现了 CCM 方法。测试的场景包括运动的具有可视路径 (LOS)，静止的不具有可视路径 (NLOS) 和运动的 NLOS，并将每种场景的信道信息记录下来用于模拟实际信道来比较不同方法。没有考虑 JSCC 是因为通过仿真知道它的性能比其他方法差太多。在这个

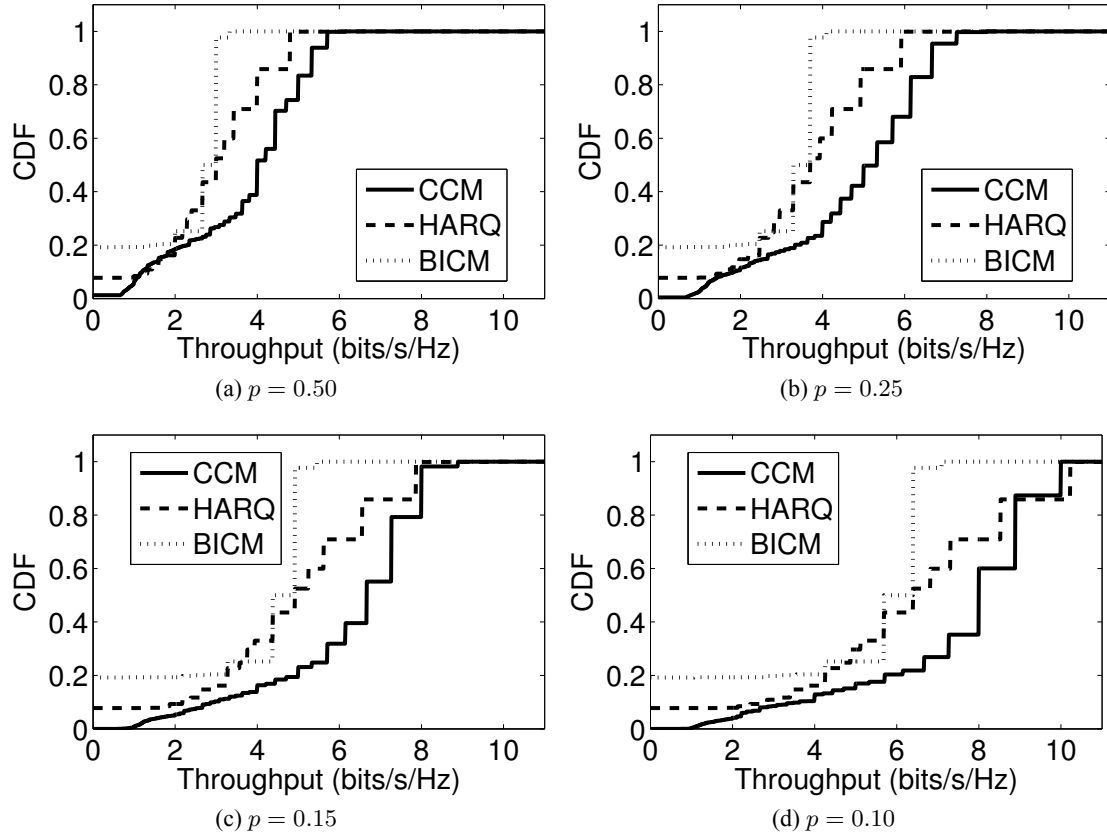


图 3.8: 静止 NLOS 的吞吐量的概率累计函数

模拟实验中, 对于每个信源稀疏性, CCM 使用了固定的权重集合而不是像仿真中那样在 $p = 0.15$ 和 $p = 0.1$ 时做了切换。因此, CCM 彻底的避免了信道估计及其反馈。两个参考方法需要在一些调制和编码间切换, 并且需要信道估计。假设接收端可以精确的测量信噪比并提供及时的反馈, 而且发送端使用Chen et al. (2012) 提出的速率选择算法。

表 3.4: 每个场景下的平均速率 (bits/s/Hz)

Scenario	Scheme	$p = 0.5$	$p = 0.25$	$p = 0.15$	$p = 0.1$
LOS_M	CCM	4.74	5.83	7.23	8.50
	HARQ	4.02	4.95	6.58	8.56
	BICM	3.64	4.49	5.97	7.76
NLOS_S	CCM	3.74	4.79	6.18	7.42
	HARQ	2.93	3.62	4.81	6.25
	BICM	2.28	2.81	3.74	4.87
NLOS_M	CCM	2.83	3.73	5.30	6.61
	HARQ	2.43	2.99	3.98	5.18
	BICM	2.16	2.66	3.54	4.60

表3.4列出来不同信源和信道设置下 3 种方法的平均吞吐量。为了提供更多细节, 在图3.7、图3.8和图3.9中, 分别展示了每种情况下的速率的概率累计函

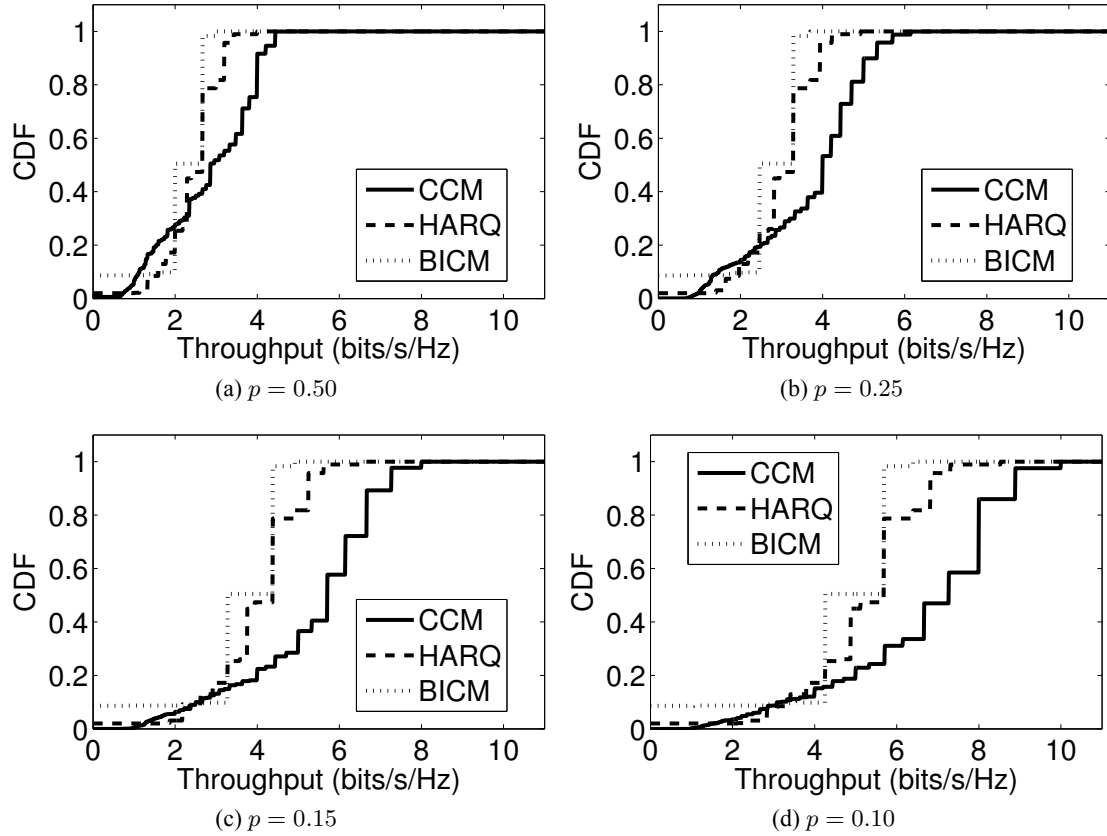


图 3.9: 运动 NLOS 的吞吐量的概率累计函数

数。曲线的每个点 (d, T) 可以理解为小于速率 T 所占的比例 d 。因此，靠右的曲线具有更好的性能。

尽管仿真结果告诉我们 BICM 在静态信道可以达到很高的速率，但总体而言，在模拟实际的信道下，CCM 最好而 BICM 最差。这清晰地展示了 CCM 固定调制方式带来的好处。在两个 NLOS 场景中，参考方法与 CCM 的差距比在 LOS 场景下更明显，这是因为信道剧烈变化时两个参考方法要做速率选择。在静止 NLOS 下，当 $p = 0.25$ 时，CCM 相对 BICM 达到了 70% 的吞吐量提高。在运动 NLOS 下，当 $p = 0.15$ 时，CCM 相对 HARQ 达到了 33% 的吞吐量的提高。这些结果证实了 CCM 可以将压缩嵌入到无缝自适应中。

3.4 本章小结

本章描述了一个新颖的压缩编码调制方法，可以同时实现信源压缩和无缝传输速率自适应。在这个方法中，数据压缩通过一个虚拟无码率多值编码，RP 码，将压缩融入编码调制中。本研究使用 EXIT 图表来做权重集合的选择并开发了实际可用的 CCM 方法。通过仿真和实际信道模拟对 CCM 进行验证。与参考方法的对比，发现 CCM 在动态多变的信道中实现了较高的吞吐量。这给 CCM 的实际部署提供了可行性参考。

第4章 单天线视频无缝自适应

4.1 引言

本章讨论单天线系统中的视频的自适应传输问题。传统视频传输的自适应包括两方面，视频自适应和物理层自适应。前两章介绍的物理层自适应方法没有考虑视频数据的特点，仍需要一个视频编码的码率控制算法，这导致无法实现视频的无缝自适应。本章从联合信源信道编码的角度，同时考虑视频编码和物理层的自适应问题，从而实现无缝自适应。

4.1.1 问题分析与解决方案

目前的视频通信系统框架式基于香农**分离原理**设计的，即信源编码和信道编码可以独立设计和优化。为了用更少的比特表达视频，信源编码领域的研究者在过去的数十年做出了大量努力。通过**预测、变换、量化和熵编码去除信源冗余**。视频码流中的每个比特对于成功解码都非常重要。因此，在传输时需要使用信道编码对其进行保护。这种框架在数字视频传输中取得了巨大成功。

然而，随着无线网络的普及和大量移动设备的应用，传统框架缺乏处理信道和用户各态互异性的灵活性问题开始显现。实际上，信源编码领域的研究者已经意识到了这个问题，并从九十年代开始研究可伸缩视频编码，从早期的 MPEG-4 FGS, MCTF 到 H.264 SVC。视频质量、帧率和分辨率方面的可伸缩性都已尝试过。不幸的是，SVC 仍然没有广泛被实际系统所使用。主要的障碍是与无伸缩性视频编码相比，SVC 具有不可忽略的性能损失。另外，第一章和第二章指出物理层中的阶梯型速率变化问题，即“悬崖效应”，严重影响了无线数字视频传输的性能。

最近，无编码传输逐渐得到了关注。Gastpar et al. (2003) 的理论工作指出，**在某些情况下，编码是没有必要的**。Gastpar (2008) 和 Kochman and Zamir (2011) 分别证明了无编码传输对简单的高斯传感网络和匹配的有色的信源信道模型是最优的。**第一个具体的无编码视频传输的方法是 SoftCast(Jakubczak and Katabi, 2011)。****它跳过运动预测、量化和熵编码及信道编码，使用简单的 3D-DCT 对视频去相关。****变换系数经过能量分配后直接用于信号幅度调制并传输。**这种无编码传输不再需要信道估计，而且视频质量可以很自然的随着信道变化而改变。在实际无线环境中的实验表明，SoftCast 在给各态互异的用户提供服务方面具有非凡的性能。根本原因在于，相比于 SVC，无编码传输可以提供了细粒度的自适应。

虽然当接收端信道条件动态多变或者多样化时，它具有杰出的性能，在静态环境中的性能比传统数字方法还差不少。主要是因为 SoftCast 没有充分利用视频的空域和时域相关性。因此，无编码传输仍有很大的提高空间。本研究发

现：1) 为了保证较高的效率，应尽量去除帧间冗余而应保留帧内冗余用来抵抗噪声。2) 残差数据应该在空域通过幅度调制进行传输而不是变换域，这样可以克服丢包和噪声的影响。3) 充分利用信源冗余的关键是基于信源和信道的特性进行图像去噪。

基于这些发现，本章设计了一个视频通信系统 Cactus，通过使用两个额外模块提高无编码视频传输的性能，即发送端使用 MCTF(Choi and Woods, 1999)，接收端使用图像去噪算法中值滤波和 BM3D(Dabov et al., 2007)。虽然看起来只是采用了已有的信号处理方法，但将它们引入到无编码视频传输框架具有相当强的挑战性。本章的主要贡献有两方面。第一，为了得到去噪方法的增益，提出了空域传输方式，并采用级联的去噪来处理不同类型的噪声。第二，采用 L 型快划分并提出了新的资源分配算法。L 型快划分不仅方便了空域传输，而且比已有的等分块具有更高的能量分配效率。由于所有处理都是线性的，因此将它称为线性视频传输以区分基于信源信道分离原理的传统数字传输。

4.1.2 相关工作

尽管系统实现不同，本章所提出的系统非常接近模拟的联合信源信道编码(JSCC)。此类编码已有大量理论研究。本小节简要回顾这些理论工作。另外，也讨论了一些最新提出的实际视频通信系统。

4.1.2.1 模拟 JSCC 的理论工作

最简单的模拟 JSCC 是无编码传输方式。信源采样值根据总能量约束通过简单的缩放后直接传输。这种简单的策略已被证实可以在某些实际情况下达到最优(Goblick, 1965; Jelinek, 1968)。一个著名的例子是以 Hamming 距离为衡量标准，在二进制对称信道上传输均匀分布的二进制信源。另一个例子是以欧式距离为衡量标准，在 AWGN 信道上传输无记忆高斯信源。

单符号编码，是一类较为复杂但更强大的模拟 JSCC 方法。每个信源采样值被分别映射到信道的输入符号。如果通过将每个采样值乘上一个合适的缩放因子来实现映射，就被称为线性单符号编码。虽然比较简单，但在很多实际情况下被证实为最优。Xiao et al. (2006) 考虑了在离散无记忆高斯噪声的衰落信道上传输离散无记忆高斯信源。他们发现，在所有单符号编码中，线性编码达到了最小的均方误差。Gastpar (2008) 展示了，对于高斯传感网络，无编码传输是最优的，即每个传感器的信道输入是一个缩放后的观测值。

Gastpar et al. (2003) 指出，信道编码在某些情况下是没必要的，但是信源和信道必需在概率上是匹配的。Lee and Petersen (1976) 调研了矢量信号的最优线性编码问题。他们发现，在功率受限的情况下，最优的编码应采用单符号编码。缩放因子由信源、噪声和能量约束共同决定。此工作是一些实际系统的理论基

础。最近, Kochman and Zamir (2011) 提出了, 通过将预测模运算网格, 任何静态高斯信源可与任何有色高斯信道匹配, 从而达到香农限。

由以上讨论可知, 虽然被普遍认为在权衡率失真方面不如数字方法, 但模拟 JSCC 在很多情况下是最优的。除此之外, 模拟传输比基于分离原理的数字方法更简单且更鲁棒。

4.1.2.2 实际方法

信源信道独立编码的数字通信系统的最大缺点是, 它受到悬崖效应的影响 (Kochman and Zamir, 2011), 即如果信道噪声比期望的大, 那么重建的数据将有非常大的失真。但是如果信道噪声比期望值小, 也不会降低失真。对于这个问题, 工业界最近提出了无线高清接口 (WHDI) 的标准。它在无线链路上发送没有压缩的高清视频, 主要是为了实现低复杂度、低时延和对信道噪声的鲁棒性。然而, 这种完全没有压缩的方法在通信效率上比传统数字方法差很多。

基于 Lee and Petersen (1976) 的理论结果, Jakubczak and Katabi (2011) 设计并实现了 SoftCast 系统。它是基于单符号编码的无线视频通信的先驱。Softcast 已被证实对信道的动态变化具有鲁棒性并可以在很宽的信噪比范围平滑的降低视频质量。它比传统数字传输的优势在无线多播应用中更为突出。这是由于不同接收端具有各态互异的多变的信道条件。然而由于没有利用时域和空域的冗余, 它的最大问题是通信的效率。ParCast (Liu et al., 2012) 考虑了 MIMO-OFDM 的传输, 但也没有使用这些冗余。Fan et al. (2011, 2012) 将运动引入到他们提出的系统 DCast, 并使用分布式信源编码来利用时域冗余。然而空域的冗余没有被开发利用。

与以上这些系统不同, 本章所提出的系统充分利用数据的相关性来处理传输问题。能量分配和去噪是抵抗信道噪声的主要武器。通过频域缩放空域传输以及最优资源分配, 可以很好的权衡能效和去噪效率。

4.2 系统概述

图4.1给出了视频通信系统 Cactus 的框架。在发送端, 视频序列被分成 GOP。通常, 根据需求, GOP 的大小可以选择为 4、8、16、32 等。本章选择了大小为 16 的 GOP。每个 GOP 首先通过 MCTF 去除时域上的冗余。运动信息, 包括模式和运动向量, 需要被正确接收才能解码, 因此使用熵编码和比较鲁棒的传统数字方法传输, 即 1/2 信道编码和 BPSK 调制。MCTF 滤波之后的每一帧, 通过 DCT 变换为系数。根据带宽的要求, 以 GOP 为单位, 扔掉一些不重要的系数。每帧剩下要传输的系数被分成 10 个 L 型的块, 并做相应的缩放。这些缩放因子也通过传统数字方法传输。最后, 把每帧缩放后的系数反变换到空域。这是关键的一步, 因为在空域上恢复丢失的信息比变换域要容易且有效。这些空域的像素值通过交织并调制信号幅度进行传输。具体的, 每两个像素分别调制同相

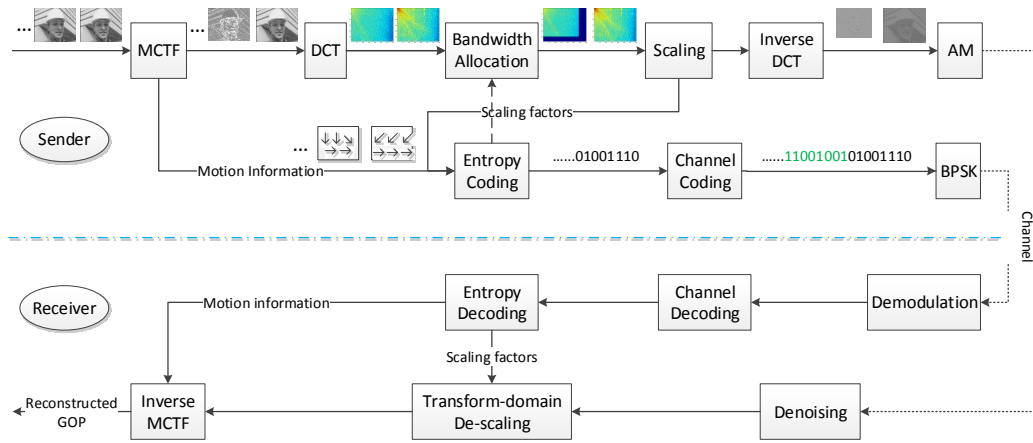


图 4.1: Cactus 系统框架

位和正交相位的幅度组成一个复数信号。需要注意的是，本文使用的幅度调制是伪模拟的。这是因为使用的星座图是离散的，只不过比特 16QAM 和 64QAM 要密集的多。这种伪模拟实现可以很容易的移植到当前已有的系统中。在接收端，数字传输的部分，即运动信息和元数据，通过一些了反向操作包括解调、信道解码和熵编码解码恢复。同时，接收机直接读取接收信号的同相位和正交相位的幅度值来获取缩放的像素值。对这些缩放后的每一帧进行图像去噪，然后在变换域除去缩放因子。最后，一个 GOP 的所有帧通过反向 MCTF 恢复原始视频序列。

4.3 发送端设计

4.3.1 去除时域冗余

对于自然图像的视频序列，**运动补偿**是去除时域冗余的一个必需步骤。然而，在当前的视频编码标准中使用的**闭环预测**不适合伪模拟传输。这是因为编码端和解码端的重建是不匹配的，会导致失真传播。SoftCast 简单的使用 **3D-DCT** 来解决这个问题，但没有运动对齐的变换是不能完全去除冗余的。

在所提出的系统中，采用了 **MCTF** 来去除时域冗余。MCTF 是运动对齐的时域变换。最具优势的是，它是基于**开环预测**模型的方法，即**预测是基于原始像素而不是重建像素**。它已被证实，失真传播比开环方法小很多。

图4.2展示了 **GOP 大小为 4**，第 i 个 GOP 的 2 层 5/3 时域滤波的提升结构。偶数帧 ($4i + 2$ 和 $4i + 4$) 设为高频帧。对一个高频帧中的每个块，在前后相邻帧中找到相似的块。这两个相似块的均值作为当前块的预测值，这样高频成分就是**当前块减去预测值**。在生成第一层高频帧后，第一层的低频帧可以通过将两个相邻高频帧乘 1/4 加到当前帧生成。可见，每个高频帧由 3 个原始帧生成，而低频帧由 5 个原始帧生成，这就是 5/3 滤波的由来。将同样的处理应用在两个

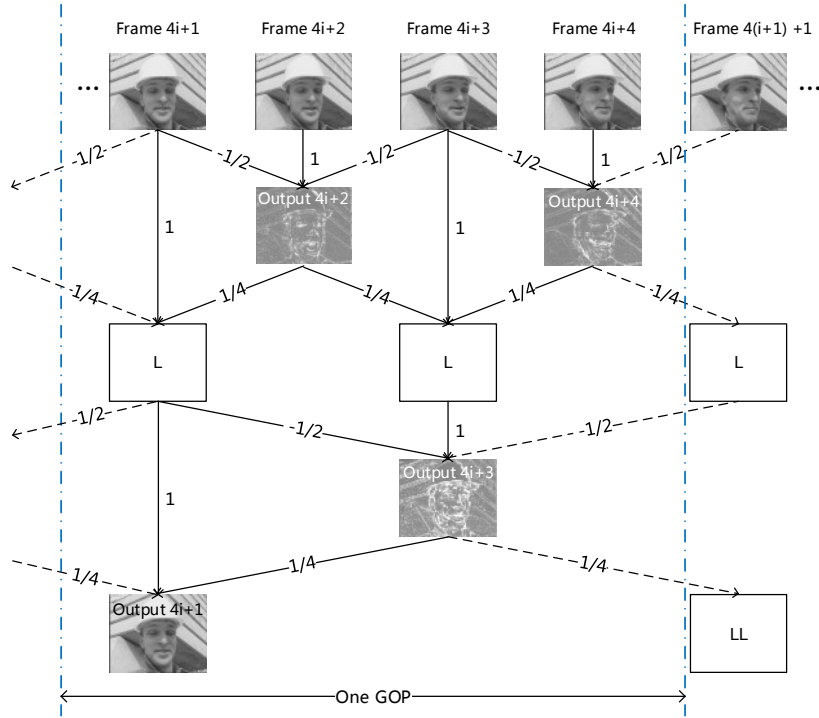


图 4.2: 示例: GOP 大小为 4 的两层 5/3 时域滤波

低频帧,可以得到第2层时域滤波。本章实现了Xiong et al. (2007) 提出的哑铃提升结构的 MCTF 对大小为 16 的 GOP 进行 4 层滤波。

4.3.2 带宽分配

视频信号的带宽可以计算为 $W \times H \times F$, 其中 W 和 H 分别表示视频图像的宽和高, F 表示帧率。如果不压缩, 信源带宽将非常大, 尤其是高清视频。然而可用带宽通常是很小的。除此之外, 传输元数据也会消耗一部分带宽。因此, 需要扔掉一些不重要的视频数据来匹配有限的带宽资源。

在传统数字视频编码器中, 一帧图像以块划分并使用 DCT 变换为系数。小系数通常在高频部分, 经量化会变成 0 从而不再参与后续的编码操作。在 SoftCast 中, 3D-DCT 系数被划分为大小相同的块, 具有较小能量的块被扔掉。然而, 所有这些方式都不适用于所提出的系统。这是因为需要在缩放系数后进行反向 DCT 操作来传输像素值。尽管忽略足够多的系数并将这部分系数设为 0 可以满足带宽需求, 但是反变换后得到的像素的数量将没有任何变化。

本研究通过一个新颖的 L 型丢数据方法解决这个问题。具体来说, 对 MCTF 之后的每一帧做 2D-DCT 变换。高频系数具有很低的能量, 位于每帧系数的右下角。因此, 以图 4.3 所示的 L 型块丢数据。令 $W' \times H'$ 表示剩余部分的大小。那么以 $W' \times H'$ 为大小做反向 DCT 变换, 结果就是原始数据的下采样版本。传输这些下采样的像素值就可以降低带宽。

