

# 基于稀疏恢复的信道估计方法 研究及其应用

(申请清华大学工学博士学位论文)

培养单位：电子工程系  
学 科：信息与通信工程  
研 究 生：丁 文 伯  
指 导 教 师：宋 健 教 授

二〇一六年五月



# **The Research and Applications of Channel Estimation Based on Sparse Recovery**

Dissertation Submitted to  
**Tsinghua University**  
in partial fulfillment of the requirement  
for the degree of  
**Doctor of Philosophy**  
in  
**Information and Communication Engineering**  
by  
**Ding Wenbo**

Dissertation Supervisor : Professor Song Jian

**May, 2016**



# 关于学位论文使用授权的说明

本人完全了解清华大学有关保留、使用学位论文的规定，即：

清华大学拥有在著作权法规定范围内学位论文的使用权，其中包括：（1）已获学位的研究生必须按学校规定提交学位论文，学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文；（2）为教学和科研目的，学校可以将公开的学位论文作为资料在图书馆、资料室等场所供校内师生阅读，或在校园网上供校内师生浏览部分内容；（3）根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》，向国家图书馆报送可以公开的学位论文。

本人保证遵守上述规定。

（保密的论文在解密后应遵守此规定）

作者签名：\_\_\_\_\_

导师签名：\_\_\_\_\_

日 期：\_\_\_\_\_

日 期：\_\_\_\_\_



## 摘要

无所不在的通信系统及其所提供的服务在现代生活中扮演了越来越重要的角色。受信号传播的媒介以及机理决定，大部分的无线以及部分有线通信系统的信道均存在衰落特性，会严重影响系统的性能。为了克服衰落信道的影响、提高信号解调的准确性，需要进行精确的信道估计。现有通信标准和实际系统采用的基于训练序列（training sequence, TS）的非盲信道估计方法需要花费较多的TS开销，可能难以适应未来通信系统高频谱效率的要求。

本论文以国内外目前正在大力发展的新一代宽带局域网技术研究为背景，利用无线和有线信道的稀疏特性，基于稀疏恢复算法，在无线通信、可见光通信、电力线通信等应用领域进行了深入的研究，提出了高谱效、高精度、高鲁棒性的信道估计方法，解决了相应领域中的现有技术难题。本论文的研究内容分为四个方面：

首先，针对现有基于正交频分复用的无线通信系统频谱效率较低的问题，本文提出了一种改进的时频训练正交频分复用帧结构以及基于压缩感知的时频联合信道估计方法，具有更高的估计精度、频谱效率和能量效率。

其次，针对现有无线通信系统中多输入多输出（multiple input multiple output, MIMO）以及未来大规模MIMO的应用需求，本文根据结构化压缩感知理论和MIMO信道的空时相关性，分别提出了基于正交频域导频、非正交频域导频和非正交时域TS的帧结构以及相应的信道估计方法，具有更高的估计精度、频谱效率和更低的复杂度。

再次，针对现有基于电力线信道参数稀疏性的信道估计方法存在的噪声敏感问题，本文依据稀疏贝叶斯学习理论，提出了一种高估计精度、高谱效、高噪声鲁棒性的稀疏电力线信道估计方法。同时利用MIMO电力线信道的空间相关性，将其成功扩展到MIMO电力线通信系统，提出了基于多向量稀疏贝叶斯学习算法和改进块稀疏贝叶斯学习算法的MIMO电力线信道估计方法。

最后，针对现有通信技术在实现室内信号覆盖时存在的挑战，本文提出了一种新型的室内宽带电力线、可见光与无线深度融合网络方案，并完成了初步的硬件实现，该融合网络架构可以大大降低网络覆盖成本和网络切换频率，提高网络覆盖率。

**关键词：**稀疏恢复；信道估计；正交频分复用；多输入多输出；时频联合

## Abstract

Ubiquitous communication systems and their services have played a more and more important role in people's daily life. Affected by the signal transmission medium and the propagation mechanism, there exists fading characteristic in most of the wireless channels and some wired channels, which will have significant influence on the system performance. To combat with the fading channel and improve the accuracy of signal demodulation, precise channel estimation should be performed in the communication systems. The existing communication standards and systems usually adopt the non-blind method for reliable channel estimation, which however will cost too much training sequence (TS) overhead and hence might not be able to meet the requirement of high spectrum efficiency in future communications systems.

With the next generation broadband local area network research as the background, this dissertation has utilized the sparse property in the wireless and wired channels, carried out a deep research in the fields of wireless communications, visible light communications (VLC), and powerline communications (PLC), and proposed the novel channel estimation methods with high spectrum efficiency, accuracy and robustness under the framework of sparse recovery theory. This dissertation has solved the existing technical problems in the corresponding fields, and specifically the contributions can be summarized as follows:

Firstly, in order to improve the spectrum efficiency of the orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) based wireless communication systems, this dissertation proposes a modified time-frequency training OFDM frame structure and the corresponding compressive sensing (CS) based simultaneous time-frequency channel estimation. The proposed scheme has superior estimation accuracy, spectrum efficiency as well as energy efficiency.

Secondly, to accommodate the requirements of both the multiple input multiple output (MIMO) scheme in the current communication systems and the large-scale MIMO scheme in the future, by exploiting the structured CS theory and the spatial-temporal correlations of MIMO channels, this dissertation proposes three MIMO-OFDM frame structures based on orthogonal frequency-domain pilots, non-orthogonal frequency-domain pilots and non-orthogonal time-domain TS, respectively, as well as the corresponding

channel estimation methods. The proposed methods demonstrate higher estimation accuracy, spectrum efficiency and less complexity.

Thirdly, to combat with the noise sensitivity of the traditional parametric sparsity based channel estimation methods in PLC systems, this dissertation proposes a novel sparse channel estimation method with higher estimation accuracy, spectrum efficiency and robustness, under the framework of sparse Bayesian learning (SBL). Besides, by exploiting the spatial correlation of the MIMO PLC channels, we extend this scheme into MIMO cases and propose two channel estimation methods based on the multiple response model SBL and the modified block SBL, respectively.

Finally, there exist challenges when utilizing the current communication techniques for indoor signal coverage. In this context, this dissertation proposes a novel indoor broadband network architecture based on the deep integration of PLC, VLC and wireless communications, together with a preliminary hardware implementation. The proposed network architecture could avoid the frequent network switching for the mobile device and is efficient in both cost and signal coverage.

**Key words:** Sparse recovery; channel estimation; orthogonal frequency division multiplexing; multiple input multiple output; time-frequency joint

## 目 录

<b>第1章 引言 .....</b>	<b>1</b>
1.1 选题背景和意义 .....	1
1.1.1 通信系统的发展 .....	1
1.1.2 信道估计方法概述 .....	3
1.1.3 稀疏恢复理论及其在信道估计中的应用 .....	5
1.2 论文的主要工作和贡献 .....	7
1.2.1 基于压缩感知的无线SISO信道估计方法 .....	8
1.2.2 基于结构化压缩感知的无线MIMO信道估计方法 .....	8
1.2.3 基于稀疏贝叶斯学习的电力线信道估计方法 .....	9
1.2.4 宽带电力线、可见光与无线融合通信网络 .....	9
1.3 论文内容安排 .....	10
<b>第2章 系统模型 .....</b>	<b>12</b>
2.1 无线信道 .....	12
2.1.1 无线信道模型 .....	12
2.1.2 MIMO无线信道模型 .....	14
2.2 可见光信道 .....	15
2.2.1 可见光信道模型 .....	15
2.2.2 多LED光源的可见光信道模型 .....	17
2.3 电力线信道 .....	18
2.3.1 电力线信道模型 .....	18
2.3.2 MIMO电力线信道模型 .....	20
2.4 本章小结 .....	21
<b>第3章 基于压缩感知的无线SISO信道估计方法 .....</b>	<b>22</b>
3.1 问题描述与研究目标 .....	22
3.2 现有方法及其局限性 .....	23
3.3 时频二维训练的OFDM帧结构 .....	25
3.4 基于压缩感知的时频联合信道估计方法 .....	28
3.5 性能分析 .....	31
3.5.1 算法复杂度分析 .....	31
3.5.2 系统频谱效率 .....	31

3.5.3 系统能量效率 .....	32
3.6 仿真结果 .....	33
3.6.1 仿真平台搭建 .....	33
3.6.2 重构概率 .....	34
3.6.3 算法估计性能比较 .....	34
3.7 本章小结 .....	38
<b>第4章 基于结构化压缩感知的无线MIMO信道估计方法</b> .....	<b>40</b>
4.1 问题描述与研究目标 .....	40
4.2 现有方法及其局限性 .....	41
4.3 基于正交频域TS的MIMO-OFDM系统 .....	42
4.3.1 基于正交频域TS的MIMO-TFT-OFDM帧结构 .....	42
4.3.2 基于正交频域TS的时频联合信道估计方法 .....	43
4.3.3 性能分析 .....	46
4.3.4 仿真结果 .....	47
4.4 基于非正交频域TS的MIMO-OFDM系统 .....	48
4.4.1 基于非正交频域TS的MIMO-TFT-OFDM帧结构 .....	50
4.4.2 基于非正交频域TS的时频联合信道估计方法 .....	52
4.4.3 性能分析 .....	54
4.4.4 仿真结果 .....	55
4.5 基于非正交时域TS的MIMO-OFDM系统 .....	57
4.5.1 基于非正交时域TS的MIMO-TDS-OFDM帧结构 .....	57
4.5.2 基于非正交时域TS的信道估计方法 .....	60
4.5.3 仿真结果 .....	61
4.6 本章小结 .....	64
<b>第5章 基于稀疏贝叶斯学习的电力线信道估计方法</b> .....	<b>65</b>
5.1 问题描述与研究目标 .....	65
5.2 现有方法及其局限性 .....	66
5.2.1 基于零化滤波的信道估计方法 .....	66
5.2.2 基于ESPRIT的信道估计方法 .....	68
5.2.3 噪声敏感性 .....	69
5.3 SISO电力线系统信道估计方法 .....	69
5.3.1 离散化电力线信道估计模型 .....	69
5.3.2 基于稀疏贝叶斯学习的信道估计方法 .....	70
5.4 MIMO电力线系统信道估计方法 .....	71

## 目 录

---

5.4.1 基于多向量稀疏贝叶斯学习的信道估计方法 .....	73
5.4.2 基于块稀疏贝叶斯学习的信道估计方法 .....	74
5.5 算法复杂度分析 .....	76
5.6 仿真结果 .....	76
5.6.1 仿真平台搭建 .....	76
5.6.2 重构概率 .....	78
5.6.3 算法估计性能比较 .....	78
5.6.4 关于离散化的讨论 .....	82
5.7 本章小结 .....	83
<b>第 6 章 宽带电力线、可见光与无线融合通信网络 .....</b>	<b>84</b>
6.1 问题描述与研究目标 .....	84
6.2 宽带电力线、可见光与无线融合通信网络架构 .....	84
6.2.1 现有方案及其局限性 .....	85
6.2.2 新型电力线、可见光与无线深度融合通信网络架构 .....	86
6.3 系统及样机实现 .....	89
6.4 下一步工作 .....	91
6.5 本章小结 .....	92
<b>第 7 章 结论 .....</b>	<b>93</b>
7.1 论文贡献 .....	93
7.2 进一步研究工作 .....	95
<b>参考文献 .....</b>	<b>96</b>
<b>致 谢 .....</b>	<b>106</b>
<b>声 明 .....</b>	<b>107</b>
<b>个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果 .....</b>	<b>108</b>

## 主要符号对照表

3G	第三代移动通信 (3rd-generation)
4G	第四代移动通信 (4th-generation)
5G	第五代移动通信 (5th-generation)
AMPS	高级移动电话服务 (advanced mobile phone service)
APD	雪崩光电二极管 (avalanche photo diode)
AR	自回归 (autoregressive)
A-SP	基于辅助信息的子空间追踪 (auxiliary information based subspace pursuit)
AWGN	加性高斯白噪声 (additive white Gaussian noise)
BCS	基于贝叶斯理论的压缩感知 (Bayesian compressive sensing)
BSBL	块稀疏贝叶斯学习 (block sparse Bayesian learning)
CAZAC	恒模零自相关 (constant-amplitude zero-autocorrelation)
CDMA	码分多址 (code division multiple access)
CFR	信道频域响应 (channel frequency response)
CIR	信道冲激响应 (channel impulse response)
CoSaMP	压缩采样匹配追踪 (compressive sampling matching pursuit)
CP	循环前缀 (cyclic prefix)
CP-OFDM	循环前缀正交频分复用 (cyclic prefix orthogonal frequency division multiplexing)
CS	压缩感知 (compressive sensing)
CSI	信道状态信息 (channel state information)
DFT	离散傅里叶变换 (discrete Fourier transform)
DPN-OFDM	双伪随机噪声序列填充正交频分复用 (dual pseudo-noise padded orthogonal frequency division multiplexing)
DSL	数字用户线路 (digital subscriber line)
DTTB	数字电视地面广播 (digital television terrestrial broadcasting)
DVB-T2	第二代数字电视地面广播 (2nd generation digital video broadcasting-Terrestrial)
ESPRIT	基于旋转不变技术估计信号参数 (estimating signal parameters via rotational invariance technique)
FDD	频分双工 (frequency division duplex)

---

主要符号对照表

---

FFT	快速傅里叶变换 (fast Fourier transform)
FRI	有限新息率 (finite rate of innovation)
GI	保护间隔 (guard interval)
GSM	全球移动通信系统 (global system of mobile communications)
ICT	信息通信技术 (information communications technology)
IBI	块间干扰 (inter-block interference)
IEEE	电气和电子工程师协会 (Institute of Electrical and Electronics Engineers)
ISI	符号间干扰 (inter-symbol interference)
ITU	国际电信联盟 (international telecommunication union)
LED	发光二极管 (light emitting diode)
LMMSE	线性最小均方误差 (linear minimum mean square error)
LOS	视距 (line of sight)
LS	最小二乘 (least square)
LS-MIMO	大规模多输入多输出 (large-scale multiple input multiple output)
LTE	长期演进 (long term evolution)
LTE-A	LTE升级版 (LTE-advanced)
MIMO	多输入多输出 (multiple input multiple output)
ML	最大似然 (maximum likelihood)
MMSE	最小均方误差 (minimum mean square error)
MMV	多观测向量 (multiple measurement vector)
MP	匹配追踪 (matching pursuit)
MPA	消息传递算法 (message passing algorithm)
MSBL	多向量稀疏贝叶斯学习 (multiple response model sparse Bayesian learning)
MSE	均方误差 (mean square error)
MTL	多导体传输线 (multi-conductor transmission line)
NLOS	非视距 (non-line-of-sight)
NOMA	非正交多址接入 (non-orthogonal multiple access)
NP	非确定性多项式 (non-deterministic polynomial)
OFDM	正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing)
OLA	重叠相加 (overlap and add)
OMP	正交匹配追踪 (orthogonal MP)
OWC	无线光通信 (optical wireless communications)
PAPR	峰均功率比 (peak-to-average power ratio)

PLC	电力线通信 (powerline communications)
PN	伪随机噪声 (pseudo-noise)
QAM	正交幅度调制 (quadrature amplitude modulation)
QoS	服务质量 (quality of service)
RIP	有限等距性 (restricted isometry property)
RVM	相关向量机 (relevance vector machine)
SA-SOMP	稀疏自适应的联立的正交匹配追踪 (sparsity adaptive simultaneous OMP)
SBL	稀疏贝叶斯学习 (sparse Bayesian learning)
SCS	结构化压缩感知 (structured CS)
SFN	单频网 (single frequency network)
SISO	单输入单输出 (single input single output)
SNR	信噪比 (signal to noise ratio)
SOMP	联立的正交匹配追踪 (simultaneous OMP)
SP	子空间追踪 (subspace pursuit)
STARE-SOMP	空时联合稀疏自适应的联立的正交匹配追踪 (spatially-temporally sparsity-adaptive SOMP)
SVD	奇异值分解 (singular value decomposition)
TACS	全接入通信系统 (total access communication system)
TDD	时分双工 (time division duplex)
TD-SCDMA	时分同步码分多址 (time division synchronous CDMA)
TDS-OFDM	时域同步正交频分复用 (time domain synchronous OFDM)
TFT-OFDM	时频训练正交频分复用 (time-frequency training OFDM)
TS	训练序列 (training sequence)
UHDTV	超高清视频 (ultra-high definition television)
VLC	可见光通信 (visible light communications)
WCDMA	宽带码分多址 (wideband CDMA)
WDM	波分复用 (wavelength division multiplexing)
WiMAX	全球微波互联接入 (worldwide interoperability for microwave access)
WLAN	无线局域网 (wireless local area network)
WMAN	无线城域网 (wireless metropolitan area network)
WSSUS	广义平稳非相关散射 (wide sense stationary uncorrelated scattering)
ZP	零填充 (zero padding)

---

主要符号对照表

---

ZP-OFDM	零填充正交频分复用 (zero padding OFDM)
$\delta(\cdot)$	狄拉克函数
$diag(\cdot)$	对角矩阵
$(\cdot)^T$	转置操作
$(\cdot)^H$	共轭转置操作
$(\cdot)^*$	复共轭操作
$(\cdot)^\dagger$	伪逆矩阵操作
$(\cdot)^{-1}$	逆矩阵操作
$(\cdot)_{N_G}$	模 $N_G$ 操作
$\lfloor \cdot \rfloor$	向下取整操作
$\ \cdot\ _p$	$l_p$ 范数
$\ \cdot\ _{\mathcal{F}}$	矩阵的Frobenius范数
$\text{roots}\{\cdot\}$	求根操作
$\text{supp}(\cdot)$	向量非零元素的位置集合
$S_\lambda(\cdot)$	限幅操作, 将绝对值小于 $\lambda$ 的元素置为0
*	循环卷积
$\otimes$	Kronecker积

## 第1章 引言

### 1.1 选题背景和意义

#### 1.1.1 通信系统的发展

通信技术，实现了人们之间的信息传递，从数千年前的“烽火戏诸侯”、“鸿雁传书”、“眉目传情”，到近代的莫斯电报、有线电话，再到现代的移动通信、社交网络、智能电网、物联网、“互联网+”等，通信技术见证了人类历史的兴衰和发展，如今更是在我们的生活中无处不在。特别是在近现代历史中，现代通信技术及其所提供的服务、所带来的便捷，对人类工作、生活乃至创新的方式带了颠覆性的改变，更加速了人类社会前进的步伐。现代社会，小到订票、逛街、吃饭，大到国家安全、星际探索，人类的各项活动均离不开通信的帮助与保障，研发高效、鲁棒的通信技术以适应不同的应用场景具有重要的社会和战略意义。

广义上的通信可以理解为任意形式的信息交换，而狭义上的通信主要是指利用现有的通信系统和通信技术实现信号的获取、处理、再生以及分发<sup>[1]</sup>，在技术研究范畴主要关注狭义上的通信。按照通信传输媒介的不同，现有的通信系统主要可以分为有线通信（wired communications）和无线通信（wireless communications）两大类系统。有线通信系统的传输媒介一般为封闭的通信线缆，如光纤、电缆等，典型的系统包括基于光缆和光纤的光通信系统<sup>[2]</sup>，基于电缆和电话线的数字用户线路（digital subscriber line, DSL）系统<sup>[3]</sup>，以及基于电力传输线的电力线通信（powerline communications, PLC）系统<sup>[4]</sup>等等。无线通信系统的传输媒介一般为自由空间、土壤、水、大气等非封闭的介质<sup>[5]</sup>，典型的系统包括长距离的卫星通信（satellite communications）系统<sup>[6]</sup>，中长距离的数字电视地面广播（digital television terrestrial broadcasting, DTTB）系统<sup>[7]</sup>，中短距离的蜂窝通信系统（移动通信系统）和无线城域网（wireless metropolitan area network, WMAN）通信系统<sup>[8,9]</sup>，短距离的无线局域网（wireless local area network, WLAN）通信系统、蓝牙（Bluetooth）通信系统和ZigBee 通信系统等<sup>[10-12]</sup>，以及一些采用其他波段或非电磁波载体的无线通信系统，如采用光波的无线光通信（optical wireless communications, OWC）系统<sup>[13]</sup>、采用声波（机械波）的水声通信（underwater acoustic communications）系统<sup>[14]</sup>等等。

现代个人通信系统的起源可以追溯到上个世纪60年代美国贝尔实验室（Bell Labs）推出叫做“Bellboy”的传呼装置<sup>[15]</sup>，随后通信逐渐走入了平常人的生

