中国科学技术大学

学士学位论文

基于非受控无线局域网流量的反向散射通讯

作者姓名： 胡冬寅

学科专业： 信息安全

导师姓名： XXX 教授 XXX 教授

完成时间： 二〇二〇年五月二十一日

University of Science and Technology of China

A dissertation for bachelor's degree

Backscattering communication system based on uncontrolled Wi-Fi traffic

Author: Hu Dongyin

Speciality: Information Security

Supervisors: Prof. XXX, Prof. XXX

Finished time: May 21, 2020

致　谢

在研究学习期间，我有幸得到了三位老师的教导，他们是：我的导师，中国科大 XXX 研究员，中科院 X 昆明动物所马老师以及美国犹他大学的 XXX 老师。三位深厚的学术功底，严谨的工作态度和敏锐的科学洞察力使我受益良多。衷心感谢他们多年来给予我的悉心教导和热情帮助。

感谢 XXX 老师在实验方面的指导以及教授的帮助。科大的 XXX 同学和 XXX 同学参与了部分试验工作，在此深表谢意。

目 录

中文内容摘要

随着物联网技术的发展，利用环境中已有射频信号进行获能和通信的环境反向散射通信技术受到了越来越多的关注。由于 Wi-Fi 设备的广泛存在，许多工作基于环境中的 W-Fi 信号实现了可靠和高效的反向散射通信系统。但绝大多数的工作都对发送数据的节点进行了控制，因此在面对实际环境中面对时有时无的数据流量表现性能会下降；另一方面，不控制节点的工作尽管在一定程度上解决了流量不受控的问题，但没有对信道建模以实现更好的表现。

为了在非受控的 Wi-Fi 信号上实现反向散射通讯，本工作提出了一个全新的受马尔科夫链控制的模型对信道进行建模。基于该模型，本工作利用了蒙特卡罗方法对信道状态进行概率预测，并进一步提升了可靠性和高效性；同时本工作对低密度奇偶校验码和里德-所罗门码两种编码进行了评估和比较。在真实采集的 Wi-Fi 数据上的仿真评估表明，该模型在特定环境下最高可实现平均 98.6% 的预测击中率，LDPC 编码最高将有效吞吐率提升了 11kbps，结合动态码率调节机制下，有效吞吐量平均能达到最优值的 80.79%。

关键词：物联网技术；反向散射通信；Wi-Fi 流量建模；马尔可夫模型；里德-所罗门码；低密度奇偶校验码

Abstract

As the development of Internet of Things technology, ambient backscattering is gathering more and more attention due to its ability to harvest energy and communicate over pre-existing RF signals. Many backscattering systems have achieved both high reliability and efficiency using Wi-Fi signals due to their ubiquity. However, most works exert control over Wi-Fi APs to some extent, which may lead to performance degradation considering the labile nature of real-life Wi-Fi traffic. Works who not control APs solve such lability can reach better performance with precise channel modelling.

To realize backscattering over uncontrolled Wi-Fi traffic, we propose a new Markov chain modulated model for precise channel characterization. Based on this model, Wi-Fi traffic can be predicted using Monte Carlo method. LDPC code and RS code are compared under various environments. The evaluation shows that our model predicts channel state change at a best mean hit rate of 98.6% under lab environment. LDPC code improves the goodput by 11kbps at best and with dynamic code rate scheme, goodput reaches 80.79% of optimal value in average.

Key Words: Internet of Things; WiFi Backscatter; Wi-Fi Traffic Modelling; Markov Model; Reed-Solomon Code; Low Density Parity Check Code

第一章　简介

尼古拉·特斯拉曾在 19 世纪末畅想能量传输和通信能够摆脱线材的限制。我们现在所处的时代已经在无线通信和无线能量传输上取得了长足的进步——不论是广播，电视还是每天为人们服务的无线局域网；近年来，物联网 (Internet of Things) 更是受到了学术界与工业界的关注。物联网中，相邻物体可以共同协作和相互交流，且无需将接入电源或利用电池[1] 。如果这个愿景得以实现，更多的设备将融入到日常生活中，帮助人类在健康、仓储、智慧农业以及智慧城市等方面取得更进一步的发展。

但这些应用场景也对物联网设备的获能和通信能力提出了要求：物联网设备可能应用在各种环境之中，比如可穿戴设备[2] 、仓储货物[3] 等，这就对设备的尺寸、成本和重量等方面提出了限制。使用电池会使得设备在这些方面上不得不做出让步。从环境中获能啧可以让设备变得更轻、更易部署；另一方面，传统的射频通信需要设备主动产生无线电信号，这需要使用功耗较高的模拟电路元件，比如数模转换器，晶振和功率放大器等，仅从环境中获得的能量很难满足需求。这都对物联网设备的能量来源和通信方式都提出了新的挑战。

环境反向散射技术 (Ambient backscattering) 可以很好的获能和通信上能量限制的问题。使用此技术的设备可以从环境中存在的射频信号获取能量，并对这些信号进行简单的调制完成通信。由于无需自主产生信号，比起传统的无线通信方式 (如 Wi-Fi 和 LTE) 在能量上节约了数个量级；同时相较传统的反向散射通信 (如 RFID)，也免除了搭建特定功能的基础设施的成本[4] 。近些年来，研究者们对利用电视信号[4]，广播信号[5] 或者基站信号[6] 进行环境反向散射通信做出了许多研究。但广为部署的 Wi-Fi 愈来愈受研究者们的青睐。目前，关于 Wi-Fi 反向散射的工作中大多要求信号源是“受控的”——即对其进行了特殊的设置，让这些设备按照预想的状态发送数据。现实中，Wi-Fi 接入点在大多数情况下是非受控的，由于带有冲突避免的载波监听多路访问 (CSMA/CA) 协议和当前数据交换的繁忙程度不同，常常会出现没有 Wi-Fi 数据包的空闲 (OFF) 状态存在。这便在以上工作在现实中应用时可能出现性能上的下降。

在本文中，我们试图解决如何在 Wi-Fi 信号源非受控的情况下，更可靠更高效地进行反向散射通信。工作[7] 跨出了从实验室到实际使用的一步。该工作将实际情况下 Wi-Fi 空闲状态看为正常传输中出现的突发错误，并设计了一个节省

能量的里德-所罗门码 (Reed-Solomon code) 对丢失的信息进行恢复。受到该工作启发，我们提出了一个受马尔科夫链控制的模型对信道进行建模，该模型统计环境中 Wi-Fi 流量的历史信息，用来计算未来传输中会遇到突发错误的概率。预测得到的概率可以对传输过程中的参数进行动态调整 (如帧长、速率和码率等)，从而提升了系统的可靠性和高效性。同时，借助此模型，我们可以使用更多种类的编码来提升系统的可靠性，比如低密度奇偶校验 (LDPC) 编码。

总结来说，本文的贡献包括：

- 对 Wi-Fi 流量进行了统计建模，建立了一个受马尔可夫过程控制的信道模型。可以实现对未来环境中的 Wi-Fi 流量进行预测和模拟；
- 在该模型的基础上，本工作进一步优化使用里德-所罗门码进行通信的方案 (后简称为 RS 方案)，实现了更高的可靠性 (可以处理更多的“突发错误”)，以及更高的效率 (动态调节传输参数)；
- 在该模型的基础上，本工作进一步拓展了 RS 方案，具有更高纠错能力的低密度奇偶校验码可以在反向散射通讯中使用。
- 本工作对以上内容进行了半仿真模拟完成评估，即在真实采集的 Wi-Fi 流量上进行仿真模拟。结果表明该模型和基于该模型的优化可以实现可靠性和效率上的提升。