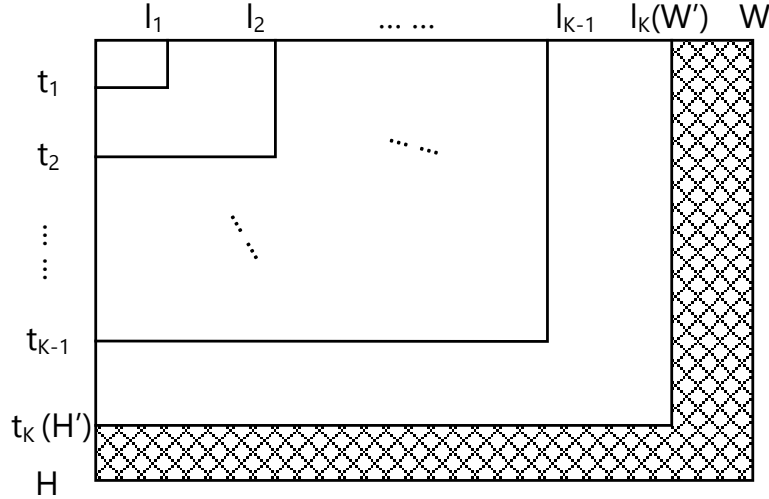


图 4.3: 基于 L 型块的带宽和能量分配

算法4.1给出了 L 型块的丢数据算法。考虑到已在时域上做了小波变换，一个 GOP 中的低频帧和高频帧具有不均等的能量。因此，带宽分配是以 GOP 为单位的。该算法的输入是一个 GOP 的系数，表示为 C^1, \dots, C^N ，视频的分辨率为 $W \times H$ 以及每个 GOP 可用带宽 B_a 。输出为每帧的新的宽度 $W^1 \dots W^N$ 。简单起见，本研究固定了每帧的长宽比。 ΔW 和 ΔH 分别表示横向和纵向丢系数的步长。

此算法的 3-5 行计算了每帧每个 L 型块的方差，6-10 行丢掉具有最小方差的 L 型块直到满足带宽要求。

```

Data:  $C^1, \dots, C^N, W, H, B_a, \Delta W$ 
Result:  $W^1, \dots, W^N$ 
1 初始化:  $W^1 = W^2 = \dots = W^N = W, B_s = W \times H \times N, \Delta H = \frac{H}{W} \Delta W$ ;
2 定义  $\mathcal{L}^n = \{c_{ij}^n | W^n - \Delta W < i \leq W^n, H^n - \Delta H < j \leq H^n\}$ ;
3 for  $n = 1$  to  $N$  do
4      $\lambda^n = Var\{\mathcal{L}^n\}$ ;
5 end
6 while  $B_s > B_a$  do
7      $n = argmin\{\lambda^n\}$ ;
8      $B_s = B_s - |\mathcal{L}^n|$ ;
9      $W^n = W^n - \Delta W$ ;
10     $\lambda^n = Var\{\mathcal{L}^n\}$ ;
11 end
    
```

算法 4.1: L 型丢数据算法

4.3.3 能量分配

Lee and Petersen (1976) 已经证明，以 MSE 为衡量标准，能量受限系统的最优传输方式是将每个系数用一个因子缩放。这个缩放因子与对应系数的方差的

4次方根成正比。考虑到对每个系数都进行缩放的代价, Jakubczak and Katabi (2011) 提出将相邻的系数组成大小相同的块并将每一块建模为同分布的随机变量。每一块用同一因子缩放。

出于两方面考虑, 本章提出一种以 L 型块划分进行能量分配的方法。第一, 带宽分配后的每一帧具有不同的大小。将它们分成大小相同的块是很难的。第二, 变换后的系数的能量, 从低频到高频骤减。属于相似频率的系数具有相似的分布, 将相似分布的系数放到同一块可以提高能量分配的效率, 而且可以减少元数据的开销。

注意到, 每一帧的 DCT 系数的分布差异很大, 因而每帧应独立 L 型块划分。本研究推导得出最优块划分的条件, 并提出一个低复杂度的贪婪算法逼近接近最优划分。引理4.3.1给出了不均等块划分的最优能量分配。由于此引理可以由 (Jakubczak and Katabi, 2011; Lee and Petersen, 1976) 推导出, 所以此处忽略证明。

引理 4.3.1. 给定 K 个 L 型块, 记为 $C_1 \dots C_K$, 每个块的大小为 $m_k = |C_k|$ 。假设第 k 个块的系数服从零均值方差为 λ_k 的概率分布 \mathcal{D}_k 。在单位发送能量的约束下, 最小化 MSE 的线性编码是

$$\begin{aligned} u_{ij} &= g_k \cdot c_{ij}, \quad c_{ij} \in C_k \\ g_k &= \lambda_k^{-\frac{1}{4}} \sqrt{\frac{M}{\sum_k (m_k \sqrt{\lambda_k})}}, \end{aligned} \quad (4.1)$$

其中 $M = \sum_k m_k$ 是系数个数的总和, 也等价于可使用能量的总和。

假设噪声功率为 σ^2 的 AWGN 信道模型, 解码器的误差的平方是

$$\varepsilon = \sum_k m_k \cdot \frac{\sigma^2}{g_k^2} = \frac{\sigma^2}{M} \left(\sum_k m_k \sqrt{\lambda_k} \right)^2. \quad (4.2)$$

因此最小化平方误差等价于最小化

$$\Gamma = \sum_k m_k \sqrt{\lambda_k} = \sum_k \sqrt{m_k \sum_{c_{ij} \in C_k} c_{ij}^2}. \quad (4.3)$$

给定块的数量 K , 本研究提出一个迭代的贪婪算法4.2来逼近最优解。由于长宽比是固定的, 此算法的输出是 K 个块的纵向的分界点。在每次迭代中, 寻找某个块的最优分隔而保持其他块不变。

在系统实现中采用了每帧 $K = 10$ 个块的设置。因此, 每帧有 $2K$ 个元数据, 包括 K 块分界点和 K 个缩放因子。

4.4 接收端设计

本章的一个重要发现是, 信源冗余可以通过在接收端充分利用, 可以等效于做了信道保护。本研究提出在接收端使用图像去噪技术, 而且去噪应立即在信道输出上使用。

Data: $K, l_K, l_0 = 0, \{c_{ij}\}$
Result: $\mathcal{B} = \{l_1, \dots, l_{K-1}\}$

```

1 初始化:  $\mathcal{B} = \emptyset$ ;
2 while  $|\mathcal{B}| < K - 1$  do
3    $k = 1; K' = |\mathcal{B}| + 1$ ;
4    $\Delta\Gamma_{min} = 0$ ;
5   while  $k \leq K'$  do
6     找出  $l_c$  ( $l_{k-1} < l_c < l_k$ ) 最小化:

```

$$\Delta\Gamma = \sqrt{m_k^i \sum_{c_{ij} \in C_k^i} c_{ij}^2} + \sqrt{m_k^o \sum_{c_{ij} \in C_k^o} c_{ij}^2} - \sqrt{m_k \sum_{c_{ij} \in C_k} c_{ij}^2}$$

其中 $C_k^i = \{c_{ij} | l_{k-1} < i \leq l_c\}$, $m_k^i = |C_k^i|$, $C_k^o = \{c_{ij} | l_c < i \leq l_k\}$, $m_k^o = |C_k^o|$;

```

7     if  $\Delta\Gamma < \Delta\Gamma_{min}$  then
8        $\Delta\Gamma_{min} = \Delta\Gamma$ ;
9        $l_{min} = l_c$ ;
10    end
11     $k++$ ;
12  end
13   $l_{min} \rightarrow \mathcal{B}$ ;
14 end

```

算法 4.2: L 型块分隔算法

低频帧和高频帧的去噪是一样的。本研究使用不同的去噪技术来分别解决丢包和随机噪声。具体的，使用了经典的中值滤波算法处理丢包。假设理想的交织，丢包将导致每帧上出现随机的黑洞。这些洞通过利用周围 8 个像素值做中值滤波恢复。更高级的中级滤波器，例如方向加权中值滤波 (Dong and Xu, 2007)，只能带来有限的性能提高。在这之后，使用最先进的去噪算法 BM3D (Dabov et al., 2007) 去除随机噪声。完整的 BM3D 算法具有两步估计：基本估计和最终估计。每个估计分两步完成：以块为单元估计和叠加。在块估计阶段，每个块找到邻域内的所有相似块，并对这些块进行 3D 变换、硬判决和反 3D 变换。在处理完所有块后，通过加权求和将互相覆盖的区域叠加起来。

图4.4用一个简单的例子展示这个去噪过程。假设信噪比为 5dB，丢包率为 1% 的 AWGN 信道。图4.4b显示了信道输出的结果，其中白点表示丢掉的像素点。整幅图像都被随机噪声污染。注意到，接收到的数据保持了大部分图像的特点。这个现象支持了利用空域冗余来提供信道保护的想法。图4.4c和图4.4d分别显示了中值滤波和 BM3D 去噪后的结果。不难发现，最后的输出信道输入非常相似。在去噪后，在变换域对每帧系数反向缩放。如果帧的尺寸比正常图像小，这意味着一部分系数在编码时被扔掉了，解码器应将这部分补零。最后，反向缩放后的数据和解码得到的运动信息，通过反向 MCTF 可以恢复原始视频。



图 4.4: 信噪比为 5dB, 丢包率为 1% 的 AWGN 信道上传输 Foreman 序列的一个低频帧

4.5 系统实现

Cactus 系统: 在发送端, 用 C 代码实现了 (Xiong et al., 2007) 的基于哑铃提升的 MCTF。GOP 大小设为 16。运动信息通过熵编码压缩并计算所占用带宽。每帧分成 10 个 L 型块用于能量分配, 块的边界点和缩放因子均使用有限精度 (32 比特) 表示。因此, 可以计算得出元数据的带宽。元数据使用 802.11a 中最低传输速率 0.5 bits/s/Hz(BPSK 和 1/2 信道编码)。为了抵抗丢包, 每帧中相邻的符号经过伪随机交织分配到不同的 PLCP 物理帧中。交织的范围限定在一个 GOP 内从而降低解码时延。接收端使用 Matlab 中的中值滤波恢复丢包数据, 然后使用 Dabov et al. (2007) 的 Matlab 代码进行去噪。

Softcast 系统: 实现了 Jakubczak and Katabi (2011) 描述的 Softcast 方法。虽然 Softcast 编码器没有运动信息, 它和所提出的方法一样需要使用可靠的数字方法传输缩放因子。每帧有 64 个元数据。由于元数据所占的比例比较小, 在实验中并没有传输这部分数据, 而是假设接收端可以收到无误的元数据。

Omni-H.264 系统：另一个参考方法是基于传统数字传输的独立信源和信道编码。采用 H.264/MPEG-4 AVC 数字视频编码标准 (Wiegand et al., 2003) 并使用开源软件 x264 实现编码。信道编码码率和调制方式与第一章的 AMC 相同。将这个方法命名为 Omni-H.264，是因为假设发送端确切知道接下来要传输一个 GOP 时间内的信道条件，这样可以选择最合适的编码和调制组合。Omni-H.264 给出了传统数字方法的性能的上限。

RA-SVC 系统：在实际可用的方案中，使用了可伸缩视频编码参考软件 JSVM 生成了三层视频流，并在物理层实现了 (Wong et al., 2006) 提出的速率自适应方法。发送端从基本层开始传输，在一个 GOP 的时间内，能够传输的数据量，即视频流的层数，由吞吐量决定。

4.6 实验

4.6.1 实验方法

无线环境：本实验采用了与第一章和第二章同样的基于记录实际信道状态的方法。在软件无线电平台 SORA(Tan et al., 2011) 上实现了 802.11a 的物理层。OFDM 中 48 个子载波用于传输数据。每个 PLCP 物理帧携带 100 个 OFDM 符号。总体上，信道带宽为 12MHz，而数据部分约为 11.4MHz。记录的信道包括运动状态和静止状态，平均信噪比范围从 4dB 到 20dB。

视频源：本实验采用了单色的高清视频序列 1280×720 。它是由 10 个标准测试序列的前 32 帧组合而成，包括 *Intotree*, *Shields*, *Stockholm*, *City*, *Jets*, *Panslow*, *Parkrun*, *Sheriff*, *ShuttleStart*, *Spincalendar*。视频总长为 320 帧。由于帧率为 30fps，信源波特率为 13.8MHz，信道信源带宽比为 0.82。因此，为了在 11.4 MHz 的信道上带宽传输，需要压缩信源带宽。

衡量指标：本实验使用 PSNR 作为视频质量的衡量标准。每帧视频的 PSNR 计算为 $PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE}$ ，其中 MSE 是所有像素的均方误差。然后，对所有帧的 PSNR 求平均。

4.6.2 模块验证

对加性噪声的去噪：本研究提出在接收端引入去噪模块去除信道噪声，并且强调去噪应直接在信道的输出上使用。图4.5比较了不同去噪策略并展示了对加性噪声的去噪增益。这个实验是在没有任何丢包的条件下进行的。由图可见，抑制加性噪声可以带来最多 2.18dB 的增益。随着信噪比的增加，这个增益会变小。

这个实验也告诉我们，在反向缩放系数后进行去噪是很难得到增益的。这是由于 BM3D 和大多数算法一样，对加性高斯白噪声最有效。而在反向缩放系数后，变换域不同频带上的加性噪声被不同的因子缩放，这使得噪声不再服从高斯分布，从而降低了去噪算法的效率。如果将去噪作为后处理，即在反向 MCTF

后，也不会达到很好的性能。这是因为噪声功率已经很难估计，而它却是去噪算法的重要输入参数。

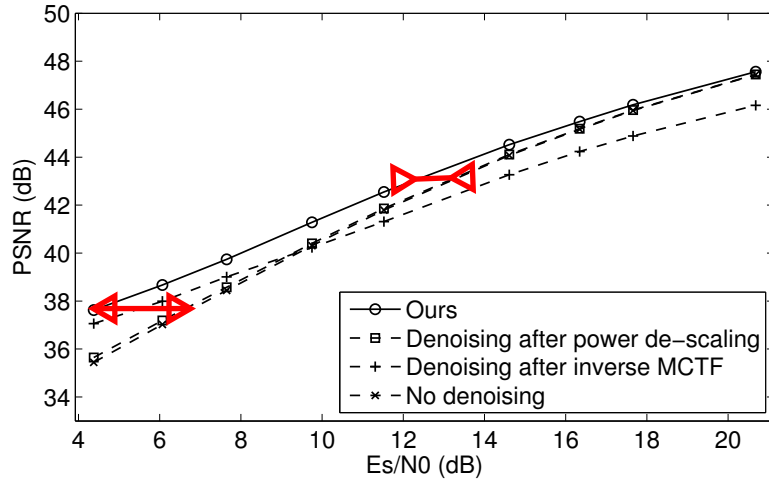


图 4.5: 不同去噪策略的比较

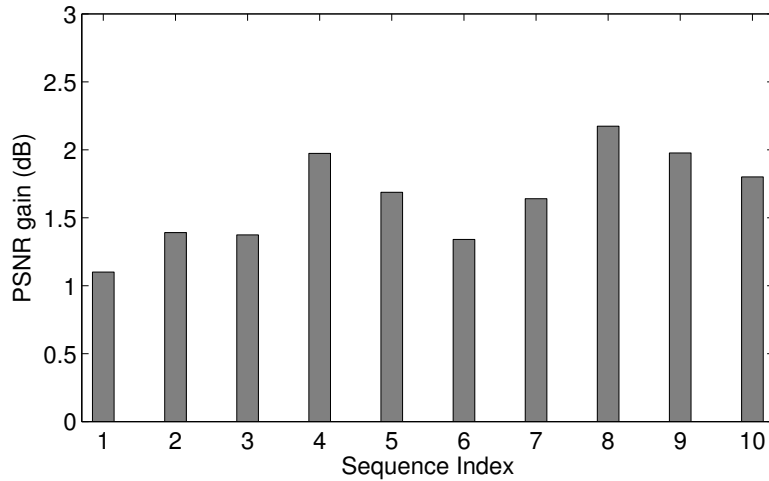


图 4.6: 平均信噪比为 6.07dB 的信道上，在不同序列上的去噪增益

图4.5中的结果是 10 个测试序列的均值。实际上，不同的序列上的去噪效果取决于图像空域的特征。图4.6给出了平均信噪比为 6.07dB 时，每个序列上的去噪增益。平局增益为 1.64dB，最小和最大增益分别为 1.17dB 和 2.17dB。

对丢包的去噪： 在对抗丢包方面，去噪也起了重要作用。通过随机丢掉一些记录的信道状态来模拟丢包。通过使用**中值滤波**，图4.7展示了所提出的系统对丢包的鲁棒性。这个结果是在平均信噪比为 10dB 的信道上进行的。事实上，如果只考虑加性噪声，在传输变换域的系数和传输空域的像素值是等效的，这是由于 IDCT 是归一化的正交变换。但是，当存在丢包时，传输空域的像素值的优势将变得非常明显。如图4.7所示，当丢包率为 10% 时，所提出的方法比传输变换域的系数要好 10.5dB。

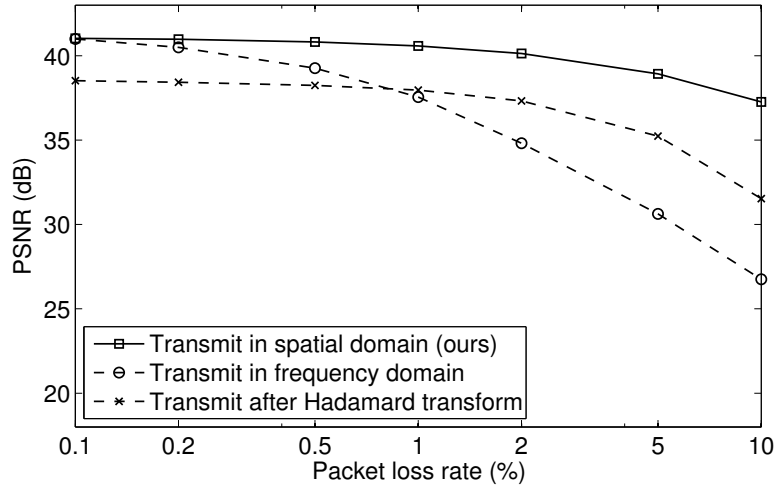


图 4.7: 不同传输策略在丢包时的性能比较

SoftCast 使用了 **Hadamard 变换**和 **LLSE 解码**来抵抗丢包。实验发现，一旦在解码端使用了 LLSE, BM3D 去噪将无法提高图像质量。从图中可见虽然这个方法提高了对丢包的鲁棒性（丢包率从 0.1% 增加到 1% 时，视频的 PSNR 只降低 0.55dB), 但整体的性能比所提出的方法差很多。

L 型丢系数： 为了降低空域传输的带宽，本研究提出了 L 型丢系数的方法。这个实验室为了说明考虑去噪的 L 型丢系数方法是可以和等大小块丢系数方法达到相同的性能。而等大小块丢系数无法降低空域传输的带宽。衡量指标是丢掉的系数占有所有系数的能量百分比。图4.8给出了使用序列 Intotree 第 1 个 GOP 的比较。在其他测试序列上的结果是类似的。不难发现，**L 型丢系数几乎达到每帧 16 个均等大小块的性能**。虽然不如每帧更多均等大小块的性能，但是能量损失几乎可以忽略。

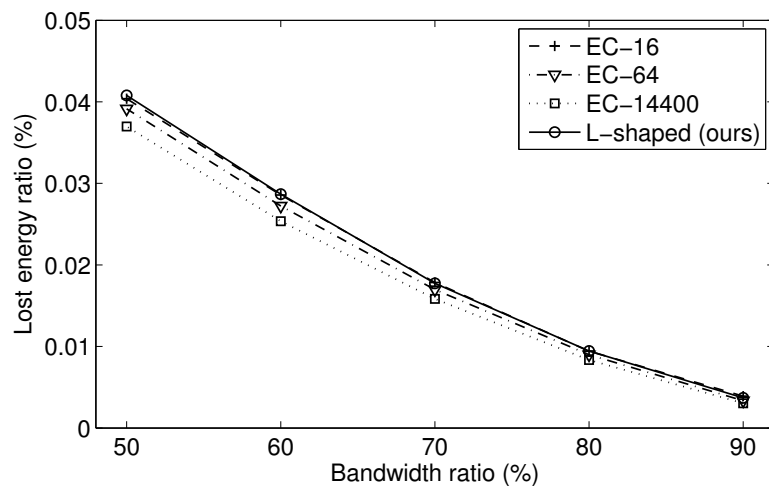


图 4.8: 序列 Intotree 第 1 个 GOP, L 型块和等大小块在丢系数的能量损失

L 型能量分配： 正如前面讨论过的，能量分配的目标是最小化均方误差 (4.2)。由于 MSE 与噪声功率 σ^2 成比例关系，本实验使用归一化的 $MSE\varepsilon/\sigma^2$ 作

为衡量指标。从图4.9可发现，在相同数量时，所提出的 L 型块划分的性能要比等大小块划分好很多。当每帧使用 256 个等大小块的归一化 MSE 仍比每帧 4 个 L 型块大。可以看到，当 L 型的块数超过 10 后，MSE 将缓慢下降。因此，所提出的系统实现采用了 10 个 L 型块。

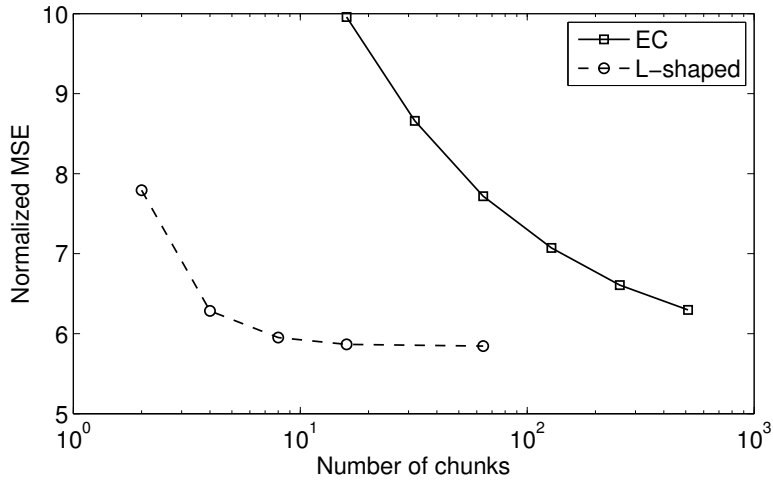


图 4.9: 比较 L 型块划分和等大小块划分的能量分配的性能

元数据的带宽在所提出的方法中，有一些元数据需要无误的传输。为此，使用 1/2 信道编码和 BPSK 调制传输这些数据。表4.1列出了元数据的带宽消耗。总的消耗百分比包括运动信息和缩放因子。可见，不同序列具有不同数量的运动信息。平均而言，元数据的带宽消耗是比较小的，占用总带宽的 0.73% 到 4.04%。

表 4.1: 10 个序列的元数据带宽占总带宽的百分比

Seq. #	Motion	Total	Seq. #	Motion	Total
1	2.90%	3.06%	6	0.56%	0.73%
2	1.95%	2.12%	7	3.09%	3.26%
3	1.41%	1.58%	8	1.36%	1.52%
4	3.03%	3.20%	9	0.71%	0.88%
5	1.52%	1.69%	10	3.87%	4.04%

4.6.3 与参考方法比较

在静止和与运动的信道条件下，分别与参考方法 SoftCast、Omni-H.264 和 RA-SVC 进行了比较。

静止的信道条件：为了得到静止信道的状态数据，在记录过程中固定发送端和接收端的位置。通过改变两端的距离来得到不同的信噪比。信噪比从 4dB 到 20dB，总共记录了 36 个信道状态数据。所有方法在每个记录信道上传输合成的视频序列，并计算平均 PSNR。为了画出视频 PSNR 与信噪比 E_s/N_0 的关系，将信噪比范围分成 2dB 间隔的区间，在每个区间内计算平均 PSNR 和 E_s/N_0 。

图4.10比较了不同系统的性能。结果显示，所提出的 Cactus 系统比 Omni-H.264 具有明显的优势。在信噪比 16.4dB 时，平均高出 2.02dB，最多可达 3.8dB。注意到，在多播应用中，由于不管接收端信道条件如何，Cactus 只发送一份数据，而不同接收端可以得到与信道条件相对应的视频质量，所以 Cactus 将比 Omni-H.264 更具优势。这说明 Cactus 可以实现视频的无缝自适应。

当然，Softcast 也可以实现无缝自适应，但是它的性能在低信噪比时不如 Cactus。在 4dB 的信道，Cactus 比 Softcast 高 3.3dB。并不奇怪，这个增益来自于去噪算法的使用。而在高信噪比时，去噪将不起太大作用，所以和 Softcast 具有相似的结果。注意到，本实验中没有丢包，所以 Cactus 还具有潜在的优势。