活。最近三十年更是通信行业日新月异、飞速发展的“黄金”三十年，无数文献中先进的通信及信号处理技术已经逐渐在实际的通信系统得以实现，而且随着芯片存储能力和计算能力的进一步增强，一个通信理论或技术从最初提出到最终实用化的迭代周期也越来越短。这其中，发展最为瞩目的要数有线通信中的光纤通信（optical fiber communications）技术以及无线通信中的蜂窝移动通信（cellular mobile communications）技术。有赖于不同波长高速激光器的发明<sup>[16]</sup>、波分复用（wavelength division multiplexing, WDM）技术<sup>[17]</sup>和光放大器<sup>[18]</sup>的应用以及光纤成本的进一步降低，使得提供超高速（近Tbps<sup>①</sup>）、大容量、长距离通信服务的光纤通信成为了可能。如今光纤网络已经成为了长距离骨干通信网络的首要选择，目前美国、中国、英国、日本、法国等许多国家都建立起了以光纤通信为基础的骨干光网络，光纤通信技术已经处于发展的成熟阶段。另一方面，为了满足人们对于通信移动性的需求以及实现设备的最后一公里接入问题，蜂窝移动通信技术也获得了极大的发展。上个世纪80年代诞生了以TACS<sup>②</sup>和AMPS<sup>③</sup>为代表基于模拟调制（analog modulation）的第一代移动通信系统<sup>[19,20]</sup>，让移动通信走向了民用。经过十几年的发展，到了90年代，以IS95（interim standard 95）CDMA<sup>④</sup>和GSM<sup>⑤</sup>为代表采用数字调制（digital modulation）的第二代移动通信系统<sup>[21,22]</sup>实现了更大范围内的移动通信覆盖。进入21世纪以来，随着人们对于移动数据服务的进一步需求，蜂窝移动通信的发展更是方兴未艾。以CDMA2000<sup>⑥</sup>、WCDMA<sup>⑦</sup>、TD-SCDMA<sup>⑧</sup>、WiMAX<sup>⑨</sup>为代表的第三代移动通信系统（3rd generation, 3G）<sup>[23-27]</sup>和以LTE<sup>⑩</sup>（包括TDD-LTE<sup>⑪</sup>和FDD-LTE<sup>⑫</sup>）、LTE-A<sup>⑬</sup>为代表的第四代移动通信系统（4th generation, 4G）<sup>[28,29]</sup>在保障移动通话业务的同时让人们享受到更快的数据传输服务。如今预期数据传输速率可达Gbps<sup>⑭</sup>的第五代移动通信技术（5th generation, 5G）也已进入技术论证的阶段<sup>[30-32]</sup>，并预计于2020年形成统一的技术规范并尽快实现产业化。

① Tbps: terabits per second, 1Tbps=10<sup>12</sup>bps

② TACS: total access communication system, 全接入通信系统

③ AMPS: advanced mobile phone service, 高级移动电话服务

④ CDMA: code division multiple access, 码分多址

⑤ GSM: global system of mobile communications, 全球移动通信系统

⑥ 北美的3G标准

⑦ WCDMA: wideband CDMA, 宽带码分多址，日本和欧洲的3G标准

⑧ TD-SCDMA: time division synchronous CDMA, 时分同步码分多址，中国的3G标准

⑨ WiMAX: worldwide interoperability for microwave access, 全球微波互联接入

⑩ LTE: long term evolution, 长期演进

⑪ TDD-LTE: time division duplex LTE, 时分双工LTE，中国的4G标准

⑫ FDD-LTE: frequency division duplex LTE, 频分双工LTE，欧美的4G标准

⑬ LTE-A: LTE-advanced, LTE升级版

⑭ Gbps: gigabits per second, 1Gbps=10<sup>9</sup>bps

为了满足一些特定复杂场景下的通信需求，近年来，一些特有的通信技术，如适合电网控制及监控的PLC技术<sup>[33,34]</sup>、适合电磁敏感或者用户密集场景下高速信号传输的可见光通信（visible light communications, VLC）技术<sup>[35,36]</sup>、适合水下远距离通信场景的水声通信技术<sup>[14]</sup>等也逐渐受到研究者的关注，并得到了长足的发展。但是整体来说，受限于发展的时间以及特定的通信条件或者通信机理限制，相比于传统的有线和无线通信，这类通信系统中的技术体系总体上来说还存在一定的落后。只是这并不意味着这类通信系统没有研究的必要，相反，正所谓“尺有所短、寸有所长”，任何通信系统及技术的提出必然有其实际的需求和应用，事实上也没有一种单一的通信手段可以满足任何情况下的通信需求，未来的通信网络必将是多种通信系统与技术的有机融合。

尽管通信技术纷繁复杂，通信系统所要考虑的基本要素总的来说却是大致相同的，主要包括发射机设计、信道条件以及接收机设计，外加特定的约束条件如时间、频谱、功率、体积等等，而通信系统设计的准则也无外乎实现传输速率、频谱效率、能量效率、服务质量（quality of service, QoS）等的最大化<sup>[37-41]</sup>，实际系统常常需要围绕这几个要素和准则、根据不同的通信场景来选择所需的具体技术并进行统一的优化设计。基于多载波调制（multicarrier modulation）的正交频分复用（orthogonal frequency division multiplexing, OFDM）技术可以将频率选择性信道划分成多个正交平衰落的子信道<sup>[42]</sup>，可以大大降低信道均衡的复杂度，显著提高宽带通信系统在多径衰落（multipath fading）信道下的传输性能同时提高频谱利用效率。伴随着快速傅里叶变换（fast Fourier transform, FFT）技术<sup>[43]</sup>的成熟，使得OFDM技术的简单实现成为可能，如今OFDM已经在包括4G、DTTB、WLAN、VLC、PLC等多个宽带通信标准和系统中得到了成功应用。多输入多输出（multiple input multiple output, MIMO）技术通过利用多天线增益带来额外的空间维度<sup>[44]</sup>，可以在不增加额外开销的情况下，成倍地提升系统的频谱效率和鲁棒性<sup>[45,46]</sup>。伴随着天线设计工艺的进一步成熟，MIMO也成为了现有宽带通信标准中的必备技术之一。而OFDM与MIMO技术（包括大规模天线<sup>[47]</sup>）的结合更被认为是下一代移动通信标准的核心技术之一<sup>[48-51]</sup>。因此，本文的研究工作也将主要针对基于OFDM以及MIMO-OFDM（包括大规模天线）的宽带通信系统展开。

### 1.1.2 信道估计方法概述

现有的通信系统根据接收机信号解调的方式不同可以分为基于非相干解调的系统和基于相干解调的系统<sup>[1,52]</sup>。非相干解调通过相邻的信号之间幅度或者相位的相对值来获取所需信息，不需要具体的信道信息。相干解调通过从接收信

号中去除信道的影响获得所需信号的绝对幅度和相位实现解调，需要得到精确的信道估计。非相干解调实现起来尽管相对简单，但是由于解调机理，相比于相干解调至少存在3dB的性能损失，对于采用高阶调制的信号解调造成了较大的干扰，因此在实际的宽带通信系统中大多采用相干解调以获得更好的通信性能。另外在MIMO系统中，为了提升系统性能而采用的预编码（precoding）、波束成形（beamforming）等技术也常常需要发射机处具有精确的信道状态信息（channel state information, CSI）<sup>[53]</sup>。因此，精确的信道估计方法对于宽带通信系统的重要性不言自明。

根据是否需要已知的训练序列（training sequence, TS），现有的信道估计方法可以分为三类<sup>[54]</sup>：不需要TS的盲信道估计<sup>[55-57]</sup>，需要TS的非盲信道估计<sup>[58]</sup>，以及二者折衷的半盲信道估计<sup>[59,60]</sup>。盲信道估计主要利用发送信号的统计特性进行信道估计，尽管不需要额外的TS开销、频谱效率很高，但是由于其算法复杂度较高、收敛性较差，特别是在时变信道下容易产生误差传播（error propagation）、无法有效保证估计的性能，在实际系统中并没有得到广泛的应用。非盲信道估计依靠放置在时域或者频域的TS作为参考信息实现特定采样点或者频点上的信道信息估计，再通过插值或者滤波等手段获得全频段的信道估计，实现复杂度低、估计精度高，唯一的缺点是额外的TS开销会造成系统的频谱效率下降。半盲信道估计方法一般通过在非盲信道估计的基础上引入基于数据信号的判决反馈处理以期降低所需的TS开销同时提高信道估计的性能，却仍然存在复杂度较高、不易收敛的缺陷。因此，实际的宽带通信系统中大多采用非盲信道估计。

对于基于TS的非盲信道估计方法的理论分析最早可以追溯到1991年<sup>[61]</sup>，之后研究者们针对不同信道场景下最优TS设计和相应的非盲估计算法开展了大量的研究。依据估计准则的不同，常用的非盲信道估计方法包括最小二乘（least square, LS）估计器<sup>[62]</sup>、最小均方误差（minimum mean square error, MMSE）估计器<sup>[63]</sup>、线性最小均方误差（linear MMSE, LMMSE）估计器<sup>[64]</sup>、最大似然（maximum likelihood, ML）估计器<sup>[65]</sup>等。通常意义上，上述估计其中，ML估计器的性能最好，但是复杂度也最高；MMSE估计器性能次之，但是由于需要考虑信道的统计特性会引入大量的矩阵相关以及求逆的操作，随着待估计信号的增大复杂度会呈指数增加；LMMSE是MMSE的一种简化算法，可以一定程度上降低MMSE的复杂度，但是估计性能也会存在损失；LS估计器的算法复杂度最低，由于没有利用信道的特性，其估计精度也常常最低，但是在高信噪比（signal to noise ratio, SNR）情况下，LS估计器的估计性能也能接近其他估计器，因此在信道条件较好的通信系统中常采用LS估计器。在这些常用算法之外，还有一些改进的非盲信道估计算法，如基于离散傅里叶变换（discrete Fourier transform, DFT）

的信道估计方法<sup>[66]</sup>、基于自回归（autoregressive, AR）模型的信道估计方法<sup>[67]</sup>、基于奇异值分解（singular value decomposition, SVD）的信道估计方法<sup>[68]</sup>等，但是其估计性能或者所需TS 开销并没有质的改变。这是因为从机理上看，这一类的非盲信道估计方法均是基于经典的信号估计与恢复理论<sup>[54]</sup>，准确恢复待估计信道的信息所需要的最小TS 开销受到信道的维度限制，无法进一步显著降低所需的TS 开销。在单输入单输出（single input single output, SISO）系统下由于TS 开销造成频谱效率的损失还不甚明显，但是当天线数不断增加，所需的TS 开销将会线性增加，特别是在5G 通信中拟采用的大规模天线系统中<sup>[69]</sup>，频谱效率的下降将无法忽略，必须采用适当的方法降低TS 的开销，提高系统的频谱效率。

### 1.1.3 稀疏恢复理论及其在信道估计中的应用

近年来，稀疏恢复（sparse recovery）理论<sup>[70]</sup>的兴起和完善为高维信号的恢复提供了一种全新的思路，即如果待恢复高维信号具有某种尺度（如时域、频域、或者某个变换域）上的稀疏性或者近似稀疏性，则可以利用远低于其维度的观测量对该信号进行精确恢复。稀疏恢复方法，根据重构算法或者使用范围不同，可以分为两个主要的分支：基于有限新息率（finite rate of innovation, FRI）的稀疏恢复<sup>[71-73]</sup>和基于压缩感知（compressive sensing, CS）的稀疏恢复<sup>[74-76]</sup>。

基于FRI 的稀疏恢复理论由Vetterli 等人在2002年首次提出<sup>[71]</sup>，并由Dragotti 和Tan 等人<sup>[73,77]</sup>进行了后续的应用及完善，其主要思路是利用一些具有非带限特性的非均匀采样核，如指数核、高斯核、sinc 核等对待估计的非带限信号进行参数化表达<sup>[78]</sup>，从而将原有问题转化成经典的谱估计问题，再利用谱估计的算法进行精确重构，该类方法主要可以解决连续非带限信号的稀疏恢复问题，可以实现超分辨率的重构，然而由于谱估计常用的算法如零化滤波器<sup>[71]</sup>、基于旋转不变技术估计信号参数（estimating signal parameters via rotational invariance technique, ESPRIT）<sup>[79]</sup>等对于噪声具有较强的敏感性<sup>[73]</sup>，一般需要增加额外的去噪处理以保证恢复性能。

基于CS 的稀疏恢复理论最早可以追溯到图像处理中的小波变换理论<sup>[80]</sup>，对于特定的离散信号可以选择合适的基来实现稀疏表达，从而可以利用远少于其维度的观测量实现精确恢复。CS 的基本概念由Candes 和Tao 等人共同提出并完善<sup>[76]</sup>，他们建立了包括信号稀疏表示以及恢复性能保证的完整的理论框架。传统CS 的研究包括三个主要方向：信号的稀疏表示、观测矩阵的设计以及信号恢复算法。这三方面的研究均需要根据待恢复信号的特性和结构进行相应的优化和改进。根据恢复算法的不同，CS 方法主要分为以下三类<sup>[75]</sup>，基于凸优化的CS，基于贪心算法的CS 和基于贝叶斯理论的CS（Bayesian CS, BCS）。基于凸优化

的CS 将原本NP (non-deterministic polynomial) 难的非凸的 $l_0$  范数最小化问题利用凸松弛理论转换成经典的凸性的 $l_1$  范数最小化问题, 利用成熟的凸优化算法可以进行精确的信号恢复, 这类算法估计性能好, 但是复杂度较高, 在对实时性要求较高的通信系统中的应用存在一定局限性<sup>[81,82]</sup>。基于贪心算法的CS 复杂度较低, 在大多数情况下性能良好, 不过其算法的收敛性却没有理论上的保障, 经典的基于贪心算法的CS 包括匹配追踪 (matching pursuit, MP)<sup>[83]</sup>、正交匹配追踪 (orthogonal MP, OMP)<sup>[84]</sup>、子空间追踪 (subspace pursuit, SP)<sup>[85]</sup>、压缩采样匹配追踪 (compressive sampling MP, CoSaMP)<sup>[86]</sup>等, 在实际的系统中也得到了广泛的应用。根据CS 理论, 为了保证恢复算法的性能, 基于凸优化的CS 和基于贪心算法的CS 均要求观测矩阵满足有限等距性 (restricted isometry property, RIP)<sup>[87]</sup>, 然而在一些特定场景下信号的观测矩阵却无法满足该性质。同时这两类算法对于待恢复信号的稀疏度要求都较高, 如果信号只是存在近似稀疏性, 其恢复性能也会退化。为了处理噪声更复杂、稀疏性更差以及观测矩阵不一定满足RIP 条件等情况下的信号恢复问题, Tipping 最早于2011 年提出了基于相关向量机 (relevance vector machine, RVM) 算法的稀疏贝叶斯学习 (sparse Bayesian learning, SBL) 方法<sup>[88]</sup>。随后Ji 和Wipf 等人将其完善并建立起了BCS 理论框架<sup>[89,90]</sup>。BCS 采用了一种可以同时描述稀疏信号以及噪声的统计模型, 而且在信号恢复的求逆过程中, 它始终考虑了噪声的统计特性, 因此这类算法具有更强的噪声鲁棒性, 同时由于恢复的机理不同, 对于观测矩阵的RIP 条件也没有明确的要求, 可以处理矩阵相关性较强时的信号恢复问题<sup>[91]</sup>。

稀疏恢复方法在提出之初的主要应用集中在图像处理、无线传感网络等领域。近来, 研究和实验表明许多通信系统 (特别是宽带通信系统) 中的信道也存在一定的稀疏性, 如无线移动通信系统中由于有限个数的主要散射体造成的稀疏多径信道<sup>[92,93]</sup>, DTTB 系统中由于单频网 (single frequency network, SFN) 环境产生的人工稀疏多径信道<sup>[94–96]</sup>, OWC 系统中由于直射和反射路径产生的稀疏多径信道<sup>[36,97]</sup> 以及PLC 系统中由于负载阻抗不匹配产生的参数化稀疏多径信道<sup>[98,99]</sup>等等。在这些情况下, 信道的主径和少数从径占据了的绝大部分能量, 其他很小的径可以被近似为噪声干扰, 因此待估计信道的自由度大幅度降低, 从而可以利用稀疏恢复理论求解。将稀疏恢复方法应用到通信系统中的信道估计提升系统频谱效率成为了新的研究热点, 国内外学者在基于稀疏恢复算法的信道估计领域开了大量的卓有成效的研究<sup>[38,92,93,100–104]</sup>。然而现有的研究依然存在一定的不足和较多的提升空间, 具体来说主要包括: 第一, 现有基于稀疏恢复的信道估计方法研究主要集中在循环前缀OFDM (cyclic prefix OFDM, CP-OFDM) 帧结构, 对于频谱效率较高的时域同步OFDM (time domain synchronous OFDM,

TDS-OFDM) 帧结构研究很少; 第二, 现有的块传输系统所能估计的最大信道多径时延  $L$  受限于系统保护间隔 (guard interval, GI) 的长度  $N_G$ , 当多径信道时延超过 GI (超长信道) 时则无法实现精确的信道估计; 第三, 经典的CS 算法往往需要明确地知道待估计信号的稀疏度才能实现精确的恢复, 导致其在实际系统中的应用存在局限性, 需要进一步的改进; 第四, 尽管基于贪心算法的CS 复杂度相比于其他的CS 恢复方法复杂度较低, 但是由于通信系统本身对于信号处理的实时性要求, 其复杂度还有待继续降低以提高算法的实用性; 第五, 在MIMO 系统中, 现有信道估计方法主要基于正交TS 设计将问题转化为SISO 系统的信道估计问题, 如何基于非正交TS 同时利用MIMO 信道的相关性实现信道估计、提高系统的频谱效率以适应未来大规模天线系统是值得研究的问题; 第六, 在某些稀疏特性无法直接利用且无法找到合适稀疏表示矩阵的信道条件下, 如仅具有参数稀疏性的电力线信道, 如何实现高效、鲁棒的信道估计有待进一步研究。

## 1.2 论文的主要工作和贡献

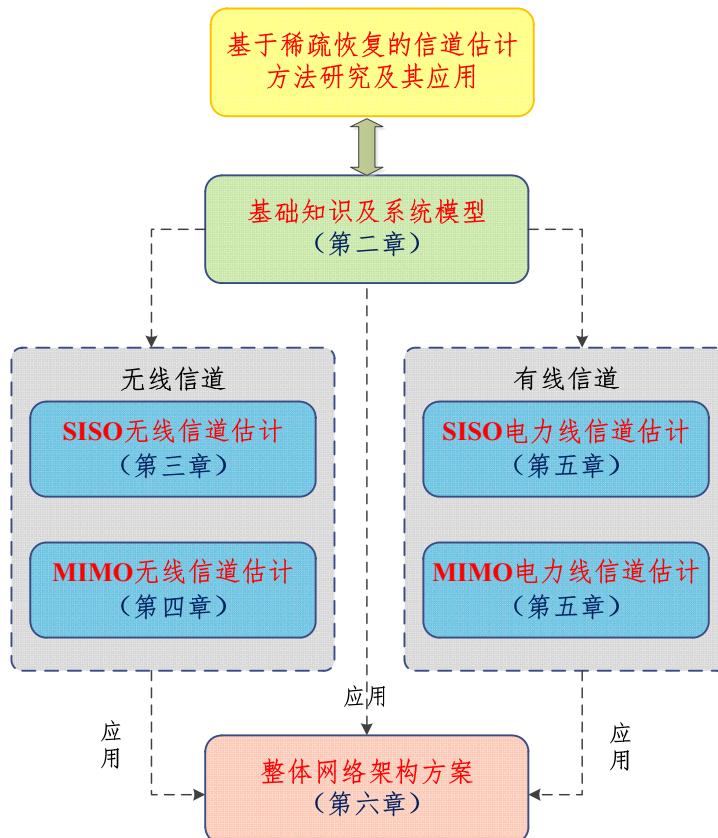


图 1.1 本文的研究主线

本论文以国内外目前正在大力发展的新一代宽带局域网技术研究为背景, 重

点开展了基于稀疏恢复的高谱效无线和有线信道估计方法研究，解决了相应领域中的现有技术难题，理论工作主要基于现有的研究基础秉承着“无线和有线并重”、“由单天线到多天线”、“由正交到非正交”、“时频联合”等研究思路逐步深入；同时针对未来无线局域网需求进行预研工作，提出了一种可行的新型无线局域网架构，并对所提技术进行了初步验证。本文的主要研究路线和组织形式如图1.1所示，具体来说，本论文的主要工作和贡献总结如下：