此外，本工作提出的模型不仅可以对通信系统进行优化，也可以用来对从 Wi-Fi 信号中获能的系统进行优化。但这不在本文的讨论范围之内。

本文按照以下内容展开：第二章介绍了环境反向散射技术和相关编码的背景内容；第三章介绍了对非受控情况下的 Wi-Fi 流量的统计建模；第四章介绍了基于此模型实现的流量预测以及对参数的动态优化机制；第五章介绍了对使用该模型实现的预测和优化效果的评估结果。相关工作的介绍与本文内容的总结位于第六章和第七章。

第二章　背景介绍

第一节　环境反向散射通信

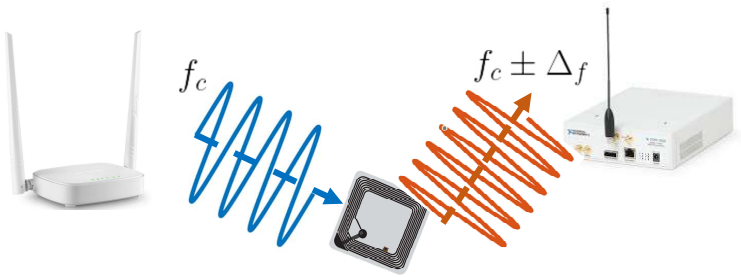


图 2.1　环境反向散射通信系统构成。标签可以对环境中的信号进行调制完成通信。

环境反向散射通信可以视为对以 RFID 为代表的传统反向散射通信的延伸。反向散射通信系统由三部分组成：激励源，反向散射标签和接收端。在传统的反向散射通信中，激励源是一个专用的设备，可以按照协议规定发送特定的电磁波信号；而在环境反向散射通信中，激励源是早已部署好的其他基础设施，如电视和广播等。反向散射标签从环境中已经存在的电磁信号中获取能量，并对其进行调制完成通信。图2.1展示了一个基于 Wi-Fi 信号进行反向散射通信的系统构成。Wi-Fi 接入点在正常传输数据，反向散射标签对原始的进行调制，将自身要传输的信息添加在原始信号中，特定的接收端对调制后信号进行接收，并完成信息的解码。

反向散射标签通过改变天线的阻抗实现对已有信号的调制。当电磁波遇到具有不同阻抗的介质交界面时，部分电磁波会被反射回来；而天线的阻抗与周围环境的阻抗不同，因此会有信号被天线反射。通过调整天线的阻抗可实现对反射回的电磁波能量的控制。当入射信号为 S_{in} 时，被反射回的信号 S_{out} 可以表示为:

$$S_{out} = S_{in}\frac{Z_a - Z_c}{Z_a + Z_c}, \tag{2.1}$$

其中 Z_a 是天线阻抗，Z_c 是与天线相连的电路阻抗。通过将天线短接与否可以控制反射信号的能量大小：短接时反射全部信号，不短接时吸收信号。这两种状态的变化可以用来传递比特 1 和 0。这种调制方案在反向散射通信中被广泛使用，称为开关键控 (On-off keying, OOK)。假设背景流量的信号工作在 f_c 频率上，OOK 本质上使用一个频率为 Δf 的方波 S 与背景信号相乘。在取方波的基波成

分作为近似，调制后的信号可以描述为：

$$\begin{aligned}\sin(2\pi f_c t)\cdot S &\approx \sin(2\pi f_c t)\cdot\sin(2\pi \Delta_f t)\\ &= \frac{\cos(2\pi(f_c-\Delta_f)t)-\cos(2\pi(f_c+\Delta_f)t)}{2}.\end{aligned} \tag{2.2}$$

因此，原始信号经过 OOK 调制后偏移到频率 $f_c \pm \Delta_f$ 上，以减轻与原始信号之间的干扰。

第二节　里德-所罗门码与突发错误

原始比特	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	0	
off 状态					x	x	x	x	x													
错误比特	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	0	
错误码元	5			4			0			4			3			6			6			

图 2.2　里德-所罗门码将突发错误转变成数量更少的码元错误，因此在恢复突发错误上具有优势。

里德-所罗门 (RS) 码是一种前向错误更正编码，被广泛地应用于 CD、DVD 和蓝光光盘上以及广播系统中 DVB 标准中。一个里德-所罗门码 $RS(n,k)$ 是定义在有限域 F 上，是一个总长度为 n，信息长度为 k，最短汉明距离为 $n-k+1$ 的线性分组码；在实际应用中，有限域 F 通常指定为 GF(2^m)，在这种情况下，每个码元都包含有 m 比特的信息。

$RS_{n,k}$ 码非常适合纠正传输系统中的突发错误。以图2.2为例，假设当前环境中的 Wi-Fi 流量的有无 (ON/OFF) 状态如第二行所示，其中标 x 的部分表示当现比特遭遇了 OFF 状态。如果我们使用 $RS_{7,3}$ 码进行编码，那么每 3 个比特构成一个码元，如第四行所示。尽管在比特上存在 5 个突发错误，但是在码元的角度来看只有 2 个码元发生了错误，因此 $RS_{7,3}$ 可以正确将该突发错误恢复。不论一个码元中有多少个比特发生错误，在码元的角度看来都只发生了一个错误，因此 RS 码适合纠正传输系统中的突发错误，也因此适用于反向散射通信中 Wi-Fi 空闲状态造成的错误纠正。

第三节　低密度奇偶校验码

低密度奇偶校验码 (LDPC) 编码是一种接近信道容量的编码，在合适的构造情况下性能可以接近香农限。1963 年，Gallager 首次提出了 LDPC 码，但在当时

由于实现上的困难一直没有得到重视。在 1996 年，Mackay 等人对 LDPC 码进行了重新的发现，自此该码收到更多的关注和发展。

LDPC 码是基于具有稀疏矩阵性质的奇偶检验矩阵 $\boldsymbol{H}$ 建构而成。按照 $\boldsymbol{H}$ 各行 1 的个数 (称为行重) 和各列 1 的个数 (称为列重) 的特点，LDPC 码可分为规则和非规则两种。规则 LDPC 码中，行重相同且列重相同；如果行重或者列重不一致，该码则称为非规则 LDPC 码。在 $\boldsymbol{H}$ 中，每一行可以代表一个对所有比特的校验，因此行重一致表示每个检验由相同个数的比特参与；而列重一致表明每个比特参与的校验个数是相同的。

与 RS 码不同的是，LDPC 码的纠错能力并不能直接通过总长度和信息长度简单的计算出来。LDPC 码与奇偶检验矩阵 $\boldsymbol{H}$ 本身的结构有关。因为 $\boldsymbol{H}$ 的结构中包含了交织特性，在合适的构造情况下才能实现好的效果。LDPC 码的构造有多种方法，但都希望能在适当的复杂度下构造出具有较大最小循环长度的 $\boldsymbol{H}$。其中最小循环长度是指 $\boldsymbol{H}$ 中所有的由 1 元素构成的环的最小长度。由于这方面的研究比较充分，在本文中 $\boldsymbol{H}$ 会选择已经构造好的矩阵。但这会在码率的选择和信息长度、总长度的选择上受到限制。

第三章　对 Wi-Fi 流量的建模

Wi-Fi 流量的变化可以大致分为短时变化和长时变化两种。短时变化是指短时间内 Wi-Fi 流量呈现的有无 (ON/OFF) 变化，通常在毫秒级别，主要是由于 Wi-Fi 协议中用于媒体访问控制的 CSMA/CA 协议造成的。帧间间隔和退避是产生 ON/OFF 变化的主要原因。长时变化是指 Wi-Fi 流量在长时间段内的变化，体现在 ON/OFF 变化持续时间的分布的改变，通常在小时量级。长时变化在实际生活中常由人类活动的变化产生，用户的多少会影响当前环境中 Wi-Fi 通信的繁忙与否，从而影响反向散射通信。本章将对 CSMA/CA 协议和人类活动带来的影响进行分析，并对信道进行建模。