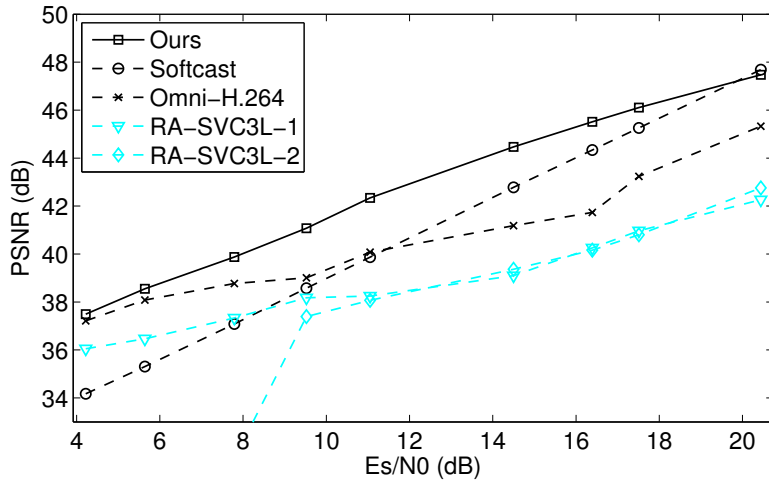


图 4.10: 在静止信道条件下，与参考方法的性能比较

动态信道：本实验进一步在运动状态的信道条件下进行系统测试。图4.11a给出了所记录的信道情况。其中，发送端位置固定而接收端在移动。本实验使用合成的 720p 视频序列，因此每两个 GOP 属于同一视频内容。在这个实验中，没有比较 Omni-H.264 因为它是实际系统不可实现的方法。

图4.11b给出了每个 GOP 的平均 PSNR。Cactus 在运动状态下，与静止信道时一样具有明显的优势。整个合成序列的平均 PSNR 为 41.35dB。Softcast 可以根据信道条件自适应视频的质量，但是平均 PSNR 为 38.75dB。RA-SVC 是一种尽力服务的传输方式，从基础层开始传输并由物理层码率自适应的性能尽量传输更多的层，平均 PSNR 为 38.18dB。

4.7 本章小结

本章介绍了一种新颖的线性数字视频通信系统。与传统数字视频通信不同，非线性操作模块，例如量化、熵编码及信道编码，均被移除。传输的数据是经过一些线性处理的像素值，从而实现了动态变化的信道条件的无缝自适应。通过充分利用空域的冗余性，在接收端使用去噪算法去除丢包和加性噪声带来的影响，视频通信的效率可以显著的提高。

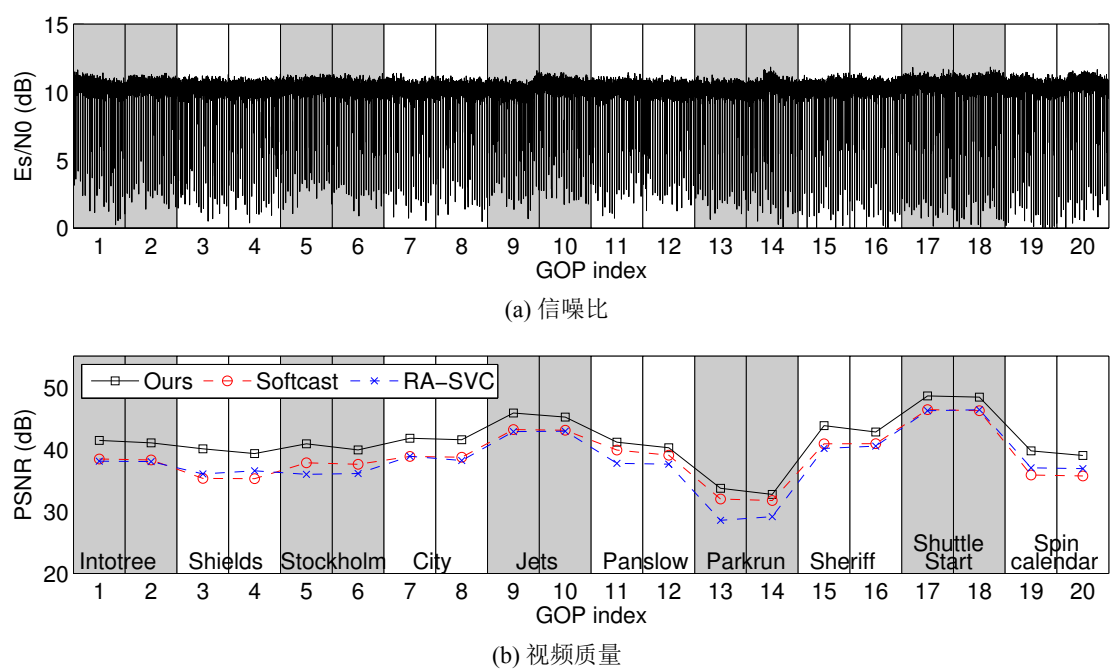


图 4.11: 在运动信道条件下, 与参考方法的性能比较

第5章 多天线视频无缝自适应

5.1 引言

本章讨论多天线系统中的无线视频多播问题。比单天线系统更为复杂的是，不仅接收端的信道条件是各态互异的，天线数量也是各态互异的。传统方法需要单个模块实现自适应，包括视频编码码率控制，传输速率自适应以及天线工作状态的选择。这导致无法实现多天线视频传输的无缝自适应。本章将联合信源信道编码和空时码相结合，同时考虑视频编码、物理层自适应和天线状态选择问题，从而实现多天线的无缝自适应。

5.1.1 问题分析与解决方案

无线视频多播的主要问题是用户的各态互异性。当前，信道质量的各态互异性已被发现并有大量相关研究 (Jakubczak and Katabi, 2011; Sen et al., 2010a; Correia et al., 2007)。但是天线的各态互异性还没有得到太多关注。图5.1给出了一个应用场景，在多播中的接收设备具有不同数量的接收天线。在这个系统中，空域数据流的数量将被最小的接收天线数量限制。本章的目标是在多天线多播系统中实现视频质量的无缝自适应，即每个接收端得到与自己天线数量相对应的视频质量。

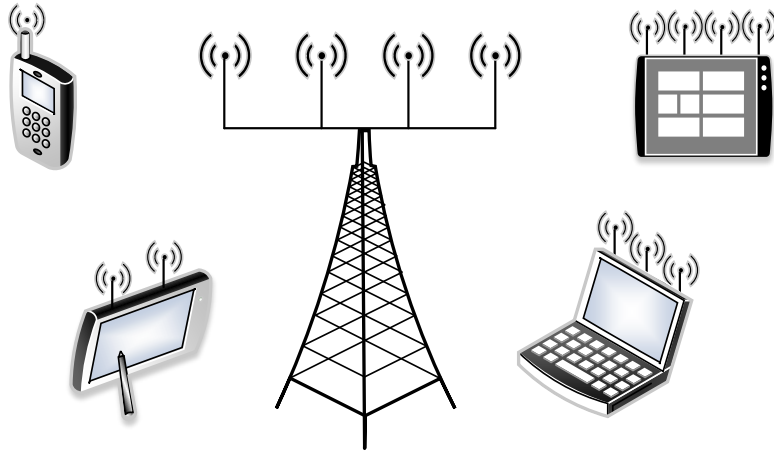


图 5.1: 应用场景：MIMO 视频多播系统

本研究的基本想法是受多描述编码的启发 (Wang et al., 2005)。最简单多描述编码中，一个 B -Hz 的信号通过奇数采样和偶数采样两个 $B/2$ -Hz 信号来描述。在 $\{1, 2\} \times 2$ 的 MIMO 系统中，如果发送端传输相邻的奇偶采样，1 根接收天线的用户收到的是两个采样值的加权和，而权重为信道增益。这样，在空中的叠加使得接收到的数据像一个对原始信号的 $B/2$ -bits/s 的描述。对于 2 根天线的用户，可以同时收到奇数和偶数采样值，从而恢复完整的原始信号。

然而，为了实现这个想法将面临三个挑战。第一，信道增益是不可控参数。在最坏的情况下，来自不同天线的信号有可能相互抵消。为此，本章提出了复用的空时块编码（M-STBC）。它可以保证所有传输的信号在接收端由正数权重加权混叠。第二，研究发现，要想充分发挥 M-STBC 的作用，关键是构造相似的数据流在多个天线上同时发送。本章提出了多相似描述编码（MSD），可以通过下采样和预测得到非常相似的数据流。注意到，传统的多描述编码只保证了每个描述都可解，而多相似描述编码保证了多个描述的任意线性叠加都可解，并且越多叠加版本可使恢复的信号质量越高。第三，相似的数据流中包含了大量的相关性，如果不去除会严重影响能量分配的效率。本研究通过两步变换解决这个问题。每个描述使用与第四章一样的 DCT 去相关。对于多个相似描述之间的相关，使用 Hadamard 变换去除并进行能量分配。这样就可以具有只传输一个数据流相同的能量分配效率。通过这些主要技术无缝的集成起来，本章设计并实现了可伸缩视频多播系统，命名为 AirScale。

5.1.2 相关工作

5.1.2.1 视频多播中的用户各态互异性

在数字传输范畴，信噪比的各态互异性是通过将分层信源编码和分层传输结合来解决的 (Correia et al., 2007; Sen et al., 2010b)。具体的，一个视频流被编码成一个基本层和多个增强层。在传输时，给每层使用不同级别的错误保护。但是，这类方法受到悬崖效应的影响而且只能提供有限的视频质量等级。

最近提出的 SoftCast (Jakubczak and Katabi, 2011) 通过使用伪模拟传输实现了视频质量随信噪比降低平滑降级。但是，SoftCast 不能直接用来解决天线的各态互异性。追随 SoftCast 的思路，ParCast (Liu et al., 2012) 通过在 MIMO-OFDM 系统中使用伪模拟传输，实现了子信道分集，但需要信道估计反馈而只能用于单播系统。

Lin et al. (2011) 和 Liu et al. (2014) 对为了无线网络和本研究具有相同的畅想，即具有各态互异天线数量的用户围绕一个或多个 AP。Liu et al. (2014) 的工作与本研究非常接近，但只考虑了图像的多播传输。它使用压缩感知的方法来同时解决信噪比和天线数量的各态互异性。然而，压缩感知解码算法具有较高的复杂度而且有不可忽略的性能损失。在 256×256 的图像 Lena 上做实验与所提出的方法进行比较。结果显示，对于 2 根接收天线用户，本章提出的方法高出 1dB 到 2.5dB，对于 1 根接收天线用户最多高出 6.5dB。

5.1.2.2 多描述编码

多描述编码生成对一个信号的多个描述。每个描述都可以独立提供一个低质量的信号，而多个描述在一起可以恢复更高的质量。这已经被用于视频传输系统来增强错误抵抗能力 (Wang et al., 2005)。尽管目前有大量的多描述视频编

码技术 (Franchi et al., 2005; Verdicchio et al., 2006; Hsiao and Tsai, 2010), 它们都不能用于本研究的应用场景。根本问题在于, 传统多描述编码的设计目标是抵抗突发的丢包而不是无线信道的噪声。在 MIMO 系统中, 当接收天线数量比发送天线数量小时, 额外的数据流将被擦除。多个流之间的干扰将使得无法解码它们中的任何一个子集。本研究提出的多相似描述编码继承了多描述编码的优点, 并具有另一优点, 不同描述的任何线性叠加都可以用于恢复原始信号。

5.1.2.3 多播中的空时块编码

MIMO 系统的核心是空时信号处理 (Gesbert et al., 2003)。Kuo and Kuo (2007) 提出一个嵌入式的空时码用于各态互异接收端的多媒体广播。它是基于分成视频编码和分级调制 (HM) 的方法, 而不同层使用了不同的空时码。与 SVC-HM 相似, 此方法只能提供有限的质量等级且不能随着信噪比降低而降级。Diggavi et al. (2008) 设计了高码率的空时码。它集成了高分集编码。在信道较差时它保证了基本服务, 而高码率的编码又能利用较好的信道。然而, 这个方法只考虑 MIMO 系统中各态互异的信噪比而不是天线数量。

5.2 基本思路

首先通过一个简单的例子来介绍基本想法。考虑一个 $\{1, 2\} \times 2$ MIMO 系统, 其中发送端具有 2 根天线而接收端可能有 1 根或者 2 根天线。当发送端传输两个空间数据流时, 具有 2 根天线的接收端可以解出两个数据流。而如果以传统的思路看这个问题, 只有 1 根天线的接收端将无法解出任何信息。

5.2.1 简单例子

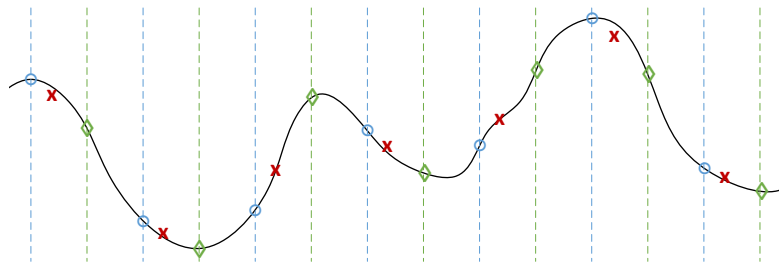


图 5.2: 发送的采样点 (蓝色圆圈为奇数点、绿色菱形为偶数点、红色叉为 1 根天线用户接收到的点)

本研究试图找到一种方案可以是 1 根天线接收端可以从相互干扰的空间数据流中解出有用信息。为简单起见, 在这个例子中假设所发送的信号和信道增益都是实数的。令 a 和 b 表示要发送的信号。在没有噪声的情况下, 1 根天线接收端得到的信号为

$$c = \alpha \cdot a + \beta \cdot b, \quad (5.1)$$

其中 α 和 β 为对应的信道增益, 且假设在接收端已知。不失一般性, 令 $\alpha + \beta = 1$ 。只有这一个方程是无法解出两个未知数的。但有趣的是, c 是两个发送信号的线性插值。

考虑传输如图 5.2 所示的信号。信号的采样率为 B -Hz, 假设大于奈奎斯特采样率。分别抽取奇偶采样点生成两个 $B/2$ -Hz 的描述。这两个描述作为两个空间流在 MIMO 中传输。图 5.2 中红色叉表示了当 2 个发送天线的信道增益分别为 $\alpha = 1/3$ 和 $\beta = 2/3$ 时 1 根天线接收端收到的信号。这些插值点尽管与原始信号的值不同, 但可以看作是原始信号的另一种形式。总之, 通过在空中插值, 1 根天线接收端得到了一个下采样的信号, 而下采样的比例与接收天线的数量成正比。

这个想法的主要问题是, 有些情况下, 信道增益的值会使两个传输的信号相互抵消。例如, 如果 $\text{sign}(\alpha) = \text{sign}(\beta)$, 无论哪个绝对值较大, c 是 a 和 b 的内插值。如果 $\text{sign}(\alpha) \neq \text{sign}(\beta)$, 收到的信号将是 a 和 b 的外插值。根据 α 和 β 的值, 外插值可能接近或者严重偏离原始信号。这不是我们所期望的结果。

5.2.2 启发

本研究提出一个复用的空时块编码 (M-STBC) 将不可控的信道增益变为可控。令 x_1 和 x_2 为由一个描述的采样值生成的两个复数符号, 令 x'_1 和 x'_2 表示由另一个描述中对应的采样值生成的两个复数符号。如果 $x_1 \approx x'_1$ 且 $x_2 \approx x'_2$, 可以构造如下 M-STBC 码字:

$$\mathcal{MC}_2 = \begin{pmatrix} x_1 & -x_2'^* \\ x_2 & x_1'^* \end{pmatrix}, \quad (5.2)$$

其中 $*$ 表示复数共轭。列代表时隙, 行代表天线。具有 2 根天线的接收端通过标准的 MIMO 检测方法可以在第一个时隙内解出 x_1 和 x_2 , 而在第二个时隙内解出 x'_1 和 x'_2 。

1 根天线接收端在两个时隙分别收到两个信号, 用 $y^{(1)}$ 和 $y^{(2)}$ 表示。

$$(y^{(1)} y^{(2)}) = (h_1 \ h_2) \cdot \mathcal{MC}_2, \quad (5.3)$$

其中 h_1 和 h_2 是信道增益, 假设在两个时隙内保持不变。该接收端只能解两个值。因此, 它假设 $x_1 = x'_1$ 且 $x_2 = x'_2$ 。那么 \mathcal{MC}_2 变成了 Alamouti 码 (Alamouti, 1998)。解出的信号为:

$$\hat{x}_1 = \frac{h_1^* y^{(1)} + h_2 y^{(2)*}}{\|h_1\|^2 + \|h_2\|^2}, \hat{x}_2 = \frac{h_2^* y^{(1)} - h_1 y^{(2)*}}{\|h_1\|^2 + \|h_2\|^2}.$$

简单推导可以得到:

$$\begin{aligned} \hat{x}_1 &= \frac{\|h_1\|^2 x_1 + \|h_2\|^2 x'_1}{\sum_{i=1,2} \|h_i\|^2} + \frac{h_1^* h_2}{\sum_{i=1,2} \|h_i\|^2} (x_2 - x'_2) \\ \hat{x}_2 &= \frac{\|h_2\|^2 x_2 + \|h_1\|^2 x'_2}{\sum_{i=1,2} \|h_i\|^2} + \frac{h_1 h_2^*}{\sum_{i=1,2} \|h_i\|^2} (x_1 - x'_1). \end{aligned}$$

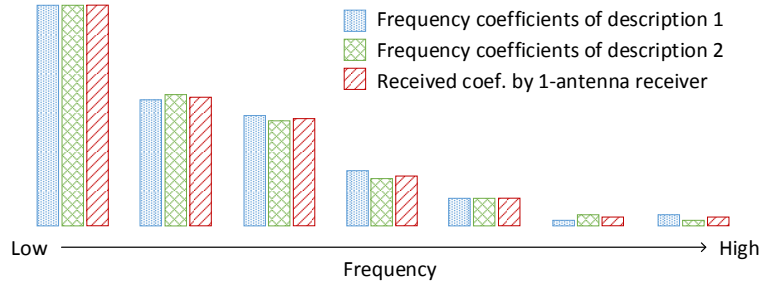


图 5.3: 两个描述和它们一种插值的变换域表示形式

不管信道增益是什么值，两个公式的右边第一项是两个信号的插值。第二项可以认为是假设引入的误差，且随着 $|x_1 - x'_1|$ 和 $|x_2 - x'_2|$ 变小而变小。由此得知，M-STBC 的关键是需要对原始信号非常相似的描述。这也是将它命名多相似描述编码（MSD）的原因。

对于自然图像的视频信号，在空域和时域相邻位置像素值是非常相似的。如果在变换域看，如图5.3所示的 DCT 变换，变换系数也是相似的。

注意到，MSD 编码的流和传输带信号都应是模拟的。这是因为数字化将会破坏相似性。可以采用Jakubczak and Katabi (2011) 提出的伪模拟传输。所传输的信号依然使用数字硬件，但是调制的星座图将比标准数字调制更密集。

5.3 系统设计

本节主要针对两个典型的情况，即发送端具有 2 根和 4 根天线，具体描述 AirScale 的设计。三个主要步骤是 AirScale 发送端的处理，分别为生成 MSD 序列、变换和能量分配以及 M-STBC 码字构造。前一节介绍已经介绍了第一步和第三步的基本思路。第二步也包含了本研究的主要技术贡献，称它为两步变换，显著提高了能量分配的效率。AirScale 的接收端有一个统一的设计。具有不同天线数量的接收端采用同一种重建算法。

5.3.1 生成 MSD 序列

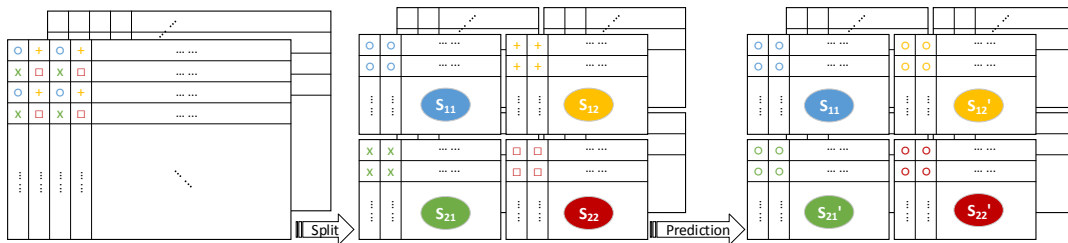


图 5.4: 通过空域下采样和像素移位预测生成 MSD 序列

给定一个分辨率为 $W \times H$ 的视频序列 S ，发送端通过两步由 S 生成 4 个 MSD 序列，如图5.4所示。

第一步，使用下采样将原始序列分为 4 个低分辨率 ($\frac{W}{2} \times \frac{H}{2}$) 的序列，标记为 S_{11} 、 S_{12} 、 S_{21} 和 S_{22} 。如图 5.4 中所示， S_{11} 是横向和纵向的奇数采样点，如蓝色圆圈所示。注意到四个子序列同一位置的像素在原始序列中是 2×2 的块，因此具有相似的值。事实上，下采样既可以在空域做也可以在时域上做，或者两者的结合。这个选择会在稍后章节验证。

第二步，采用采样点平移预测将四个子序列对齐，使得它们在变换域的代表形式更加相似。在本研究的方法中，保持 S_{11} 不变，用其他三个子序列向 S_{11} 对齐进行预测。为此，设计三个预测函数 $P_{\leftarrow}(\cdot)$ 、 $P_{\uparrow}(\cdot)$ 和 $P_{\searrow}(\cdot)$ ，预测后的子序列为：

$$S'_{12} = P_{\leftarrow}(S_{12}), S'_{21} = P_{\uparrow}(S_{21}) \text{ 和 } S'_{22} = P_{\searrow}(S_{22}).$$

预测函数 $P_{\leftarrow}(\cdot)$ 和 $P_{\uparrow}(\cdot)$ 分别为横向和纵向的移位。预测函数 $P_{\searrow}(\cdot)$ 通过 $P_{\leftarrow}(P_{\uparrow}(\cdot))$ 实现。在所有预测中，关键操作是一个对一维信号半采样点的计算。由傅里叶变换的性质，即采样点移位等价于变换域的相移，可以分三步实现像素移位：FFT(快速傅里叶变换)、相位旋转和 IFFT (傅里叶反变换)。这些操作都是可逆的，反向做半采样点预测为

$$S_{12} = P_{\rightarrow}(S'_{12}) = P_{\rightarrow}(P_{\leftarrow}(S_{12})). \quad (5.4)$$

因此，收到所有四个子序列 S_{11} 、 S'_{12} 、 S'_{21} 和 S'_{22} 的接收端可以恢复 S_{12} 、 S_{21} 和 S_{22} ，从而重建原始序列。

5.3.2 变换和能量分配

考虑一个功率受限的通信系统。正如前一章讨论的，在均方误差 MSE 的衡量指标下，为了最优化系统性能，视频信号应该首先去相关然后进行能量缩放。在 SoftCast 系统中，信号通过 3D-DCT 去相关。然而，简单的将 3D-DCT 分别应用于每个 MSD 序列，对于整个视频信号的去相关将不够彻底。这是因为四个子序列之间仍具有很强的相关性。这让设计进退维谷。一方面，保持 MSD 序列之间的相似性有利于 M-STBC。另一方面，如果子序列之间的相关性没有去除，能量分配将不够高效。

本研究通过一个创新的方式将能量分配和传输分开，从而避免这个问题。具体的，首先对每个 MSD 序列使用 3D-DCT。然后，对来自每个子序列同一位置的四个 DCT 系数做 Hadamard 变换。它去除了四个相似序列间的相关性，使得后续的能量分配变得高效。最后使用 Hadamard 反变换，在 DCT 域上构造 M-STBC 码字。Hadamard 反变换是正交归一化的，所以不会改变总的传输功率。Hadamard 变换的重要性会在验证实验中体现。假设 GOP 大小为 F 。令 $\mathbf{c}_{11}[i]$ 、 $\mathbf{c}_{12}[i]$ 、 $\mathbf{c}_{21}[i]$ 和 $\mathbf{c}_{22}[i]$ ($i = 1 \dots \frac{W}{2} \cdot \frac{H}{2} \cdot F$) 分别表示子序列 S_{11} 、 S'_{12} 、 S'_{21} 和 S'_{22} 的

3D-DCT 系数。Hadamard 变换是对来自同一位置的四个 DCT 系数进行的。

$$\begin{pmatrix} \mathbf{d}_1[i] \\ \mathbf{d}_2[i] \\ \mathbf{d}_3[i] \\ \mathbf{d}_4[i] \end{pmatrix} = \mathbf{T}_{H4} \begin{pmatrix} \mathbf{c}_{11}[i] \\ \mathbf{c}_{12}[i] \\ \mathbf{c}_{21}[i] \\ \mathbf{c}_{22}[i] \end{pmatrix}, \quad (5.5)$$

其中 \mathbf{T}_{H4} 是 4×4 Hadamard 变换矩阵。

Hadamard 系数被分成 $K \cdot F$ 矩形块（每帧 K 个块）。每个块中的系数被建模为服从统一分布的随机变量。四个序列的第 k 块的方差分别用 λ_1^k 、 λ_2^k 、 λ_3^k 和 λ_4^k ($1 \leq k \leq K \cdot F$) 表示。