### 1.2.1 基于压缩感知的无线SISO信道估计方法

为了解决超长信道下信道估计性能恶化以及系统频谱效率降低的问题，本文根据TDS-OFDM 帧结构提出了一种改进的时频训练OFDM（time-frequency training OFDM， TFT-OFDM）帧结构，同时基于无线SISO 信道的时域稀疏特性，提出一种基于改进CS 的时频联合信道估计方法。该方法可以有效避免信道长度接近甚至超过保护间隔长度时传统信道估计方法出现的性能恶化，可大幅度提高估计精度、频谱效率和能量效率。该结构基于无线信道的稀疏性，利用时域PN 序列获得信道时延粗估计等辅助信道信息，再利用频域中少量的导频基于CS 算法进行信道精确估计。相比于现有的OFDM 系统，本文所提的方法在保障了系统频谱效率的同时可以显著提高估计的性能，通过利用辅助信道信息本文所提的改进CS 算法比标准CS 算法具有更低的计算复杂度。

本文关于基于压缩感知的无线SISO 信道估计方法的研究成果在国际会议IEEE Global Communications Conference (IEEE GLOBECOM 2014) 上发表EI 论文1 篇，在期刊IEEE Transactions on Broadcasting、IET Communications上分别发表SCI 论文1篇。其中论文“Compressive sensing based channel estimation for OFDM systems under long delay channels”获得IEEE Transactions on Broadcasting年度唯一最佳论文奖，并被授予IEEE Scott Helt Memorial Award。

### 1.2.2 基于结构化压缩感知的无线MIMO信道估计方法

针对现有无线MIMO-OFDM 系统信道估计方法的高精度、高谱效的需求，我们利用MIMO 信道的稀疏性以及空时相关性，开展了MIMO-OFDM 系统中高谱效的帧结构和信道估计算法研究。首先，我们秉承着“时频联合处理”的技术思路，结合正交导频将本文所提的TFT-OFDM 帧结构直接推广到MIMO 系统，并提出了基于改进结构化压缩感知（structured CS， SCS）的时频联合信道估计方法<sup>[105,106]</sup>，相比于现有的基于时域TS 或者频域导频的MIMO-OFDM 结构具有更高的频谱效率和更好的估计性能，本文所提的改进SCS 算法比标准SCS 算法具有更低的计算

复杂度。然后，为了适应下一代无线通信中大规模天线系统的应用需求，我们基于“非正交设计”的思路，提出了基于非正交TS的MIMO-OFDM帧结构及其对应的信道估计方法，包括非正交时频TS的MIMO-TFT-OFDM系统以及非正交时域TS的MIMO-TDS-OFDM系统，本文所提方法相比现有方法具有更高的估计精度和频谱效率，特别适用于下一代无线通信中的大规模天线系统。

本文关于基于结构化压缩感知的无线MIMO信道估计方法的研究成果在国际会议IEEE Global Communications Conference Workshops (IEEE GLOBECOM Workshop 2015) 上发表EI论文1篇，在期刊IEEE Transactions on Vehicular Technologies、IEEE Communications Letters、IET Communications上分别发表SCI论文1篇。

### 1.2.3 基于稀疏贝叶斯学习的电力线信道估计方法

针对现有电力线信道估计方法存在估计精度低、导频开销大的问题，本文提出了一种基于SBL的电力线信道估计方法。该方法基于电力线信道的参数稀疏化模型，通过对待估计电长度离散化处理，将原有的连续谱估计问题转化成离散信号估计问题，相比于现有的基于零化滤波和ESPRIT算法的电力线稀疏信道估计方法具有更好的估计性能和噪声鲁棒性，相比于传统的基于LS准则的电力线信道估计方法具有更高的频谱效率。同时，在充分利用MIMO电力线信道的空间相关性，我们进一步将该建模思路扩展到MIMO系统，并提出了基于多向量稀疏贝叶斯学习(multiple response model SBL, MSBL)算法<sup>[107]</sup>和改进块稀疏贝叶斯学习(block SBL, BSBL)算法<sup>[108]</sup>的MIMO电力线信道估计方法，这两种方法可以分别用来解决不同天线对对应的信道具有完全相同的稀疏支撑集和仅具有部分相同的稀疏支撑集情况下的信道估计问题。

本文关于基于稀疏贝叶斯学习的电力线信道估计方法的研究成果在国际会议IEEE International Conference on Communications (IEEE ICC 2015) 上发表EI论文1篇，在期刊IEEE Journal of Selected Areas on Communications上发表SCI论文1篇。

### 1.2.4 宽带电力线、可见光与无线融合通信网络

针对现有通信技术在实现室内信号覆盖时存在的挑战，我们提出了一种新型的室内宽带电力线、可见光与无线深度融合网络方案，完成了硬件实现，并对本文所提信道估计技术进行了初步的验证。该融合网络的基本思路是，采用可见光通信实现室内下行链路的高速移动覆盖，利用电力线通信作为可见光通信的骨干网络以实现信息的馈入，同时利用无线通信实现网络的上行数据传输以及控制；

同时我们简化电力线通信与可见光通信的桥接复杂度以实现深度融合，并引入单频网的设计思路，大大减少移动终端的网络切换频率，提高网络覆盖率。

本文关于宽带电力线、可见光与无线融合通信网络的研究成果在国际会议IEEE Faible Tension Faible Consommation（IEEE FTFC 2014）上发表特邀论文1篇（EI），在期刊IEEE Transactions on Broadcasting、Computers in Industry上分别发表SCI论文1篇。相关研究成果获得2015年中国光学工程学会科技创新奖。

### 1.3 论文内容安排

本文以新一代无线局域网技术研究为背景，在稀疏恢复的理论框架下，主要开展了两方面的理论研究工作。一是针对时域稀疏信道（无线信道、无线光信道）的信道估计算法研究，二是针对参数域稀疏信道（电力线信道）的信道估计算法研究。两部分的理论研究工作适用于不同的通信系统和通信模型，有机的统一在论文的题目和框架之下。在论文的理论研究之外，本文还提出了电力线、可见光和无线融合通信网络架构及其硬件实现，这个架构中包括了本文所涉及的所有信道模型，可直接应用本文所提的信道估计方法，是论文工作的进一步延伸。论文的主要内容是这样安排的：

第1章为论文的引言，主要介绍论文的研究背景，简要归纳了现有信道估计算法研究中尚未解决的问题，总结了本文研究对象和研究思路，同时介绍本文的结构以及内容安排。

第2章主要介绍了本文所涉及到的典型系统模型，分别讨论了无线信道、可见光信道以及电力线信道的特征，特别是这些模型具有的时域稀疏性、参数稀疏性以及空时相关性，为后续技术的研究和仿真提供信道模型及仿真参数，是本文的基础知识。

第3章针对现有基于TDS-OFDM框架的信道估计存在复杂度较高、精度较低的问题，提出了一种改进的TDS-OFDM帧结构，即TFT-OFDM帧结构，提出了相应的时频联合信道估计方法，并对所提结构和方法的性能进行了分析和仿真比较。

第4章针对现有无线MIMO-OFDM系统信道估计方法的高精度、高谱效和低复杂度的需求，分别提出了基于正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM帧结构、基于非正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM帧结构、基于非正交时域TS的MIMO-TDS-OFDM帧结构以及相应的信道估计方法，并对所提结构和方法的性能进行了分析和仿真比较。

第5章针对现有电力线信道估计方法存在估计精度低、对噪声敏感以及导频

开销大的问题，提出了一种基于SBL的电力线信道估计方法，并将该方法扩展到了MIMO电力线信道，同时我们对所提方法的性能进行了分析、讨论和仿真比较。

第6章针对现有通信技术在室内实现信号覆盖的不足，提出了一种新型的室内宽带电力线、可见光与无线通信深度融合网络架构方案，完成了硬件实现，并对本文所提信道估计技术进行了初步的验证。这一章的工作是本论文应用工作的进一步扩展和延伸。

第7章给出论文总结，并对未来可能的研究方向做进一步展望。

## 第2章 系统模型

准确的信道模型是通信系统研究与设计的基础，在通信系统的研究、设计和优化中起到了举足轻重的作用。本章将分别介绍无线通信、可见光通信以及电力线通信的典型信道模型，以及这些信道模型的一些基本特征，特别是稀疏性、空间和时间相关性等。这些内容将作为本文所提信道估计方法研究的出发点和仿真工作的平台。

### 2.1 无线信道

#### 2.1.1 无线信道模型

无线通信中，信道对于传输的影响可以分为大尺度效应（large-scale effects）和小尺度效应（small-scale effects）加以讨论<sup>[5]</sup>。信道大尺度效应<sup>[109]</sup>包括信号自由空间传播带来的传播路径损耗（path loss）和电磁波穿过不同电磁障碍物后产生的阴影衰落（shadowing fading），大尺度效应主要影响某个位置附近接收到的平均信号功率，一般用来预测无线信号的覆盖情况以指导发射机的功率控制。信道小尺度效应<sup>[110]</sup>主要是指信号经过不同的传播路径在接收机处叠加而产生的信号快速变化，可以由多径时延和多普勒扩展两个特性来进行描述，一般在具体传输技术如信道编码<sup>[111]</sup>、信道估计<sup>[112]</sup>和均衡技术<sup>[113]</sup>的设计中需要考虑。无线信道的大尺度和小尺度效应的直观解释如图 2.1 所示。

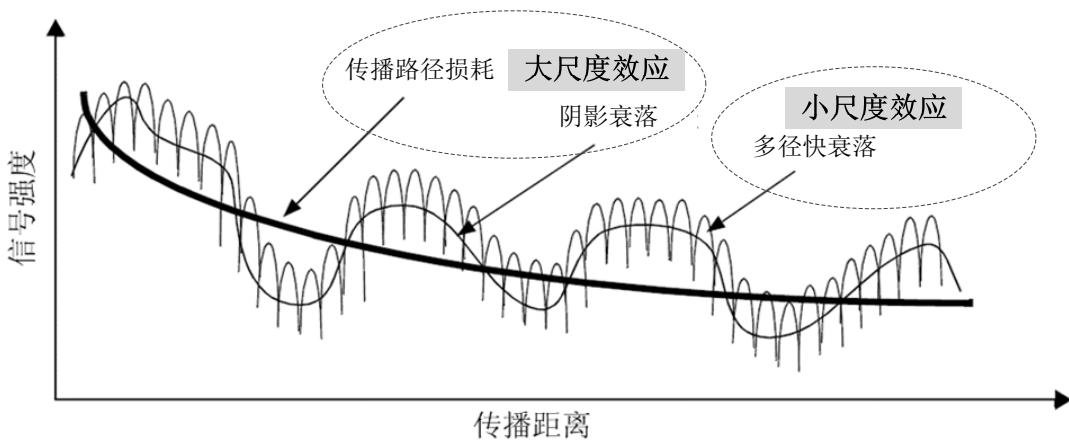


图 2.1 无线信道大尺度和小尺度效应的直观解释<sup>[5]</sup>

在无线传输技术的理论研究中，我们常用广义平稳非相关散射（wide sense stationary uncorrelated scattering, WSSUS）信道来描述无线信道的时延和多普勒

扩展。在该模型下，任意多径时变信道的信道冲激响应（channel impulse response, CIR）均可表示为<sup>[114]</sup>

$$h(t; \tau) = \sum_{s=0}^{S-1} h_s(t) \delta(\tau - \tau_s(t)) \quad (2-1)$$

其中  $t$  和  $\tau$  分别表示传播时间和传播相对时延， $\delta(\cdot)$  表示狄拉克函数， $S$  表示多径数量， $h_s$  和  $\tau_s$  分别表示第  $s$  径的信道增益和信道时延。在实际系统实现及仿真中，该模型一般等效为如图 2.2 所示的有限抽头滤波器模型。对于公式 (2-1) 所示的多径信道模型，其信道频率响应（channel frequency response, CFR）可由  $h(t; \tau)$  进行傅立叶变换得到

$$H(t; f) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t; \tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (2-2)$$

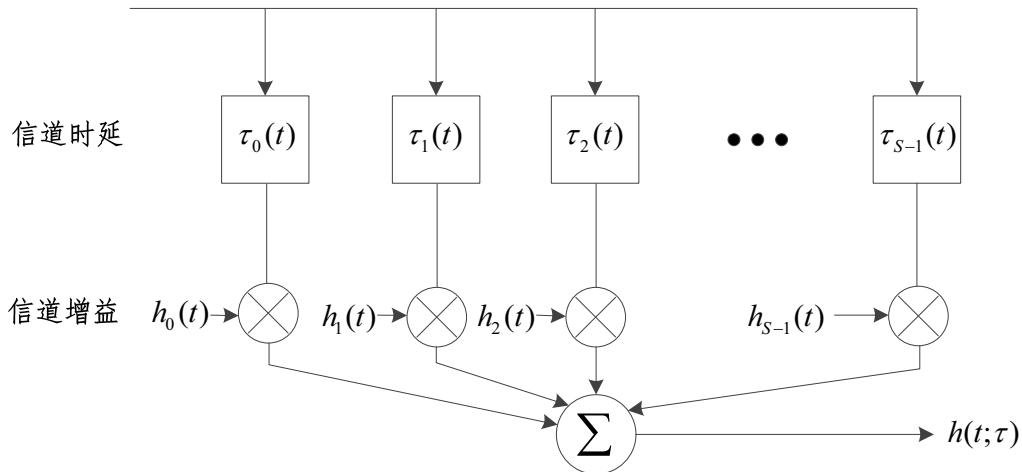


图 2.2 无线信道有限抽头滤波器模型

在数字块传输系统中，我们常用向量来表示第  $i$  帧的CIR<sup>[112]</sup>

$$\mathbf{h}_i = [h_{i,0}, h_{i,1}, \dots, h_{i,L-1}]^T \quad (2-3)$$

其中的向量元素表示为

$$h_{i,l} = \sum_{s=0}^{S-1} \alpha_{i,s} \delta[l - \tau_{i,s}], \quad 0 \leq l \leq L-1, \quad (2-4)$$

其中  $\alpha_{i,s}$  和  $\tau_{i,s}$  表示第  $s$  径的信道增益和离散化的时延， $L$  是离散化的信道最大多径时延长度，那么第  $i$  帧的信道时延集合可以表示为

$$\mathcal{T}_i = \{\tau_{i,0}, \tau_{i,1}, \dots, \tau_{i,S-1}\} \quad (2-5)$$

不失一般性，我们可以假设 $0 \leq \tau_{i,0} < \tau_{i,1} < \dots < \tau_{i,S-1} \leq L-1$ 。由上述模型我们可以发现，尽管无线信道的最大多径时延 $L$ 可能很大，但是信道向量的非零元素的个数 $S$ 却是有限的，通常有 $S \ll L$ ，这就是无线信道的时域稀疏性<sup>[92,93]</sup>。

### 2.1.2 MIMO 无线信道模型

理论和实验表明，由于大规模MIMO（large-scale MIMO, LS-MIMO）系统中的密集天线阵列，各天线对之间的信道往往具有相同的多径时延，因而其在空间尺度上具有相同或相似的稀疏结构。另一方面，由于信道存在时间相关性，在一段时间内，信道的系数可能变化很大，但时延却近乎保持不变，因而无线信道在时间尺度上也具有相同或相似的稀疏结构。因此，我们将充分利用MIMO信道的空时相关性，在结构化压缩感知的理论框架下联合重构多个具有一定结构特性的无线MIMO信道，并提高信道估计的精度。在算法设计中需要同时考虑以下几个标准：a) 具有可靠的稀疏信道恢复性能；b) 具有对信道稀疏度的自适应；c) 具有较低的复杂度以便于硬件实现。

在无线通信系统中，随着MIMO技术的引入，可以在有限的带宽和功率下，成倍地提升系统的信道容量和传输性能。如何利用MIMO系统下的无线信道特点进行高效、精确的信道估计也成了无线通信中的研究热点。本小节我们主要介绍一种常用的MIMO多径信道模型，在后续的章节我们将基于此模型开展相应的信道估计方法研究。

下面我们考虑一个 $N_t \times N_r$ 的MIMO无线通信系统，其中发射天线和接收天线数分别为 $N_t$ 和 $N_r$ 。与SISO系统类似，第 $p$ 根发射天线和第 $q$ 根接收天线之间的CIR可以表示为

$$\mathbf{h}_i^{(pq)} = [h_{i,0}^{(pq)}, h_{i,1}^{(pq)}, \dots, h_{i,L-1}^{(pq)}]^T \quad (2-6)$$

由于对于每一根接收天线来说，信道估计的处理方式都是一样的，为了表示简单，后续的公式中我们都将隐去接收天线的上标 $q$

$$\mathbf{h}_i^{(p)} = [h_{i,0}^{(p)}, h_{i,1}^{(p)}, \dots, h_{i,L-1}^{(p)}]^T \quad (2-7)$$

类似地，相应的信道时延集合记为 $\mathcal{T}_i^{(p)}$ 。

**空间相关性：**研究表明，在集中式天线MIMO系统中，如果天线阵列的大小与信号波长相比可以忽略不计，那么不同发射天线到某个接收天线之间的CIR具有相同的时延集合（信道增益可能不同）<sup>[115-117]</sup>，即 $\mathcal{T}_i^{(1)} = \mathcal{T}_i^{(2)} = \dots = \mathcal{T}_i^{(N_t)}$ 。

**时间相关性：**在实际的无线通信系统中，多径的时延比相应信道增益的变化要缓慢得多，即在时变信道下，相邻帧之间的信道增益会迅速变化，但是信道时

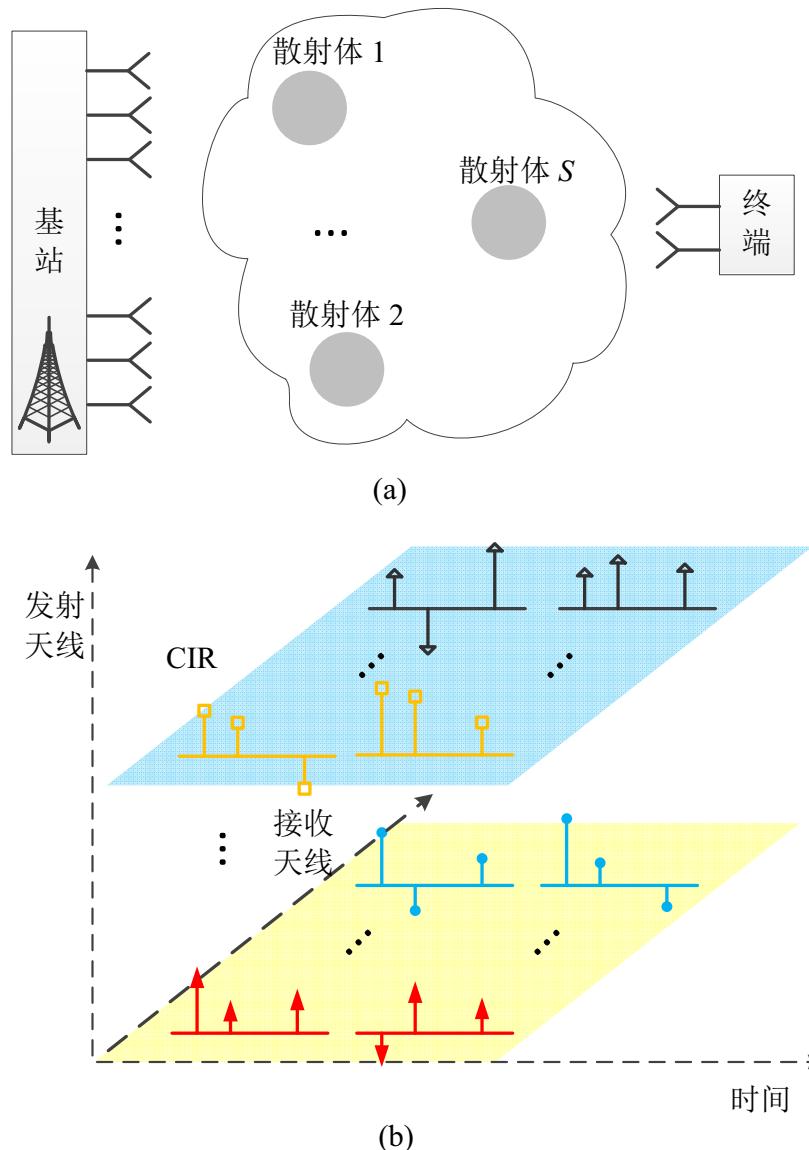


图 2.3 MIMO 无线信道的空时相关性

延有很大的可能保持不变<sup>[115,116]</sup>, 即  $\mathcal{T}_i^{(p)} = \mathcal{T}_{i+1}^{(p)} = \dots = \mathcal{T}_{i+R-1}^{(p)}$ , 其中  $R$  代表信道时延保持不变的相邻帧数, 表示信道时间相关性的大小, 具体地与信道的相干时间有关。

空间和时间相关性合称空时相关性<sup>[118,119]</sup>, 典型MIMO 无线信道的空时相关性如图 2.3所示。

## 2.2 可见光信道

### 2.2.1 可见光信道模型

如图 2.4所示, 由于反射的存在, 室内VLC 信道模型通常由视距路径 (line-of-sight, LOS) 和反射路径 (reflected path) 组成。