第一节　Wi-Fi 流量的有-无状态变化

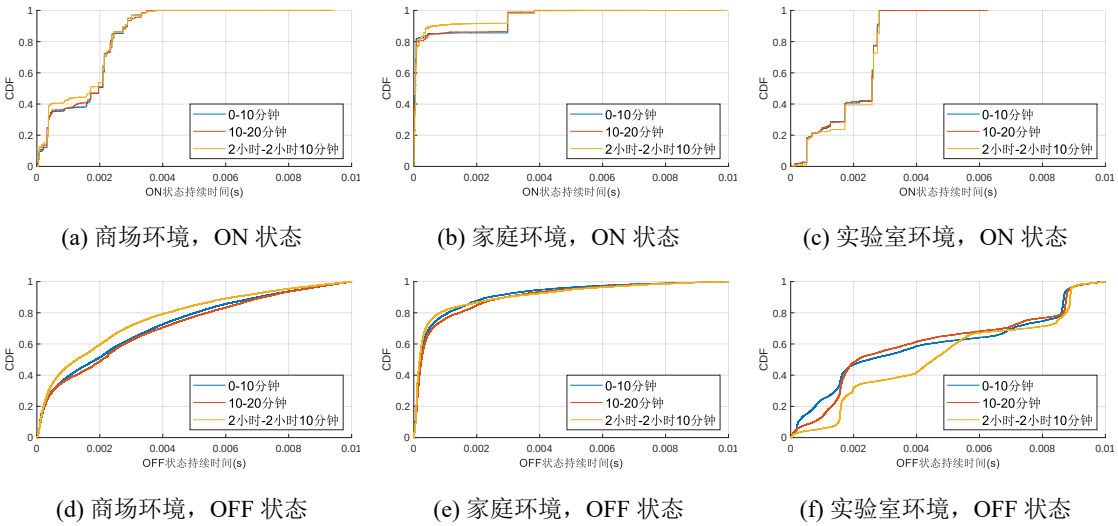
一、短时变化：CSMA/CA 协议

IEEE 802.11 标准中为解决多个节点同时访问网络所带来的冲突问题，引入了 CSMA/CA 协议。由于节点是半双工的，不能同时检测信道状态和发送数据，因此在发送前节点会对当前信道进行监听。CSMA/CA 协议中的以下约定使得 Wi-Fi 流量会出现 ON/OFF 之间的转变：

帧间间隙 (Inter-frame spacing, IFS)。在 CSMA/CA 中，发一个帧之前，都需要” 等待” 一个相应的帧间间隔，比如发送数据之前至少要等待分布式帧间间隙 (DIFS) 时间；在收到的数据通过 CRC 校验后发送 ACK 之前需要等待短帧间间隔 (SIFS) 时间。在 802.11 中还存在其他的一些帧间间隔，比如 RIFS，PIFS 等。

退避。在节点等待 DIFS 时间内，如果信道保持空闲状态，节点会进入退避过程。退避过程会从竞争窗口选择一个随机数作为退避时长，比如默认的初始竞争窗口为 31，即随机回退计数值的范围是 $[0, 31]$。在退避过程中，每经过一个时隙，节点会监听一次信道，若信道空闲，则相应的随机回退计数器的值减 1。递减至 0 后可以发送数据。若传输中受到干扰，竞争窗口采用二进制指数退避算法扩大竞争窗口，直到成功发送或者窗口大小达到上限。

这些机制都使得 Wi-Fi 的数据流呈现 ON/OFF 之间的不断转换，进而导致利用 Wi-Fi 信号完成通信的反向散射方法会在 OFF 状态下受到影响。



(a) 商场环境，ON 状态　(b) 家庭环境，ON 状态　(c) 实验室环境，ON 状态

(d) 商场环境，OFF 状态　(e) 家庭环境，OFF 状态　(f) 实验室环境，OFF 状态

图 3.1　不同环境在不同时间段的 Wi-Fi 流量 ON/OFF 状态经验累积分布函数。

二、长时变化：环境与人类活动

CSMA/CA 协议使得 Wi-Fi 流量出现 ON/OFF 之间的不断转换，但其目的是为了控制共享媒介的使用。各节点对媒介的使用需求来自环境中用户的需求。因此，当前场景下存在的用户数量以及对网络服务的需求的变化也会使 Wi-Fi 流量的统计特征产生变化。这种变化有两方面的因素决定：

随空间变化。在不同的环境中 Wi-Fi 流量的统计分布会有所不同。这主要是由于当前环境的功能不同引起的——一些环境，如商场，会有很多的用户，因此 Wi-Fi 数据传输也会比较频繁；而一些环境下，如家庭中，使用设备数量有限，因此流量会比较稀疏。图3.1中展示了三种典型的场景——商场、家庭、实验室下，使用 USRP 采集到的 Wi-Fi 流量的统计分布。商场中，ON 状态持续时间的累积分布函数形状比较复杂；OFF 状态持续时间分布十分宽广。这来源于商场内比较多的用户，交换的数据种类多样，使得帧长变化较大，反应为 ON 状态时长的分布比较复杂；同时信道的争抢比较剧烈，导致 OFF 状态分布较广。家庭环境中用户比较少，相对的分布更加单纯：ON 状态两个陡峭的上升主要来自于长的数据帧的短的控制帧，同时很少的竞争使得两个曲线都比较光滑；在实验室中，ON 状态相对商场比较平稳，但比家庭中更复杂，这来自于实验室的用户数量介于家庭和商场之间。

随时间变化。图3.1中展示了同一环境下不同时间段的累积分布函数变化。由图可见，相邻的两个时间段 (图中红线与蓝线) 形状比较相近，而较远的时间段 (橙线) 会与之前的分布有一定的差异。在家庭中最为稳定，在实验室中最为波动。直观上，相邻时间段内 ON/OFF 的分布越相似，那么成功预测的概率就越大。

第二节　统计建模

在了解 CSMA/CA 协议的基础上，最直接的方式是对当前环境下的 Wi-Fi 信道进行仿真模拟。在给定当前场景下的节点数目、每个节点的数据传输模式，便可以遵循 CSMA/CA 协议对 ON/OFF 状态进行模拟。但是进行这样模拟存在如下的问题：

参数的确定。确定环境中接入节点的数量并非在所有的情境下都可以实现；即便可以确定，对于每个节点也需要确定如何进行数据的传输模式，这又需要额外的建模。另一方面，考虑到 Wi-Fi 流量随时间的变化，所有的控制参数也要是时变的。这会使得确定需要的参数变得十分复杂。

计算的复杂度。由于各个节点之间是相互影响的，因此在计算的时候需要为每一个节点维护当前发送的状态；同时在计算每一时刻的 ON/OFF 状态时，需要考虑所有的节点。最后，为了获得统计上的稳定值，需要进行多次模拟取期望。这都使得直接对当前环境中存在的节点进行模拟变得计算上不可行。

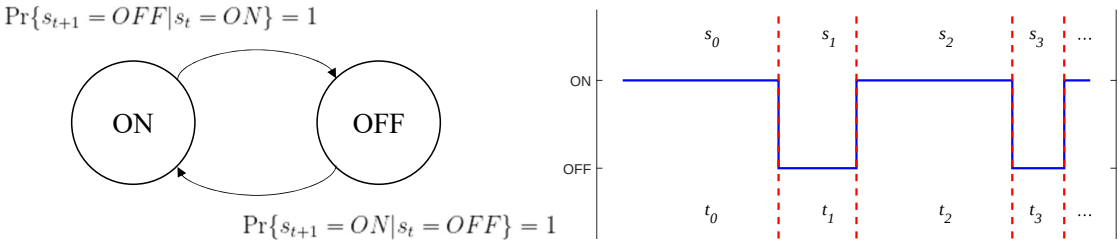
考虑到以上几点，一个更加合适的方案是直接对环境中 *Wi-Fi* 信号的 *ON/OFF* 变化进行统计模拟，而非考虑各个节点的传输状态。文献[8] 中对 Wi-Fi 信号的持续性进行了讨论。具体来讲，Wi-Fi 流量具有比较高的赫斯特指数 (Hurst exponent)。赫斯特指数在时间序列分析中用来描述一个时间序列的长程记忆性，越高的赫斯特指数表明该时间序列有越强的可预测性。对 Wi-Fi 流量构成的时间序列来讲，其赫斯特指数在 0.75-0.90 的范围内。因此，Wi-Fi 信号可以被认定为有较强的持续性，在一定时间范围内能够保持比较稳定的统计特性。