最小化 MSE 的能量分配与方差的四次方根成反比 (Jakubczak and Katabi, 2011)。 g_j^k ($j = 1 \dots 4$) 计算如下：

$$g_j^k = (\lambda_j^k)^{-\frac{1}{4}} \sqrt{\frac{P}{\sum_{k=1}^{KF} \sum_{j=1}^4 \sqrt{\lambda_j^k}}}, \quad (5.6)$$

其中 P 为每个 GOP 的总功率。

然后使用 Hadamard 反变换。假设一个 GOP 中的第 k 块的位置索引值为 i ，使用 Hadamard 反变换可以得到缩放后的 DCT 系数：

$$\begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{c}}_{11}[i] \\ \tilde{\mathbf{c}}_{12}[i] \\ \tilde{\mathbf{c}}_{21}[i] \\ \tilde{\mathbf{c}}_{22}[i] \end{pmatrix} = \mathbf{T}_{H4}^{-1} \begin{pmatrix} g_1^k \mathbf{d}_1[i] \\ g_2^k \mathbf{d}_2[i] \\ g_3^k \mathbf{d}_3[i] \\ g_4^k \mathbf{d}_4[i] \end{pmatrix}, \quad (5.7)$$

其中 \mathbf{T}_{H4}^{-1} 是 Hadamard 反变换矩阵，与 \mathbf{T}_{H4} 相同。

注意到，不是所有的 Hadamard 系数都需要传输。原因有两方面。第一，对于自然信号，例如视频，高频系数通常都非常小。如果将这些系数扔掉不会损失太多信息，接收端可以对这部分补零，但是节省的带宽和功率可以非配给更重要的系数。第二，对于具有天线数量少于空间流数量的接收端，较小的 Hadamard 系数被当作噪声处理。因此，扔掉一些系数有利于提高这类接收端的视频重建质量。如何扔系数是一个选择问题，即权衡不同天线数量的接收端的性能，将在系统实现部分介绍。

5.3.3 M-STBC 码字构造

M-STBC 码字是基于传统 STBC 构造的。关键是如何将相似的符号放在空时位置，使得当天线数量不满秩时可以把它们认为是相同的符号来解码。

我首先考虑 $\{1, 2, 3, 4\} \times 4$ 的 MIMO 系统。长度为 4 的 M-STBC 编码是基于 Jafarkhani (2001) 提出的准正交 STBC 构造的。令 $\mathbf{x}_{11}[\cdot]$ 、 $\mathbf{x}_{12}[\cdot]$ 、 $\mathbf{x}_{21}[\cdot]$ 和 $\mathbf{x}_{22}[\cdot]$

分别为四个 MSD 流的缩放后的 DCT 系数生成的符号向量。例如

$$\mathbf{x}_{11}[i] = \tilde{\mathbf{c}}_{11}[2i-1] + \sqrt{-1} \cdot \tilde{\mathbf{c}}_{11}[2i]. \quad (5.8)$$

虽然不要求总是将相邻的系数组合在一起，但是四个向量中具有相同索引的复数符号的实部和虚部要在四个 MSD 数据流中是对齐的，这样才能假设它们是相似的。

长度为 4 的 M-STBC 码字构造如下：

$$\begin{array}{c} \text{Tx antennas} \downarrow \end{array} \begin{array}{c} \xrightarrow{\text{time-slots}} \\ \begin{pmatrix} \mathbf{x}_{11}[1] & -\mathbf{x}_{12}[2]^* & -\mathbf{x}_{21}[3]^* & \mathbf{x}_{22}[4] \\ \mathbf{x}_{11}[2] & \mathbf{x}_{12}[1]^* & -\mathbf{x}_{21}[4]^* & -\mathbf{x}_{22}[3] \\ \mathbf{x}_{11}[3] & -\mathbf{x}_{12}[4]^* & \mathbf{x}_{21}[1]^* & -\mathbf{x}_{22}[2] \\ \mathbf{x}_{11}[4] & \mathbf{x}_{12}[3]^* & \mathbf{x}_{21}[2]^* & \mathbf{x}_{22}[1] \end{pmatrix} \end{array}$$

接下来考虑 $\{1, 2\} \times 2$ 的 MIMO 系统。为了构造长度为 2 的 M-STBC 码字，只需使用每对相似的符号即可。因此，本研究以绝对误差和 (SAD) 为指标，将四个相似的系数形成两对。这个过程命名为方向配对，是利用空域上的方向相关性。如果横向具有较强相关性， \mathbf{x}_{11} 和 \mathbf{x}_{12} 会更相似。如果纵向具有较强相关性，则 \mathbf{x}_{11} 和 \mathbf{x}_{21} 会比较相似。图 5.5 给出了可选择的方向。

在方向配对之后，来自四个 MSD 流的每两个符号分别使用两个码字传输。举例来说，当使用横向配对时，码字为：

$$\begin{pmatrix} \mathbf{x}_{11}[1] & -\mathbf{x}_{12}[2]^* \\ \mathbf{x}_{11}[2] & \mathbf{x}_{12}[1]^* \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \mathbf{x}_{21}[1] & -\mathbf{x}_{22}[2]^* \\ \mathbf{x}_{21}[2] & \mathbf{x}_{22}[1]^* \end{pmatrix}.$$

实际上，方向配对对于 4 根发送天线也是有用的。它在 Hadamard 变换前使用。如果选择了纵向配对，那么公式 (5.5) 的右边将变为 $(\mathbf{c}_{11}[i], \mathbf{c}_{21}[i], \mathbf{c}_{12}[i], \mathbf{c}_{22}[i])^T$ 。统计意义上，这使得 Hadamard 变换后的系数的能量更集中。

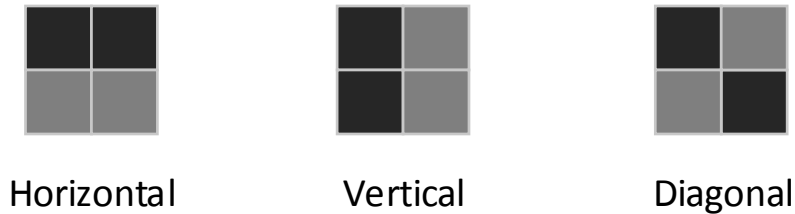


图 5.5: 配对的三个方向

5.3.4 重建算法

不管接收天线的数量 N_r 是多少，AirScale 系统中的所有接收端解码过程是统一的。由于接收端已知 Hadamard 系数的方差信息 λ_i^k ，所以要检测的未知数是

Hadamard 系数而不是 DCT 系数。因此，接收的符号可以写为：

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H} \cdot \underline{\mathbf{T}_H^{-1}} \cdot \mathbf{G} \cdot \mathbf{d} + \mathbf{N}, \quad (5.9)$$

其中， \mathbf{H} 是信道增益矩阵， \mathbf{T}_H^{-1} 是 Hadamard 反变换矩阵， \mathbf{G} 是缩放因子对角矩阵， \mathbf{N} 是噪声协方差矩阵。下划线部分可以看作一个整体 \mathbf{C} 。

本研究采用了标准 MMSE 解码器来重建 \mathbf{d} 。为了使用 MMSE 矩阵形式表示，实部和虚部需要分开，解码器可以写为：

$$\hat{\mathbf{d}} = \Lambda \cdot \mathbf{C}^T \cdot (\mathbf{C} \Lambda \mathbf{C}^T + \sigma^2 \cdot \mathbf{I})^{-1} \cdot \begin{pmatrix} \mathcal{R}(\mathbf{y}) \\ \mathcal{I}(\mathbf{y}) \end{pmatrix},$$

其中 $\mathcal{R}(\cdot)$ 和 $\mathcal{I}(\cdot)$ 表示复数向量的实部和虚部， $\hat{\mathbf{d}}$ 是对 Hadamard 系数的估计，前半部分对应于传输符号的实部，后半部分对应于传输符号的虚部。 Λ 是包含方差信息的对角矩阵， σ^2 是噪声功率。

虽然具有小于 4 根天线的接收端不能解出所有 Hadamard 系数，对 M-STBC 码字解一个欠定问题可以达到较好的性能。这是因为这样可以充分利用每个交流系数的方差信息而不是将它们整体认为是噪声。接下来会验证这个结论。

解出 Hadamard 系数后，通过 Hadamard 反变换可以得到 3D-DCT 系数，再通过 3D-DCT 反变换得到四个 MSD 子序列 S_{11} 、 S'_{12} 、 S'_{21} 和 S'_{22} 。然后，反向预测恢复 S_{12} 、 S_{21} 和 S_{22} 。最后，把 4 个下采样的子序列放回对应的像素点就可以恢复原始序列。

5.4 验证与分析

本节验证 AirScale 发送端和接收端的设计选项，量化了元数据的开销并且分析了计算复杂度。

5.4.1 生成 MSD 序列

生成 MSD 子序列的两个关键步骤是下采样和像素移位预测。正如前面提到的，视频序列的下采样既可以在空域做也可在时域做，或者是两者的结合。为了找到最好的下采样方法并评估预测的性能，本研究对 10 个测试序列（在 5.6.1 中列出）的第 1 个 GOP 生成 MSD 子序列尝试了不同的设计选项。MSD 子序列之间的相似性作为衡量指标，即其他 3 个子序列以 S_{11} 为参考计算 $PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE}$ ，其中 MSE 是均方误差。

图 5.6 中，PSNR 的计算是对每个视频序列使用每个选项得到的。可以发现：1) 空域下采样的相似性要比时域下采样高。2) 对于任何方向上的下采样，预测可以显著提高子序列间的相似性。总体上，本研究所选的设计实现了最高的相似性。

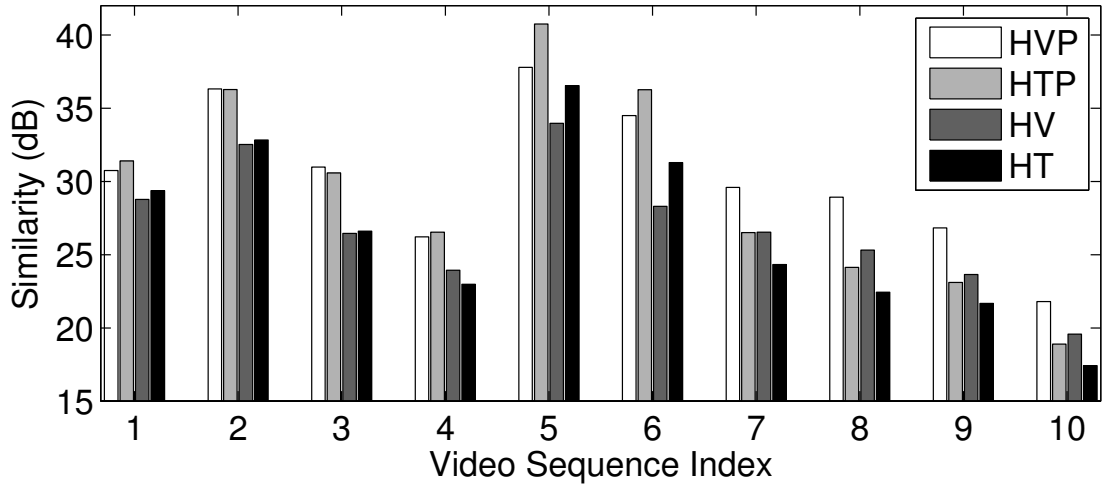


图 5.6: 四个设计选项生成的 MSD 子序列的平均 PSNR。图例中的 H、V 和 T 分别代表横向、纵向和时域下采样。P 表示是否进行了预测。

5.4.2 能量的集中度

在伪模拟传输中，信号能量越集中，发送功率就越高效 (Xiong et al., 2013)。本实验验证了 AirScale 中两步变换的能量集中度。变换后的系数被分成了 $K \cdot F$ 个块，对所有块的方差，即系数的能量，进行排序。能量最高的 M 个块重建的视频的 PSNR 越高，说明能量越集中。

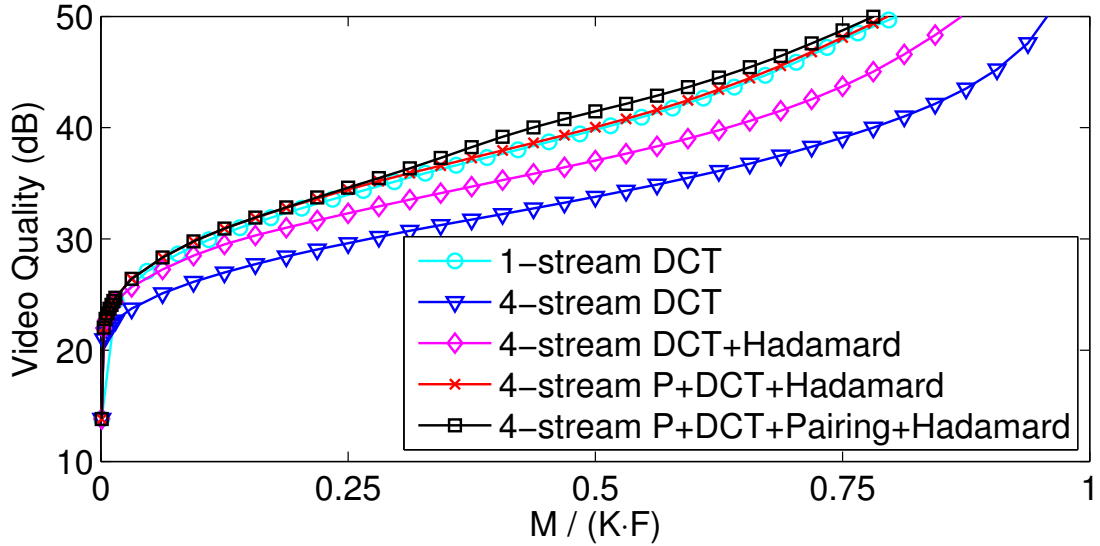


图 5.7: 使用不同的设计选项，视频序列 spincalender 的能量集中度。P 表示使用了预测。

图 5.7 给出了针对视频序列 spincalender，不同设计选项的能量集中度，并与一个数据流的 3D-DCT 的参考方法做了比较。曲线靠上意味着能量更集中。参考方法，即 SoftCast 所使用的方法，用一半的系数就可以得到 39.8dB 的 PSNR。然而，当视频序列被分成四个子序列后，一半系数的重建质量为 33.8dB，有 6dB 损失。通过对四个相似的 DCT 系数使用 Hadamard 变换，可以将损失降到 2.8dB。

如果将像素移位与 Hadamard 变换相结合，将不再有能量集中度的性能损失。进一步，如果加上方向配对，当 $M/KF = 50\%$ 时则可以带来 1.6dB 的增益。

我们得出结论，两步变换和像素移位相结合可以实现与单一数据流的 3D-DCT 同样的能量集中度。因此，AirScale 达到了 SoftCast 一样的能量分配效率。

5.4.3 重建算法

所有接收端均采用相同的重建算法，不管接受天线数量是多少。对于具有 1、2 或 3 根天线的接收端，它们将解一欠定问题。很明显，有另一种选择，就是只解与天线同样数量的系数，而将其他系数当做噪声处理，这样就可以解一个满秩的问题。在 10 个测试序列上比较了这两种算法。对于 3 根天线的接收端，这两种算法实现了几乎一样的重建质量。因此，在表 5.1 中只给出了 1 根和 2 根天线接收端的结果。可以看到，在不同的信道条件下，本研究所采用的算法要都比另一个算法好。原因在于，为了构造一个满秩的问题，不能解出的系数被认为是噪声，从而增加了噪声的能量。相比之下，所使用的算法更准确的利用了这些系数的统计信息。

表 5.1: 对于 1 根和 2 根天线的接收端，比较两种算法的重建质量 PSNR

E_s/N_0	1-antenna		2-antenna	
	Full-rank	Ours	Full-rank	Ours
5dB	30.43	30.85	31.39	31.94
15dB	32.29	33.11	35.21	37.35
25dB	32.57	33.47	40.42	41.38

5.4.4 元数据的开销

AirScale 编码时会产生一些元数据，需要用额外带宽资源来传输。

元数据的一部分是每个块的方差。使用这些方差信息，接收端通过同样的方法计算出缩放因子。当每帧分成 64 个块时，每个块会有 4 个关于 Hadamard 系数的 λ ，对于 720p 视频，开销只有 0.28%。考虑到元数据需要使用分集模式传输，对于 4 根发送天线，传输时间的开销约为 1.1%。

另一部分元数据是方向配对模式。为了减少开销，每 8×8 的像素块使用相同的模式。然后使用熵编码压缩模式信息。平均开销只有 0.004 bpp (bit per pixel)。如果使用 QPSK 调制和码率为 1/2 的信道编码在分集模式传输，传输时间的开销为 3.2%。

5.4.5 复杂度分析

MSD 编码的计算复杂度主要来自三个操作，分别为像素移位预测、方向配对模式选择和变换。1) 半像素预测通过 FFT 实现，每帧总的复杂度为

$O(WH \log_2 WH)$ ，其中 W 和 H 为视频的长和宽。对于 720p 视频，这个计算量等价于一个 10 阶有限冲激响应滤波器的插值操作。在高级视频编解码器中已被证实可以保证实时性。2) 方向配对模式选择是一个 $O(HW)$ 操作。3) 两步变换的复杂度与 SoftCast 的整帧 DCT 变换一样。

接收端复杂度也来自三个操作。1) 接收端需要在每个相干时间内计算矩阵的逆。计算的次数由标准的 MIMO 检测算法一样。2) 反变换的计算量与编码一样。3) 方向半像素预测的计算量与正向一样。

5.5 系统实现

AirScale 的核心包括两部分，应用层的视频编解码器和物理层的伪模拟调制。

视频编解码器使用 MATLAB Compiler Runtime (MCR) 实现，并提供了一个物理层的接口。物理层模块基于 Sora MIMO Kit 实现的。物理层使用了 Sora SDK 2.0 软件实现了 OFDM、数据扰乱、卷积码编码、交织、数字调制、用于信道估计的前导序列、频偏纠正、时间互相关同步检测和导频的相位纠正。Sora MIMO Kit 具有 16 比特精度用来传输伪模拟数据。另外，使用循环移位时延避免了不期望的波束成形。

本实验通过与 3 个系统比较来评估系统性能，它们分别为 SoftCast Jakubczak and Katabi (2011)、SVC 与分级调制 Ramchandran et al. (2006) 的结合 (SVC-HM) 以及 SVC 与时分复用的结合 (SVC-TD)。SoftCast 也是使用 MCR 实现了编解码器且与 AirScale 共用同一物理层。SVC-HM 和 SVC-TD 的视频流通过 H.264 参考软件 JSVM 生成，其质量层设置为 MGS。这两个数字方法的物理层是基于 SDK 中的标准 802.11 物理层实现的。

MIMO 信道增益使用 PLCP 前的训练序列估计。信道噪声是基于 4 个导频序列的估计。这 4 个导频覆盖了 48 个数据子载波。为了检测丢包，在 PLCP 头和数据之间加了一个 OFDM 符号，携带了每个包的 ID。

为了公平的在同样的信道条件下比较 4 个方法，记录每个射频的原始采样数据，用于对每个方法的测试。

5.6 实验

5.6.1 无线环境和参数设置

测试点：本实验使用了 9 个 Sora MIMO Kit 测试点，其中 1 个是发送端，其余 8 个为接收端，位置如图 5.8 所示。每个点包含一个 MIMO RCB，4 路 RAB 以及 4 个工作在 2.4GHz 的射频。MIMO RCB 通过一根 PCIe 扩展线与电脑相连。

测试视频序列：本实验使用了一个多样化的 1280×720 (720p) 标准测试视频序列，1 到 10 索引分别为：*IntoTree*、*Jets*、*City*、*SpinCalendar*、*ShuttleStart*、*Sheriff*、

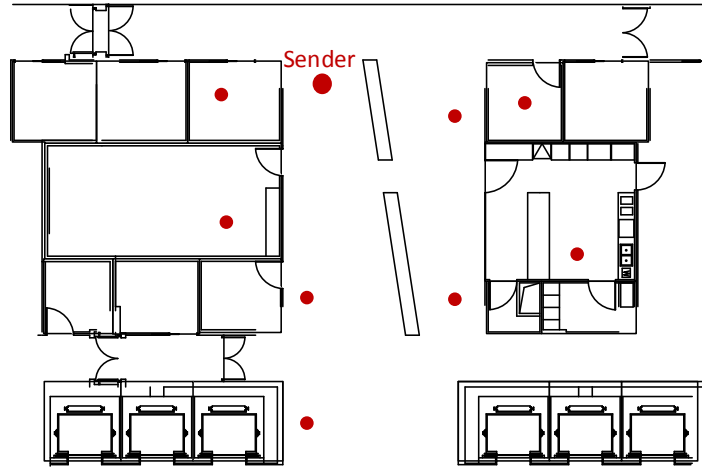


图 5.8: 测试点的平面布局

Stockholm、*Shields*、*Mobcal*、和 *Parkrun*。帧率为 30fps，采样格式为 YUV420。对于所有方法，GOP 的大小为 16。视频质量用客观衡量指标 PSNR。

无线设置：在每个测试节点，所有的 4 个射频使用相同的时钟同步且工作在 2.437GHz。通过调节 8 个接收端 LNA 和功率增益组合，从而获得不同的信噪比。自动增益控制的使用避免了功率饱和。

每个 PLCP 包含 152 个 OFDM 数据符号，即包括前导序列和头共 $632 \mu s$ 。每个 OFDM 符号有 48 子载波，每个 PLCP 携带了 7296 复数符号。因此，在有 2 根发送天线的系统中，传输 1 帧 720p 视频需要 32 个 PLCP 帧 ($20.2ms$ ，即 49fps)。在 4 根发送天线系统中，需要 16 个 PLCP 帧 ($10.1ms$ ，即 98fps)。为了抵抗频率选择衰落，将每帧系数交织。

所有 4 个方法的元数据均使用码率为 1/2 的信道编码和 BPSK 调制方式以及完全分集模式的 STBC 传输。

AirScale 参数设置：所有编码操作都是基于每个 GOP 的。系数被分成了每帧 8×8 个块。对每块计算出方差和缩放因子。部分 Hadamard 系数会通过以下过程被置零。第一，计算出由最大的 1/4 (2 根发送天线为 1/2) Hadamard 系数重建的视频的 PSNR。如果不引入其他流之间的干扰，这个视频质量 Q_0 dB 为 1 根天线接收端视频质量的上限。然后，决定为多根天线接收端增加 ΔQ dB，并且保留 n 个最大系数使得 PSNR 为 $Q_0 + \Delta Q$ 。注意到，如果所有 4 个 Hadamard 系数都被扔掉，则可以将省下的时间用于其他重要系数的传输，从而增加分集增益。

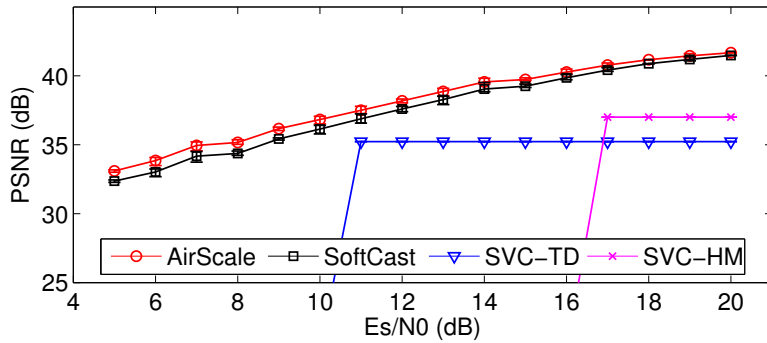
SoftCast 参数设置：虽然它可以解决信噪比的各态互异性，SoftCast 需要工作在完全分集模式来应付天线各态互异性。本研究测试过复用模式，在 $\{1, 2\} \times 2$ 系统中，1 根天线接收端只能达到 26dB 的 PSNR 而且视觉效果很差。因此，实验没有考虑这种方法。SoftCast 使用了与原文中几乎完全一样的设置，除了发送

端扔掉了一部分系数来满足带宽需求。在 2 根发送天线系统中使用了 Alamouti 码，扔掉了一半系数。在 4 根发送天线系统中使用了准正交 STBC 码，四分之一系数被扔掉。

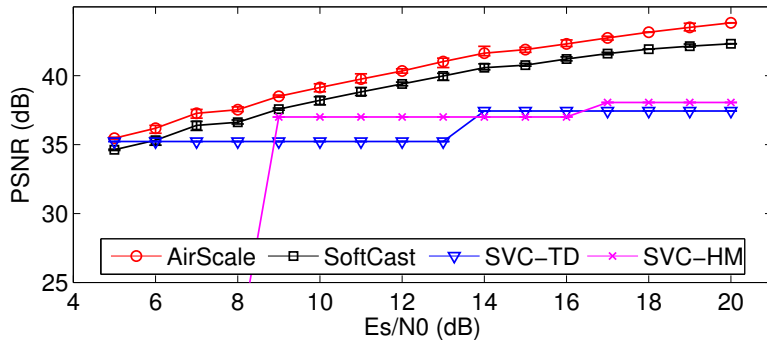
SVC-HM 和 SVC-TD 参数设置：SVC-HM 在数字视频广播标准中被用来解决信噪比各态互异性问题。它需要工作在分集模式并使用 Alamouti 码或准正交 STBC 码。视频被编码成 3 层，分别对应于 HM 的三层 (QPSK,1/2) + (QPSK,1/2) + (QPSK,1/2)。RS 码 (188, 204) 被用来处理前向纠错。