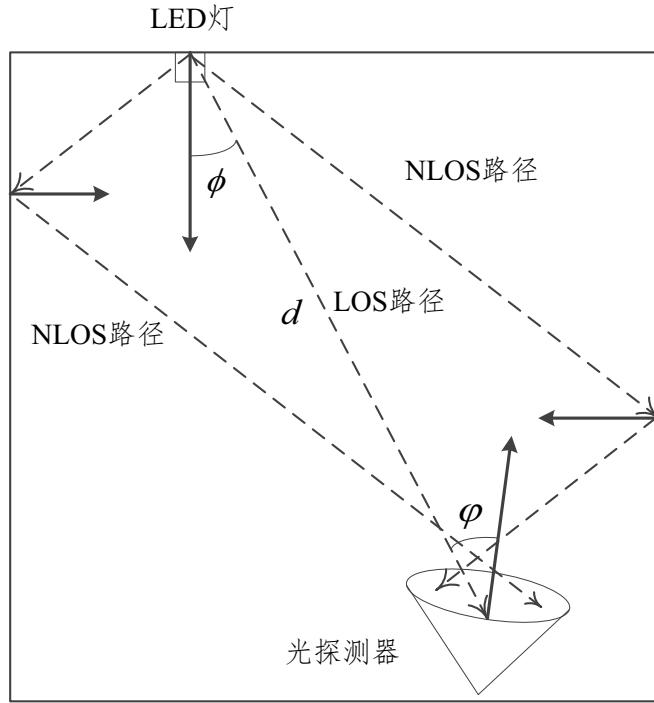


图 2.4 基于反射的室内VLC信道模型

of-sight, LOS) 分量和非视距路径 (non-line-of-sight, NLOS) 分量两部分组成 [97,120]，可表达为

$$H_{\text{VLC}}(f) = \eta_{\text{LOS}} e^{-j2\pi f \Delta t_{\text{LOS}}} + \eta_{\text{DIFF}} \frac{e^{-j2\pi f \Delta t_{\text{DIFF}}}}{1 + j f / f_C}, \quad (2-8)$$

其中  $\eta_{\text{LOS}}$ ， $\eta_{\text{DIFF}}$ ， $\Delta t_{\text{LOS}}$  和  $\Delta t_{\text{DIFF}}$  分别表示 LOS 和 NLOS 的信道增益及时延。 $f_C$  表示仅存在 NLOS 时的 3dB 截止频率。

绝大多数未经特殊改造的商用 LED 灯可以看作是朗伯 (Lambert) 光源，在照射时服从朗伯辐射模式。在朗伯辐射模式下，LOS 路径的信道增益由下面的公式决定 [121]

$$\eta_{\text{LOS}} = (r + 1) A_R \cos^r \phi \cos \varphi / (2\pi d^2) \quad (2-9)$$

其中  $A_R$  是接收端光电探测器的有效面积， $\phi$  和  $\varphi$  分别表示光信号的发射角和入射角， $d$  表示 LED 光源到接收机的距离。 $r$  是朗伯参数，由 LED 光源的半功率辐射角  $\theta_{1/2}$  决定，

$$r = -\frac{1}{\log_2 \theta_{1/2}} \quad (2-10)$$

另一方面，NLOS 路径的信道增益可以由积分球模型<sup>[97]</sup>求得

$$\eta_{\text{DIFF}} = \frac{A_R}{A_{\text{ROOM}}} \frac{\rho}{(1 - \rho)} \quad (2-11)$$

其中 $A_{ROOM}$ 代表室内的有效反射面积,  $\rho$ 表示室内的平均反射系数。在一般的室内环境下,  $\rho$ 较小, 同时 $A_{ROOM} \gg A_R$ , 因此NLOS的信道增益远小于LOS的信道增益, 多数情况, 可以仅考虑LOS情况以简化系统分析的复杂度。

在可见光信道建模中, LED光源本身的带宽限制也是需要考虑的。蓝光激发黄荧光粉的LED光源由于驱动电路简单、成本低, 在商用照明LED灯中被广泛采用。然而激发荧光粉的时间较长, 导致该类光源用作VLC通信时其调制带宽仅有几MHz。在实际VLC系统中, 一般会在接收端光电探测器前增加一个蓝光滤光片, 可以将LED光源的调制带宽提高到几十MHz, 如图2.5所示。如果再配合适当的频域补偿技术, 则LED光源的有限调制带宽带来的低通效应则可以忽略。

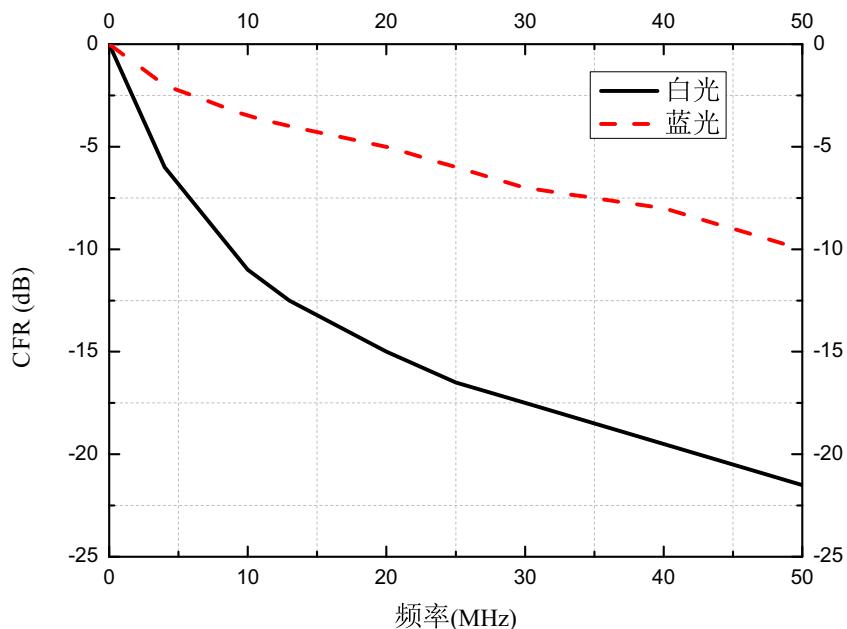


图 2.5 商用白光LED灯及其蓝色分量的信道频域响应曲线

### 2.2.2 多LED光源的可见光信道模型

由于LED光源本身是为了照明而铺设, 为了使照明的效果更好, 室内环境中不太可能只存在一个LED光源, 而且为了使得照明更加均匀, 不同LED光源的照明区域往往存在很大的交叠。这就意味着, 当我们使用多个LED光源实现VLC时, 不可避免的要面临多光源之间的干扰问题, 包括人工多径干扰问题、移动终端的切换问题、上行接入机制的设计等等。在这里, 我们先主要关注由于多个光源带来的人工多径干扰问题。

多LED光源的VLC信道是多个独立LED光源信道特性的线性叠加<sup>[36,120]</sup>

$$H_{\text{VLC}}(f) = \sum_{i=1}^{N_{\text{LED}}} H_{\text{VLC},i}(f) \quad (2-12)$$

其中 $N_{LED}$ 表示接收端所能探测到的LED光源的数量,  $H_{VLC,i}(f)$ 表示单个LED光源的信道增益, 由公式(2-8)决定。

类似地, 如果我们忽略信道中的NLOS路径分量, 则多LED光源的VLC信道则可以简化为无线通信中经典的时域多径信道模型, 从而可以利用无线通信中的技术解决相关的问题。

## 2.3 电力线信道

### 2.3.1 电力线信道模型

电力线信道的建模根据方法的不同主要可以分为两类: 确定性模型和统计学(又称经验主义)模型, 分别对应传输线模型(transmission-line models)和多径模型(multipath models)。

传输线模型是在电力线网络的拓扑、负载、线型等完全已知的情况下利用传输线理论对电力线信道进行建模的方法, 根据建模理论的不同, 主要分为双导体传输线模型和多导体传输线(multi-conductor transmission line, MTL)模型<sup>[122-124]</sup>。传输线模型的优点是建模精确度很高、建模复杂度不会随着网络拓扑复杂度的增加而增加; 缺点是在实际系统中电力线网络的拓扑结构、负载情况会随着时间经常变化, 在建模时往往无法准确获得这些初始参数, 导致传输线模型并没有被广泛采用。

多径模型是利用电力线网络中接入负载不匹配导致的信号多径反射现象而对电力线信道进行建模的方法。相比于传输线模型, 多径模型的建模过程不需要准确获知电力线网络的情况, 只需要获得信道的传递函数, 即CFR, 因此在实际系统中被大量采用。在电力线多径模型中, Zimmermann等人在2002年提出的频域多径叠加模型因其对电力线信道简单但精确的刻画<sup>[4,99]</sup>, 被认为是电力线信道的经典模型, 大部分的电力线信道测量、建模以及估计方法的研究都是基于这个模型开展。在本文中, 我们也将基于这个模型进行研究和仿真。

图2.6给出了一个电力线网络的典型拓扑结构, 由于负载的阻抗失配, 电力线信道常常会表现出明显的“多径”衰落<sup>①</sup>。根据Zimmermann模型, 电力线网络中节点A到节点B之间的信道传递函数可以表达为

$$H_{PLC}(f) = \sum_{l=1}^L g_l \cdot e^{-(\alpha_0 + \alpha_1 f)d_l} \cdot e^{-j2\pi f \frac{d_l}{v_g}} \quad (2-13)$$

其中 $L$ 表示多径的数量,  $g_l$ 和 $d_l$ 表示第 $l$ 条径的路径增益和电长度,  $\alpha_0$ 和 $\alpha_1$ 表示

<sup>①</sup> 电力线通信的多径衰落与无线通信的多径衰落不完全相同, 因此此处用引号以示区别。

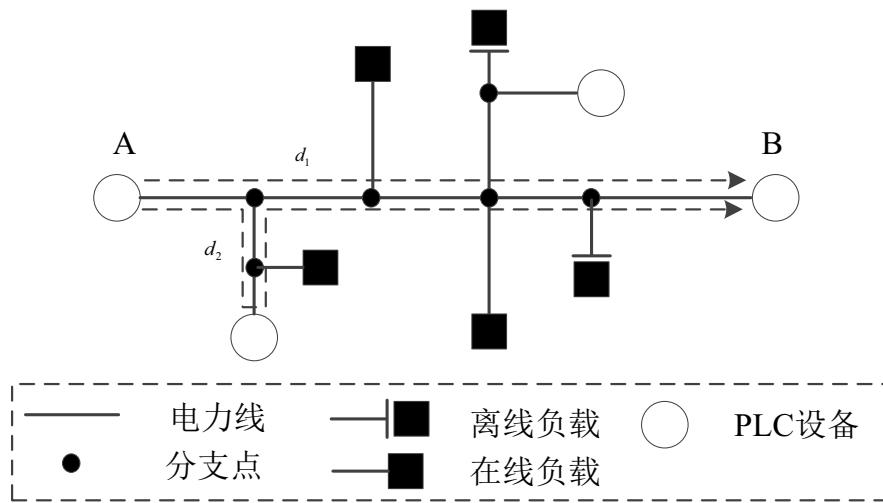


图 2.6 电力线网络的典型拓扑结构

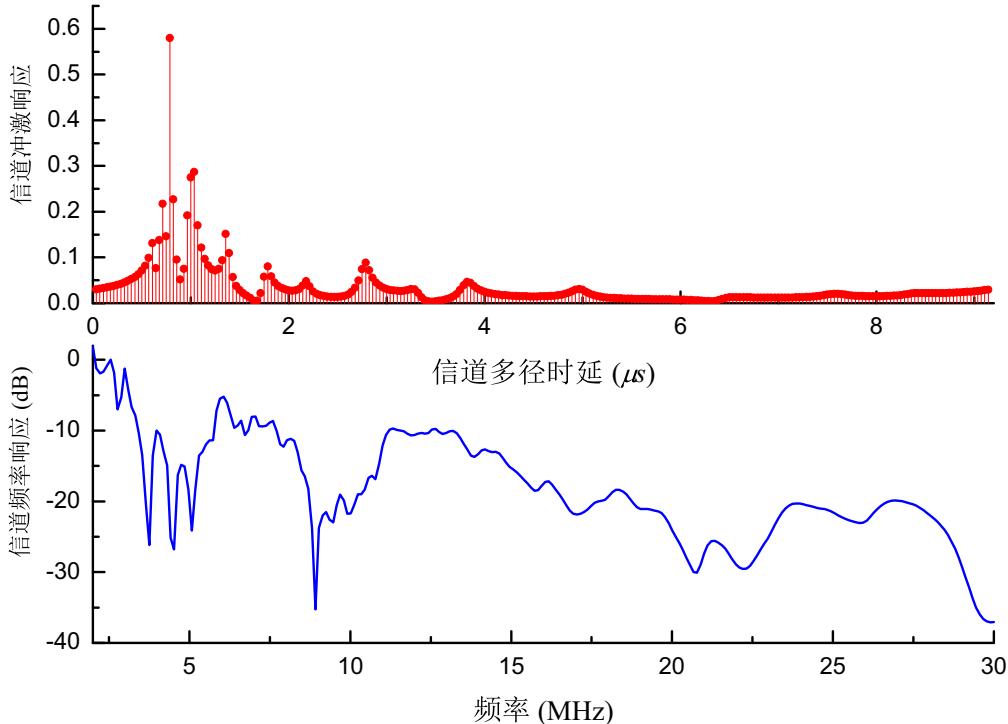


图 2.7 典型15径电力线信道的时域冲激响应和频域响应

线缆的衰减参数， $v_g$  表示线缆的群速度。从公式及信号传播的物理意义可以知道，时延越长的径所经历的衰减越大，因此模型中多径数量  $L$  通常是有有限且比较小的自然数。

**参数稀疏性：**事实上电力线信道在常规的时域或者频域表征上不具有稀疏性，如图 2.7 所示，这意味着现有无线稀疏信道的估计方法无法适用于电力线信道，这一点我们会在第四章进一步解释。但是另一方面，电力线信道的表征其实是具有一定稀疏性的，根据公式 (2-13)，相比于信道本身的维度，决定电力线信道传递

函数的参数数量是有限的，即电力线信道具有参数稀疏性。

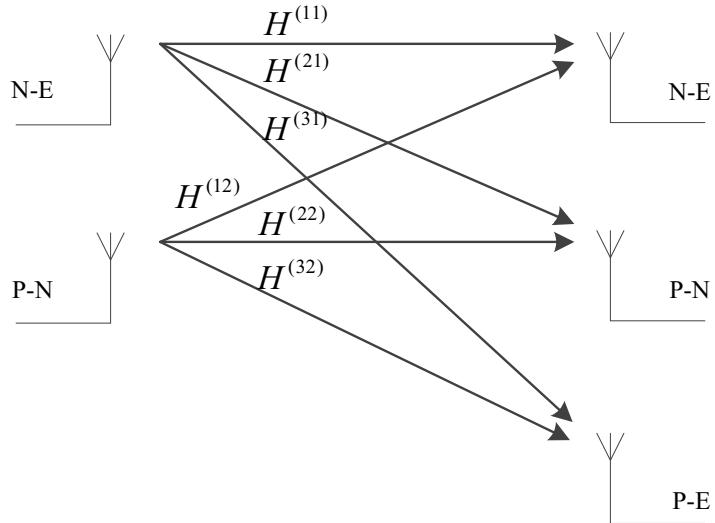


图 2.8 一个 $2 \times 3$ 的MIMO电力线信道模型

### 2.3.2 MIMO电力线信道模型

近几年来，为了提高数据率，多天线技术也被应用到了电力线通信系统中<sup>[125-128]</sup>。常用的电力线缆由三根线组成：火线（Phase, P），零线（Neutral, N）和地线（Earth, E）。SISO电力线系统只用P-N端口收发信号。在MIMO电力线通信系统中，通过利用地线构成额外的两个端口，即P-E端口和N-E端口，可以构建 $2 \times 3$ （两发三收）的电力线通信系统<sup>①</sup>，如图 2.8 所示。

一般地，对于一个 $N_t \times N_r$  的MIMO电力线系统，其中发射天线和接收天线(端口)数分别为 $N_t$  和 $N_r$ ，发送节点中的端口 $p$ 和接收节点中的端口 $q$ 之间的信道传递函数可以表达为

$$H_{\text{PLC}}^{(pq)}(f) = \sum_{l=1}^L g_l^{(pq)} \cdot e^{-j\varphi^{(pq)}} \cdot e^{-(\alpha_0 + \alpha_1 f)d_l} \cdot e^{-j2\pi f \frac{d_l}{v_g}} \quad (2-14)$$

公式 (2-14)所代表的模型主要基于MIMO 电力线信道空间相关性的假设<sup>[125,126]</sup>，即两个节点之间的不同信道只有路径增益 $g_l$  和相关项 $\varphi^{(pq)}$ 这两组参数是不同的。这是因为当收发节点确定以后，不同端口间的电力线网络拓扑结构可以认为是一样的，因此信号会经历类似的传播路径。这个模型的有效性经过了多导体传输线理论以及大量的场地测试所验证。

<sup>①</sup> 根据Kirchhoff定律，三线电力线缆中同时只能有两个输入端口能够发送信号。因此实际系统中，可以构建 $2 \times 2$ 、 $2 \times 3$  和 $2 \times 4$  (需要在接收端额外增加一个共模模式)的多天线电力线通信系统。

## 2.4 本章小结

本章分别介绍了无线通信、VLC 和PLC 的典型信道模型，特别是这些模型具有的时域稀疏性、参数稀疏性以及空时相关性，为后续技术的研究和仿真提供信道模型及仿真参数。

## 第3章 基于压缩感知的无线SISO信道估计方法

### 3.1 问题描述与研究目标

随着信息通信技术 (information communications technology, ICT) 的高速发展, 无线通信的需求也呈现爆发式地增长, 导致有限的频谱资源面临极度短缺, 如何提高系统的频谱效率成为了无线通信中的重要研究课题之一。现有的无线通信系统普遍采用基于OFDM的块传输技术, 以抵抗频率选择性衰落 (多径衰落) 信道下的符号间干扰 (inter-symbol interference, ISI) 并简化均衡器的处理复杂度<sup>[129]</sup>, 同时获得更高的频谱效率。OFDM数据块之间通常会插入大于多径信道最大时延扩展的保护间隔 (guard interval, GI) 以防止不同OFDM数据块之间的块间干扰 (inter-block interference, IBI)。根据插入保护间隔的不同, 现有的OFDM块传输技术主要可分为三类: 循环前缀OFDM (cyclic prefix OFDM, CP-OFDM)<sup>[130]</sup>, 零填充OFDM (zero padding OFDM, ZP-OFDM)<sup>[131]</sup>和时域同步OFDM (time domain synchronous OFDM, TDS-OFDM)<sup>[132]</sup>。对于CP-OFDM和ZP-OFDM块传输系统来说, 一般借助频域插入的已知导频或者额外的时域TS进行同步和信道估计, 频谱效率较低。清华大学提出了具有完全自主知识产权的TDS-OFDM技术<sup>[7]</sup>, 该技术采用已知的伪随机 (pseudo-noise, PN) 序列作为GI。在TDS-OFDM系统中, 填充的PN序列还可作为TS辅助接收机实现快速同步以及信道估计, 因此相比于CP-OFDM和ZP-OFDM, TDS-OFDM具有更高的频谱效率、并可获得更快的同步性能<sup>[133,134]</sup>。

然而传统的TDS-OFDM系统存在一个主要的缺陷, 就是在多径信道下已知的PN序列与OFDM数据块之间会产生相互的IBI。因此, 在实际的TDS-OFDM系统中, 需要采用迭代的信道估计和均衡算法来消除IBI<sup>[135]</sup>, 复杂度较高。更严重的是, 当多径信道的最大时延扩展较大时 (接近甚至超过系统保护间隔长度时), 即使采用迭代算法也无法很好地消除IBI, 系统的信道估计精度将会大幅恶化, 进而影响接收机的整体性能<sup>[136]</sup>。最显著的例子就是传统的TDS-OFDM系统在移动接收的情况下无法支持256QAM<sup>①</sup>及以上的高阶调制方式, 也就无法支持未来主流的超高清视频 (ultra-high definition television, UHDTV) 传输<sup>[137]</sup>, 这必然会降低TDS-OFDM这一具有中国自主知识产权技术的国际竞争力, 也势必会阻碍其进一步的技术演进和国际化推广。