这一特性提供了使用 ON/OFF 状态持续时间的统计数据进行预测的理论基础。由于环境中 Wi-Fi 信号在 ON/OFF 两种状态之间不断转换，那么对 ON 状态下的 Wi-Fi 信号持续长度和 OFF 状态下的 Wi-Fi 信号持续长度进行统计，再按照相应的经验累积分布函数即可实现对对由 CSMA/CA 协议造成的 ON/OFF 状态变化。我们使用马尔科夫链进行模拟，对 ON 状态或 OFF 状态用经验的累积分布函数进行描述；而由人类活动变化造成的长时变化，我们利用滑动窗口机制解决。

受马尔科夫链控制的信道。Wi-Fi 在 ON/OFF 两个状态之间的交替变化可以用这样的两序列描述：

$$(s_1, s_2, s_3, s_4, \cdots), \tag{3.1}$$

$$(t_1, t_2, t_3, t_4, \cdots), \tag{3.2}$$



(a) 马尔可夫链。ON/OFF 两状态相互转换。　　(b) 由两序列描述的 Wi-Fi 流量状态变化。

图 3.2　受马尔可夫链控制的信道模型。

其中，随机变量 S 定义在状态空间 $\Omega_1 = \{ON, OFF\}$ 上，表示当前环境中 Wi-Fi 信号的有无；随机变量 T 定义在状态空间 $\Omega_2 = \{t > 0 | t \in \mathbb{R}\}$ 上，表示对应状态的持续时间。

在实际状态中，ON/OFF 两种状态的变化是交替的，可以用一个固定转变状态的马尔科夫链描述。同时，式3.1可以省略。因此，这种描述进一步简化为由一串 *ON/OFF 状态持续的时间长度序列*。如果定义随机变量 T_{ON} 为 ON 状态下的持续时长，定义随机变量 T_{OFF} 为 OFF 状态下的持续时长，那么在 $S = ON$ 的状态下，$T = T_{ON}$，服从由历史 Wi-Fi 流量中有状态持续时间统计的累积分布函数 F_{ON}；在 $S = OFF$ 的状态下，$T = T_{OFF}$，服从经验累积分布函数 F_{OFF}。即状态持续时间受马尔科夫链控制。

状态 S 不仅决定了当前随机变量 T 的具体分布，还决定了当前信道的特性。在 $S = ON$ 的状态下，信道可以简单的模拟为加性高斯信道；在 $S = OFF$ 的状态下，信道是一个“归零”加性高斯信道——不论信源传输的是 1 或是 0，都会被归 0[①]，然后经过一个普通的加性高斯信道。同样，当前信道也受马尔科夫链控制。

图3.2为模型的图示。ON/OFF 两种状态以 1 的确定概率相互转换，不同状态下 T 服从不同的分布，此时信道的状态也相应地在普通加性高斯信道和“归零”信道之间变化。

滑动窗口。由于实际场景中，人类活动的变化会造成 Wi-Fi 流量的变化，因此我们需要引入时间上的变化以及时地更新统计信息 F_{ON}, F_{OFF}。在实现中，我们会记录上一时间段内，帧的长度以及帧间间隔的信息，依据这些信息更新 F_{ON}, F_{OFF}，用于下一时段内的预测和优化。采用滑动窗口的机制源自 Wi-Fi 的持续性，相邻时间段内的统计特性是比较相近的。

[①]这是在采用 OOK 的情况下，比特 1 被调制为幅度为 a 的信号，比特 0 被调制为幅度为 0 的信号。

第四章　基于模型的优化

第一节　流量预测

一、离散时间情况

第三章中描述的模型建立在连续时间下。在实际的传输中考虑每个比特的情况会节省计算和存储的复杂度，因此上述模型需要转换为离散情况。在离散的情况下，式3.2中的 t_i 会按照当前的发送速率转换为每个比特上的 ON 或 OFF 状态。比如，延续时间长度为 0.1ms 的一帧在 500kpbs 的速率下，就对应 50 个比特的 ON 状态长度。

为了计算每一比特上对于 ON/OFF 状态的预测，最直观的方法是利用*整数分解*进行预测。假设即将发送的帧长度为 L 比特，整数分解算法需要找到所有有序 k 元组 $(l_1, \cdots, l_k)$，满足

$$\sum_{i=1}^{k} l_i = L, \tag{4.1}$$

其中 $k, l_i \in \mathbb{Z}^+, i = 1, \cdots, k$。每一个 l_i 都代表着当前 ON/OFF 状态持续的长度(以比特为单位)。在给定传输速率 r 的情况下，可以转换为实际长度时间 $t_i = \frac{l_i}{r}$。依照经验分布函数，可以得到 l_i 出现的概率

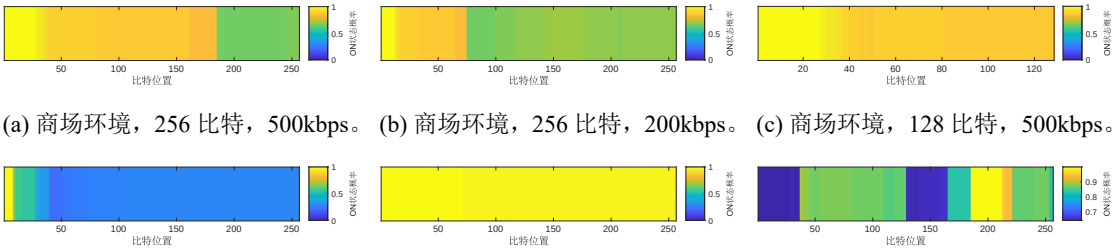
$$p_{l_i} = \begin{cases} f_{ON}^{-1}(t_i), \, i \, mod 2 = 1; \\ f_{OFF}^{-1}(t_i), \, i \, mod 2 = 0 \end{cases} \tag{4.2}$$

那么，对于当前的 k 元组 $(l_1, \cdots, l_k)$，其出现的概率为 $\prod_i p_i$。对所有可能的分解依照其对应的出现概率进行加权，可以实现对每个比特发送时处于 ON 状态概率的预测。

但这种方法的复杂度很高，在第五章有具体的评估数据。更适合该模型的方法是利用*蒙特卡罗方法*进行模拟。在单次模拟中，当 ON/OFF 状态在相互转化时，利用均匀分布和经验累积分布函数按下式进行随机采样得到 l_i：

$$l_i = \inf_l \{ F_{ON/OFF}(l) < u_i \}, \tag{4.3}$$

其中 $U_i \sim U[0, 1]$。在进行 N 次模拟后，计算每个比特位值遇到 ON 状态的频率作为最终的预测。这里记预测后的结果为 $(p_1, \cdots, p_L)$，其中 p_i 表示第 i 比特是 ON 状态的概率。



(a) 商场环境，256 比特，500kbps。 (b) 商场环境，256 比特，200kbps。 (c) 商场环境，128 比特，500kbps。

(d) 家庭环境，256 比特，500kbps。 (e) 实验室环境，256 比特，500kbps。 (f) 热力图 (a) 置换后。

图 4.1 不同环境、不同帧长、不同传输速率下的预测热力图。图中显示的是每一比特处于 ON 状态的概率。图 (f) 展示了置换的效果。

图4.1a-e展示了不同环境、速率和帧长的情况下，使用蒙特卡罗方法进行 500000 次模拟的预测结果。图中显示的是每一比特上会是 ON 状态的概率。总的来看，在实验室和商场中 ON 状态更容易出现，而家庭环境中几乎都是 OFF 状态。这与之前的分析是相符合的——在商场和实验室中用户使用网络更加频繁，因此标签要发送的数据更容易搭上环境中的流量。另一方面，更高的传输速率和更短的帧长会更容易遇见 ON 状态，直观来讲，符合这两个条件的帧可以在当前环境中的 Wi-Fi 流量消失之前尽快完成传输。