SVC-TD 通过时分复用解决天线各态互异性。具体而言，视频被编码成 2 或 4 层，可用的传输时间分成 2 或 4 个等区间。不同区间传输不同层视频流，基本层使用分集模式，其他增强层均使用复用模式。在 4 根发送天线系统中，第 1、2 和 3 个增强层分别使用 2、3 和 4 根天线传输。每层均使用 (QPSK,1/2) 和 RS 码 (188, 204)。

5.6.2 系统比较



(a) 1 根天线接收端的性能



(b) 2 根天线接收端的性能

图 5.9: $\{1, 2\} \times 2$ MIMO 视频多播系统中，接收端的视频质量

为了有助于理解的比较 4 个方法，本实验将信噪比范围分成 1dB 间隔的区间，每个区间选择 4 个信道记录做实验。每个信道记录用于传输每个测试序列，最后对 10 个测试序列在对应区间内的 PSNR 求平均。

图5.9显示了 $\{1, 2\} \times 2$ MIMO 系统的结果。两个数字方法具有很明显的悬崖效应和阶梯型的速率。SVC-HM 用于接收基本层所需的最低信噪比比 SVC-TD

要高。这是由每个无线信号中的层间干扰所致。当信噪比足够高时, SVC-HM 性能较好, 但是这两方法的 PSNR 都会饱和在 40dB。虽然信道编码、调制和时分策略并没有最优化, 伪模拟传输的优势已很明显。

可以发现 AirScale 和 SoftCast 都实现了视频质量随信噪比减小而降级的性能, 但 AirScale 对所有类型的接收端达到了更好的性能。对于 1 根和 2 根天线接收端, PSNR 的增益分别可达 0.8 dB 和 1.5 dB。这个增益来自于方向配对操作, 它增加了 M-STBC 码字的相似度。如果不采用方向配对, 1 根天线接收端会与 SoftCast 性能非常接近。图中所示的 AirScale 的结果, ΔQ 设置为 1dB。本研究还尝试了当 ΔQ 等于 2dB 或 3dB 的情况。当 ΔQ 较大时, 2 根天线接收端的 PSNR 的增益会变大, 而 1 根天线接收端则会变小。

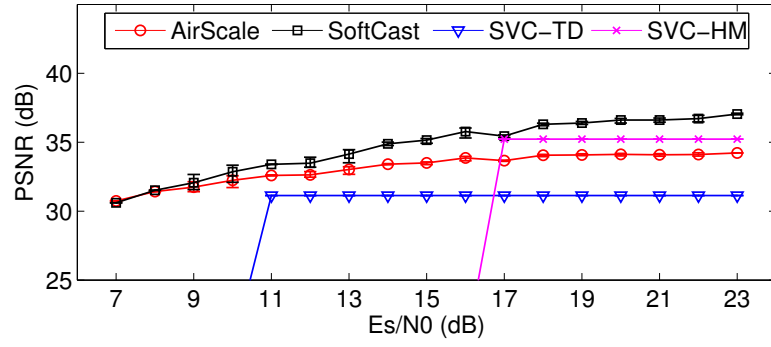
图5.10显示了 $\{1, 2, 3, 4\} \times 4$ MIMO 系统的结果。为模拟传输的优势依然明显。与 2 根发送天线系统不同, AirScale 和 SoftCast 的性能对于不同类型接收端变得多样化。2 根、3 根和 4 根天线接收端, AirScale 的性能比 SoftCast 显著的好。但损失了 1 根天线接收端的性能。当信噪比为 23dB 时, 对于 2 根、3 根和 4 根天线接收端, AirScale 相比于 SoftCast 的 PSNR 增益分别为 3.5 dB, 3.9 dB and 4.1 dB。对于 1 根天线接收端, 有 2.8 dB 损失。要指出的是, AirScale 依然保证了较好的视频质量, 即信噪比在 7dB 到 23dB 间波动时, PSNR 从 30dB 到 35dB。进一步, 实验发现主观视觉质量相比于 SoftCast 没有差很多。这与本研究的初步分析相吻合, 即 1 根天线接收端得到的是对视频有意义的描述, 只不过与原始值有差别。

此图表述的结果中, ΔQ 设置为 4dB。比 2 根发送天线系统大, 是因为只有 1/4 系数的基本质量要低很多。本研究也尝试了其他的参数。较大的 ΔQ 会使得 1 根天线接收端饱和在较低的 PSNR, 但也会给多根天线接收端带来很大的提高。整体而言, 1 根天线接收端很小的降级可以给多根天线接收端带来显著的提高。

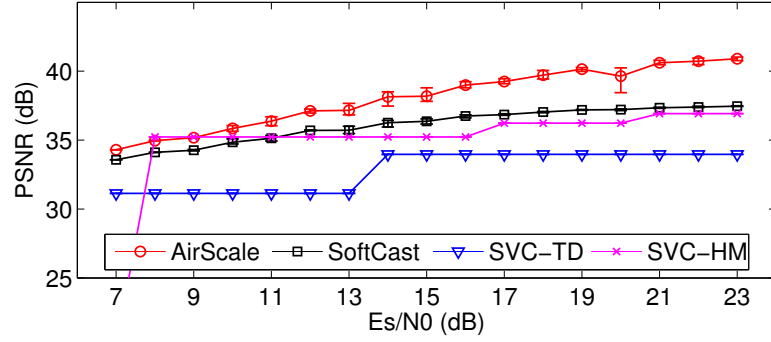
5.6.3 射频同步失败的鲁棒性

虽然使用了 CSD 来避免无意的波束成形, 它导致了伪多径传输, 可能导致基于互相关的同步性能下降。由于不同的射频接收器件经历了不同的路径, 检测失败有可能在某些射频上发生。为测试系统对于射频同步失败的鲁棒性, 在工作时间进行了实验, 此时无线环境是噪声较大且有人在周围走动。

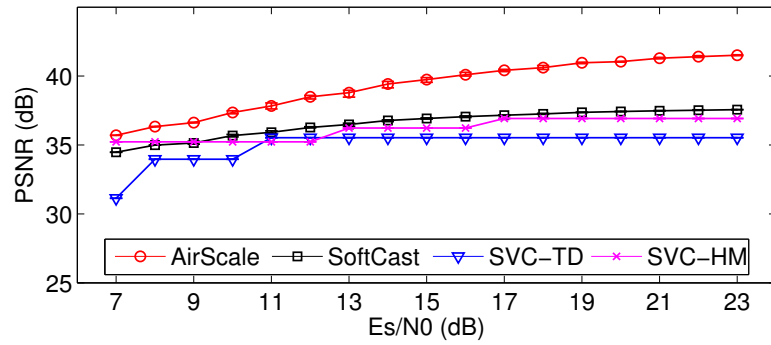
图5.11的中间和下面两个子图分别给出了实时成功同步的射频数量和信噪比。从最上面的子图可以看到, AirScale 对射频同步失败具有很好的鲁棒性, 而且保持了相对于 SoftCast 3dB 的增益。而数字方法 SVC-HM 只能恢复很差的视频。本实验有意的表述这个信道记录的结果, 当射频同步失败较频繁时, AirScale 具有明显的性能损失。在其他大多数记录中, AirScale 的视频质量不会有太大波动。



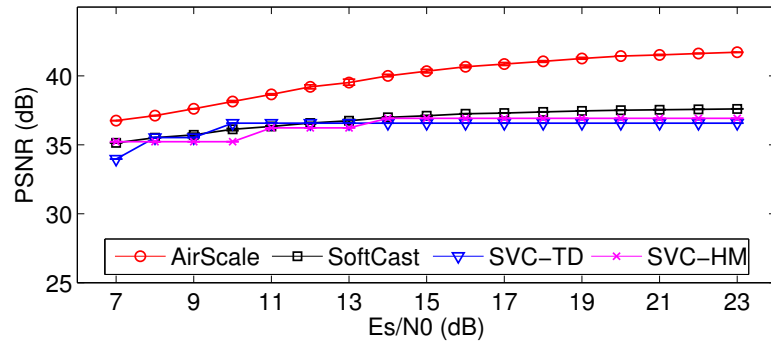
(a) 1 根天线接收端的性能



(b) 2 根天线接收端的性能



(c) 3 根天线接收端的性能



(d) 4 根天线接收端的性能

 图 5.10: $\{1, 2, 3, 4\} \times 4$ MIMO 视频多播系统中, 接收端的视频质量

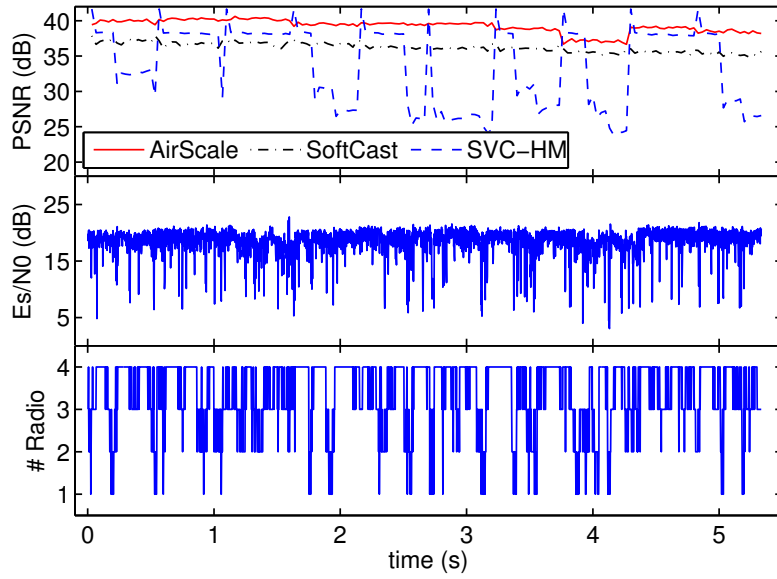


图 5.11: 视频序列“intotree”在经常出现射频不正常工作时比较 AirScale 和 Soft-Cast 的性能

5.7 本章小结

本章描述了一个伪模拟视频多播系统 AirScale。视频质量与信噪比和天线数量成比例关系。所提出的 MSD 编码和 M-STBC 充分利用了伪模拟传输的特性，从而解决了 MIMO 多播系统中多种类型接收端的各态互异性。AirScale 可以很容易扩展到其他数量的发送天线系统。当发送天线数量为 8 时，可以生成更多的 MSD 数据流。可以通过同时使用空域和时域下采样来生成 MSD 子序列。

5.8 附录：像素移位预测

像素移位预测，实质上是图像插值操作。与数字视频编码中的图像插值不同，本章要求所使用的插值操作应是可逆的。有限阶滤波器的插值虽然可逆，但由于反向操作时所使用逆矩阵的条件数较大，很小的噪声会导致很大的失真。从变换域看，这是由于有限阶滤波器是低通滤波器，对高频系数的增益非常小。当进行逆操作时要除一个非常小的数，从而导致高频系数上的噪声放大。本节介绍如何基于变换域相移实现像素移位操作。这相当于无限阶低通滤波器，因此不会因为逆操作放大噪声导致任何失真。本节使用的定义如表 5.2 所示。

基于变换域补零的半采样点移位滤波器的傅里叶变换为

$$F(k) = \begin{cases} e^{j\frac{\pi k}{2N-1}} & k = 0, 1, \dots, N-1 \\ -e^{j\frac{\pi k}{2N-1}} & k = N, \dots, 2N-2 \end{cases}$$

此滤波器直接应用于镜像扩展的信号 $\tilde{x}(n)$ 得到移位后的信号 $w(n)$ 。由镜像扩展的对称性可知， $w(n)$ 的前 N 个元素即为所要的信号 $x'(n)$ 。逆操作首先对 $x'(n)$

做相应的扩展，然后在变换域乘上 $F^*(k)$ ，可以得到 $\tilde{x}(n)$ ， $\tilde{x}(n)$ 的前 N 项即为原始信号 $x(n)$ 。由于滤波器的每一项具有单位能量，即 $\|F(k)\|^2 = 1$ ，因此逆操作不会放大噪声而导致失真。

半采样点移位滤波器 $F(k)$ 可以通过以下步骤的变换域表示推导得出：

$$x(n) \rightarrow \tilde{x}(n) \rightarrow y(n) \rightarrow z(n) \rightarrow w(n) \rightarrow x'(n)$$

考虑到离散傅里叶变换的周期性质，使用镜像扩展处理对边界的插值。

$$\tilde{x}(n) = \begin{cases} x(n) & n \in [0, N-1] \\ x(2N-1-n) & n \in [N, 2N-2] \end{cases}$$

表 5.2: 定义

$x(n)(n = 0, 1, \dots, N-1)$	长度为 N 的离散信号。
$\tilde{x}(n)(n = 0, 1, \dots, 2N-2)$	$x(n)$ 的镜像扩展。
$y(n)(n = 0, 1, \dots, 4N-3)$	对 $\tilde{x}(n)$ 上采样，即 $y(2m) = \tilde{x}(m)$ 。
$z(n)(n = 0, 1, \dots, 4N-3)$	$y(n)$ 移位一个采样点，即 $z(n) = y(n+1)$ 。
$w(n)(n = 0, 1, \dots, 2N-2)$	对 $z(n)$ 下采样， $w(m) = z(2m)$ 。
$x'(n)(n = 0, 1, \dots, N-1)$	对 $x(n)$ 的半采样点移位， $x'(n) = w(n)$ 。

对信号上采样通过变换域补零扩充完成。

离散傅里叶变换定义为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j \frac{2\pi kn}{N}}$$

离散傅里叶反变换定义为

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(k) e^{j \frac{2\pi kn}{N}}$$

假设 $\tilde{X}(k)$ 为 $\tilde{x}(n)$ 的傅里叶变换。由于 $\tilde{x}(n)$ 是实数信号，所以 $\tilde{X}(k)$ 共轭对称，即 $\tilde{X}(k) = \tilde{X}^*(2N-k)$ 。通过变换域补零上采样， $y(n)$ 的傅里叶变换为

$$Y(k) = \begin{cases} 2\tilde{X}(k) & k = 0, 1, \dots, N-1 \\ 0 & k = N, \dots, 3N-2 \\ 2\tilde{X}(k-2N+1) & k = 3N-1, \dots, 4N-3 \end{cases}$$

$$Z(k) = e^{j \frac{2\pi k}{4N-2}} Y(k) = \begin{cases} 2e^{j \frac{2\pi k}{4N-2}} \tilde{X}(k) & k = 0, 1, \dots, N-1 \\ 0 & k = N, \dots, 3N-2 \\ 2e^{j \frac{2\pi k}{4N-2}} \tilde{X}(k-2N+1) & k = 3N-1, \dots, 4N-3 \end{cases}$$

$$W(k) = \frac{1}{2} (Z(k) + Z(k + 2N - 1)) = \begin{cases} e^{j\frac{2\pi k}{4N-2}} \tilde{X}(k) & k = 0, 1, \dots, N-1 \\ e^{j\frac{2\pi(k+2N-1)}{4N-2}} \tilde{X}(k) & k = N, \dots, 2N-2 \end{cases}$$

$W(k) = F(k) \cdot \tilde{X}(k)$, 因此

$$F(k) = \begin{cases} e^{j\frac{\pi k}{2N-1}} & k = 0, 1, \dots, N-1 \\ -e^{j\frac{\pi k}{2N-1}} & k = N, \dots, 2N-2 \end{cases}$$

第6章 无线资源的优化分配

6.1 引言

前两章介绍了单天线和多天线系统中视频的无缝自适应传输技术。这些技术中的能量分配都是建立在 AWGN 信道模型的基础上, 主要应用于慢衰落信道, 而没有考虑只有统计信息的快速衰落信道的问题。本章基于最原始的线性视频通信系统模型, 分析如何在快速衰落信道下进行能量和带宽分配, 以保证视频系统的鲁棒性。

6.1.1 问题分析与解决方案

由前两章的介绍可知, 线性视频通信 (Jakubczak and Katabi, 2011; Liu et al., 2012; Fan et al., 2013; Cui et al., 2013) 已成为一个研究热点。基本思路是跳过非线性处理, 例如量化和熵编码, 通过幅度调制线性的传输变换后的视频信号。在 AWGN 信道上线性编码的最优能量分配已由 Lee and Petersen (1976) 提出, 而且被应用于线性视频通信系统的先驱 Softcast (Jakubczak and Katabi, 2011)。已被证实, SoftCast 可以实现与传统数字方法相似的端到端性能, 并且具有对动态信道的鲁棒性和较低的计算复杂度 (Jakubczak and Katabi, 2011)。对于多播应用, 线性系统具有潜在的性能增益, 因此它保证每个接收端获得的视频质量与各自的信道条件相匹配。

尽管具有这些优点, 在快速衰落信道下的鲁棒性还没有研究。如果优先级高的数据, 例如 DC 系数, 经历了深度衰落, 整体的失真将剧增。如果只有信道的统计信息而不是准确的 CSI, 简单的给优先级高的数据分配更多能量是不能解决这个问题。由数字通信可知, 在衰落信道中, 分集可以提高鲁棒性和降低无码率 (Tse and Viswanath, 2005)。这告诉我们, 可以牺牲一些低优先级数据的传输机会, 然后分配给高优先级数据从而保证它们的质量。在已有的工作中, 最优的能量分配是基于 AWGN 信道模型得到的, 如何在衰落信道中进行最优的带宽和能量分配依然是一个开放的问题。

尽管在传统数字视频通信中已有大量对相似问题的研究, 解决方案都无法直接用于线性视频传输。这是因为, 传统数字方法建立在香农信源信道分离原理的基础上。根据信息量或重要性, 信源编码中的熵编码给不同系数分配不同数量的比特。每个编码比特携带了等量的信息。在信道编码和调制时, 这些比特被认为是等重要的。这样, 能量和带宽分配都是通过比特分配来实现的。在线性视频通信中, 每个系数直接通过幅度调制传输, 消耗的能量正比于它的方差。由于没有比特表示, 能量和带宽分配问题相互分离, 使得联合优化问题变得更为复杂。

本章研究 Rayleigh 衰落信道模型下的最优资源分配问题。视频源在通过变换去相关后被建模为多变量高斯随机向量。虽然带宽和能量的联合优化是一个混合整数非线性规划问题，是 NP-hard 问题，但可以通过将问题分解为两个子问题降低复杂度。一个子问题是在给定带宽分配的条件下的最优能量分配问题，它被证明为凸优化问题，所以可以通过梯度下降法解决。另一问题是带宽分配问题，分析显示：1) 在总能量约束下，分集可以给线性传输带来增益。2) 一个具有较大方差的高斯变量从分集获得的增益要比较小方差的变量多。基于理论分析，本章首先给出了一个迭代算法，通过贪婪和递进的方式对信道使用进行分配，且通过最优能量分配算法来评估每种带宽分配方案。然后提出一个一次性运算的两步快速算法，可以显著降低迭代算法的复杂度。实验显示，与迭代算法的 PSNR 差距在 0.4%。

6.1.2 相关工作

线性视频通信：线性视频通信的先驱是 SoftCast(Jakubczak and Katabi, 2011)。前两章已介绍了它的原理和实现。紧随其后的工作是 ParCast(Liu et al., 2012)、Dcast(Fan et al., 2013) 以及 Cactus(Cui et al., 2013)。这些系统与 SoftCast 具有相同的核心模块，区别在于如何去相关和利用相关性。其中，Parcast 是最相关的工作。它考虑的是在 MIMO-OFDM 信道上的线性视频传输。基本思路是将 MIMO-OFDM 信道分成正交的子信道，然后将信源重要性与信道增益相匹配。虽然 Parcast 考虑了衰落信道，但它假设信道条件在发送端是已知的。

模拟联合信源信道编码：线性视频通信是一种联合信源信道编码 JSCC。因此本章回顾一些模拟 JSCC 相关的工作。详见4.1.2.1。

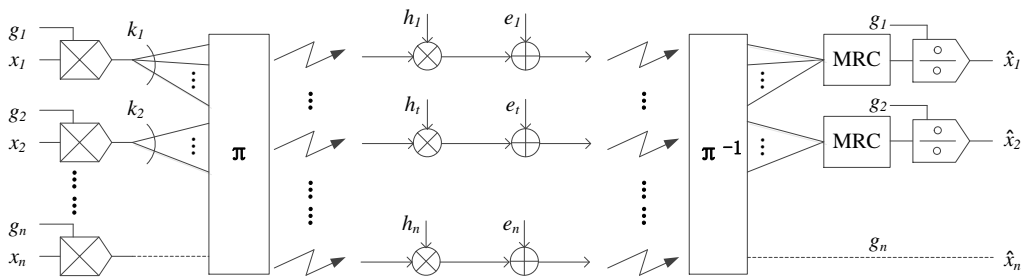


图 6.1: 线性传输框架

6.2 系统模型

线性视频传输系统框架如图6.1所示。

信源：一个视频序列被分成多个 GOP。GOP 的大小可以为 8、16、30 或 32。通常，为降低时延，独立的对每个 GOP 做资源分配，例如能量和带宽。在线性

视频传输中，对每个 GOP 使用 3D-DCT 去相关，然后将 DCT 系数分成 N 个等尺寸的块。令 λ_n 为第 n ($1 \leq n \leq N$) 个块的方差。将第 n 块的系数建模为服从高斯分布 $\mathcal{D}_n = \mathcal{N}(0, \lambda_n)$ 的随机变量。由于所有块都具有相同的大小，可以将信源模型简化为一个随机向量 $(c_1 \dots c_N)^T$, $c_n \sim \mathcal{D}_n$ 。

资源分配的目标是找到能量缩放因子 g_n 和对随机变量 c_n 的传输次数 k_n 。一旦决定了这两个值， c_n 的每个样本将乘上 g_n 并传输 k_n 次。令 s_{n_i} 和 s_{n_j} 分别为同一块里的两个缩放后的系数，即服从同一分布 \mathcal{D}_n ，它们构成一个复数调制信号：

$$x_m = (s_{n_i} + i \cdot s_{n_j}) / \sqrt{2}$$

然后，对一个 GOP 内的所有复数信号交织，从而保证它们经历独立的衰落信道。

信道：考虑一个快速 Rayleigh 衰落信道以及 AWGN 噪声模型，每个传输的信号 x_m 的接收版本 y_m 为：

$$y_m = h_m \cdot x_m + e_m,$$

其中 $h_m \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_h^2)$ 是信道衰落参数， $e_m \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 是加性噪声。假设发送端只具有信道的统计信息，即 σ_h 和 σ 。不失一般性，将 σ_h^2 归一化。 h_m 的具体样本可以在接收端通过导频符号估计，但是 e_m 在两端都是未知的。

目标：令 $\mathbf{k} = (k_1, k_2, \dots, k_N)^T$ 为一个带宽分配结果，其中 k_n 是对 c_n 的传输次数。 k_n 次传输的衰落参数可表示为一个向量 $\mathbf{H}_n = (h'_1, h'_2, \dots, h'_{k_n})^T$ 。用 x_n 表示由 c_n 的两个样本组成的信号。接收端可以获得 k_n 个 x_n 的有噪版本，用一个向量表示为：

$$\mathbf{Y}_n = \mathbf{H}_n x_n + \mathbf{E}_n$$

其中 $\mathbf{E}_n = (e'_1, e'_2, \dots, e'_{k_n})^T$ 是对应信道上的加性噪声。接收端使用标准最大比率合并获得对传输信号的估计：

$$\hat{x}_n = \frac{\mathbf{H}_n^*}{\|\mathbf{H}_n\|^2} \mathbf{Y}_n = x_n + \hat{e}_n$$

其中， $\hat{e}_n \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 / \|\mathbf{H}_n\|^2)$ 。

通过最小均方误差 MMSE 检测，可以恢复 \hat{x}_n 的实部和虚部相对应的 DCT 系数。

$$\hat{s}_{n_i} + i\hat{s}_{n_j} = \frac{g_n \lambda_n}{g_n^2 \lambda_n + \sigma^2 / \|\mathbf{H}_n\|^2} \cdot \hat{x}_n$$

6.2.1 问题描述

失真定义为欧式范数 $\varepsilon_n = \|\hat{s}_n - s_n\|^2$ 。在已知衰落增益和噪声功率的条件下，失真的期望为

$$\mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{H}_n, \sigma^2] = \frac{\lambda_n \sigma^2}{\|\mathbf{H}_n\|^2 g_n^2 \lambda_n + \sigma^2} = \frac{\lambda_n}{\|\mathbf{H}_n\|^2 \rho_n + 1} \quad (6.1)$$