---

① QAM: quadrature amplitude modulation, 正交幅度调制

近来，也有学者对TDS-OFDM技术进行改进以解决上述问题。Fu等人提出了一种双PN填充OFDM（dual PN padded OFDM，DPN-OFDM）结构<sup>[138]</sup>，该结构利用额外的一段相同的PN序列来保护第二段PN序列免受IBI，因此第二段PN序列可以直接用于信道估计，免去了复杂的迭代干扰消除，系统的信道估计精度得以大幅度提升。然而，插入两段相同的PN序列会显著降低系统的频谱效率。为了避免频谱效率的损失，Dai等人首次将CS理论应用到了TDS-OFDM系统中<sup>[139]</sup>，利用接收PN序列中很小的无IBI区域来估计高维的多径信道信息。只是，该方法依然没有解决信道时延接近甚至超过系统保护间隔时信道估计精度显著恶化的问题。

总而言之，传统的OFDM块传输技术，包括CP-OFDM、ZP-OFDM、TDS-OFDM以及DPN-OFDM均很难同时获得高频谱效率和动态信道下的高可靠性。针对现有基于OFDM块传输技术存在的问题，本章的研究目标，就是提出一种高谱效的新型OFDM帧结构以及相应的高精度无线稀疏信道估计方法，以适应未来无线通信高谱效、高能效的需求。本章的内容安排如下：在回顾基于TDS-OFDM框架的信道估计的研究现状后，首先介绍现有两种最新的TDS-OFDM系统信道估计方法，即基于DPN-OFDM的信道估计方法和基于CS的TDS-OFDM信道估计方法；接着我们提出了基于TDS-OFDM改进的时频二维训练的OFDM帧结构和相应的基于压缩感知理论的时频联合信道估计方法；然后我们对所提的方法进行性能分析并给出相应的仿真结果比较；最后对本章的研究工作进行总结并给出结论。

### 3.2 现有方法及其局限性

本小节我们将主要回顾现有基于OFDM的SISO系统中主要的帧结构及其对应的信道估计方法。图3.1给出了现有SISO系统中几种常见的OFDM帧结构。如图3.1(a)所示，CP-OFDM利用CP作为系统保护间隔构成准循环的OFDM块以消除多径信道带来的IBI，然而CP-OFDM需要在OFDM数据块中额外插入大量的频域导频用以实现信道估计<sup>①</sup>，频谱效率较低。另外，CP-OFDM中通常会适当提高导频的发送功率，用以保证信道估计的性能。

TDS-OFDM系统采用PN序列代替CP作为保护间隔，省去了OFDM数据块中的导频开销，具有更高的频谱效率，却又引入了令人头痛的IBI。传统的TDS-OFDM技术中，研究的焦点主要集中于如何更好地消除PN序列与OFDM数据块之间的IBI以提高迭代信道估计精度。Tang等人提出了一种基于判决反馈的迭代

<sup>①</sup> DVB-T2（2nd generation digital video broadcasting-terrestrial，第二代数字电视地面广播）标准的4K模式中定义CP-OFDM的OFDM数据块中导频占比为11.29%。

信道估计方法，该方法利用频域均衡后的数据进行判决反馈来辅助更新每次迭代的估计结果，提高了传统估计方法的精度<sup>[140]</sup>；Yang等人提出了一种基于重构PN序列的改进信道估计方法，该方法利用上一次迭代的信道估计结果来计算重构PN序列所需的卷积拖尾，减少了OFDM数据块对PN序列的干扰，有效的提高了算法的收敛速度<sup>[141,142]</sup>。这些技术从不同的角度入手，对传统的迭代估计算法做出了性能上的改进，但这类方法仍局限于迭代的基本框架，在动态信道、长时延信道下存在严重的性能恶化，复杂度也较高，并没有从根本上克服TDS-OFDM系统所面临的技术瓶颈。如图3.1(b)所示，实际的TDS-OFDM系统还会对PN序列的发送功率加倍，以牺牲能量效率为代价提高估计精度，然而性能提升却有限。

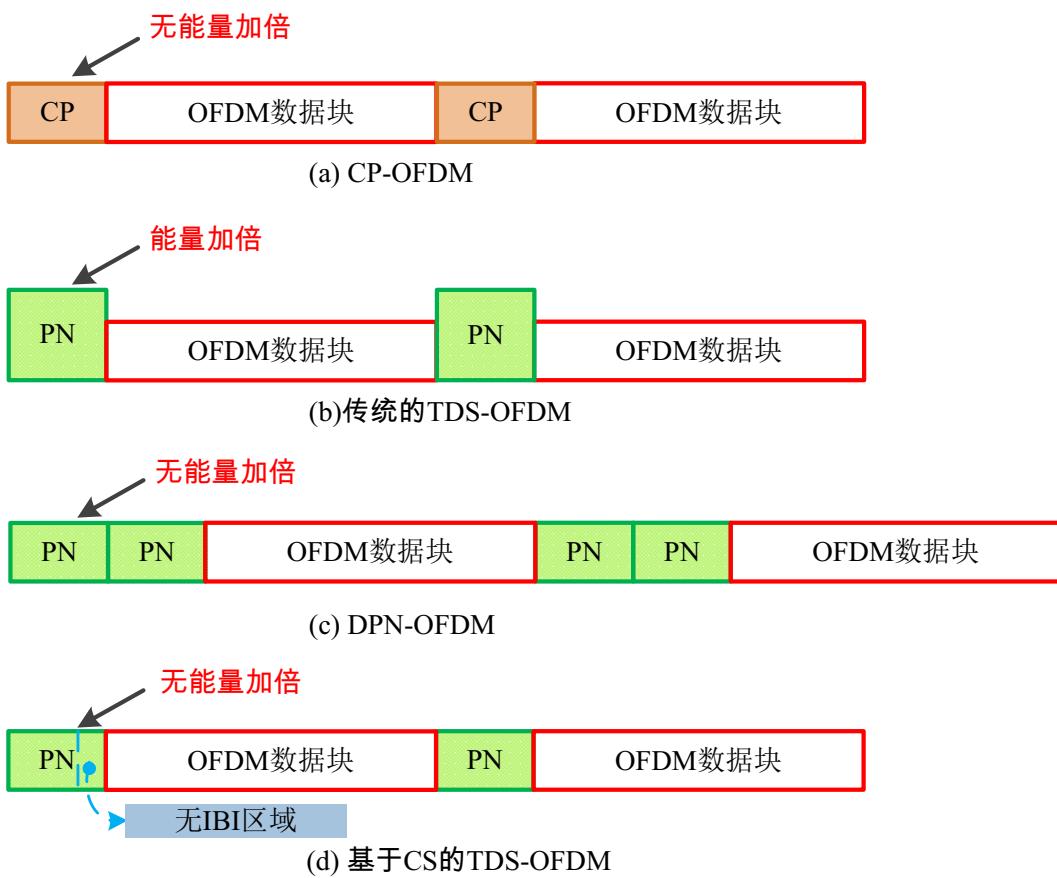


图3.1 现有SISO系统中常见的OFDM帧结构

在所有针对TDS-OFDM系统信道估计问题的研究中，有两项工作最值得一提。其中之一便是Fu等人提出的DPN-OFDM结构及其信道估计方法<sup>[138]</sup>，如图3.1(c)所示。事实上，DPN-OFDM是对TDS-OFDM技术的扩展与延伸，利用接收到的第二段没有收到OFDM数据块干扰的PN序列直接进行信道估计，从根本上打破了TDS-OFDM系统中信道估计与均衡的相互依赖，避免了迭代的干扰消除，显著提高系统信道估计精度以及在动态信道下的稳定性。然而，“鱼和熊掌往往

不能兼得”，DPN-OFDM 其实是以牺牲系统频谱效率为代价来提高系统的信道估计性能。举例来说，假如单个PN 序列长度是OFDM 数据块长度的1/8，DPN-OFDM 的系统效率将由传统仅有单PN 的TDS-OFDM 系统的88.89%下降到80%。DPN-OFDM 虽然能够提升系统的整体估计性能，却是以牺牲TDS-OFDM 的高频谱效率这一显著优点为代价的。

因此研究者开始考虑挖掘无线信道的内在特性，如时域稀疏性，来寻求系统频谱效率及估计性能上的双重突破。这其中代表性的工作便是Dai 等人提出的基于CS 的信道估计方法<sup>[139]</sup>，其帧结构和方法如图 3.1(d)所示。该方法主要基于两点假设：1) 信道的稀疏性，即高维的信道冲击响应向量中仅有少数的非零值；2) 多径信道的最大时延扩展 $L$  要小于系统PN序列的长度 $N_G$ ，因此在接收PN 序列后段存在长度为 $N_{IBIfree}$  的无IBI 区域，其中 $N_{IBIfree} = N_G - L + 1$ 。如第二章所述，大多数无线信道和可见光信道中均能满足第一点假设，这也是本章研究工作所依赖的基本假设之一。第二点假设主要基于实际系统的这样一种设计理念，那就是为了防止极端情况，常用通信系统的保护间隔长度要远大于信道的最大多径时延，这在保证鲁棒性的情况下却牺牲了系统的频谱效率；另一方面，在如广播中常见的单频网环境中，由于人工多径造成的长时延信道出现的概率大大增加，一旦多径时延接近甚至超过保护间隔长度，第二点假设则会不成立。在这种情况下，PN 序列中无IBI 区域就会变小甚至消失，从而导致这种方法失效。

### 3.3 时频二维训练的OFDM帧结构

为了突破现有块传输系统中保护间隔对于信道估计长度的限制，进一步提升系统的潜在频谱效率，我们对于现有TDS-OFDM 帧结构进行进一步的改进，提出了一种时频二维训练的OFDM (time frequency training OFDM, TFT-OFDM) 帧结构。与传统的CP-OFDM、ZP-OFDM 和TDS-OFDM 帧结构中仅有时域或者频域一维TS 不同，TFT-OFDM 同时拥有作为保护间隔的时域TS 以及频域TS (导频)，其帧结构如图 3.2 所示。与传统的TDS-OFDM 类似，第 $i$  个TFT-OFDM 信号帧 $\mathbf{s}_i = [s_{i,0}, s_{i,1}, \dots, s_{i,N_G+N_D-1}]^T$  由两部分组成，分别是一段长度为 $N_G$  的已知PN 序列 $\mathbf{c} = [c_0, c_1, \dots, c_{N_G-1}]^T$  和一段长度为 $N_D$  的时域OFDM 数据块 $\mathbf{x}_i = [x_{i,0}, x_{i,1}, \dots, x_{i,N_D-1}]^T$

$$\mathbf{s}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{c} \\ \mathbf{x}_i \end{bmatrix}_{(N_G+N_D)\times 1} = \begin{bmatrix} \mathbf{c} \\ \mathbf{F}_{N_D}^H \tilde{\mathbf{x}}_i \end{bmatrix}_{(N_G+N_D)\times 1} \quad (3-1)$$

其中已知PN 序列 $\mathbf{c}$  是具有理想或准理想循环自相关特性的训练序列，可以是m序列、恒模零自相关序列 (constant-amplitude zero-autocorrelation, CAZAC)、

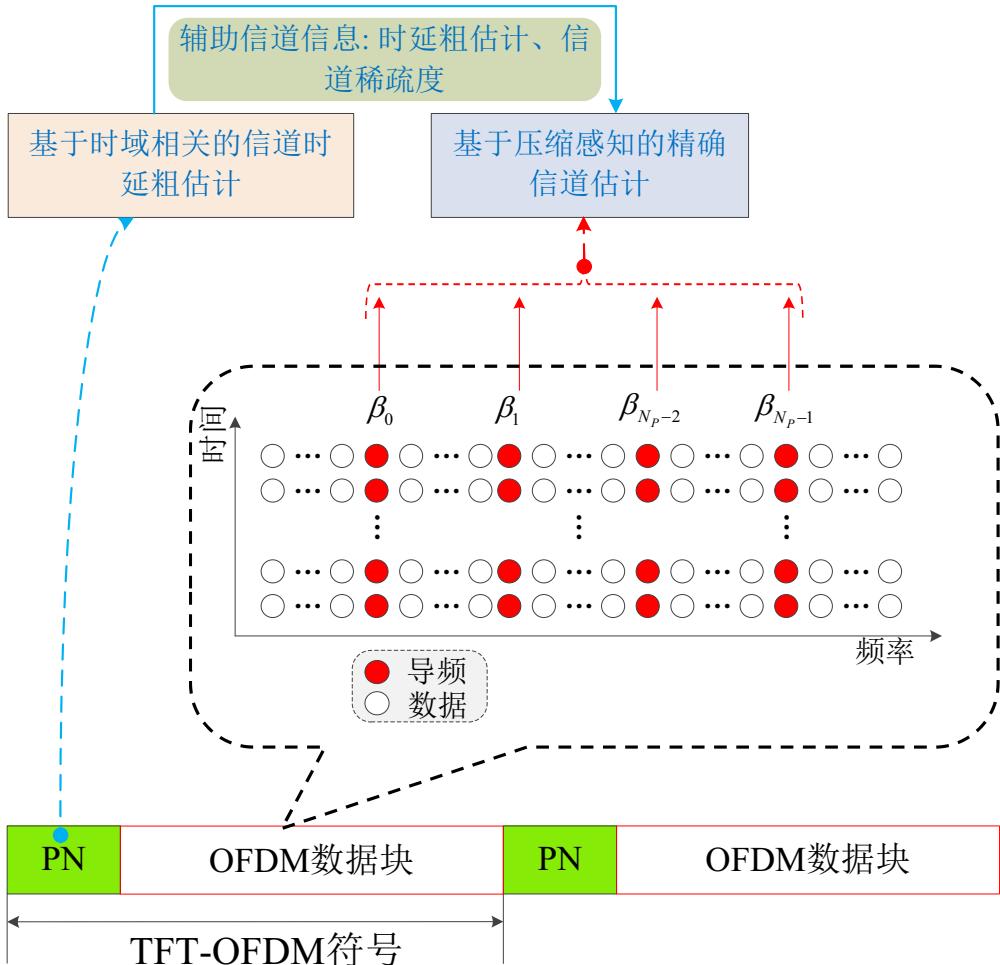


图 3.2 时频二维训练的OFDM帧结构及其对应的信道估计方法流程

Legendre序列、Golay序列、Walsh序列等等<sup>[143]</sup>，为了降低系统的峰均功率比（peak-to-average power ratio, PAPR），此处我们采用CAZAC序列作为时域的PN序列<sup>[7,143]</sup>。 $\tilde{\mathbf{x}}_i = [\tilde{x}_{i,0}, \tilde{x}_{i,1}, \dots, \tilde{x}_{i,N_D-1}]^T$ 为时域OFDM数据块 $\mathbf{x}^i$ 对应的频域数据块， $\mathbf{F}_{N_D}$ 表示 $N_D \times N_D$ 阶的DFT矩阵，其第 $n+1$ 行、第 $k+1$ 列的元素为 $\exp(-j2\pi nk/N_D)/\sqrt{N_D}$ 。与传统的TDS-OFDM不同的是，TFT-OFDM的频域数据块中不仅有待传输的数据，还有非常少量的导频 $\tilde{\mathbf{x}}_{i,\mathcal{P}}$ ，其中导频的数量为 $N_P$ ，导频的位置集合记为 $\mathcal{P}$

$$\mathcal{P} = \{\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{N_p-1}\} \quad (3-2)$$

不失一般性，我们可以假设 $0 \leq \beta_0 < \beta_1 < \dots < \beta_{N_p-1} \leq N_D - 1$ 。通过利用无线信道的稀疏性，我们可以显著降低所需的导频开销 $N_P$ （约为 $N_D$ 的1%），因此这部分的频谱效率损失可以忽略不计。与传统的拥有导频的块传输系统一样，TFT-OFDM系统也可以通过增加导频的能量来提高信道估计的性能，唯一的区别在于传统的系统大多采用均匀的梳状导频，而本章所提的TFT-OFDM则采用随机位置

的导频以保证观测矩阵的RIP性质从而获得更高的估计精度。

在经过长度为 $L$ 的多径信道 $\mathbf{h}_i$ 后，我们在接收端对接收到的时域OFDM数据块进行循环重构得到 $\mathbf{y}_i = [y_{i,0}, y_{i,1}, \dots, y_{i,N_D-1}]^T$ ， $\mathbf{y}_i$ 与信道向量 $\mathbf{h}_i$ 之间的关系式为

$$\mathbf{y}_i = \Psi \dot{\mathbf{h}}_i + \mathbf{w}_i \quad (3-3)$$

其中 $\Psi$ 是由时域OFDM数据块 $\mathbf{x}_i$ 构成的 $N_D \times N_D$ 阶Toeplitz矩阵<sup>[144]</sup>

$$\Psi = \begin{bmatrix} x_{i,0} & x_{i,N_D-1} & \cdots & x_{i,1} \\ x_{i,1} & x_{i,0} & \cdots & x_{i,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,N_D-1} & x_{i,N_D-2} & \cdots & x_{i,0} \end{bmatrix}_{N_D \times N_D} \quad (3-4)$$

而 $\dot{\mathbf{h}}_i$ 是长度为 $N_D$ 的扩展信道向量

$$\dot{\mathbf{h}}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_i \\ \mathbf{0}_{N_D-L} \end{bmatrix}_{N_D \times 1} \quad (3-5)$$

以及 $\mathbf{w}_i = [w_{i,0}, w_{i,1}, \dots, w_{i,N-1}]^T$ 表示加性高斯白噪声（additive white Gaussian noise, AWGN），均值为0，方差为 $\sigma^2$ 。

接收到的经过循环重构后的频域OFDM数据块 $\tilde{\mathbf{y}}_i = [\tilde{y}_{i,0}, \tilde{y}_{i,1}, \dots, \tilde{y}_{i,N-1}]^T$ 可以表示为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{y}}_i &= \mathbf{F}_{N_D} \mathbf{y}_i \\ &= \mathbf{F}_{N_D} \Psi \mathbf{F}_{N_D}^H \mathbf{F}_{N_D} \dot{\mathbf{h}}_i + \tilde{\mathbf{w}}_i \\ &= diag(\tilde{\mathbf{x}}_i) \mathbf{F}_{N_D} \begin{bmatrix} \mathbf{h}_i \\ \mathbf{0}_{N_D-L} \end{bmatrix} + \tilde{\mathbf{w}}_i \\ &= diag(\tilde{\mathbf{x}}_i) \mathbf{F}_L \mathbf{h}_i + \tilde{\mathbf{w}}_i \end{aligned} \quad (3-6)$$

其中等式 $\mathbf{F}_{N_D} \Psi \mathbf{F}_{N_D}^H = diag(\tilde{\mathbf{x}}_i)$ 成立是根据Toeplitz矩阵的性质<sup>[144]</sup>， $\mathbf{F}_L$ 是由矩阵 $\mathbf{F}_{N_D}$ 的前 $L$ 列构成的矩阵， $\tilde{\mathbf{w}}_i = \mathbf{F}_{N_D} \mathbf{w}_i$ 表示频域的AWGN。那么 $\tilde{\mathbf{y}}_i$ 中的频域导频 $\tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{P}}$ 可以表示为

$$\tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{P}} = diag(\tilde{\mathbf{x}}_{i,\mathcal{P}}) \mathbf{F}_L^\mathcal{P} \mathbf{h}_i + \tilde{\mathbf{w}}_{i,\mathcal{P}} \quad (3-7)$$

其中 $\mathbf{F}_L^\mathcal{P}$ 是由矩阵 $\mathbf{F}_L$ 与导频位置集合 $\mathcal{P}$ 对应的行构成的部分DFT矩阵，表示为

$$\mathbf{F}_L^\mathcal{P} = \frac{1}{\sqrt{N_D}} \begin{bmatrix} 1 & e^{-j\frac{2\pi}{N_D}\beta_0} & \cdots & e^{-j\frac{2\pi}{N_D}\beta_0(L-1)} \\ 1 & e^{-j\frac{2\pi}{N_D}\beta_1} & \cdots & e^{-j\frac{2\pi}{N_D}\beta_1(L-1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & e^{-j\frac{2\pi}{N_D}\beta_{N_P-1}} & \cdots & e^{-j\frac{2\pi}{N_D}\beta_{N_P-1}(L-1)} \end{bmatrix}_{N_P \times L} \quad (3-8)$$

### 3.4 基于压缩感知的时频联合信道估计方法

对于公式(3-7)所述的模型来说,由于目标向量 $\mathbf{h}_i$ 具有稀疏性,因此只需要少数的测量量即可实现对其的精确恢复。在这种情况下,我们可以利用基于贪心算法的CS方法来进行快速求解。然而现有基于贪心算法的CS方法均需要明确知道待估计信号的稀疏度,同时复杂度也有待降低。本章我们充分利用所提TFT-OFDM帧结构的时频二维训练特性,提出了一种基于CS的时频联合信道估计方法,该方法可以获得包括目标信号稀疏度估计和部分信道时延粗估计等辅助信道信息从而有效降低标准CS算法的复杂度。