二、预测对 LDPC 解码的影响

LDPC 的解码使用信念传播算法 (Belief propagation)。对于传输的 LDPC 码字 $x = (x_1, x_2, \ldots, x_L)$，记对应信道的输出为 $y = (y_1, y_2, \ldots, y_L)$。LDPC 解码算法的输入是每一比特的对数似然比 (Log-likelihood ratio, LLR)：

$$L(x_i) = \log\left(\frac{\Pr(x_i = 0|y_i)}{\Pr(x_i = 1|y_i)}\right) \tag{4.4}$$

在算法在 $L(x_i)$ 的基础上不断迭代，更新对每一个比特 x_i 的 LLR 估计。在算法中，传输信息的比特和负责校验的比特之间会相互交换 LLR 信息，这也是算法名称的由来。在算法中，一个重要的假设是校验节点与信息节点之间传递的信息是相互独立的，因此越长的最小循环长度越满足此假设，从而解码效果更好。

值得注意的是，初始 LLR 的计算是需要对信道的先验的。如果简单的考虑为加性高斯信道，会导致 LDPC 解码的效果很差；而结合对信道的先验的情况下，式4.4可以写为：

$$L(c_i) = \log\left(\frac{p_i \frac{1}{1+\rho_i} + \frac{1}{2}(1-p_i)}{p_i \frac{1}{1+1/\rho_i} + \frac{1}{2}(1-p_i)}\right), \tag{4.5}$$

其中 $\rho_i = \Pr\{y_i|x_i = 1\}/\Pr\{y_i|x_i = 0\}$。

第二节　依据预测优化

一、置换

在针对每一比特的预测概率基础上，可以引入交织 (置换) 机制使得帧可以以更高的概率应对突发错误，以提高系统的可靠性。对于长度为 L 比特的帧 F，假设当前使用的是 (n,k) 的码，通常情况下，L 都是可以被 n 整除的，不足的部分也可以通过填充实现。假设 $L=bn$，那么在编码过程中会对原始数据分成 b 块。由于我们已知每一比特遇到 OFF 状态的概率，可以通过将高概率出现 *OFF* 状态的位置均匀置换到每一块中。我们的目标是寻找一个置换 σ^*，使得

$$\sigma^* = \arg\max_{\sigma} \mathrm{Var}\{(z_1, \cdots, z_b)\} \tag{4.6}$$

其中 $z_i, i=1,\cdots,b$ 是置换后的帧 $sigma(F)$ 每 i 块中可能出现 OFF 的个数。考虑到 R-S 码适合处理连续的错误，式4.6还需要服从连续性条件，即处于 *OFF* 状态的比特之间要尽量处于相邻的位置。由于预测给出的是概率值，因此我们会设置一个阈值，概率小于阈值的会被认定为 OFF。图4.1f展示了对图4.1a进行置换后的热力图，集中在第二块中的易遇见错误的比特会被均匀分散到两块中，从而提升可靠性。

二、动态参数调节

在采用不同的帧长和传输率的情况下，即便是基于相同的累积分布函数，也会产生不同的预测效果。直观来讲，编码能够回复的范围内尽量提升码率可以让通信更高效。假设当前使用的编码在每一块中可以纠正 t 比特错误，在最理想的情况下，结合置换一共可以纠正 bt 比特的错误。将最有可能出现 OFF 状态的 bt 比特利用码进行纠正，剩下所有比特位置全部为 ON 状态的概率可以由下式计算：

$$p_{success} = \frac{\prod_{i=bt+1}^{L} p_i^{'}}{n^{\alpha}}, \tag{4.7}$$

其中 $p_i^{'}$ 是对原有预测 p_i 升序排列后的概率，分母用来平衡长度影响的参数，因为预测越长越易出现错误预测。在实际的计算中采用 $\alpha = 2.5$。进一步，在给定帧长、传输率和码率的选择范围下，我们求解下式的最优化问题：

$$L^*, r_{data}^*, r_{code}^* = \arg\max_{L, r_{data}, r_{code}} \frac{r_{data}}{L} \cdot L \cdot r_{code} \cdot p_{success}, \tag{4.8}$$

其中 L, r_{data}, r_{code} 依次指帧长、传输率和码率。本质上，式4.8是在求解单位时间内可以正确传输的比特数。由于 $p_{success}$ 一般会很小，因此采用对数形式的式4.8。

第五章　评估

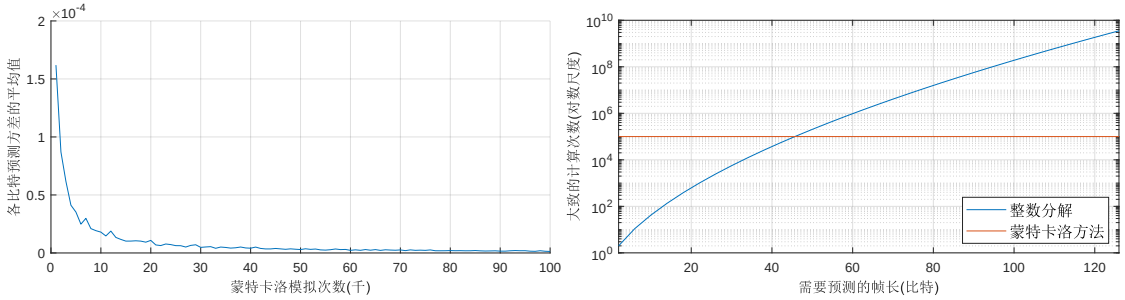
为了测试模型的效果及利用模型的优化效果，本章将对使用模型进行的预测和优化进行评估。评估使用在现实环境中由 USRP 采集的 Wi-Fi 流量数据作为背景流量，在此流量的基础上进行数据传输的模拟。Wi-Fi 流量的采集在三种环境下：商场 (位于一座 42 层大楼的第 3 层，总面积约 8000 平方米)，实验室 (大学校园内，面积约 200 平方米) 和家庭 (位于一座 7 层公寓的第 3 层，面积约 140 平方米) 中。数据采集的时间从上午 10:30 到下午 9 点，一共收集了长度为 294 小时的 Wi-Fi 数据。

第一节　使用模型进行的预测

本节从计算复杂度、预测的相关性、准确性和对 LDPC 解码效果的提升上进行评估。

整数分解与蒙特卡罗方法的性能比较。在第二节中，我们提到了两种用于进行预测的算法：整数分解和蒙特卡罗方法。图5.1对两种算法的性能进行了比较。图5.1a展示了蒙特卡罗方法的收敛速度，横坐标代表的是每次模拟的随机采样的次数；纵坐标是重复 1000 次模拟后，每次模拟结果中各个比特位置预测概率的方差的均值。可以看出，蒙特卡罗方法可以很快速的收敛，因此后续模拟中模拟的次数取为 100000 次。图5.1b对两个算法的计算次数进行了比较。整数分解的方法在对数图随着需要预测的帧长度增加而线性增加，说明其增长是指数级别的。一个例子是，在不考率 ON/OFF 状态的排列下，128 比特就有 4,351,078,600 种分解，因此选择蒙特卡罗方法具有更高的效率。