其中 $\rho_n = g_n^2 \lambda_n / \sigma^2$ 是第 n 块的信噪比。

给定总带宽 M 和总能量 P ，要找到带宽分配 \mathbf{k} 和能量分配 $\boldsymbol{\rho}$ 使得总的平均失真最小，数学描述为

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{n=1}^N \mathbb{E}[\varepsilon_n | \sigma^2] \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{n=1}^N k_n = M \\ & k_n \geq 0, k_n \in \mathbb{Z} \\ & \sum_{n=1}^N k_n \rho_n = \frac{P}{\sigma^2} \\ & \rho_n \geq 0, \rho_n \in \mathbb{R} \end{aligned} \quad (6.2)$$

注意到， $\varepsilon_n = f(\lambda_n, \rho_n, \mathbf{H}_n)$ 是一个多变量函数，且 \mathbf{H}_n 依赖于信道使用次数 k_n 。 $\mathbb{E}[\varepsilon_n | \sigma^2]$ 是对 \mathbf{H}_n 计算公式 (6.1) 的期望。

6.3 分析

公式 (6.2) 定义的优化问题是一个混合整数非线性规划 (MINLP) 问题，已被证明是 NP-hard 问题 (Floudas, 1995)。为降低复杂度，本研究将此优化问题分成两个子问题，分别为能量分配和带宽分配，并给出了具体分析。

问题 (6.2) 的目标可以写为：

$$\min_{\mathbf{k}} \left\{ \min_{\boldsymbol{\rho}} \sum_{n=1}^N \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2] \mid \sum_{n=1}^N k_n = M \right\} \quad (6.3)$$

通过这个表达式，可以清晰的看到，一个子问题是在给定带宽分配下找到最优的能量分配，另一个子问题是在解决第一个问题的条件下找到最优的带宽分配。

6.3.1 能量分配问题

在给定的带宽分配 \mathbf{k} 条件下，能量分配问题为：

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{n=1}^N \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2] \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{n=1}^N k_n \rho_n = \frac{P}{\sigma^2} \\ & \rho_n \geq 0, \rho_n \in \mathbb{R} \end{aligned} \quad (6.4)$$

其中，期望是对信道衰落增益的平均。

定理 6.3.1. (6.4) 定义的能量分配问题是一个有约束的凸优化问题。

证明 6.3.1. $\mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]$ 是一个分段函数：

$$\mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2] = \begin{cases} \int \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{H}_n, \sigma^2] d(\mathbb{P}(\mathbf{H}_n)) & k_n \geq 1 \\ \lambda_n & k_n = 0 \end{cases} \quad (6.5)$$

当 $k_n = 0$ 时，第 n 块的系数没有被传输，失真的期望就是这个块的方差。接下来集中考虑 $k_n \geq 1$ 时的情况。

由 *Leibniz* 积分原理, 可以推导出 $k_n \geq 1$ 时 $\mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]$ 的 1 阶和 2 阶偏微分。根据 (6.1), 同时令 $t = \|\mathbf{H}_n\|^2$,

$$\frac{\partial \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]}{\partial \rho_n} = -\lambda_n \int \frac{t}{(\rho_n t + 1)^2} d(\mathbb{P}(t)) \quad (6.6)$$

$$\frac{\partial^2 \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]}{\partial \rho_n^2} = \lambda_n \int \frac{2t^2}{(\rho_n t + 1)^3} d(\mathbb{P}(t)) \quad (6.7)$$

由定义知, $t \geq 0$ 。当 $\rho_n \geq 0$ 时, $\frac{2t^2}{(\rho_n t + 1)^3} \geq 0$ 。除非是不可能的情况 $\mathbb{P}(t = 0) = 1$, 否则 $\frac{\partial^2 \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]}{\partial \rho_n^2} > 0$, 即 $\mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]$ 是一个关于 ρ_n 的严格的凸函数。因此, (6.4) 是一个凸优化问题。

符号简化: 在独立的 Rayleigh 衰落信道下, $t = \|\mathbf{H}_n\|^2$ 是 k_n 个独立同分布 Chi-square 的随机变量的和。因而服从 Gamma 分布 $t \sim \Gamma(k_n, 1)$ 。 t 的概率密度函数为:

$$d(\mathbb{P}(t)) = \frac{1}{\Gamma(k_n)} t^{k_n-1} e^{-t} dt \quad (6.8)$$

定义

$$\Phi(k, x) = \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{x}{t+x} t^{k-1} e^{-t} dt \quad (6.9)$$

$$\Omega(k, x) = \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(k+1)} \left(\frac{x}{t+x} \right)^2 t^k e^{-t} dt \quad (6.10)$$

由不完整 Gamma 函数的定义, 很容易推导 $0 \leq \Phi(k, x) \leq 1$ 且 $0 \leq \Omega(k, x) \leq 1$ 。

将公式 (6.9) 带入到 (6.5), 将 (6.10) 带入到 (6.6) 中, 可以简化 $\mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]$ 的表达式和它的 1 阶偏微分为:

$$\mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2] = \lambda_n \cdot \Phi\left(k_n, \frac{1}{\rho_n}\right) \quad (6.11)$$

$$\frac{\partial \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]}{\partial \rho_n} = -\lambda_n \cdot k_n \cdot \Omega\left(k_n, \frac{1}{\rho_n}\right) \quad (6.12)$$

接下来通过 KKT(Karush-Kuhn-Tucker) 分析推导出 (6.4) 最优能量分配的一个必要条件。

定理 6.3.2. 令 \mathbf{k} 为给定的带宽分配, $\boldsymbol{\rho}^+ = (\rho_1^+ \dots \rho_N^+)^T$ 为能量分配。 $\boldsymbol{\rho}^+$ 是最优能量分配的必要条件是, $\forall k_n \geq 1$, 要满足以下约束条件:

$$\lambda_n \cdot \Omega\left(k_n, \frac{1}{\rho_n^+}\right) = C. \quad (6.13)$$

其中 C 是常数。

证明 6.3.2. 与 (6.4) 相关联的 *Lagrangian* 函数为 $L: \mathbf{R}^N \times \mathbf{R} \times \mathbf{R}^N \rightarrow \mathbf{R}$ 是

$$L(\boldsymbol{\rho}, \gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_N) = \sum_{n=1}^N \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2] + \gamma_0 \left(\sum_{n=1}^N k_n \rho_n - \frac{P}{\sigma^2} \right) - \sum_{n=1}^N \gamma_n \rho_n \quad (6.14)$$

则 *KKT* 条件为

$$\begin{cases} \frac{\partial \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]}{\partial \rho_n} + \gamma_0 k_n - \gamma_n = 0 \end{cases} \quad (6.15a)$$

$$\begin{cases} \sum_{n=1}^N k_n \rho_n - \frac{P}{\sigma^2} = 0 \end{cases} \quad (6.15b)$$

$$\begin{cases} \gamma_n \rho_n = 0 \end{cases} \quad (6.15c)$$

$$\begin{cases} \gamma_n \geq 0 \end{cases} \quad (6.15d)$$

$$\begin{cases} \rho_n \geq 0 \end{cases} \quad (6.15e)$$

将 (6.15a) 带入到 (6.15c) 中, 得到

$$\left(\frac{\partial \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]}{\partial \rho_n} + \gamma_0 k_n \right) \rho_n = 0 \quad (6.16)$$

For the data that will be transmitted, $\rho_n > 0$. Hence,

$$\frac{\partial \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]}{\partial \rho_n} + \gamma_0 k_n = 0 \quad (6.17)$$

将 (6.17) 带入到 (6.15b) 中, 可以推导得出

$$\frac{\partial \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2]}{\partial \rho_n} = k_n \sum_{i=1}^N \frac{\rho_i}{P/\sigma^2} \frac{\partial \mathbb{E}[\varepsilon_i | \mathbf{k}, \sigma^2]}{\partial \rho_i} \quad (6.18)$$

因此, 由 (6.18) 和 (6.12) 可知, 结论 (6.13) 成立。

以上分析可以看到, 至少有两种方法可以解决能量分配问题。一种是解方程组 (6.13), 另一种是梯度下降法。而后在是容易处理的实际方法。

6.3.2 带宽分配问题

前一小节已经找到能量分配的一个解决方案, 那么最优的带宽分配问题可以表达为:

$$\begin{aligned} \min \quad & \min_{\boldsymbol{\rho}} \sum_{n=1}^N \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \sigma^2] \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{n=1}^N k_n = M \\ & k_n \geq 0, k_n \in \mathbb{Z} \end{aligned} \quad (6.19)$$

为了找到最优的带宽分配 \mathbf{k}^+ , 通过最优能量分配算法和比较相应的最小失真, 要测试 $(k_1 \dots k_N)$ 的所有可能组合。很明显, 计算复杂度非常高。接下来, 将阐述两个定理帮助我们更好的理解带宽分配问题, 并给出可能的解决方案。

定理 6.3.3. 考虑对一个高斯随机变量在 *Rayleigh* 衰落信道上重复传输，保持总能量不变的前提下，每增加一次信道使用都可以降低失真。

证明 6.3.3. 由 (*Tse and Viswanath, 2005*) 可知，在总能量约束下，在 k 个信道使用上等能量分配可以最小化失真。令 ρ 为总能量，那么 ρ/k 是每次传输的能量。当有一次额外信道使用时，每次传输的能量为 $\rho/(k+1)$ 。根据 (6.11) 给出的失真与函数 Φ 的关系，以及令 $x = 1/\rho$ ，可以证明

$$\Phi(k, kx) > \Phi(k+1, (k+1)x)$$

定义

$$\begin{aligned} \Delta_1 &= \Phi(k, (k+1)x) - \Phi(k, x) \\ &= \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(k)} \left(\frac{(k+1)x}{t + (k+1)x} - \frac{kx}{t + kx} \right) t^{k-1} e^{-t} dt \\ &= \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(k+1)} \frac{kx}{(t + (k+1)x)(t + kx)} t^k e^{-t} dt \end{aligned}$$

和

$$\begin{aligned} \Delta_2 &= \Phi(k, (k+1)x) - \Phi(k+1, (k+1)x) \\ &= \frac{1}{(k+1)x} \Omega(k, (k+1)x) \\ &= \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(k+1)} \frac{(k+1)x}{(t + (k+1)x)^2} t^k e^{-t} dt \end{aligned}$$

由于 $\forall t > 0$ 且 $x > 0$ ，所以

$$\frac{(k+1)x}{t + (k+1)x} - \frac{kx}{t + kx} = \frac{xt}{(t + (k+1)x)(t + kx)} > 0$$

因此， $\Delta_2 > \Delta_1$ ，即 $\Phi(k, kx) > \Phi(k+1, (k+1)x)$ 。

定理 6.3.4. 一个对重复传输多个高斯变量的最优能量分配方案，在所有分配相同信道使用次数的 L 个变量中，具有最大方差的变量从额外一次信道使用中获益最大。

证明 6.3.4. 用 $\lambda_1 \dots \lambda_L$ 和 $k_1 \dots k_L$ 分别表示 L 个高斯随机变量的方差和分配的信道使用次数。不失一般性，假设 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_L$ 。

从对失真的分析得知， L 个随机变量的总失真为

$$\sum_{i=1}^L \lambda_i \Phi(k_i, \frac{1}{\rho_i}).$$

为了最小化以上失真， Φ 函数的值应降序排列，即

$$\Phi(k_1, \frac{1}{\rho_1}) \leq \Phi(k_2, \frac{1}{\rho_2}) \leq \dots \leq \Phi(k_L, \frac{1}{\rho_L})$$

因而，可以得出 $\rho_1 \geq \rho_2 \geq \dots \geq \rho_L$ 。

如果有一个额外的信道使用分配给了 λ_i 并保持 ρ_i 不变, 降低的失真 ΔD_i 将是

$$\Delta D_i = \lambda_i \left(\Phi(k_i, \frac{1}{\rho_i}) - \Phi(k_i + 1, \frac{k_i + 1}{k_i \rho_i}) \right)$$

应将额外的信道使用分配给具有最大 ΔD_i 的随机变量。

根据定理6.3.2, 对于最优资源分配, 以下等式成立:

$$\lambda_1 \Omega(k_1, \frac{1}{\rho_1}) = \lambda_2 \Omega(k_2, \frac{1}{\rho_2}) = \dots = \lambda_L \Omega(k_L, \frac{1}{\rho_L}) = C$$

将失真除以 C 并定义:

$$f(x) = \frac{\Phi(k, kx) - \Phi(k + 1, (k + 1)x)}{\Omega(k, kx)}$$

根据 $\Phi(\cdot)$ 和 $\Omega(\cdot)$ 的定义, 可以得到

$$\begin{aligned} & \Phi(k, kx) - \Phi(k + 1, (k + 1)x) \\ &= \int_0^\infty \frac{xt}{(t + (k + 1)x)^2(t + kx)} \frac{t^k e^{-t}}{\Gamma(k + 1)} dt \\ \Omega(k, kx) &= \int_0^\infty \left(\frac{kx}{(t + kx)} \right)^2 \frac{t^k e^{-t}}{\Gamma(k + 1)} dt \end{aligned}$$

定义

$$g(x) = \frac{xt}{(t + (k + 1)x)^2(t + kx)} / \left(\frac{kx}{(t + kx)} \right)^2$$

由于 $\forall t > 0, g'(x) < 0$, 所以 $g(x)$ 是关于 x 的单调减函数。积分是对 t 的操作, 因此 $f(x)$ 是一个关于 x 的单调减函数。

因此在所有 ΔD_i 中, ΔD_1 具有最大值, 这意味着一个额外的信道使用应分配给具有最大方差 λ_1 的随机变量。

6.4 优化解决方案

基于以上的分析, 本研究首先给出一个复杂度可控的迭代算法。在这基础上, 保证性能损失很小的条件下, 降低算法和计算复杂度。所提出的快速算法可以达到实时性要求。

6.4.1 迭代算法

首先通过迭代算法近似最优解。该算法的输入为随机变量的方差 $\lambda = (\lambda_1 \dots \lambda_N)^T$, 总的能量约束 P , 总的信道使用次数 M 以及噪声功率 σ^2 。假设 λ 降序排列。期望的输出为带宽分配 $\mathbf{k}^+ = (k_1 \dots k_N)$ 和能量分配 $\rho^+ = (\rho_1 \dots \rho_N)$ 。

在初始化是, 给所有随机变量分配相同数量的信道使用。如果 M 不能被 N 整除, 则给前 $M \bmod N$ 个具有较大方差的随机变量多分配一次信道使用。然后, 使用能量分配算法初始化 ρ^+ , 并计算最小的失真。

Data: λ, P, M, σ^2
Result: k^+, ρ^+

```

1 // 初始化  $k^+, \rho^+, D^{(0)}, t$ :
2 for  $n = 1 \dots N$  do
3     if  $n \leq M \bmod N$  then
4          $k_n^+ = \lceil \frac{M}{N} \rceil$ ;
5     else
6          $k_n^+ = \lfloor \frac{M}{N} \rfloor$ ;
7     end
8 end
9  $(\rho^+, D^{(0)}) \leftarrow \text{PowerAlloc}(\lambda, k^+, P, \sigma^2)$ ;
10  $t = 1$ ;
11 // 迭代过程:
12 repeat
13      $\mathcal{S}_t = \{1\} \cup \{n | k_n^+ < k_{n-1}^+, n \geq 2\}$ ;
14      $n_d \leftarrow$  最大的  $n$  使得  $k_n^+ \geq 1$ ;
15     foreach  $n_t$  in  $\mathcal{S}_t$  do
16          $k = k^+$ , 除了  $k_{n_d} = k_{n_d}^+ - 1, k_{n_t} = k_{n_t}^+ + 1$ ;
17          $(\rho, D) \leftarrow \text{PowerAlloc}(\lambda, k, P, \sigma^2)$ ;
18     end
19      $D^{(t)} = \min\{D\}$ ;
20     if  $D^{(t)} < D^{(t-1)}$  then
21          $\rho^+ \leftarrow \rho$  对应于最小的  $D$ ;
22          $k^+ \leftarrow k$  对应于最小的  $D$ ;
23          $t \leftarrow t + 1$ ;
24     end
25 until  $D^{(t)} \geq D^{(t-1)}$ ;
    
```

算法 6.1: 迭代算法

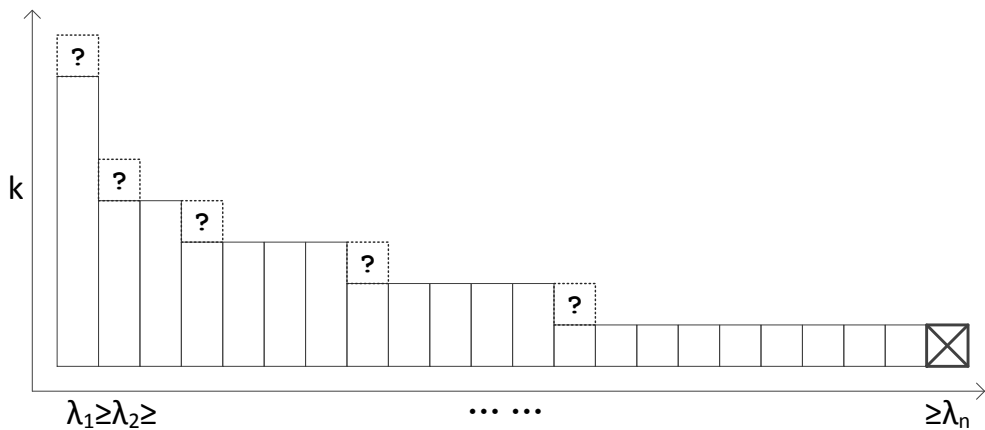


图 6.2: 迭代带宽分配示例

在每次迭代过程中，取出具有最小方差的随机变量的一次信道使用，并分配给其他随机变量。根据定理6.3.4，在前一次迭代后具有相同信道使用次数的随机变量中，具有最大方差的随机变量减少的失真最多。因此，只需考虑有限个候选。此算法描述中，这个候选集用 \mathcal{S}_t 表示。图6.2给出了一个示例，其中只有 5 个标记为问号的位置有可能分配多一次信道使用。

每一个带宽分配可能 \mathbf{k} ，需要进行能量分配并计算失真。然后选择具有最小失真的带宽分配。直到失真不再减少，停止迭代。

在算法6.1，两次调用了函数 $PowerAlloc(\cdot)$ 。算法6.2给出了具体的梯度下降算法 $PowerAlloc(\cdot)$ 。

```

Data:  $\lambda, \mathbf{k}, P, \sigma^2$ 
Result:  $\rho^+, D$ 
1 // 初始化  $\rho^+$ :
2 for  $n = 1 \dots N$  do
3      $\rho_n^+ = \text{sgn}(k_n) \cdot \sqrt{\lambda_n} \cdot \frac{P}{\sigma^2 \sum_{i=1}^N k_i \sqrt{\lambda_i}}$ 
4 end
5 // 梯度下降近似:
6 repeat
7      $\boldsymbol{\kappa} = \mathbf{k} * \text{sgn}(\rho^+)$ ;
8      $\boldsymbol{\omega} = -\frac{\partial \mathbb{E}[\varepsilon_n | \boldsymbol{\kappa}, \sigma^2]}{\partial \rho} \Big|_{\rho=\rho^+}$ ;
9      $\boldsymbol{\theta} = \alpha_1 (\boldsymbol{\omega} - \frac{\boldsymbol{\kappa} \cdot \boldsymbol{\omega}}{\|\boldsymbol{\kappa}\|^2} \boldsymbol{\kappa})$ ;
10     $\rho^+ = \alpha_2 \max\{\rho^+ + \delta \boldsymbol{\theta}, \mathbf{0}\}$ ;
11     $D^{(t)} = \sum_{n=1}^N \mathbb{E}[\varepsilon_n | \boldsymbol{\kappa}, \sigma^2]$ ;
12 until  $\|D^{(t)} - D^{(t-1)}\| < \xi$ ;
13  $D = D^{(t)}$ ;
    
```

算法 6.2: 能量分配算法 $PowerAlloc(\cdot)$

算法6.2中，能量分配 ρ^+ 使用了 AWGN 的能量分配 (Jakubczak and Katabi, 2011; Lee and Petersen, 1976)。 $\text{sgn}(k_n)$ 是符号函数，当 $k_n \geq 1$ 时等于 1，当 $k_n = 0$ 时等于 0。

迭代过程中，能量分配沿着具有最大投影 $\boldsymbol{\omega}$ 的方向 $\boldsymbol{\theta}$ 逐渐修正。(Rosen, 1960)。

$$\begin{aligned}
 \max \quad & \sum_{i=1}^N \omega_i \theta_i \\
 \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^N \kappa_i \theta_i = 0 \\
 & \sum_{i=1}^N \theta_i^2 = 1
 \end{aligned} \tag{6.20}$$

通过 Lagrangian 方法，可以推导出一个方向的解析式

$$\theta_n = \alpha_1 \left(\omega_n - \kappa_n \frac{\sum_{i=1}^N \kappa_i \omega_i}{\sum_{i=1}^N \kappa_i^2} \right) \tag{6.21}$$

其中 $\alpha_1 > 0$ 是归一化常数使得 $\sum_{i=1}^N \theta_i^2 = 1$ 。

```

Data:  $\lambda, P, M, \sigma^2$ 
Result:  $\mathbf{k}^+, \rho^+$ 
1 // 初始化  $\mathbf{k}^+, \rho^+, D^{(0)}$ :
2 for  $n = 1 \dots N$  do
3   if  $n \leq M \bmod N$  then
4      $k_n^+ = \lceil \frac{M}{N} \rceil$ ;
5   else
6      $k_n^+ = \lfloor \frac{M}{N} \rfloor$ ;
7   end
8 end
9  $(\rho^+, D^{(0)}) \leftarrow \text{PowerAlloc}(\lambda, \mathbf{k}^+, P, \sigma^2)$ ;
10 // 带宽分配:
11  $t = 1$ ;
12 repeat
13    $\mathcal{S}_t = \{1\} \cup \{n | k_n^+ < k_{n-1}^+, n \geq 2\}$ ;
14    $n_d \leftarrow$  最大的  $n$  使得  $k_n^+ \geq 1$ ;
15   foreach  $n_t$  in  $\mathcal{S}_t$  do
16      $\mathbf{k} = \mathbf{k}^+$ , 除了  $k_{n_d} = k_{n_d}^+ - 1, k_{n_t} = k_{n_t}^+ + 1$ ;
17      $\rho = \rho^+$ , 除了  $\rho_{n_t} = \frac{\rho_{n_t}^+ \cdot k_{n_t}^+ + \rho_{n_d}^+}{k_{n_t}}$ ;
18      $D \leftarrow \mathbb{E}[\varepsilon_n | \mathbf{k}, \rho, \sigma^2]$ ;
19   end
20    $D^{(t)} = \min\{D\}$ ;
21   if  $D^{(t)} < D^{(t-1)}$  then
22      $\rho^+ \leftarrow \rho$  对应于最小的  $D$ ;
23      $\mathbf{k}^+ \leftarrow \mathbf{k}$  对应于最小的  $D$ ;
24      $t \leftarrow t + 1$ ;
25   end
26 until  $D^{(t)} \geq D^{(t-1)}$ ;
27 // 能量分配:
28  $(\rho^+, D) \leftarrow \text{PowerAlloc}(\lambda, \mathbf{k}^+, P, \sigma^2)$ ;

```

算法 6.3: 快速算法

在第 7 行, $*$ 表示逐个元素相乘。如果能量分配为 0, 则将带宽分配也置零。这是由于能量具有非零值, 下限应为 0。 α_2 也是一个归一化常数使得 $\alpha_2 \sum_{i=1}^N \kappa_i \rho_i = \frac{P}{\sigma^2}$ 。

6.4.2 快速算法

本小节提出一个快速算法, 同时降低迭代算法的算法和计算复杂度。首先, 迭代过程可以简化为一个性能损失很小的一次性计算的两步操作。其次, 计算失真和 1 阶偏微分的积分运算消耗了大量计算资源。本研究提出一个方法通过查询表计算这两个值, 从而显著减小计算量。

算法复杂度的降低: 算法 6.3 给出了快速算法的细节。与迭代算法 6.1 相比, 可以发现具有较高计算量的函数 $\text{PowerAlloc}(\cdot)$ 只在第 9 行和 28 行调用了两次。

虽然依然需要迭代过程，但 17 和 18 行取代了算法 6.1 中的 17 行的能量分配。具体的，在测试新的带宽分配时，没有使用最优的能量分配，而是简单将扔掉系数 n_d 的能量给了系数 n_t ，而且计算 \mathbf{k} 和 $\boldsymbol{\rho}$ 对应的失真。注意到第 18 行， $\rho_{n_t}^+ \cdot k_{n_t}^+ + \rho_{n_d}^+$ 是一个系数 n_t 新的总能量，且它被均匀的分给 k_{n_t} 时隙。在带宽分配完成后，第 28 行调用 $PowerAlloc(\cdot)$ 得到最终的能量分配。在下一节，将通过实验验证，该快速算法相比迭代算法的性能损失很小。