简单来说,我们所提出的方法首先利用接收到的时域PN序列进行相关操作获得辅助的信道信息,然后利用频域少量的导频基于CS算法获得信道的精确估计。该方法具体步骤如下:

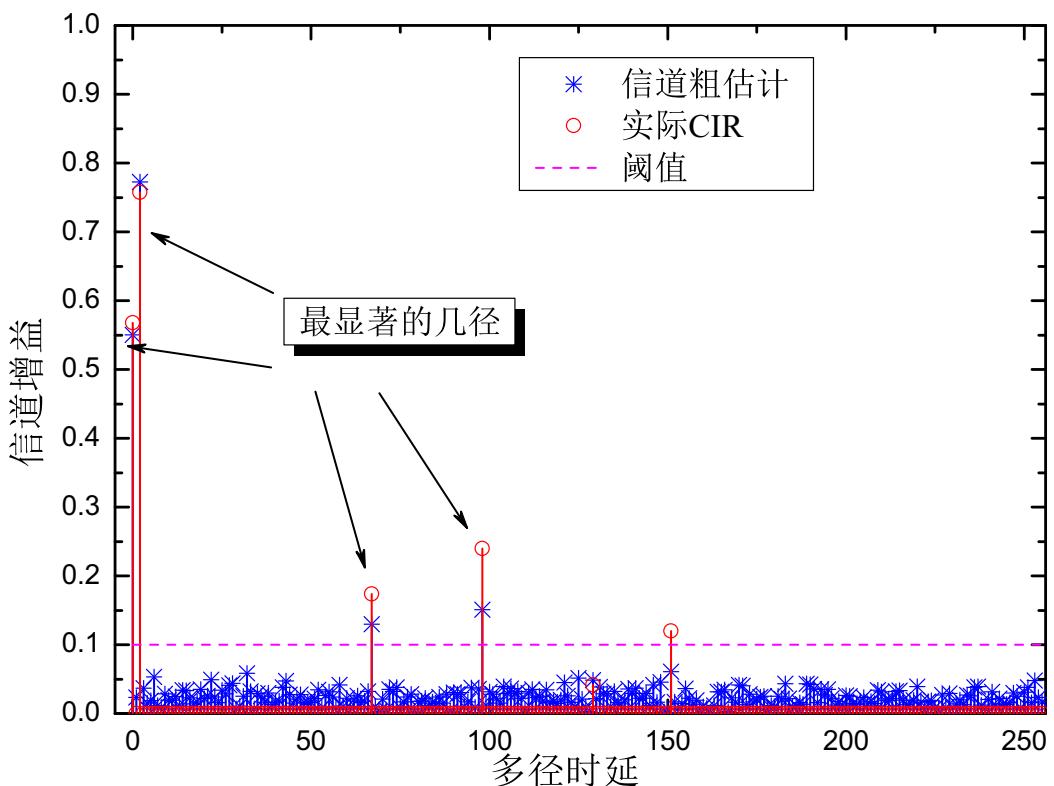


图 3.3 SNR=10dB时基于PN序列相关的信道时延粗估计结果

#### 步骤一：基于PN序列相关的信道时延粗估计

由于PN序列很好的自相关特性,我们将接收到的PN序列 $\mathbf{c}_i$ 直接与本地的已知PN序列 $\mathbf{c}$ 进行循环相关获得信道的粗估计 $\bar{\mathbf{h}}_i$

$$\bar{\mathbf{h}}_i = \frac{1}{N_G} \mathbf{c} * \hat{\mathbf{c}}_i = \mathbf{h}_i + \mathbf{v}_i \quad (3-9)$$

其中 $*$ 代表循环卷积操作， $\mathbf{v}_i$ 代表AWGN 以及上一帧的OFDM 数据块产生的干扰。图 3.3展示了SNR=10dB 时ITU-VB 信道下的信道粗估计结果。尽管由于IBI 的存在该信道粗估计结果并不准确，但是PN 序列本身较好的自相关性依然能够保证我们获得所需的辅助信道信息。此处的辅助信道信息包括信道时延粗估计以及信道稀疏度的估计，可以帮助步骤三中所提算法提升性能同时降低计算复杂度。

我们舍弃粗估计结果 $\bar{\mathbf{h}}_i$  中的信道增益信息，仅保留幅度较大的多径位置信息（部分多径时延）作为信道时延粗估计

$$\mathcal{T}_0 = \left\{ l : \left\| \bar{\mathbf{h}}_{i,l} \right\|_2 \geq p_{th} \right\}_{l=0}^{L-1} \quad (3-10)$$

其中 $p_{th}$  是预设的多径增益阈值用于对幅值显著的多径进行预判，其定义为<sup>[145]</sup>

$$p_{th} = 3 \left\| \bar{\mathbf{h}}_i \right\|_2 / L = 3 \left( \sum_{l=1}^L \left| \bar{h}_{i,l} \right|^2 \right)^{1/2} / L \quad (3-11)$$

相应地，信道稀疏度 $S$  的估计值可以表示为

$$S = S_0 + a = \|\mathcal{T}_0\|_0 + a \quad (3-12)$$

其中 $S_0 = \|\mathcal{T}_0\|_0$  代表信道稀疏度的粗估计，而 $a$  是对应的补偿参数用以补偿由于噪声和干扰造成多径的漏判。

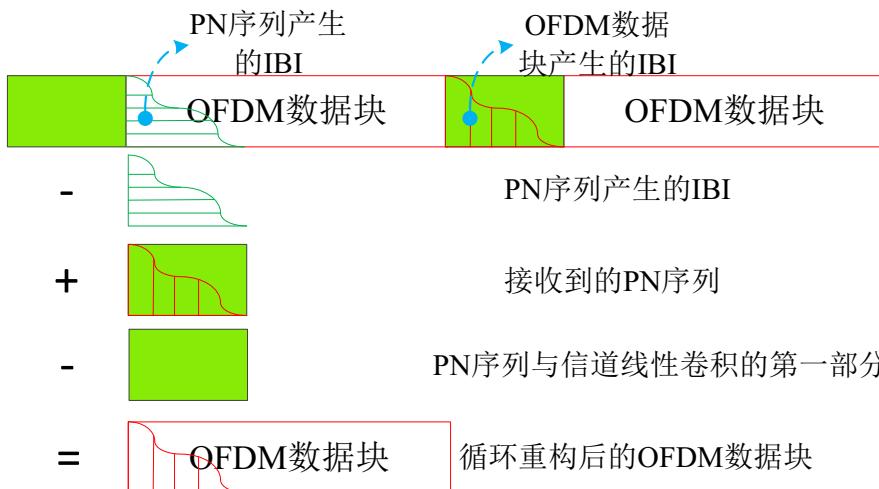


图 3.4 基于重叠相加的时域OFDM 数据块循环重构

## 步骤二：OFDM数据块的循环重构

在提取频域导频信息之前我们需要对接收到的时域OFDM数据块进行循环重构。循环重构主要包括三步：第一步，将接收到的时域OFDM 数据块中由PN 序列造成的IBI 消除；第二步，在上一步的结果上叠加接收到的PN 序列；第三步，

在第二步的结果中减去PN序列与信道线性卷积的第一部分。这个处理的步骤主要基于重叠相加（overlap and add, OLA）的思想<sup>[146,147]</sup>，其过程如图3.4所示。

在第一步中，计算本地已知PN序列与上一帧估计的信道冲击响应的线性卷积结果的后半部分（拖尾部分）作为PN序列产生IBI的估计。在慢时变信道的情况下，上一帧估计的信道冲击响应可以用于本帧信号的IBI消除。另外，接收到的PN序列中不仅包括由OFDM数据块造成的IBI这样的有用信息，也有PN序列与信道线性卷积这样的无用信息，因此在循环重构的过程中在叠加接收到的PN序列时需要将其中的无用信息消除。

### 步骤三：基于A-SP算法的精确信道估计

#### 算法3.1: A-SP算法。

输入: 信道时延粗估计 $\mathcal{T}_0$ , 信道稀疏度 $S$ , 初始信道稀疏度 $S_0$ , 测量向

量 $\mathbf{m} \triangleq \tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{P}}$ , 观测矩阵 $\Phi \triangleq \text{diag}(\tilde{\mathbf{x}}_{i,\mathcal{P}})\mathbf{F}_{\mathcal{L}}^{\mathcal{P}}$ ;

输出: 目标向量 $\hat{\mathbf{h}}_i$ ;

- 1 设置初始的稀疏支撑集 $T^0 \leftarrow \mathcal{T}_0$ ;
- 2 计算估计残差 $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{m} - \Phi_{T^0}\Phi_{T^0}^{\dagger}\mathbf{m}$ ;
- 3 设置循环次数 $k \leftarrow 0$ ;
- 4 **while**  $k < S - S_0$  **do**
- 5      $k \leftarrow k + 1$ ;
- 6      $\mathbf{p} \leftarrow \Phi^H \mathbf{r}$ ;
- 7      $\tilde{T}^k \leftarrow \tilde{T}^{k-1} \cup \text{supp}(\mathbf{p}_{S-S_0})$ ;
- 8      $\mathbf{q} \leftarrow \Phi_{\tilde{T}^k}^{\dagger} \mathbf{m}$ ;
- 9      $T^k \leftarrow \text{supp}(\mathbf{q}_S)$ ;
- 10     $\mathbf{r} \leftarrow \mathbf{m} - \Phi_{T^k}\Phi_{T^k}^{\dagger}\mathbf{m}$ ;
- 11 **end**
- 12 最终的稀疏支撑集估计结果 $\mathcal{T} \leftarrow T^k$ ;
- 13 在此基础上我们可以对公式(3-7)进行进一步的简化

$$\tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{P}} = \Phi_{\mathcal{T}} \mathbf{h}_{i,\mathcal{T}} + \mathbf{w}_{i,\mathcal{P}} \quad (3-13)$$

最终的LS估计:

$$\hat{\mathbf{h}}_{i,\mathcal{T}} = \Phi_{\mathcal{T}}^{\dagger} \tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{P}} = (\Phi_{\mathcal{T}}^H \Phi_{\mathcal{T}})^{-1} \Phi_{\mathcal{T}}^H \tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{P}} \quad (3-14)$$

接收到的OFDM数据块经过循环重构后，我们就可以从中提取导频信息用

于进行最终的精确信道估计。根据CS中经典的子空间追踪(subspace pursuit, SP)算法，我们提出了改进的基于辅助信息的SP(auxiliary information based SP, A-SP)算法，该算法可以利用步骤一中获得的辅助信道信息来提高标准SP算法的性能同时降低其计算复杂度，具体算法描述如算法3.1所示。

本章所提A-SP算法与标准的SP算法相比存在以下三点主要的区别：

- **初始设置：**在SP算法中，由于没有目标信号的先验信息，初始的稀疏支撑集 $T^0$ 的估计一般设为向量 $\Phi^H \mathbf{r}$ 中幅值最大的 $S$ 个元素的位置集合。然而，在A-SP算法中，我们将步骤一获得的信道时延粗估计信息直接作为初始的稀疏支撑集，即 $T^0 \leftarrow \mathcal{T}_0$ 。
- **主值检测：**SP算法每次迭代时需要找到向量 $\Phi^H \mathbf{r}$ 中幅值最大的 $S$ 个元素，而在A-SP算法中，我们在每次迭代时保留已经检测到的 $S_0$ 个元素的位置，然后去找到剩余的元素中幅值最大的 $S - S_0$ 个。
- **迭代次数：**在A-SP算法中，我们将所需的迭代次数从标准SP算法的 $S$ 次减少为 $S - S_0$ 次，从而有效的降低了标准SP算法的复杂度。

## 3.5 性能分析

本小节将从算法复杂度、系统频谱效率和能量效率三个方面来分析所提帧结构和算法的性能。

### 3.5.1 算法复杂度分析

我们所提的时频联合信道估计方法中，步骤一和步骤二所涉及的复杂度要远小于步骤三CS算法的复杂度，因此我们主要分析A-SP算法的复杂度。对于标准的SP算法来说，其每次迭代的复杂度为 $O(N_P(L + S^2))$ ，恢复一个稀疏度为 $S$ 的信号需要至少迭代 $S$ 次，其总计算复杂度为 $O(N_P S (L + S^2))$ 。对于A-SP算法来说，如前所述，通过利用辅助信道信息，我们将算法所需的迭代次数减少为 $S - S_0$ 次，因此算法的总计算复杂度为 $O(N_P (S - S_0)(L + S^2))$ 。

### 3.5.2 系统频谱效率

我们比较了SISO系统下CP/ZP-OFDM、不同的TDS-OFDM帧结构的频谱效率，如表3.1所示，此处频谱效率的定义采用块传输系统中的归一化相对频谱效率<sup>[38]</sup>

$$\eta_S = \frac{N_D}{N_D + N_G} \times \frac{N_{data}}{N_{data} + N_P} \times 100\% \quad (3-15)$$

其中 $N_{data}$  表示OFDM 数据块中承载有效数据的子载波数。

表 3.1 不同SISO系统下的频谱效率比较

OFDM数据块长度	CP/ZP-OFDM	TDS-OFDM	DPN-OFDM	TFT-OFDM
1024	70.97%	80.00%	66.67%	77.19%
2048	78.85%	88.89%	80.00%	87.33%
4096	83.49%	94.12%	88.89%	93.29%

不同系统的保护间隔长度均相同，为 $N_G = 256$ 。对于CP-OFDM 或者ZP-OFDM，采用的频域梳状导频数根据DVB-T2 标准中定义的4K 模式其中导频占比11.29%<sup>[148]</sup>。从表 3.1可以看出，传统的TDS-OFDM 系统的频谱效率最高，但是由于需要迭代干扰消除，其计算复杂度较高且估计性能较差。DPN-OFDM 虽然可以有效避免OFDM 数据块对PN 序列的IBI，提高信道估计精度，但是是以频谱效率的显著降低为代价。本文所提的TFT-OFDM 结构利用无线信道的稀疏特性，仅需要很少的导频数即可实现信道的精确估计，在频谱效率没有明显降低的情况下显著提高了系统的性能。

### 3.5.3 系统能量效率

本文所提的TFT-OFDM 帧结构，由于时域PN 序列仅用作信道时延的粗估计，因此在大多数情况下其功率还可以进一步降低以提高系统的能量效率。此处我们比较了SISO 系统下CP-OFDM、不同的TDS-OFDM 帧结构的能量效率，如表 3.2所示，此处能量效率的定义采用块传输系统中的归一化相对能量效率<sup>[38]</sup>

$$\eta_E = \frac{N_D}{N_D + \alpha^2 N_G} \times \frac{N_{data}}{N_{data} + \beta^2 N_P} \times 100\% \quad (3-16)$$

其中 $\alpha$  表示保护间隔的幅度倍乘因子， $\beta$  表示频域导频的幅度倍乘因子。

不同系统的保护间隔长度均相同，为 $N_G = 256$ 。从表 3.2可以看出，当OFDM 数据块长度为 $N_D = 4096$  时，传统的TDS-OFDM 的能量效率相比于CP-OFDM 已经提高了约12%，而本文所提的TFT-OFDM 可以进一步提高系统的能量效率，比CP-OFDM 高约19%。而对于降低时域PN 序列能量所带来的性能损失是可以忽略的，我们将在后面的仿真环节予以验证。

表3.2 不同SISO系统下的能量效率比较

OFDM数据块长度	CP-OFDM <sup>1</sup>	TDS-OFDM <sup>2</sup>	DPN-OFDM <sup>3</sup>	TFT-OFDM <sup>4</sup>
1024	65.23%	66.67%	66.67%	87.32%
2048	72.48%	80.00%	80.00%	92.46%
4096	76.75%	88.89%	88.89%	95.26%

<sup>1</sup> 此处CP-OFDM 的参数参照DVB-T2标准<sup>[148]</sup>中的4K 模式，其中频域导频的幅度倍乘因子设为 $\beta = 4/3$ 。

<sup>2</sup> 参照DTMB 标准<sup>[149]</sup>，PN 序列的幅度倍乘因子设为 $\alpha = \sqrt{2}$ 。

<sup>3</sup> 参照DTMB-A 提案<sup>[132]</sup>，PN 序列的幅度倍乘因子设为 $\alpha = 1$ 。

<sup>4</sup> PN 序列和频域导频的幅度倍乘因子分别设为 $\alpha = 1/\sqrt{2}$  和 $\beta = 4/3$ ，OFDM 数据块中的导频占比为1%。

## 3.6 仿真结果

本小节将介绍仿真平台的搭建、主要参数配置细节、算法重构概率以及不同算法估计性能的比较。

### 3.6.1 仿真平台搭建

为了验证本章所提出的时频联合信道估计方法的可行性，我们对新方法和现有方法进行了比对仿真。我们分别仿真了CP-OFDM 系统<sup>[150]</sup>、传统的TDS-OFDM 系统<sup>[135]</sup>、DPN-OFDM 系统<sup>[138]</sup>、基于CS 的TDS-OFDM 系统<sup>[139]</sup> 以及本文所提的TFT-OFDM 系统在ITU-VB 信道、CDT-8 信道以及超长信道下的MSE 性能，三种信道的多径参数如表3.3所示<sup>[7,139,148]</sup>。

对于传统的TDS-OFDM 系统，我们采用迭代干扰消除的方法进行信道估计，其最大迭代次数设为3。DPN-OFDM 系统则直接利用接收到的第二段PN 序列进行信道估计。对于CP-OFDM 系统，首先利用频域导频获得相应子载波上的CFR，然后利用低复杂度的维纳滤波获得整个频段上的CFR<sup>[150]</sup>。基于CS 的TDS-OFDM 系统采用接收到的PN 序列的后36 个符号作为测量量实现信道估计，以保证比较的公平性。同时，我们还仿真了当信道稀疏支撑集已知情况下的理想信道估计的MSE 性能作为性能对照。系统的带宽为8MHz，OFDM 数据块长度为 $N_D = 4096$ 。

表 3.3 仿真所用的多径信道参数

多径编号	ITU-VB信道		CDT-8信道		超长信道	
	时延 (μs)	增益 (dB)	时延 (μs)	增益 (dB)	时延 (μs)	增益 (dB)
	1	0.00	-2.5	0.00	-18.0	0.00
2	0.30	0.0	1.80	0.00	0.30	0.0
3	8.90	-12.8	1.95	-20.00	8.90	-12.8
4	12.90	-10.0	3.60	-20.00	12.90	-10.0
5	17.10	-25.2	7.50	-10.00	17.10	-25.2
6	20.00	-16.0	31.80	0.00	20.00	-16.0
7	/	/	/	/	40.00	-10.0

### 3.6.2 重构概率

为了评估本文所提的A-SP 算法与标准SP 算法之间的性能增益，我们采用蒙特卡洛仿真比较了这两种算法在SNR=20dB 时不同导频数量 $N_P$  下对待估计信道的重构概率，如图 3.5所示。此处仿真信道采用6 径的ITU-VB 信道，我们定义一次估计中正确的重构是指该次估计的均方误差（mean square error, MSE）小于 $10^{-2}$ ，其中MSE 的定义如下

$$\text{MSE} = \frac{\|\hat{\mathbf{h}}_i - \mathbf{h}_i\|_2}{\|\mathbf{h}_i\|_2} \quad (3-17)$$

在本论文中，如无特别说明，MSE 的定义和计算均遵从公式 (3-17)。

从图 3.5可以发现，通过利用辅助信道信息，SISO 系统中成功估计所需要的导频数可以由标准SP 算法的 $N_P = 40$  降低到 $N_P = 30$ ，为了提升系统在不同信道条件下的鲁棒性，我们在后续仿集中将SISO 系统的导频数设为 $N_P = 36$ 。