预测的相关性。在第二节中提到 Wi-Fi 流量具有一定的持续性；直观上，如



(a) 蒙特卡洛算法的收敛性。　　(b) 对数尺度下两种方法计算次数比较。

图 5.1　整数分解与蒙特卡罗方法的性能比较。

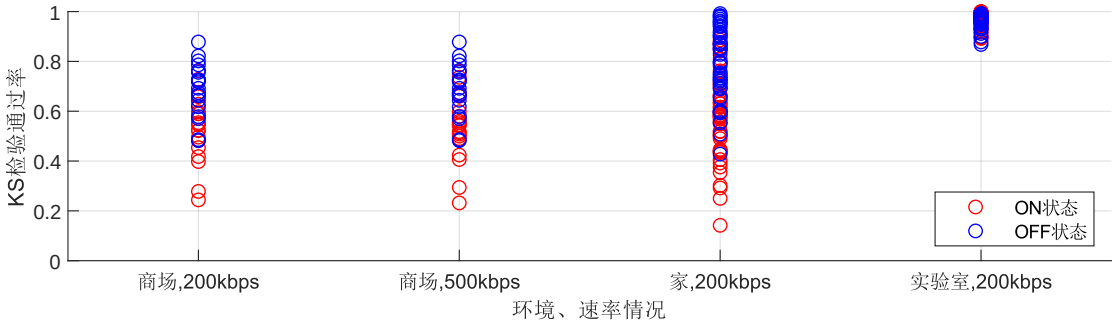
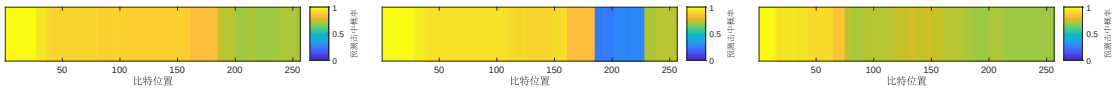


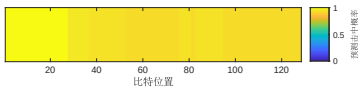
图 5.2　相邻两时间窗口 KS 检验的通过率。



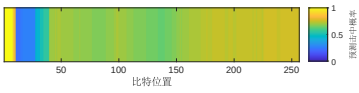
(a) 商场环境，256 比特，500kbps，阈值 0.6。

(b) 商场环境，256 比特，500kbps，阈值 0.5。

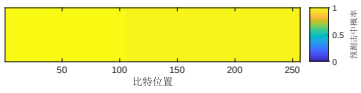
(c) 商场环境，256 比特，200kbps，阈值 0.6。



(d) 商场环境，128 比特，500kbps，阈值 0.6。



(e) 家庭环境，256 比特，500kbps，阈值 0.6。

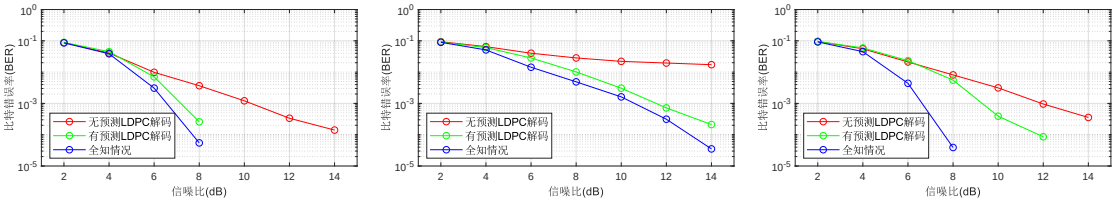


(f) 实验室环境，256 比特，500kbps，阈值 0.6。

图 5.3　不同环境、不同帧长、不同传输速率下的预测击中热力图。

果两个相邻时间段的 ON/OFF 经验累积分布函数是相似的话，可以用前一时段的统计结果对后一时段的数据进行预测。具体实现中，给定两个时间段 $\Delta_i = [t_i, t_{i+1}]$ 和 $\Delta_{i+1} = [t_{i+1}, t_{i+2}]$。在 Δ_i 内来利用统计的累积分布函数 F_{ON}, F_{OFF} 生成长度为 w 的窗口的模拟流量，用来与 Δ_{i+1} 随机采样得到的长度同为 w 的实际流量内进行柯尔莫哥洛夫-斯米尔诺夫检验 (KS 检验) 来判断相关性。如果有 n 个窗口，假设有 $0.95n$ 个窗口中 KS 检验接受了零假设，那么便可以以 95% 的置信度认为两个时间段的分布是相似的。

图5.2对使用相邻时间段内的统计数据进行预测的可靠程度进行了分析，时间段的划分为 10 分钟，窗口大小为 100 毫秒，测试次数为 1000 个窗口。横轴代表测试的环境参数，纵轴代表 KS 检验的通过率，红色与蓝色的点分别表示对 ON 状态的检验和对 OFF 状态的检验，在同一横坐标下的不同点代表了不同的两个相邻时间段的通过率。在商场和家庭中，OFF 状态存在较高的相关度，但 ON 状态的相关度较低；在实验室环境下，不论是 ON 状态还是 OFF 状态都存在很高的相关度，平均通过率在 96.7% 和 97.1%。这说明，在中等人数且比较稳定的环境 (比如实验室) 下，使用环境中的 Wi-Fi 数据有很好的相关性；在人数变化或比较少的情况下，相关性会有所下降。



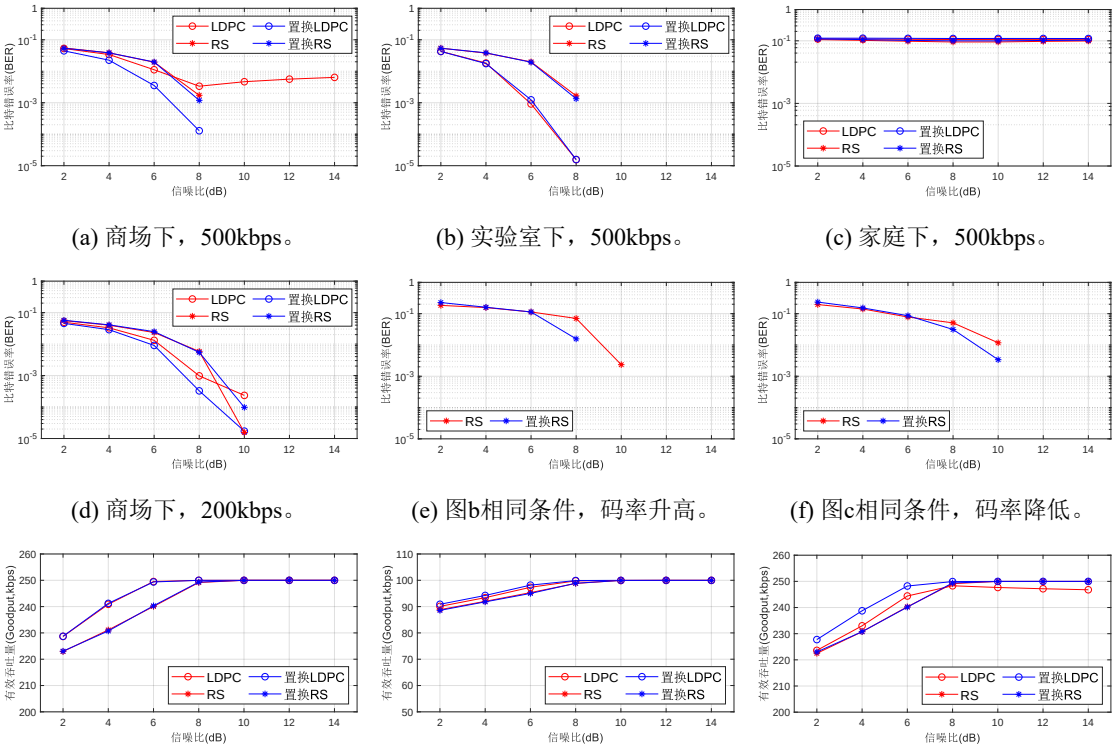
(a) 商场环境，128 比特，500kbps。 (b) 商场环境，256 比特，200kbps。 (c) 商场环境，256 比特，500kbps。