计算复杂度的降低： 带宽分配和能量分配都需要计算失真的期望 (6.11) 及其偏微分 (6.12)。然而，根据定义 (6.9) 和 (6.10)，此计算具有积分操作。接下来，提出一个高效的方式计算积分。

当 $k = 1$ 时，

$$\begin{aligned}\Phi(1, x) &= \int_0^\infty \frac{x}{t+x} e^{-t} dt = x e^x \int_x^\infty \frac{1}{t} e^{-t} dt \\ &= x (-e^x Ei(-x))\end{aligned}\quad (6.22)$$

其中 $-e^x Ei(-x)$ 是指数积分函数。

$\forall k > 1$ ，使用以下递归。

$$\begin{aligned}\Phi(k, x) &= \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{x}{t+x} t^{k-1} e^{-t} dt \\ &= \frac{x}{\Gamma(k)} \int_0^\infty \frac{t}{t+x} t^{k-2} e^{-t} dt \\ &= \frac{x}{\Gamma(k)} \left(\int_0^\infty t^{k-2} e^{-t} dt - \int_0^\infty \frac{x}{t+x} t^{k-2} e^{-t} dt \right) \\ &= \frac{x}{k-1} (1 - \Phi(k-1, x))\end{aligned}\quad (6.23)$$

此外，

$$\begin{aligned}\Omega(k, x) &= \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(k+1)} \left(\frac{x}{t+x} \right)^2 t^k e^{-t} dt \\ &= \frac{1}{\Gamma(k+1)} \frac{-x^2}{t+x} t^k e^{-t} \Big|_0^\infty + \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(k)} \frac{x^2}{t+x} t^{k-1} e^{-t} dt \\ &\quad - \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(k+1)} \frac{x^2}{t+x} t^k e^{-t} dt \\ &= x (\Phi(k, x) - \Phi(k+1, x))\end{aligned}\quad (6.24)$$

指数积分函数 $-e^x Ei(-x)$ 可以通过查询表实现。因此，积分运算可以非常高效的计算。另外，如果有足够内存可用，例如 1MB，函数 $\Phi(k, x)$ 对于 $k = 1, 2, \dots, 100$ 也可以通过查询表实现，这进一步降低了计算复杂度。

6.5 仿真实验

6.5.1 实现方法

图 6.3 给出了额线性视频通信系统的信源处理过程。处理单元为一个 GOP。本实验中 GOP 的大小为 8。对每个 GOP 使用 3D-DCT 变换，然后将 DCT 具有

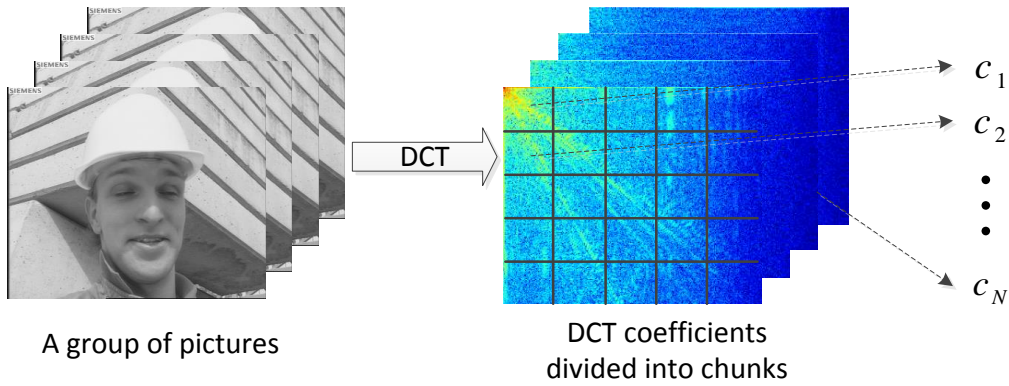


图 6.3: 线性视频通信系统的信源处理

相似统计特性的系数组成一个块。通常使用均等大小的块，如图6.3所示。每个块中的系数被看作服从零均值方差为平均能量的高斯分布随机变量。每帧分成 64 块，引入的额外开销非常小 (Xiong et al., 2013). 根据不同块的方差，线性缩放因子和信道使用次数分配与接收端的 MMSE 检测联合优化。缩放后的系数两两映射为传输信号的同相位和正交相位幅度。此外，元数据，包括方差和信道使用，使用数字方法的最可靠速率传输，即 BPSK 和码率 1/2 的信道编码。利用信道分配信息，接收端将具有多次传输的系数使用最大比率合并。基于估计的信道增益和 MRC 后的噪声功率，通过 MMSE 检测恢复系数。最后通过 3D-DCT 反变换重建视频。

本章考虑线性视频传输，因此将 SoftCast 作为参考系统。为公平比较，所有系统均使用大小为 8 的 GOP 和每帧 8×8 的块划分。

6.5.2 参数设置

视频序列： 本实验使用了单色 CIF 视频序列，分辨率为 352×288 ，帧率为 30fps。因此信源带宽为 1.52 MHz。本实验使用了 12 个标准测试序列，包括 akiyo、bus、coastguard、container、flower、football、foreman、husky、mobile、news、soccer 和 stefan。

信道设置： 本实验使用 Rayleigh 衰落信道模型，信道增益 $h_m \sim \mathcal{CN}(0, 1)$ 和 AWGN 噪声。测试的信噪比 E_s/N_0 为 5dB、10dB、20dB 和 30dB。处理带宽压缩的实验，其他使用的带宽均为信源带宽，即每个系数有一次信道使用。

衡量指标： 本实验使用客观视频评价 PSNR 作为衡量指标。每帧的 PSNR 计算为 $\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\text{MSE}}$ ，其中 MSE 是均方误差。一个序列的 PSNR 是对所有帧的平均。为检验传输方法的鲁棒性，每个序列在每个信噪比上测试 1000 次。结果记录了平均 PSNR 及 5% 和 95% 的 PSNR。

6.5.3 结果

与参考系统 SoftCast 的比较：首先与 SoftCast 进行比较。表6.1列出了 12 个序列的平均 PSNR。所有信道条件下，所提出的系统都比 SoftCast 好。不同信道条件下的平均增益在 1.7dB 和 2.4dB 之间。表6.2 给出了百分比为 5 的 PSNR，即在 1000 次测试中该 PSNR 占有 95% 的比例。这个指标衡量了传输方法的鲁棒性。可见，所提出的系统实现了在不同信道条件下 4.0dB 到 7.5dB 的增益。除此之外，所提出的系统的平均 PSNR 和百分比为 5 的 PSNR 的差距很小，这验证了本研究的分析及所提出的算法。

表 6.1: 所提出的系统和 SoftCast 的平均 PSNR

Seq.	E_s/N_0	5dB		10dB		20dB		30dB	
		Ours	Softcast	Ours	Softcast	Ours	Softcast	Ours	Softcast
Akiyo		38.53	36.28	42.78	40.12	50.90	48.18	61.74	57.60
Bus		27.27	25.52	30.93	28.82	38.82	36.46	46.44	44.95
Coastguard		32.82	30.92	36.44	34.29	44.26	41.94	51.33	50.08
Container		34.27	31.22	38.41	34.94	46.52	43.10	53.89	51.41
Flower		25.69	24.45	28.91	27.54	36.20	34.79	43.89	43.17
Football		28.48	26.47	32.21	29.77	40.25	37.43	47.66	45.93
Foreman		33.38	31.38	37.02	34.86	44.77	42.61	52.17	50.71
Husky		23.39	22.13	26.60	25.20	33.86	32.55	41.58	40.98
Mobile		25.94	24.10	29.41	27.33	36.95	34.88	44.46	43.39
News		33.41	30.85	37.44	34.56	45.83	42.67	53.50	51.00
Soccer		30.58	28.71	34.13	32.04	41.77	39.67	49.06	48.00
Stefan		27.87	25.72	31.65	29.02	39.72	36.72	47.40	45.27
Average		30.14	28.15	33.83	31.54	41.65	39.25	49.43	47.71

表 6.2: 所提出的系统和 SoftCast 的百分比为 5 的 PSNR

Seq.	E_s/N_0	5dB		10dB		20dB		30dB	
		Ours	Softcast	Ours	Softcast	Ours	Softcast	Ours	Softcast
Akiyo		37.67	32.42	41.92	34.17	50.07	39.69	58.88	47.18
Bus		26.79	23.8	30.41	25.91	38.03	31.2	44.02	38.53
Coastguard		32.26	28.38	35.9	30.25	43.55	35.56	48.86	41.94
Container		33.6	27.2	37.79	28.95	45.69	33.32	51.98	40.49
Flower		25.34	23.03	28.47	25.62	34.52	30.47	41.58	36.33
Football		28.04	24.57	31.74	26.96	39.32	32.31	45.32	38.93
Foreman		32.81	27.8	36.49	29.45	43.77	34.83	50.01	42.11
Husky		23.1	21.24	26.05	23.63	31.98	29.12	39.16	35.31
Mobile		25.57	22.73	28.82	24.96	35.00	30.33	41.56	36.76
News		32.73	27.3	36.83	29.01	45.08	34.55	52.40	41.68
Soccer		30.09	25.54	33.49	27.49	39.71	32.79	46.76	40.04
Stefan		27.41	23.77	31.13	25.8	38.75	31.15	45.31	38.09
Average		29.62	25.65	33.25	27.68	40.46	32.94	47.15	39.78

不准确 CSI 的影响和多播应用：本章所提出的资源分配算法需要接收端对噪声功率的估计 σ^2 作为输入。出于三方面， σ^2 的估计可能是不准确的。第一， σ^2 没有精确测量。第二，当信道增益 h 的估计比实际值大或者小，等价于对加性噪声的缩小和放大。第三，考虑多播应用，多个接收端具有多样的信道条件。

表 6.3: 当信道估计不准确时，平均 PSNR 及其方差

方法 (输入 E_s/N_0)	实际信噪比 E_s/N_0			
	5dB	10dB	20dB	30dB
Ours(5dB)	30.14, 0.18	33.39, 0.17	37.65, 0.12	38.84, 0.05
Ours(10dB)	30.05, 0.25	33.83, 0.23	40.19, 0.18	42.88, 0.10
Ours(20dB)	29.45, 0.38	33.45, 0.37	41.65, 0.37	48.16, 0.32
Ours(30dB)	29.18, 0.45	33.05, 0.45	41.26, 0.52	49.43, 0.73
Softcast	28.15, 0.83	31.54, 1.01	39.25, 1.54	47.71, 2.01

为了测试不准确信道估计的影响，针对典型的信噪比 5dB 到 30dB 进行资源分配，而实际信噪比从 5dB 到 30dB。表6.3列出了 12 个测试序列平均 PSNR 及其标准差。

可以观察到，低估了信噪比 E_s/N_0 会降低 PSNR，但是波动会减小。当实际信噪比很差或中等时，即 E_s/N_0 等于 5dB 和 10dB，不准确信道估计对 PSNR 的影响较小。然而，当信道条件很好时，低估的信噪比会导致严重的性能损失。在极端情况下，实际信噪比 E_s/N_0 等于 30dB，而算法的输入为 5dB，平均 PSNR 的损失多达 10.7dB。相比之下，高估信噪比危害性较小，不同信道条件下的平均 PSNR 损失小于 1dB。

表中也给出了 SoftCast 的性能。由于 SoftCast 不需要信道估计，它只有一行结果。可以看出，SoftCast 的 PSNR 波动显著大于所提出的系统。除此之外，当考虑多播应用时，应使用最好的接收端的信道条件作为算法输入。例如，当使用 30dB 作为输入时，在信噪比范围 5dB 到 30dB 上，所提出的系统性能都好于 SoftCast。

带宽压缩的性能：在实际系统中，信道带宽通常会比信源带宽小。它们之间的比率为带宽压缩比 r 。在这个实验中，使用了视频序列 *foreman*，且能量约束为每个系数的平均能量为 1。通过与无带宽压缩的性能相比较，测试带宽压缩 $r = 0.5$ 对平均性能和鲁棒性的影响。当 $r = 0.5$ 时，SoftCast 简单的丢掉不重要的一半系数块。

图6.4给出了视频序列 *forman* 在带宽压缩比为 1/2 和 1 的情况下的性能比较。图中显示了平均 PSNR 及百分比为 5 和 95 的 PSNR。可以观察到，所提出的系统对带宽压缩具有更好的鲁棒性。带宽压缩比为 1/2 时百分比为 5 和 95 之间的 PSNR 差距与带宽压缩比为 1 时一样小。相比之下，信噪比为 5dB 时，SoftCast 的百分比为 5 的 PSNR 下降到 16.32dB，比带宽压缩比为 1 时下降了 11dB。

快速算法和迭代算法的比较：本研究提出的快速算法显著降低了迭代算

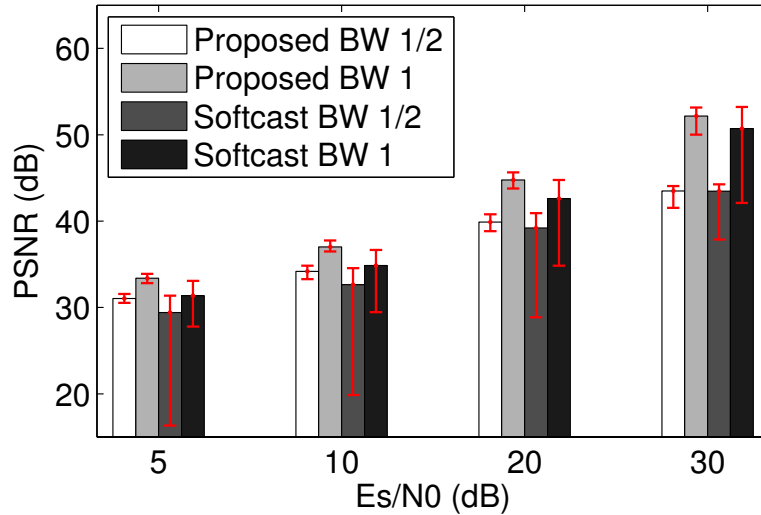


图 6.4: 视频序列 forman 在带宽压缩比为 1/2 和 1 的情况下的性能比较

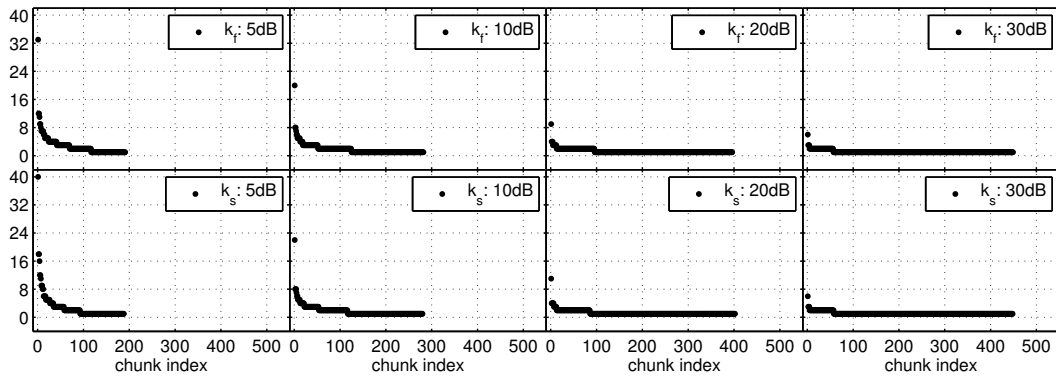


图 6.5: 对视频序列第 1 个 GOP 使用迭代算法和快速算法带宽分配结果

法的复杂度。在这个实验中，测试了带宽分配的结果及快速算法的性能损失。图6.5比较了对 foreman 第 1 个 GOP 进行带宽分配的结果。 k_f 表示快速算法， k_s 表示迭代算法。注意到，快速算法倾向于给最高优先级的随机变量分配更多的信道使用次数，但整体上区别不大。

本实验还对所有 12 个视频序列测试了迭代算法。快速算法的性能与迭代算法非常相似，平均 PSNR 及百分比为 5 和 95 的 PSNR 差别在 0.4% 以内。

6.6 本章小结

本章考虑了线性视频在快速衰落信道中的鲁棒性问题。研究发现，与传统数字通信一样，分集可以提高鲁棒性并降低能量约束下的失真。通过理论分析研究了对高斯随机变量的能量和带宽分配的优化问题。推导出的算法可以在实际系统中使用。实验结果表明，所提出的算法带来了显著的性能提高。

第7章 结论与展望

本文解决了当前无线通信系统中存在的两个主要数据传输问题。第一，时变的无线信道带来的自适应问题，以及忽略可压缩二进制数据导致系统吞吐量的下降。第二，传统视频传输物理层自适应与视频编码码率控制的不匹配导致的效率问题，以及在视频多播应用中系统性能受限于最差情况的问题。

为解决这两个主要问题，本文提出了无缝自适应传输的概念，并研究了对不同类型数据及应用如何实现无缝自适应传输。通过分析和实验，本研究得出以下结论：

- 随机投影编码统一了单天线系统的二进制数据压缩与无缝自适应传输。随机投影编码将信息比特块投影到具有随机结构的空域。映射由一个权重集合以及一个随机的稀疏矩阵定义。矩阵的每一行是稀疏的，且非零元素为权重集合的某种随机排列。这使得调制信号时的星座图是固定的，发送端无需根据信道条件选择调制方式。矩阵的每一列在任意长度应具有相近的欧式范数。这使得接收端累计符号时，每个比特的能量均匀的增长，因而对每个比特的保护是均等的。随机性使其具有无码率特性，即对于数量足够的任意子集都可以恢复原始信息比特，这是无缝自适应传输的基础。针对不同稀疏性的二进制信源，应选择不同的权重集合进行编码以达到最高的压缩效率。不同权重的比较可以基于蒙特卡洛仿真，也可以通过 LDPC 所使用的 EXIT 图表法。相比于传统自适应方法，基于随机投影编码的调制方法可以提高吞吐量达 30%~70%。
- 考虑图像去噪的运动预测、变换以及能量分配，显著提高了单天线系统中线性视频无缝自适应传输的效率和视觉质量。通过运动预测与补偿，可以有效地去除时域相关性，使得信源的能量分布更加集中，进而可以提高能量分配的效率。图像去噪应直接应用于信道的输出。改变这个处理顺序，要么无法估计噪声的功率，要么改变了噪声独立同分布的特性，会或多或少的降低去噪性能。这要求传输的数据是空域信号而非变换域系数。通常，实际系统带宽资源是有限的，线性视频传输需要扔掉一些变换系数来满足带宽要求。为保证在信道输出上直接应用去噪，能量分配的单元应是 L 型的。L 型能量分配不仅更符合自然图像在变换域的能量分布，而且可以保证扔掉系数后的数据在空域上也可以满足带宽要求。这种线性视频传输在低信噪比时，比已有线性视频传输方法提高 3.3dB，显著改善了视觉质量。在动态多变的信道条件下，比传统数字方法提高了 3.2dB。
- 多相似描述编码与复用的空时块编码，统一了多天线系统中线性视频无缝自适应传输的空域接口。多相似描述编码通过空域下采样得到视频子序

列。根据子序列之间的位置关系,通过像素移位补偿得到相似的子序列,这利用了图像的全局相关性。经线性视频传输所需的变换及能量分配后,相似的变换系数按照复用的空时块编码的要求分配给不同的发送天线以及不同的时隙。相似子序列之间的相同部分保证了少于发送天线数量的接收端可以恢复基本质量的视频,而具有更多天线的接收端则可以解码出相似数据中不同的部分,从而获得视频质量的增强。为保证与原始线性视频传输一样的能量分配的效率,需要在能量分配时考虑子序列之间的相关性,即局部相关性。采用计算复杂度较低的 Hadamard 变换足以利用局部相关性。另外,判断相似性时根据图像的方向性配对,不仅可以提高 2 根发送天线系统的性能,还有利于 4 根发送天线的能量分配。在 4 根发送天线系统中,保持 1 根天线接收端视觉质量与已有方法相同的前提下,在 2 根、3 根和 4 根天线接收端上,分别获得了 3.5dB、3.9dB 和 4.1dB 的提高。

- 正比于信源能量的资源分配,有效的增强了线性视频无缝自适应传输对快速衰落信道的鲁棒性。发送端只具有快速衰落信道的统计信息,即信道的概率分布,而无法跟踪信道的实时变化情况。利用分集增益可以有效的提高系统的稳定性。在带宽资源有限的约束下,应放弃能量较低的系数,将节省的信道带宽分配给能量较高的系数。当噪声较大或信道随机性很强时,能量低的系数对重建视频的质量影响微乎其微。而能量高的系数一旦受损严重,视频质量将急剧下降。因此,要权衡丢掉低能量系数带来的失真和增加高能量的分集增益,选择最佳的折中。在具有相同分集增益的所有系数中,给能量最高的系数增加分集带来的性能提升最大。带宽分配对视频质量的影响大于能量分配的影响。基于这个结论,可以使用快速算法首先完成带宽分配,最后再进行计算量较高的能量分配。基于所提出的资源分配的方法在百分比为 5 的 PSNR 上比已有方法提高达 7.5dB。

每一代无线接入技术都以提高数据速率为目标,使其与高速的有线网络相匹配。随着频谱资源越来越紧缺, MIMO 技术逐渐成了新标准的热门。虽然 MIMO 技术可以在相同频谱资源上提高系统吞吐量,但是功率消耗问题限制了接收端天线数量增加,进而限制了系统性能的进一步提升。由于多方面原因,传统数字技术持续占领无线标准已达数十年,但无法满足日益增长的用户需求的矛盾已越来越突出,无线通信的效率已成为不能忽视的问题。另外,在大数据盛行的今天,多媒体信号处理的需求与日俱增。传统的数字传输格式不利于在传输过程中进行任何信号处理,而线性视频传输开放了对原始信号的访问控制,有利于提取相关信息。我们相信,无缝自适应在无线传输效率上的优势以及在信号处理方面的友好性使其终将成为下一代无线通信技术的核心。

参考文献

- Nanda S., Balachandran K., and Kumar S. Adaptation techniques in wireless packet data services. *IEEE Commun. Mag.*, 38(1):54–64, Jan 2000.
- Wong S. H. Y., Yang H., Lu S., and Bharghavan V. Robust Rate Adaptation for 802.11 Wireless Networks. In *Proc. 12th Annu. ACM Int. Conf. Mobile Comput. and Netw. (MobiCom' 06)*, pages 146–157, Los Angeles, CA, USA, 2006. ACM.
- Xia Q. and Hamdi M. Smart sender: a practical rate adaptation algorithm for multirate IEEE 802.11 WLANs. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, 7(5):1764–1775, May 2008.
- Song Y., Zhu X., Fang Y., and Zhang H. Threshold optimization for rate adaptation algorithms in ieee 802.11 wlans. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, 9(1):318–327, January 2010.
- Kim S. M., Choi W., Ban T. W., and Sung D. K. Optimal rate adaptation for hybrid arq in time-correlated rayleigh fading channels. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, 10(3):968–979, March 2011.
- Rowitch D. N. and Milstein L. B. On the performance of hybrid FEC/ARQ systems using rate compatible punctured turbo (RCPT) codes. *IEEE Trans. Commun.*, 48(6):948–959, Jun 2000.
- Shokrollahi A. Raptor codes. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 52(6):2551–2567, June 2006.
- Gudipati A. and Katti S. Strider: Automatic Rate Adaptation and Collision Handling. In *Proc. ACM SIGCOMM 2011 Conf. Appl., Technol., Archit., and Prot. for Comput. Commun. (SIGCOMM'11)*, pages 158–169, Toronto, Ontario, Canada, 2011. ACM.
- Perry J., Iannucci P. A., Fleming K. E., Balakrishnan H., and Shah D. Spinal Codes. In *Proc. ACM SIGCOMM 2012 Conf. Appl., Technol., Archit., and Prot. for Comput. Commun. (SIGCOMM'12)*, pages 49–60, Helsinki, Finland, 2012. ACM.
- Cui H., Luo C., Tan K., Wu F., and Chen C. W. Seamless Rate Adaptation for Wireless Networking. In *Proc. 14th ACM Int. Conf. Mod., Anal. and Simul. of Wireless and Mobile Syst. (MSWiM'11)*, pages 437–446, Miami, Florida, USA, 2011. ACM.
- Liveris A.D., Xiong Z., and Georgiades C.N. Compression of binary sources with side information at the decoder using LDPC codes. *IEEE Commun. Lett.*, 6(10):440–442, Oct 2002.
- Sartipi M. and Fekri F. Source and channel coding in wireless sensor networks using LDPC codes. In *1st Annu. IEEE ComSoc Conf. Sensor and Ad Hoc Commun. Netw. (SECON 2004)*, pages 309–316, Oct 2004.
- Zhong W. and Garcia-Frias J. LDGM Codes for Channel Coding and Joint Source-Channel Coding of Correlated Sources. *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, 2005(6):178231, 2005.
- Xu Q., Stankovic V., and Xiong Z. Distributed joint source-channel coding of video using raptor codes. *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, 25(4):851–861, May 2007.
- Caire G., Shamai S., and Verdú S. A new data compression algorithm for sources with memory based on error correcting codes. In *IEEE Inf. Theory Workshop (ITW'03)*, pages 291–295, March 2003.