### 3.6.3 算法估计性能比较

图 3.6、3.7和 3.8分别给出了本章所涉及的各种SISO 系统的信道估计方法在不同长度信道下的MSE 性能。

当信道的多径时延扩展远小于系统保护间隔长度时（ITU-VB信道），由于避免了迭代干扰消除，CP-OFDM 系统相比于传统的TDS-OFDM 系统有更好的信道

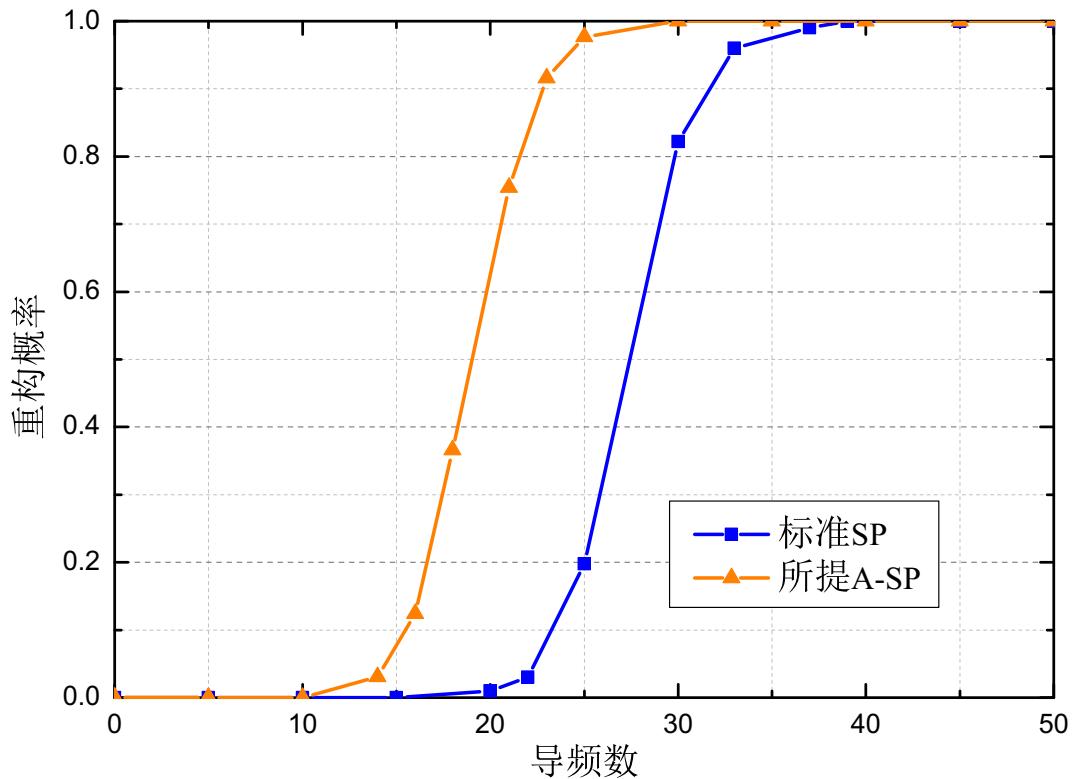


图 3.5 SNR=20dB时所提A-SP算法与标准SP算法在不同导频数量下的重构概率

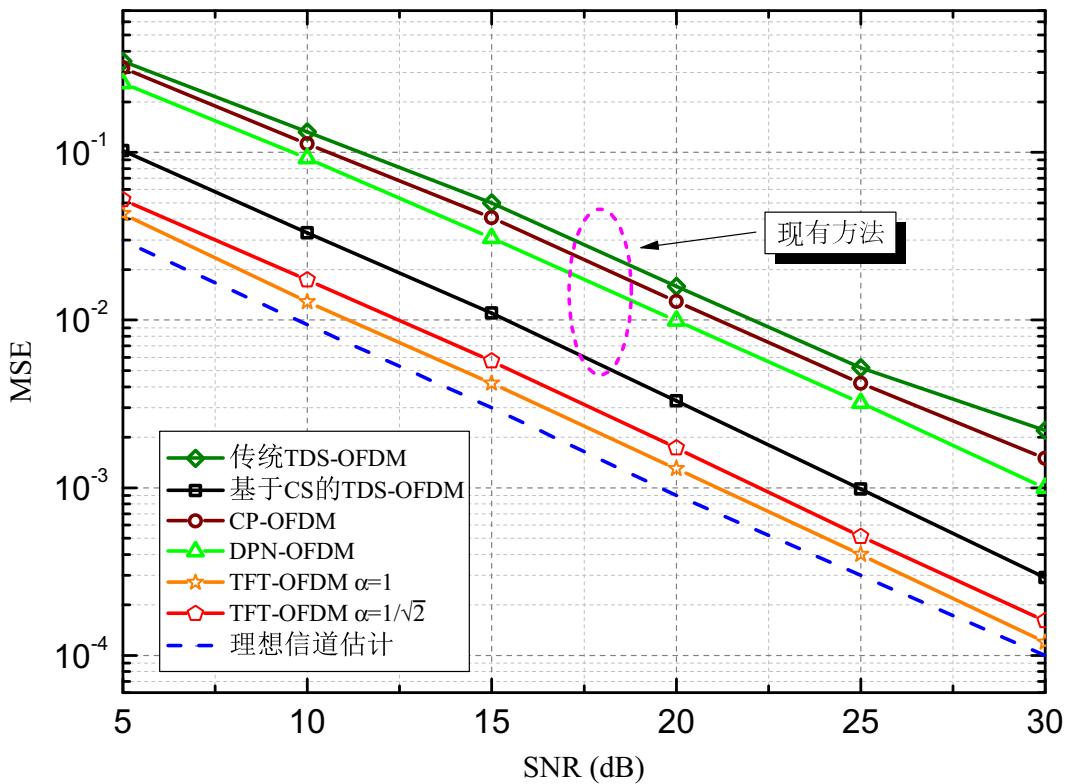


图 3.6 ITU-VB信道下不同SISO系统的MSE性能比较

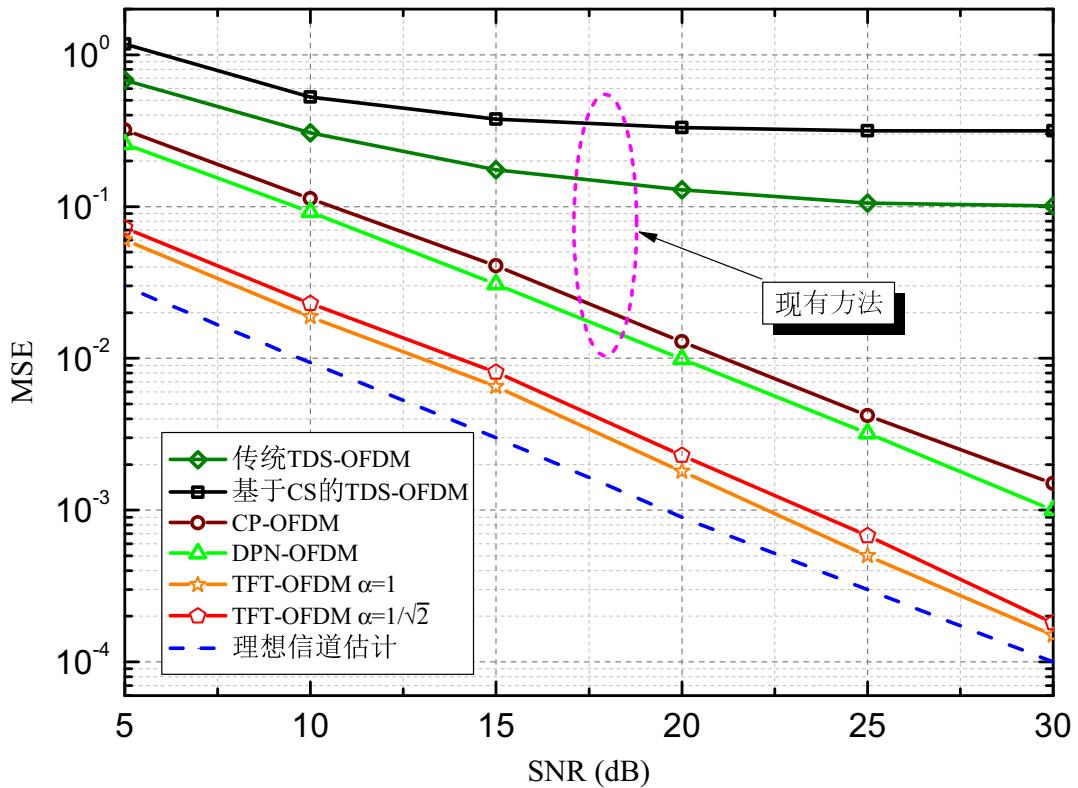


图 3.7 CDT-8信道下不同SISO系统的MSE性能比较

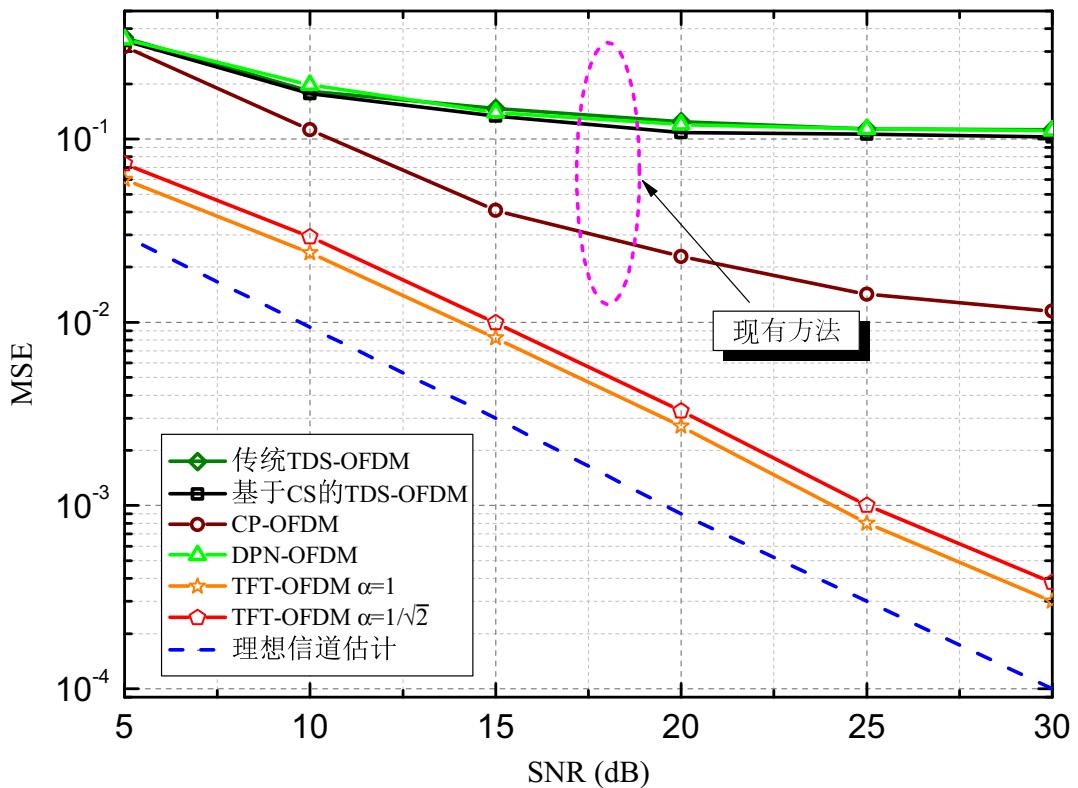


图 3.8 超长信道下不同SISO系统的MSE性能比较

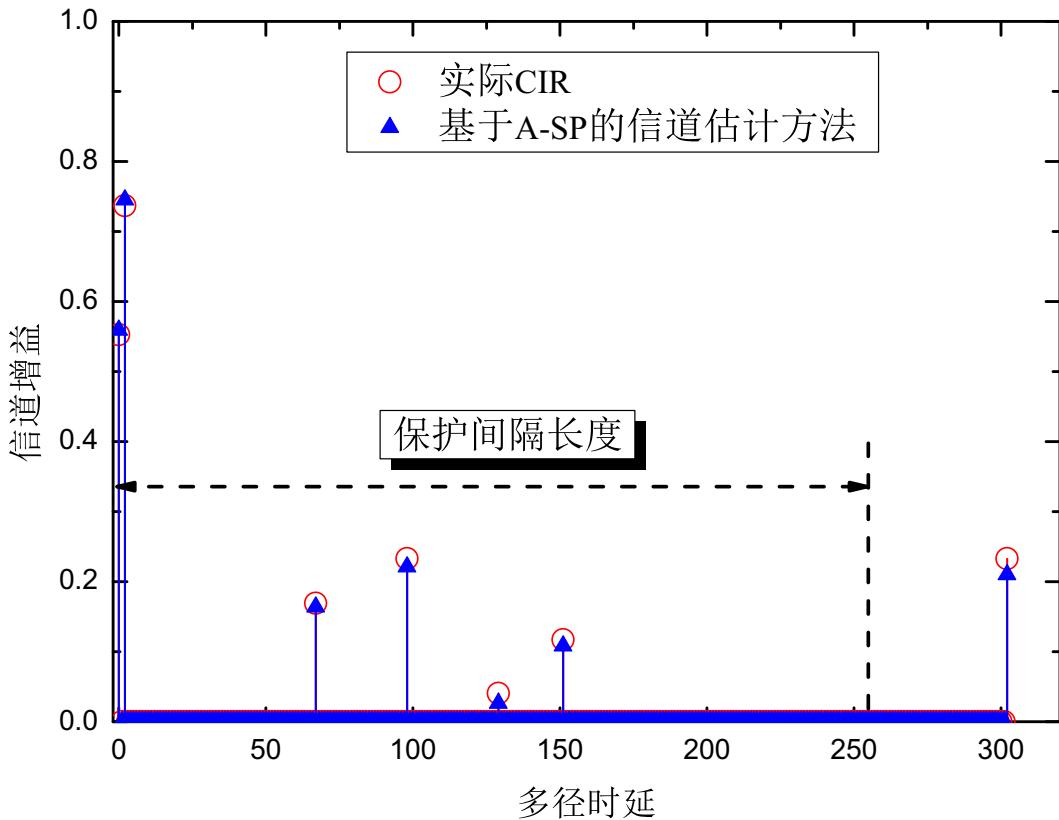


图 3.9 SNR=10dB时本文所提的方法对超长信道的估计结果

估计性能，DPN-OFDM 系统以牺牲频谱效率为代价可进一步提升系统的信道估计性能，如图 3.6所示。在这种信道条件下，接收到的PN 序列中存在足够大的无IBI 区域可供基于CS 的TDS-OFDM 系统用于信道估计，通过利用信道的稀疏性，基于CS 的TDS-OFDM 相比于DPN-OFDM 系统还可以获得约5dB 的性能增益。而本文所提的TFT-OFDM 通过利用时频二维的TS 结构及时频联合处理方式，相比于基于CS 的TDS-OFDM 系统可以进一步获得近4dB 的MSE 性能增益，同时本文所提方法的MSE 性能上已经接近理想信道估计。

当信道的多径时延扩展与系统保护间隔长度相当时（CDT-8信道），由于迭代干扰消除不干净导致传统的TDS-OFDM 出现了误码平台（error floor），基于CS 的TDS-OFDM 系统在这种信道下由于无IBI 区域大小的迅速减少而无法正常恢复所需的信道信息，而本文所提的TFT-OFDM 系统相比于DPN-OFDM 系统依然可以获得约7dB 的MSE性能增益，其估计性依然能接近理想信道估计，如图 3.7 所示。

如图 3.8所示，当信道的多径时延扩展进一步增加、甚至超过系统保护间隔长度时（超长信道），由于PN 序列长度的限制，CP-OFDM、传统的TDS-OFDM、DPN-OFDM 以及基于CS 的TDS-OFDM 系统在这种信道下均无法正常实现准确的

信道估计，而本文所提的结构及估计方法依然具有很好的MSE性能。事实上，通过公式(3-7)可以发现，本文所提方法理论上可估计的最大信道长度是由矩阵 $\mathbf{F}_L^P$ 的列数决定的，这意味着只要我们能够保证OFDM数据块的循环重构操作是准理想的，该方法可估计的最长信道长度已经由保护间隔的长度 $N_G$ 扩展到了OFDM数据块的长度 $N_D$ 。

图3.9展示了SNR=10dB时本文所提TFT-OFDM系统在超长信道下的信道估计结果，可以发现，即使信道的多径时延扩展已经超过了保护间隔长度，该方法依然能够准确的估计信道的多径时延和信道增益。在实际应用中，利用该方法我们可以在不增加系统的保护间隔长度的情况下应对少数超长信道的极端信道情况，因此可以大大提高系统设计的频谱效率。

另一方面，我们还仿真了PN序列发送功率减半情况下本文所提TFT-OFDM系统的信道估计性能，从仿真结果可以发现，由于TFT-OFDM系统的主要信道估计任务由PN序列转移到了少数的频域导频上，PN序列的发送功率减少仅会带来微小的估计性能恶化。因此，在实际系统中我们可以在保证系统鲁棒性的同时适当降低TFT-OFDM中PN序列的发送功率以获得更高的系统能量效率。

为了便于理论分析，现有基于稀疏恢复的信道估计方法（包括本文所提的方法）大多假设信道的多径时延恰好在系统的整数倍采样点上。在实际系统中，这一假设可能无法严格满足，当多径时延不在系统的整数倍采样点上时，会产生多径弥散，即实际处理的等效信道其稀疏度会增加。如果没有合理选择以及估计信道的稀疏度，则会造成算法性能的恶化。在这种情况下，利用有限新息率或者对待估计信号进行过采样的方法有望提高系统的估计精度，这也是本论文工作的下一步研究方向。

### 3.7 本章小结

针对现有基于TDS-OFDM框架的信道估计方法存在复杂度较高、精度较低的问题，本章提出了一种改进的TDS-OFDM帧结构，即TFT-OFDM帧结构，并提出了相应的时频联合信道估计方法。该结构基于无线信道的稀疏性，利用时域PN序列获得信道时延粗估计等辅助信道信息，再利用频域中少量的导频基于CS算法进行信道精确估计，相比于现有的OFDM系统，本文所提的方法可以显著提高估计的性能，具有更高的系统频谱效率和能量效率。另外，本文提出了可利用辅助信道信息的A-SP算法用于稀疏信道的精确估计，相比于标准的SP算法具有更低的计算复杂度和更好的重构概率。值得一提的是，本文所提的TFT-OFDM结构即使在信道多径时延超过系统保护间隔时依然能够正常工作，相比于传统的OFDM

方案具有更强的鲁棒性和更高的频谱效率，同时，由于信道估计任务由PN序列转移到了少数的频域导频上，本文所提方案能够在保证系统估计性能的同时适当降低PN序列的功率从而获得更高的能量效率。

## 第4章 基于结构化压缩感知的无线MIMO信道估计方法

### 4.1 问题描述与研究目标

多天线技术，又称MIMO 技术，在发射端和接收端配备多根天线从而引入时间和频率维度以外的空间维度，能够在不增加系统带宽和天线发送功率的前提下显著提高信道容量以及成倍提升系统频谱效率<sup>[44]</sup>，目前已被4G（LTE、LTE-A）、IEEE 802.16m、IEEE 802.11ac、DVB-T2、HomePlug AV2 等几乎所有的最新无线及有线宽带通信标准广泛采纳<sup>[28,29,148,151]</sup>。而MIMO 与OFDM 技术的结合则兼具了两个技术框架的主要优点，具有频谱效率高、信道容量大、抗频率选择性衰落性好等特点，MIMO-OFDM 技术在4G 移动通信标准中得到了成功的应用，并被公认为下一代无线通信系统（5G）最核心的物理层传输技术之一<sup>[152]</sup>。

为了能够充分挖掘MIMO 系统的优势，如实现波束成形、预编码等<sup>[53]</sup>，MIMO-OFDM 系统需要获得精确的CSI<sup>[51]</sup>。由于具有高精度和低复杂度，实际的MIMO-OFDM 系统中大多采用基于已知TS 的信道估计方法来获取CSI<sup>[62]</sup>。在MIMO系统中，接收天线接收到的信号是多个发送天线发送信号的等效叠加，为了便于在接收端能够区分不同天线之间的信道信息，现有MIMO 系统的TS 设计大多基于正交设计的思想，即保证各个发射天线的TS 互相正交。根据TS 正交方式的不同，现有MIMO-OFDM的信道估计方法可以分为基于正交时域TS 的信道估计和基于正交频域TS （导频）的信道估计<sup>[153,154]</sup>。然而随着天线数的增大，正交TS 的开销会随之线性增长，从而导致系统的频谱效率显著下降，更无法适应未来的大规模MIMO（large-scale MIMO，LS-MIMO）系统<sup>[47]</sup>。而非正交的TS 尽管可以提高系统的频谱效率却由于天线间的相互干扰会导致严重的性能损失，故而高效且可靠的TS 设计成为MIMO-OFDM 系统研究的主要挑战之一。另一方面，现有MIMO 系统的主流帧结构是CP-OFDM，而高频谱效率的TDS-OFDM 却由于其迭代干扰消除的性能会随着天线数目的增加而显著恶化，目前仅成功在双天线系统中得到了应用<sup>[96,155]</sup>，也亟需进行相应的改进以适应更多天线以及未来LS-MIMO 的通信系统。

在本章，我们将主要利用MIMO 信道的稀疏性以及空时相关性<sup>[115,116,118]</sup>，基于结构化压缩感知算法<sup>[105,106]</sup>，开展高频谱效率的MIMO-OFDM 系统信道估计算法研究。本章的内容安排如下：在简要回顾现有基于正交TS 的MIMO-OFDM 系统后，我们首先提出了基于正交导频的MIMO-TFT-OFDM 结构及其相应的时频联合信道估计方法；然后我们提出了基于非正交TS 的MIMO-OFDM 结构及其对应