图 5.4　预测对 LDPC 解码效果的提升。

预测的准确性。相关性在一方面评估了模型的可靠性，但受限于窗口 w 的大小并不能完整展示出模型预测的效果。一方面，过大的窗口会远离模型希望实现短时段内预测的目标；另一方面，过小的窗口不能收集足够的数据用于进行 KS 检验。准确性检验了模型预测与实际发送中遇到的 ON/OFF 状态的符合程度，具体来讲实际算每一比特上的估计击中正确状态的比例，即击中率。首先，在当前时间段内依据模型计算对下一时间段的预测；在指定阈值后 (见第一段)，预测概率值大于阈值的部分认为是 ON，否则是 OFF。然后再从下一时间段中随机采样到实际传输中的 ON/OFF 状态，将预测与真实状态按每一位进行比较，计算击中的比例，越高说明预测越准确。图5.3展示了击中率的热力图，从下一时间段采样的次数为 1000 次。与相关性分析比较相近的是，实验室环境的预测很准确，图5.3f中平均集中率达到了 98.6%；但商场和家庭环境的预测集中率稍低，图5.3a和e的平均集中率在 84.7% 和 67.5%。同时，越高的速率和越短的帧长集中率越高，这也与相关性分析比较一致。值得注意的是，阈值设置的比 0.5 稍高一些可以提升预测的效果，参照图5.3a和图b展示的结果，两图中平均的集中率分别是 84.24% 和 79.06%。这可能来源于预测从 ON 状态开始，因此会更加偏向预测当前状态为 ON，更高的阈值可以平衡掉这种偏好。

预测对 LDPC 解码效果的提升。在结合预测情况下可以以此为信道先验实施 LDPC 解码。图5.4展示了在商场环境下不同帧长、不同传输速率的 LDPC 比特错误率。使用的是为 $(96, 48)$，列权重为 3 的规则 LDPC 码[①]。可以看到，结合信道情况的解码比无信道情况的急嘛有显著的提升，图5.4b中，在 SNR=14dB 的情况下，预测的 LDPC 使得 BER 下降了 99.8%。蓝线是完全知道 ON/OFF 的具体位置情况下的 LDPC 解码效果。尽管使用预测信息的解码表现有一定差距，但是整体上还是比较接近的。

[①]校验矩阵来自 http://www.inference.org.uk/mackay/CodesFiles.html



(a) 商场下，500kbps。 (b) 实验室下，500kbps。 (c) 家庭下，500kbps。

(d) 商场下，200kbps。 (e) 图b相同条件，码率升高。 (f) 图c相同条件，码率降低。

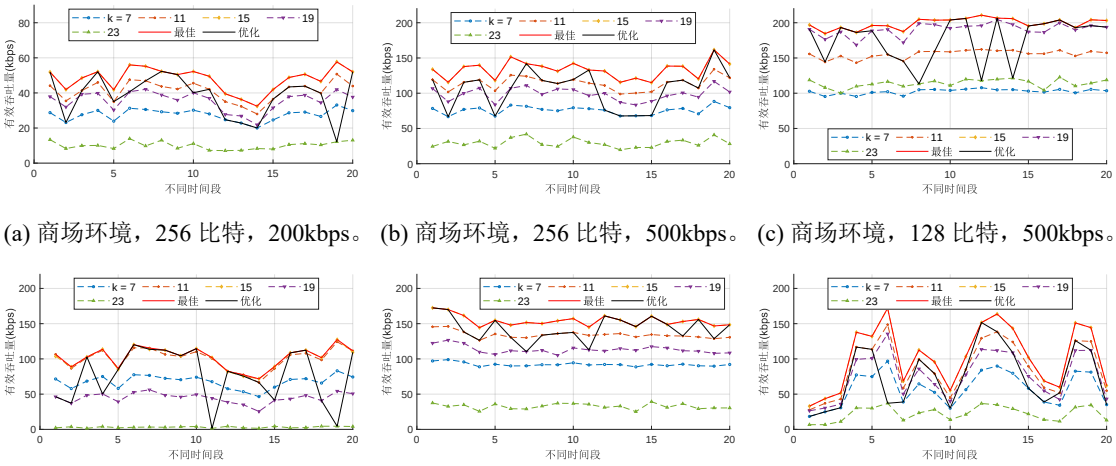
(g) 实验室下，500kbps。 (h) 商场下，200kbps。 (i) 商场下，500kbps。

图 5.5　LDPC、置换 LDPC、RS、置换 RS 比特错误率和有效吞吐量比较 (帧长为 256 比特)。

第二节　使用模型进行的优化

置换对 LDPC 和 RS 码的性能提升。图5.5展示了在三种环境下，使用不同速率和编码方式的比特错误率和有效传输率表现。其中，使用的是为 $(96, 48)$，列权重为 3 的规则 LDPC 码；RS 为 $(31, 15)$ 的编码，有效传输率由单位时间内被正确传输的信息计算。两种编码的码率相近，同时总长度、信息长度也相继那，因此可以做一定的比较。

1. LDPC 码与 RS 码的比较。总体来看，LDPC 的表现优于 RS。图5.5c由于环境中 Wi-Fi 流量过于稀少，超出了编码的恢复能力，因此呈现平直的线。虽然 LDPC 的效果更好，但是这是在牺牲运算速度的情况下；通常 RS 编码有专用的硬件进行加速。因此采用 LDPC 码可能会使的实际使用中的传输速度有所下降，同时能耗也可能更高。
2. 置换与不置换的比较。在高信噪比的情况下，置换与不置换的效果差别不大，这是由于高信噪比下噪声更影响解码的效果，信道的“归零”效果不如噪声显著。图5.5a和d中置换与不置换的差别相比更明显。在商场环境下置换使 LDPC 码的比特错误率有所下降。但对于 RS 码，置换的效果有限，这可能是由 RS 不依靠信道先验概率影响，只考虑错误发生的位置，使得



(a) 商场环境，256 比特，200kbps。 (b) 商场环境，256 比特，500kbps。 (c) 商场环境，128 比特，500kbps。

(d) 商场环境，512 比特，500kbps。 (e) 实验室环境，256 比特，500kbps。 (f) 家庭环境，256 比特，500kbps。

图 5.6　不同环境下动态调节码率对实际吞吐量的影响。

置换前后影响的码元数没有大的变化；而 LDPC 在置换后原有不受影响的块受到了 OFF 状态的影响，且受先验概率的不准确导致这些不受影响的块在使用信念传播算法的过程中错误率提升，导致最终总体看来比特错误有下降。

而在实验室和家庭环境下，由于 OFF 状态很少货很多，使得置换与不置换的效果相近。因此图5.5e和f对 RS 码的码率进行了相应的升高和降低。可以看出，置换对 RS 码的表现是有提升的。

3. 有效吞吐率。在有效吞吐率方面，在高信噪比的情况下几乎都可以有效的传输数据，而在较低信噪比下与各个编码在对应环境下的比特错误率表现也是一致的。相差最大的情况下 (实验室，500kbps，SNR=4dB)，LDPC 相比 RS 实现了 5% 的提升 (11kbps)。

对 RS 码的动态参数调节。图5.6展示了在不同环境、速率和帧长下，利用模型的预测结果对 RS 码码率调节的效果。这里采用的是 $(31, k)$ 的 RS 码。横坐标表示不同的时间段，纵坐标表示有效吞吐量。在商场环境下，不同帧长和速率会有不同的 ON/OFF 统计特征，这也表现在图中 k 值从上到下的顺序会发生改变。图5.6a-c中，在 $k = 15$ 都达到了最高的有效吞吐量，在错误恢复和传输信息之间取得了平衡。从结果来看，预测的效果能够以平均 65% 的概率击中最好的两个码率；在没有选择最佳两个码率的情况下，多数选择了高码率的情况。这可能来源于对长度的平衡不够合理。总体来看，在商场环境下使用预测优化的码率能够达到最佳吞吐量的 80.79%，最好的情况下达到 88.25%。