- Caire G., Shamai S., Shokrollahi A., and Verdu S. Universal variable-length data compression of binary sources using fountain codes. In *IEEE Inf. Theory Workshop (ITW'04)*, pages 123–128, Oct 2004.
- Del Ser J., Crespo P. M., Esnaola I., and Garcia-Frias J. Joint Source-Channel Coding of Sources with Memory using Turbo Codes and the Burrows-Wheeler Transform. *IEEE Trans. Commun.*, 58(7):1984–1992, July 2010.
- Fresia M., Perez-Cruz F., and Poor H.V. Optimized concatenated ldpc codes for joint source-channel coding. In *IEEE Int. Symp. Inf. Theory Proc. (ISIT'09)*, pages 2131–2135, June 2009.
- Zhu G. C. and Alajaji F. Turbo codes for nonuniform memoryless sources over noisy channels. *IEEE Commun. Lett.*, 6(2):64–66, Feb 2002.
- Cabarcas F., Demo Souza R., and Garcia-Frias J. Turbo coding of strongly nonuniform memoryless sources with unequal energy allocation and pam signaling. *IEEE Trans. Signal Process.*, 54(5):1942–1946, May 2006.
- Hamzaoui R., Stankovic V., and Xiong Z. Optimized error protection of scalable image bit streams. *IEEE Trans. Signal Process.*, 22(6):91–107, Nov 2005.
- Kondi L.P., Ishtiaq F., and Katsaggelos A.K. Joint source-channel coding for motion-compensated DCT-based SNR scalable video. *IEEE Trans. Image Process.*, 11(9):1043–1052, Sep 2002.
- He Z., Cai J., and Chen C. W. Joint source channel rate-distortion analysis for adaptive mode selection and rate control in wireless video coding. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 12(6):511–523, Jun 2002.
- Zhang Q, Zhu W., Ji Z., and Zhang Y. Q. A power-optimized joint source channel coding for scalable video streaming over wireless channel. In *IEEE Int. Symp. Circuits Syst.. (ISCAS'01)*, volume 5, pages 137–140, 2001.
- Arsalan S.S., Cosman P.C., and Milstein L.B. Generalized Unequal Error Protection LT Codes for Progressive Data Transmission. *IEEE Trans. Image Process.*, 21(8):3586–3597, Aug 2012.
- Pan X., Cuhadar A., and Banihashemi A.H. Combined source and channel coding with jpeg2000 and rate-compatible low-density parity-check codes. *IEEE Trans. Signal Process.*, 54(3):1160–1164, March 2006.
- Aditya S. and Katti S. FlexCast: Graceful Wireless Video Streaming. In *Proc. 17th Annu. ACM Int. Conf. Mobile Comput. and Netw. (MobiCom' 11)*, pages 277–288, Las Vegas, Nevada, USA, 2011. ACM.
- Bursalioglu O.Y., Caire G., and Divsalar D. Joint Source-Channel Coding for Deep-Space Image Transmission using Rateless Codes. *IEEE Trans. Commun.*, 61(8):3448–3461, August 2013.
- Jakubczak S. and Katabi D. A Cross-layer Design for Scalable Mobile Video. In *Proc. 17th Annu. ACM Int. Conf. Mobile Comput. and Netw. (MobiCom' 11)*, pages 289–300, Las Vegas, Nevada, USA, 2011. ACM.
- Liu X. L., Hu W., Pu Q., Wu F., and Zhang Y. ParCast: Soft Video Delivery in MIMO-OFDM WLANs. In *Proc. 18th Annu. ACM Int. Conf. Mobile Comput. and Netw. (MobiCom' 12)*, pages 233–244, Istanbul, Turkey, 2012. ACM.
- Fan X., Wu F., and Zhao D. D-cast: DSC Based Soft Mobile Video Broadcast. In *Proc. 10th Int. Conf. Mobile and Ubiquitous Multimedia (MUM'11)*, pages 226–235, Beijing, China, 2011. ACM.
- Fan X., Wu F., Zhao D., Au O. C., and Gao W. Distributed Soft Video Broadcast (DCAST) with Explicit Motion. In *Data Compression Conf. (DCC'12)*, pages 199–208, April 2012.

- Gesbert D., Shafi M., Shiu shan Da, Smith P.J., and Naguib A. From theory to practice: an overview of MIMO space-time coded wireless systems. *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, 21(3):281–302, Apr 2003.
- Kuo C. H. and Kuo C.-C.J. An Embedded Space-Time Coding (STC) Scheme for Broadcasting. *IEEE Trans. Broadcast.*, 53(1):48–58, March 2007.
- Diggavi S.N., Calderbank A.R., Dusad S., and Al-Dhahir N. Diversity Embedded Space-Time Codes. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 54(1):33–50, Jan 2008.
- Lin K. C.J., Gollakota S., and Katabi D. Random Access Heterogeneous MIMO Networks. In *Proc. ACM SIGCOMM 2011 Conf. Appl., Technol., Archit., and Prot. for Comput. Commun. (SIGCOMM'11)*, pages 146–157, Toronto, Ontario, Canada, 2011. ACM.
- Liu X. L., Hu W., Luo C., and Wu F. Compressive image broadcasting in {MIMO} systems with receiver antenna heterogeneity. *Signal Processing: Image Communication*, 29(3):361–374, 2014.
- Destounis P., Garofalakis J. D., Kappos P., and Tzimas J. Measuring the mean Web page size and its compression to limit latency and improve download time. *Internet Research*, 11(1):10–17, 2001.
- Holland G., Vaidya N., and Bahl P. A Rate-adaptive MAC Protocol for multi-Hop Wireless Networks. In *Proc. 7th Annu. ACM Int. Conf. Mobile Comput. and Netw. (MobiCom' 01)*, pages 236–251, Rome, Italy, 2001. ACM.
- Judd G., Wang X., and Steenkiste P. Efficient Channel-aware Rate Adaptation in Dynamic Environments. In *Proc. 6th Int. Conf. Mobile Syst., Appl., and Serv. (MobiSys' 09)*, pages 118–131, Breckenridge, CO, USA, 2008. ACM.
- Bicket J. C. Bit-rate selection in wireless networks. Master's thesis, MIT, 2005.
- Vutukuru M., Balakrishnan H., and Jamieson K. Cross-layer Wireless Bit Rate Adaptation. In *Proc. ACM SIGCOMM 2009 Conf. Appl., Technol., Archit., and Prot. for Comput. Commun. (SIGCOMM'09)*, pages 3–14, Barcelona, Spain, 2009. ACM.
- Sen S., Santhapuri N., Choudhury R. R., and Nelakuditi S. AccuRate: Constellation Based Rate Estimation in Wireless Networks. In *Proc. 7th USENIX Conf. Netw. Syst. Des. and Impl. (NSDI'10)*, pages 175–190, San Jose, California, 2010a. USENIX Association.
- Soijanin E., Varnica N., and Whiting P. Punctured vs Rateless Codes for Hybrid ARQ. In *IEEE Inf. Theory Workshop (ITW'06)*, pages 155–159, March 2006.
- Rowitch D. N. *Convolutional and turbo coded multicarrier direct sequence CDMA, and applications of turbo codes to hybrid ARQ communication systems*. PhD thesis, Univ. of California at San Diego, 1998.
- Venkiah A., Poulliat C., and Declercq D. Jointly Decoded Raptor Codes: Analysis and Design for the BIAWGN Channel. *EURASIP J. Wireless Commun. Netw.*, 2009(1):657970, 2009.
- Brown J. D., Pasupathy S., and Plataniotis K. N. Adaptive demodulation using rateless erasure codes. *IEEE Trans. Commun.*, 54(9):1574–1585, Sept 2006.
- Gudipati A. and Katti S. Automatic Rate Adaptation. In *Proc. 9th ACM SIGCOMM Workshop on Hot Topics in Netw. (Hotnet'09)*, pages 14:1–14:6, Monterey, California, 2010. ACM.
- Mow W. H. Universal Lattice Decoding: Principle and Recent Advances. *Wireless Commun. Mobile Comput.*, 3: 553–569, 2003.

- Baron D., Sarvotham S., and Baraniuk R. G. Bayesian Compressive Sensing Via Belief Propagation. *IEEE Trans. Signal Process.*, 58(1):269–280, Jan 2010.
- 3GPP . 3rd Generation Partnership Project; Technical Specification Group Radio Access Network; Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA); Multiplexing and channel coding. *3GPP TS 36.212*, Sep 2010.
- IEEE-802.16 . IEEE Standard for Local and metropolitan area networks - Part 16: Air Interface for Broadband Wireless Access Systems. *IEEE Std 802.16-2009*, May 2009.
- Qiao D., Choi S., and Shin K. G. Goodput Analysis and Link Adaptation for IEEE 802.11a Wireless LANs. *IEEE Trans. Mobile Comput.*, 1(4):278–292, Oct 2002.
- Rahul H., Edalat F., Katabi D., and Sodini C. G. Frequency-aware Rate Adaptation and MAC Protocols. In *Proc. 15th Annu. ACM Int. Conf. Mobile Comput. and Netw. (MobiCom' 09)*, pages 193–204, Beijing, China, 2009. ACM.
- IEEE-802.11 . IEEE Standard for Information Technology - Telecommunications and Information Exchange Between Systems - Local and Metropolitan Area Networks - Specific Requirements. Part 11: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications. *IEEE Std 802.11-2007*, 2007.
- Tan K., Liu H., Zhang J., Zhang Y., Fang J., and Voelker G. M. Sora: High-performance Software Radio Using General-purpose Multi-core Processors. *ACM Commun. Mag.*, 54(1):99–107, Jan 2011.
- Candes E.J., Romberg J., and Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 52(2):489–509, Feb 2006.
- Donoho D.L. Compressed sensing. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 52(4):1289–1306, April 2006.
- Ungerboeck G. and Csajka I. On improving data-link performance by increasing the channel alphabet and introducing sequence coding. In *IEEE Int. Symp. Inf. Theory Proc. (ISIT'76)*, page 53, 1976.
- Ungerboeck G. Channel coding with multilevel/phase signals. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 28(1):55–67, Jan 1982.
- Imai H. and Hirakawa S. A new multilevel coding method using error-correcting codes. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 23(3):371–377, May 1977.
- Wachsmann U., Fischer R. F H, and Huber J.B. Multilevel codes: theoretical concepts and practical design rules. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 45(5):1361–1391, Jul 1999.
- Zehavi E. 8-PSK trellis codes for a Rayleigh channel. *IEEE Trans. Commun.*, 40(5):873–884, May 1992.
- Caire G., Taricco G., and Biglieri E. Bit-interleaved coded modulation. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 44(3):927–946, May 1998.
- Martinez A., Fabregas Guillen i A., Caire G., and Willems F. M. J. Bit-Interleaved Coded Modulation Revisited: A Mismatched Decoding Perspective. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 55(6):2756–2765, June 2009.
- Berrou C., Glavieux A., and Thitimajshima P. Near shannon limit error-correcting coding and decoding: Turbo-codes. 1. In *IEEE Inf. Conf. Commun. (ICC'93)*, volume 2, pages 1064–1070, May 1993.
- Gallager R. G. Low-density parity-check codes. *IRE Trans. Inf. Theory*, 8(1):21–28, January 1962.

- MacKay D. J. C. and Neal R. M. Near Shannon limit performance of low density parity check codes. *IET Electron. Lett.*, 33(6):457–458, Mar 1997.
- Candès E. J. Compressive sampling. *Proc. Int. Congr. Math.*, 3:1433–1452, 2006.
- Donoho D.L. and Tsaig Y. Fast Solution of l_1 -Norm Minimization Problems When the Solution May Be Sparse. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 54(11):4789–4812, Nov 2008.
- Tropp J.A. and Gilbert A.C. Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 53(12):4655–4666, Dec 2007.
- Blumensath T. and Davies M. E. Iterative hard thresholding for compressed sensing. *Appl. Comput. Harmonic Anal.*, 27(3):265–274, 2009.
- Dai W. and Milenkovic O. Subspace Pursuit for Compressive Sensing Signal Reconstruction. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 55(5):2230–2249, May 2009.
- Duarte M.F., Wakin M.B., Baron D., and Baraniuk R.G. Universal distributed sensing via random projections. In *IEEE 5th Int. Conf. Inf. Process. Sensor Netw. (IPSN'06)*, pages 177–185, 2006.
- Bajwa W.U., Haupt J.D., Sayeed A.M., and Nowak R.D. Joint Source-Channel Communication for Distributed Estimation in Sensor Networks. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 53(10):3629–3653, Oct 2007.
- Feizi S., Medard M., and Effros M. Compressive sensing over networks. In *48th Annu. Allerton Conf. Commun., Control, and Comput. (Allerton'10)*, pages 1129–1136, Sept 2010.
- Feizi S. and Medard M. A power efficient sensing/communication scheme: Joint source-channel-network coding by using compressive sensing. In *49th Annu. Allerton Conf. Commun., Control, and Comput. (Allerton'11)*, pages 1048–1054, Sept 2011.
- Chen F., Lim F., Abari O., Chandrakasan A., and Stojanovic V. Energy-Aware Design of Compressed Sensing Systems for Wireless Sensors Under Performance and Reliability Constraints. *IEEE Trans. Circuits Syst. I*, 60(3): 650–661, March 2013.
- Sarvotham S., Baron D., and Baraniuk R.G. Sudocodes: Fast Measurement and Reconstruction of Sparse Signals. In *IEEE Int. Symp. Inf. Theory Proc. (ISIT'06)*, pages 2804–2808, July 2006.
- Wu F., Fu J., Lin Z., and Zeng B. Analysis on Rate-Distortion Performance of Compressive Sensing for Binary Sparse Source. In *Data Compression Conf. (DCC'09)*, pages 113–122, March 2009.
- Liu X. L., Luo C., and Wu F. Formulating Binary Compressive Sensing Decoding with Asymmetrical Property. In *Data Compression Conf. (DCC'11)*, pages 213–222, March 2011.
- Caire G., Shamai S., Shokrollahi A., and Verdu S. Fountain codes for lossless data compression. In *DIMACS Workshop Algebraic Coding Theory and Inf. Theory*, Piscataway, US, Dec 2005.
- Rangan S. Generalized approximate message passing for estimation with random linear mixing. In *IEEE Int. Symp. Inf. Theory Proc. (ISIT'11)*, pages 2168–2172, July 2011.
- Ten Brink S. Convergence behavior of iteratively decoded parallel concatenated codes. *IEEE Trans. Commun.*, 49 (10):1727–1737, Oct 2001.

- Ten Brink S., Kramer G., and Ashikhmin A. Design of low-density parity-check codes for modulation and detection. *IEEE Trans. Commun.*, 52(4):670–678, April 2004.
- Chen X., Gangwal P., and Qiao D. RAM: Rate Adaptation in Mobile Environments. *IEEE Trans. Mobile Comput.*, 11(3):464–477, March 2012.
- Gastpar M., Rimoldi B., and Vetterli M. To code, or not to code: lossy source-channel communication revisited. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 49(5):1147–1158, May 2003.
- Gastpar M. Uncoded Transmission Is Exactly Optimal for a Simple Gaussian "Sensor" Network. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 54(11):5247–5251, Nov 2008.
- Kochman Y. and Zamir R. Analog Matching of Colored Sources to Colored Channels. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 57(6):3180–3195, June 2011.
- Choi S. J. and Woods J. W. Motion-compensated 3-D subband coding of video. *IEEE Trans. Image Process.*, 8(2):155–167, Feb 1999.
- Dabov K., Foi A., Katkovnik V., and Egiazarian K. Image Denoising by Sparse 3-D Transform-Domain Collaborative Filtering. *IEEE Trans. Image Process.*, 16(8):2080–2095, Aug 2007.
- Goblick Jr., T. Theoretical limitations on the transmission of data from analog sources. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 11(4):558–567, Oct 1965.
- Jelinek F. *Probabilistic information theory; discrete and memoryless models*. New York, McGraw-Hill, 1968.
- Xiao J. J., Luo Z. Q., and Jindal N. CTH16-2: Linear Joint Source-Channel Coding for Gaussian Sources through Fading Channels. In *IEEE Global Telecom. Conf. (GLOBECOM'06)*, pages 1–5, Nov 2006.
- Lee K. H. and Petersen D. P. Optimal Linear Coding for Vector Channels. *IEEE Trans. Commun.*, 24(12):1283–1290, Dec 1976.
- Xiong R., Xu J., Wu F., and Li S. Barbell-lifting based 3-d wavelet coding scheme. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 17(9):1256–1269, Sept 2007.
- Dong Y. and Xu S. A new directional weighted median filter for removal of random-valued impulse noise. *IEEE Signal Process. Lett.*, 14(3):193–196, March 2007.
- Wiegand T., Sullivan G.J., Bjontegaard G., and Luthra A. Overview of the H.264/AVC video coding standard. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 13(7):560–576, July 2003.
- Correia A.M.C., Silva J.C.M., Souto N.M.B., Silva L.A.C., Boal A.B., and Soares A.B. Multi-Resolution Broadcast/Multicast Systems for MBMS. *IEEE Trans. Broadcast.*, 53(1):224–234, March 2007.
- Wang Y., Reibman A.R., and Lin S. Multiple Description Coding for Video Delivery. *Proc. IEEE*, 93(1):57–70, Jan 2005.
- Sen S., Gilani S., Srinath S., Schmitt S., and Banerjee S. Design and Implementation of an Approximate Communication System for Wireless Media Applications. In *Proc. ACM SIGCOMM 2010 Conf. Appl., Technol., Archit., and Prot. for Comput. Commun. (SIGCOMM'10)*, pages 15–26, New Delhi, India, 2010b. ACM.
- Franchi N., Fumagalli M., Lancini R., and Tubaro S. Multiple description video coding for scalable and robust transmission over IP. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 15(3):321–334, March 2005.

- Verdicchio F., Munteanu A., Gavrilescu A.I., Cornelis J., and Schelkens P. Embedded Multiple Description Coding of Video. *IEEE Trans. Image Process.*, 15(10):3114–3130, Oct 2006.
- Hsiao C. W. and Tsai W. J. Hybrid Multiple Description Coding Based on H.264. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 20(1):76–87, Jan 2010.
- Alamouti S. A simple transmit diversity technique for wireless communications. *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, 16(8):1451–1458, Oct 1998.
- Jafarkhani H. A quasi-orthogonal space-time block code. *IEEE Trans. Commun.*, 49(1):1–4, Jan 2001.
- Xiong R., Wu F., Fan X., Luo C., Ma S., and Gao W. Power-distortion optimization for wireless image/video SoftCast by transform coefficients energy modeling with adaptive chunk division. In *Visual Commun. and Image Process. (VCIP'13)*, pages 1–6, Nov 2013.
- Ramchandran K., Ortega A., Uz K. M., and Vetterli M. Multiresolution Broadcast for Digital HDTV Using Joint Source/Channel Coding. *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, 11(1):6–23, sep 2006.
- Fan X., Wu F., Zhao D., and Au O.C. Distributed Wireless Visual Communication With Power Distortion Optimization. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 23(6):1040–1053, June 2013.
- Cui H., Song Z., Yang Z., Luo C., Xiong R., and Wu F. Cactus: A Hybrid Digital-analog Wireless Video Communication System. In *Proc. 16th ACM Int. Conf. Mod., Anal. and Simul. of Wireless and Mobile Syst. (MSWiM'13)*, pages 273–278, Barcelona, Spain, 2013. ACM.
- Tse D. and Viswanath P. *Fundamentals of Wireless Communication*. Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2005.
- Floudas C. A. *Nonlinear and mixed-integer optimization: fundamentals and applications*. Oxford University Press, 1995.
- Rosen J. B. The Gradient Projection Method for Nonlinear Programming. Part I. Linear Constraints. *J. Soc. Industrial and Appl. Math.*, 8(1):181–217, 1960.

致 谢

感谢父母对我二十多年来的养育之恩。父母的支持使我能够选择科大并顺利完成这十年的学业。

感谢恩师陈长汶教授和吴枫教授的教导之恩。感谢你们给予我在优秀研究环境中学习的机会。你们的执着坚定了我的科研信念。你们的目光拓宽了我的科研方向。你们的严谨引领了我的科研方法。你们的智慧成就了我的科研成果。

感谢微软研究员罗翀的培养之恩。是您让我学会了如何独立思考，如何写出优秀的文章，如何从容应对各种疑难问题。您的鼓励抚平了我曲折的科研道路。您在每一科研成果中的付出是本文顺利完成的基础。

感谢启蒙导师李厚强教授的知遇之恩。感谢您在保研时的推荐，让我有机会接触世界一流水平的研究。

感谢微软工程师周游指导我写出优秀的代码，使我在后续的科研中能够完成高质量的实验。

感谢微软研究员徐继征、孙晓燕、李斌和彭秀莲在多媒体技术方面毫无保留的指导和建议。

感谢科大学长郭宜、柳辉、蒲威和刘东的帮助和启发，使我顺利度过科研初期的困难阶段。

感谢科大同学刘小林、潘兆泰、戴礼灿、杨楠、李大瑞、段亚娟、赵文平在各方面的分享，让我顺利融入北京快节奏的学习环境。

感谢在纽约州立大学布法罗分校的蒲威、刘淑杰、刘倩、李明、朱星雷、殷文渊、薛竞腾、张一凡、Panya、杨帆和樊予琦，感谢你们在异国他乡给予我无微不至的关心和照顾。

由于科研工作的忙碌，放弃了很多与亲朋好友相聚的机会，在此对你们的理解表达谢意。

最后，当然要感谢妻子对我一直以来的支持，使我在科研工作中毫无后顾之忧。

崔浩

2014年5月26日

在读期间发表的学术论文与取得的研究成果

已发表论文:

1. **Cui H.**, Luo C., Chen C. W., and Wu F. Robust Linear Video Transmission over Rayleigh Fading Channel. to appear *IEEE Trans. Commun.*, 2014.
2. **Cui H.**, Song Z., Luo C., Xiong R., and Wu F. Denoising and Resource Allocation in Uncoded Video Transmission. to appear *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, 2014.
3. **Cui H.**, Luo C., Chen C. W., and Wu F. Robust Uncoded Video Transmission over Wireless Fast Fading Channel. In *33rd Annu. IEEE Int. Conf. Comput. Commun. (INFOCOM'14)*, Toronto, Canada, Apr. 2014.
4. **Cui H.**, Luo C., Wu J., Chen C. W., and Wu F. Compressive Coded Modulation for Seamless Rate Adaptation. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, pages 4892–4904, Oct. 2013.
5. **Cui H.**, Song Z., Yang Z., Luo C., Xiong R., and Wu F. Cactus: A Hybrid Digital-analog Wireless Video Communication System. In *Proc. 16th ACM Int. Conf. Mod., Anal. and Simul. of Wireless and Mobile Syst. (MSWiM'13)*, pages 273–278, Barcelona, Spain, 2013. ACM.
6. **Cui H.**, and Chen C. W. Receiver rate adaptation for MIMO system. In *2012 IEEE Int. Conf. Commun.(ICC'12)*, pages 4722–4727, Ottawa, Canada, 2012. IEEE.
7. **Cui H.**, Luo C., Tan K., Wu F., and Chen C. W. Seamless Rate Adaptation for Wireless Networking. In *Proc. 14th ACM Int. Conf. Mod., Anal. and Simul. of Wireless and Mobile Syst. (MSWiM'11)*, pages 437–446, Miami, Florida, USA, 2011. ACM. (Best paper runner up)
8. **Cui H.**, Luo C., Chen C. W., and Wu F. MixCast modulation for layered video multicast over WLANs. In *2011 IEEE Visual Commun. and Image Process. (VCIP'11)*, pages 1–4, Tainan City, Taiwan, 2011. IEEE.
9. Pu W., **Cui H.**, Luo C., Wu F., and Chen C. W. Stable Maximum Throughput Broadcast in Wireless Fading Channels. In *29th Annu. IEEE Int. Conf. Comput. Commun. (INFOCOM'10)*, pages 1–9, San Diego, US, Mar. 2010.

10. Chen H., **Cui H.**, and Chen C. W. Mobile video transmission via Wyner-Ziv video coding and rate compatible modulation. In *19th Int. Packet Video Workshop (PV'12)*, pages 53–58, Munich, German, May 2010.

待发表论文:

1. **Cui H.**, Luo C., Chen C. W., and Wu F. AirScale: Scalable Video Multicast in Heterogeneous MIMO Systems. submitted to *Proc. 20th Annu. ACM Int. Conf. Mobile Comput. and Netw. (MobiCom' 14)*, 2014.

专利:

1. Compressive Wireless Modulation. US20120121030 A1
2. Fast Decoding based on ZigZag Deconvolution for Random Projection Code. filed
3. Spatial Scalable Video Multicast for Heterogeneous MIMO Systems. filed
4. Scaled Video For Pseudo-Analog Transmission In Spatial Domain. filed