对比商场、实验室和家庭三种环境下的有效吞吐量，我们可以发现：

1. 基于预测选择的码率的最优两个码率的击中率与 ON/OFF 状态预测的击中率正相关。实验室环境下状态预测更准确，因此最优两个码率的击中率能达到 80%，高于商场的 65%；而家庭环境中状态预测不够准确，因此最优两个码率的击中率仅为 45%。
2. 基于预测选择的码率随着环境中 ON/OFF 统计特征的变化而变化。这在图5.6f中表现最为明显：家庭下的 ON/OFF 状态变化比较剧烈，最优码率呈现上下起伏的变化，而预测给出的码率 (图中黑线) 也伴随着这种趋势选择不同的码率。
3. 在实验室条件下，使用预测优化的码率能够达到最佳吞吐量的 89.63%；而在家庭下能达到 65.85%。

第六章　相关工作

环境反向散射。尽管以RFID为代表的反向散射通信在1948年便由Stockman等人提出[9]，利用环境中存在射频信号进行反向散射通信的环境反向散射通信在最近几年才得以发展。这种方法更加适用于低功耗设备，且无需布置特定的激励源设备。工作[4]开创性地利用环境中的电视信号实现了反向散射标签之间的通信；*FM Backscatter*[5]则实现了使用FM信号的反向散射通信。

但以上方法并不能提供反向散射设备与互联网的连通性，同时能接受响应信号的接收设备并不广泛。因此利用Wi-Fi进行反向散射通信逐渐得到了研究者的兴趣。工作*BackFi*[10]设计了一种可以消除自干扰的机制，实现了在1米范围下5Mbps的高速率；*Wi-fi backscatter*[11]通过散射改变当前的CSI/RSSI，从而使得Wi-Fi设备可以解码来自标签的信息；*Passive Wi-Fi*[12]利用反向散射产生可以直接被Wi-Fi设备解码的802.11b数据。更进一步，*FreeRider*[13]将蓝牙，802.11g/n WiFi以及ZigBee等信号拓展为可用的环境信号。但上述工作都对Wi-Fi信号源的传输进行了一定的控制，使用真实环境中的Wi-Fi信号进行反向散射通信在[7]中进行了探讨：Wi-Fi流量空白的阶段被视为突发错误，并利用RS码进行纠正。但在该工作中，没有对环境中Wi-Fi的流量进行进一步研究。本文对利用受马尔科夫链控制的信道模型对单纯使用里德-所罗门码的方案进行了进一步优化。并使得使用表现更好的LDPC码能够应用在反向散射通信中。

Wi-Fi流量预测。本文的研究与在无线网络领域中流量预测的研究也有一定的关系。目前多数的研究，对Wi-Fi流量进行预测目的是避免*Wi-Fi*的干扰。跨技术干扰(Cross technology interference)在2.4Ghz频段十分常见；Wi-Fi的广泛存在对许多同频段无线网络的表现产生影响。*WISE*[14]中，为了提升ZigBee的表现，作者建立了一个帕累托模型对Wi-Fi帧间间隔进行模拟，通过计算碰撞概率动态优化参数；工作[15]使用了受二阶马尔可夫模型控制的泊松过程对Wi-Fi帧间间隔进行预测，从而实现干扰预测。然而，尽管这些工作对帧间间隔进行了模拟，却没有考虑Wi-Fi流量处于ON状态的统计情况，不能很好地应用于反向散射系统。

Glaze[16]与本工作比较相近。该工作希望完善反向散射系统中的下链路通信，同样使用马尔可夫链对当前信道中的Wi-Fi状态进行模拟。但在该工作中只是计算了短时段内Wi-Fi流量处于ON状态的占比，粒度较宽；本工作中的预测

粒度更细，因此可以使得更多的优化如置换、LDPC 解码效果提升得以实现。

第七章　总结

为了使反向散射通信在非受控的 Wi-Fi 流量上更加可靠和高效，本工作提出了一个全新的对 Wi-Fi 流量进行预测的统计模型，同时在此模型的基础上对原有的反向散射通信协议进行了优化和扩展。对于 Wi-Fi 流量的建模使用了受马尔科夫链控制的信道模型，马尔可夫链的状态在有无之间以确定的概率 1 相互转换，不同的状态分别对应着持续时间的不同分布和不同的信道特征 (普通高斯信道或“归零信道”)。基于该模型，本工作利用了蒙特卡罗方法在离散时间下对未来即将发送的数据的每一比特进行了有无状态概率预测。在此预测的基础上，LDPC 的解码得以实现，同时利用置换分担错误和根据当前环境中流量的变化进行码率的动态调节得以应用。通过使用在三种环境下采集的真实 Wi-Fi 流量数据，本工作对模型的预测和优化进行了半仿真测试。该模型在实验室环境下最高可实现平均 98.6% 的预测击中率，新的 LDPC 编码最高将有效吞吐率提升了 11kbps，动态码率调节机制使得有效吞吐量平均能达到最优值的 80.79%。总的来看，该模型可以实现比较精准的预测，并且可以对反向散射通信协议的在可靠性和有效性两方面进一步提高。在实际的反向散射标签上实现该预测和优化并进行相应评估将是下一步的目标。

参 考 文 献

[1] Gershenfeld N, Krikorian R, Cohen D. The internet of things. *Scientific American*, 2004, 291(4):76-81.

[2] Baker S B, Xiang W, Atkinson I. Internet of things for smart healthcare: Technologies, challenges, and opportunities. *IEEE Access*, 2017, 5:26521-26544.

[3] Lee C, Lv Y, Ng K, et al. Design and application of internet of things-based warehouse management system for smart logistics. *International Journal of Production Research*, 2018, 56(8):2753-2768.

[4] Liu V, Parks A, Talla V, et al. Ambient backscatter: Wireless communication out of thin air. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2013, 43(4): 39-50.

[5] Wang A, Iyer V, Talla V, et al. {FM} backscatter: Enabling connected cities and smart fabrics//14th {USENIX} Symposium on Networked Systems Design and Implementation ({NSDI} 17). 2017: 243-258.

[6] Parks A N, Smith J R. Sifting through the airwaves: Efficient and scalable multiband rf harvesting//2014 IEEE International Conference on RFID (IEEE RFID). IEEE, 2014: 74-81.

[7] Submission U. Offb: Off-state tolerant backscattering with roadside wifi aps. *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review*, 2020:1-13.

[8] Yamkhin D, Won Y. Modeling and analysis of wireless lan traffic. *Journal of Information Science & Engineering*, 2009, 25(6).

[9] Stockman H. Communication by means of reflected power. *Proceedings of the IRE*, 1948, 36(10):1196-1204.

[10] Bharadia D, Joshi K R, Kotaru M, et al. Backfi: High throughput wifi backscatter. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2015, 45(4):283-296.

[11] Kellogg B, Parks A, Gollakota S, et al. Wi-fi backscatter: Internet connectivity for rf-powered devices//Proceedings of the 2014 ACM conference on SIGCOMM. 2014: 607-618.

[12] Kellogg B, Talla V, Gollakota S, et al. Passive wi-fi: Bringing low power to wi-fi transmissions//13th {USENIX} Symposium on Networked Systems Design and

Implementation ({NSDI} 16). 2016: 151-164.

[13] Zhang P, Josephson C, Bharadia D, et al. Freerider: Backscatter communication using commodity radios//Proceedings of the 13th International Conference on emerging Networking EXperiments and Technologies. 2017: 389-401.

[14] Huang J, Xing G, Zhou G, et al. Beyond co-existence: Exploiting wifi white space for zigbee performance assurance//The 18th IEEE International Conference on Network Protocols. IEEE, 2010: 305-314.

[15] Dhanapala I S A, Marfievici R, Palipana S, et al. Modeling wifi traffic for white space prediction in wireless sensor networks//2017 IEEE 42nd Conference on Local Computer Networks (LCN). IEEE, 2017: 551-554.

[16] Kapetanovic Z, Saffari A, Chandra R, et al. Glaze: Overlaying occupied spectrum with downlink iot transmissions. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(4):1-21.