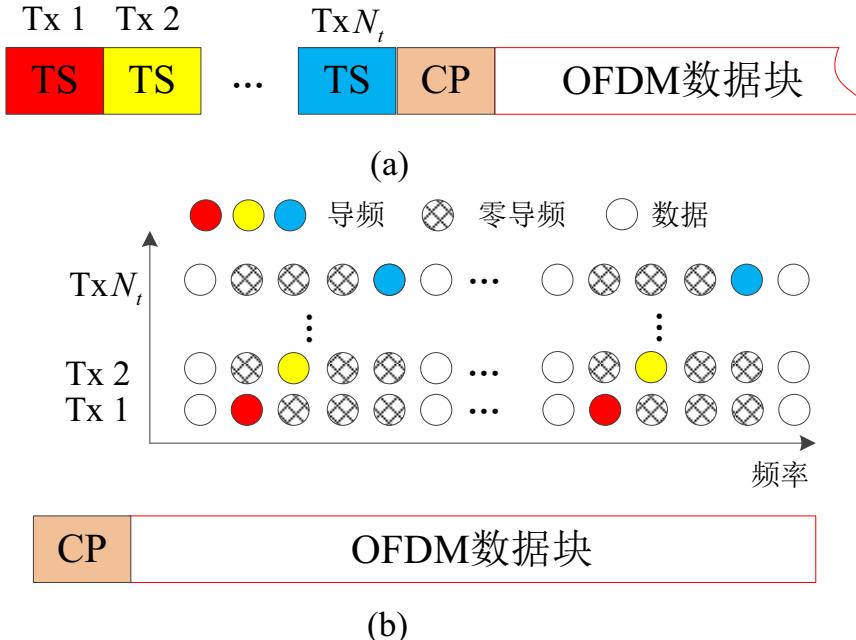


图 4.1 传统基于正交TS的MIMO-OFDM帧结构

的信道估计方法，包括非正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM 结构以及非正交时域TS 的MIMO-TDS-OFDM 结构；在每小节的末尾我们分别提供所提方法的性能分析和仿真结果；最后对本章的研究工作进行总结和展望。

## 4.2 现有方法及其局限性

本小节我们将简要回顾现有MIMO-OFDM系统中两种主要的帧结构。图 4.1给出了现有基于正交TS 的MIMO-OFDM帧结构。如图 4.1(a) 所示，基于正交时域TS 的MIMO-OFDM 系统利用时分复用的 TS来区分并估计不同天线的CSI<sup>[153]</sup>。为了保证估计的准确性，每一段TS 的长度一般不能短于信道多径时延的长度 $L$ ，对于具有 $N_t$ 个发射天线的MIMO 系统来说，总的TS 开销应不少于 $N_tL$ 。如图 4.1(b) 所示，基于正交频域TS 的MIMO-OFDM系统利用频分复用的梳状导频来区分并估计不同天线的CSI<sup>[154]</sup>，该结构需要在其他天线的预留导频位置处插入零导频以保证不同天线导频的正交性。另外，这两个帧结构中均需要在OFDM 数据块之前插入一段CP 作为GI 以避免IBI。随着天线数的增大，这类结构中正交TS 的开销会随之线性增长，从而导致系统的频谱效率显著下降，无法适应未来的LS-MIMO 系统。

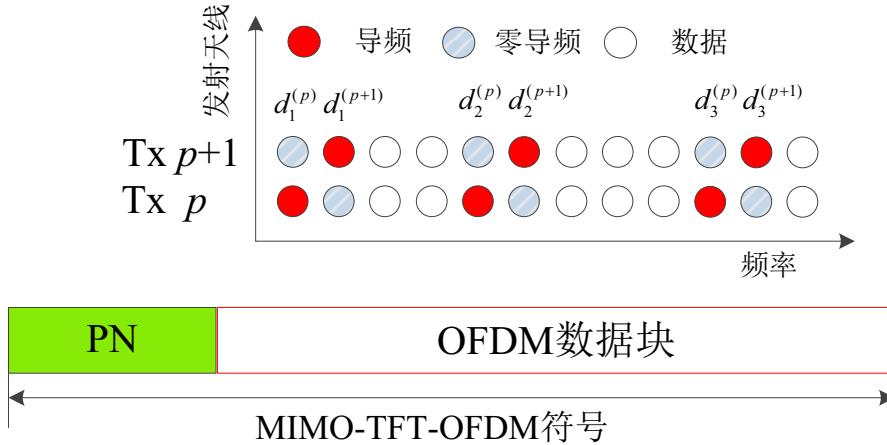


图 4.2 基于正交导频的MIMO-TFT-OFDM帧结构

### 4.3 基于正交频域TS的MIMO-OFDM系统

本节中，秉承着传统正交TS设计的思路，我们利用正交的频域导频将上一章所提的时频二维帧结构及信道估计方法直接扩展到MIMO无线系统中，以改善传统MIMO-OFDM系统的频谱效率。

#### 4.3.1 基于正交频域TS的MIMO-TFT-OFDM帧结构

受SISO系统的TFT-OFDM帧结构的启发，我们提出了基于正交频域TS（导频）的MIMO-TFT-OFDM帧结构，如图4.2所示。对于一个 $N_t \times N_r$ 的MIMO系统来说，该结构下每个信号帧同时拥有时域的TS（时域PN序列）和频域的TS（导频），其第 $p$ 个发射天线的第 $i$ 个信号帧 $\mathbf{s}_i^{(p)} = [s_{i,0}^{(p)}, s_{i,1}^{(p)}, \dots, s_{i,N_G+N_D-1}^{(p)}]^T$ 是由长度为 $N_G$ 的已知时域PN序列 $\mathbf{c} = [c_0, c_1, \dots, c_{N_G-1}]^T$ 和长度为 $N_D$ 的时域OFDM数据块 $\mathbf{x}_i^{(p)} = [x_{i,0}^{(p)}, x_{i,1}^{(p)}, \dots, x_{i,N_D-1}^{(p)}]^T$ 组成

$$\mathbf{s}_i^{(p)} = \begin{bmatrix} \mathbf{c} \\ \mathbf{x}_i^{(p)} \end{bmatrix}_{(N_G+N_D) \times 1} = \begin{bmatrix} \mathbf{c} \\ \mathbf{F}_{N_D}^H \tilde{\mathbf{x}}_i^{(p)} \end{bmatrix}_{(N_G+N_D) \times 1} \quad (4-1)$$

其中已知PN序列 $\mathbf{c}$ 是具有理想或准理想循环自相关特性的TS，对于所有的发射天线是相同的，可以用来进行同步以及估计不同天线信道之间的部分共同支撑集，可以是m序列、CAZAC序列、Legendre序列、Golay序列、Walsh序列等等<sup>[143]</sup>，此处我们同样采用CAZAC序列以获得更低的系统PAPR。频域OFDM数据块 $\tilde{\mathbf{x}}_i^{(p)}$ 包括 $N_P$ 个导频以及 $N_P(N_t - 1)$ 个数值为0的零导频。空导频的位置是预留给其他发射天线的导频使用，以保证不同发射天线导频之间的正交性。第 $p$ 个发射天线上的导频位置集合记为 $\mathcal{D}^{(p)} = \{d_n^{(p)}\}_{n=1}^{N_P}$ ，不同发射天线之间的导频位置满足如下的线

性递归关系,

$$d_n^{(p+1)} = d_n^{(p)} + 1 = d_n^{(1)} + p, 1 \leq n \leq N_P \quad (4-2)$$

传统的基于时域TS 进行信道估计的MIMO 系统的TS 长度 $N_G$  必须不小于信道最大多径时延扩展 $L$  的 $N_t$  倍, 即 $N_G \geq N_t \times L$ 。而本章所提的基于正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM 仅利用时域TS 去估计MIMO 信道的部分共同支撑集, 因此其长度只需不小于 $L$  即可, 即 $N_G \geq L$ 。

在接收端, 对于某一特定接收天线来说, 其接收到的信号是 $N_t$  个发射天线发送信号与信道作用结果的总和, 经过循环重构后的接收端频域OFDM 数据块 $\tilde{\mathbf{y}}_i$  可以表示为

$$\tilde{\mathbf{y}}_i = \sum_{p=1}^{N_t} \text{diag}\left(\tilde{\mathbf{x}}_i^{(p)}\right) \mathbf{F}_L \mathbf{h}_i^{(p)} + \tilde{\mathbf{w}}_i \quad (4-3)$$

我们只关心位置在 $D^{(p)}$  上的接收导频, 因此公式 (4-3)可以简化为

$$\mathbf{u}_i^{(p)} = \mathbf{F}_L^{(p)} \mathbf{h}_i^{(p)} + \hat{\mathbf{w}}_i^{(p)}, 1 \leq p \leq N_t \quad (4-4)$$

其中 $\mathbf{u}_i^{(p)} = [\tilde{y}_{i,d_1^{(p)}}/\tilde{x}_{i,d_1^{(p)}}^{(p)}, \tilde{y}_{i,d_2^{(p)}}/\tilde{x}_{i,d_2^{(p)}}^{(p)}, \dots, \tilde{y}_{i,d_{N_p}^{(p)}}/\tilde{x}_{i,d_{N_p}^{(p)}}^{(p)}]^T$ ,  $\mathbf{F}_L^{(p)}$  是 $N_p \times L$  阶的部分DFT矩阵, 其第 $n+1$  行、第 $k+1$  列的元素为 $\exp(-j2\pi d_n^{(p)} k/N_D)/\sqrt{N_D}$ 。

根据公式 (4-2)所描述的导频模式, 我们可以获得 $\mathbf{F}_L^{(p)}$  的递归表达形式

$$\mathbf{F}_L^{(p+1)} = \mathbf{F}_L^{(p)} \boldsymbol{\Theta} = \mathbf{F}_L^{(1)} \boldsymbol{\Theta}^p \quad (4-5)$$

其中 $\boldsymbol{\Theta}$  是形式如下的对角矩阵

$$\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}([1, e^{-j\frac{2\pi}{N_D}}, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{N_D}(L-1)}]^T) \quad (4-6)$$

将对应多个发射天线的 $\mathbf{u}_i^{(p)}$  作为列向量组成一个测量矩阵 $\mathbf{U}_i = [\mathbf{u}_i^{(1)}, \mathbf{u}_i^{(2)}, \dots, \mathbf{u}_i^{(N_t)}]$ , 公式(4-4)的矩阵形式可以写成

$$\mathbf{U}_i = \mathbf{F}^{(1)} \mathbf{H}_i + \hat{\mathbf{W}}_i \quad (4-7)$$

其中 $\mathbf{H}_i = [\mathbf{h}_i^{(1)}, \boldsymbol{\Theta} \mathbf{h}_i^{(2)}, \dots, \boldsymbol{\Theta}^{N_t-1} \mathbf{h}_i^{(N_t)}]$  包含了所有待估计的信道信息,  $\hat{\mathbf{W}}_i$  代表噪声矩阵。

### 4.3.2 基于正交频域TS的时频联合信道估计方法

对于公式 (4-7)所述的模型来说, 由于MIMO 信道的空间相关性,  $\mathbf{h}_i^{(p)}$  具有相同的稀疏支撑集, 同时由于 $\boldsymbol{\Theta}^{(p-1)}$  算子并不会改变向量的稀疏支撑集, 因此

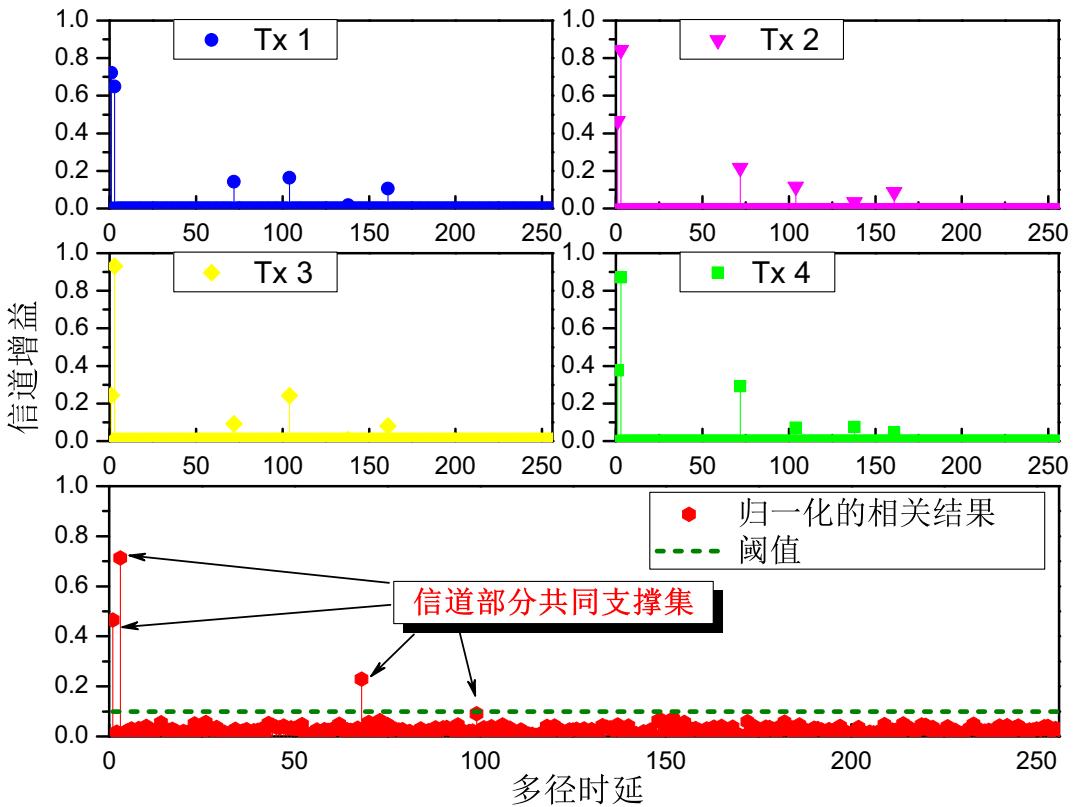


图 4.3 SNR=10dB 时  $4 \times 4$  MIMO 系统基于 PN 序列相关的信道部分共同支撑集粗估计结果

矩阵  $\mathbf{H}_i$  的所有列向量的非零元位置一样。对于具有这种结构的模型，结构化CS (structured CS, SCS) 算法提供了一种高效、鲁棒的估计解决方案。本节我们充分利用所提MIMO-TFT-OFDM 结构的时频二维训练特性，提出了一种基于SCS 的时频联合信道估计算法，可有效提升信道估计的精度同时降低标准SCS 算法的复杂度。该方法的具体步骤如下：

#### 步骤一：部分共同支撑集估计

在接收端，我们将接收到的PN 序列  $\hat{\mathbf{c}}_i$  不经过干扰消除的处理直接与本地已知的PN 序列进行循环卷积，以获得MIMO 信道的部分共同支撑集

$$\bar{\mathbf{z}}_i = \frac{1}{N_G N_t} \mathbf{c} * \hat{\mathbf{c}}_i = \frac{1}{N_t} \sum_{p=1}^{N_t} \mathbf{h}_i^{(p)} + \mathbf{v}_i \quad (4-8)$$

其中  $\mathbf{v}_i$  代表由信道噪声和IBI 造成的干扰项，循环相关的结果  $\bar{\mathbf{z}}_i$  是对与  $N_t$  个发射天线对应的所有CIR 之和的粗估计。

我们利用公式 (4-8)得到的粗估计结果获得MIMO信道的部分共同支撑集  $\mathcal{T}_0 = \{l : \|\bar{z}_{i,l}\|_2 \geq p_{th}\}_{l=0}^{L-1}$ 。其中预设的多径增益阈值  $p_{th}$  与SISO系统的选取准则一致。图 4.3展示了SNR=10dB 时ITU-VB 信道下的MIMO 系统的信道部分共同支撑集粗估计结果。可以发现，由于MIMO 信道的空间相关性以及PN 序列良好的循

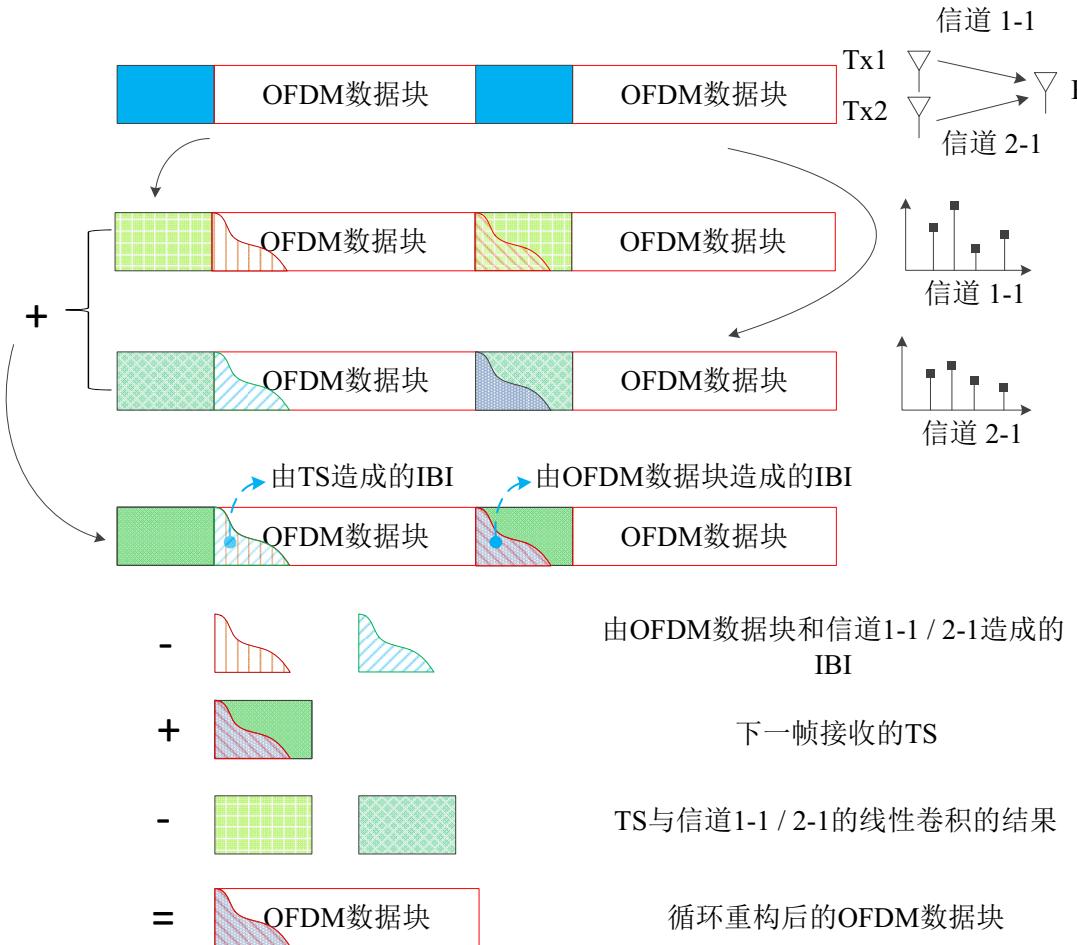


图 4.4 基于OLA的双发射天线MIMO系统下时域OFDM数据块循环重构

环相关性，我们可以比较准确的获得幅值较大的那部分信道共同支撑集，利用该信息我们可以获得待估计信道的稀疏度同时可以减少后续信道精确估计时SCS 算法的复杂度。通过引入一个补偿参数 $a$ ，我们可以获得信道的稀疏度估计 $S = S_0 + a = \|\mathcal{T}_0\|_0 + a$ 。

### 步骤二：OFDM数据块的循环重构

本文所提的基于正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM 系统用已知的PN 序列代替传统的MIMO-OFDM 系统的CP 作为系统保护间隔，有效的提高了系统的频谱效率，但是却牺牲了在多径信道下接收端OFDM 数据块的循环特性。因此，在提取导频信息进行精确信道估计之前，我们需要对接收到的时域OFDM 数据块进行循环重构。与SISO 系统类似，MIMO-TFT-OFDM 系统中的OFDM 数据块循环重构也是基于OLA 的思想，只需将SISO 系统的操作针对每一个发射天线重复一次，图 4.4给出了两个发射天线的情况下OFDM 数据块循环重构的示意图。

### 步骤三：基于SA-SOMP算法的精确信道估计

在众多的SCS 算法中，由标准OMP算法改进而来的SOMP (simultaneous OM-

P) 算法由于其算法简单、且性能优异，得到了广泛的应用<sup>[105]</sup>。但是SOMP 算法在具体实现中需要准确知道信号的稀疏度，同时其计算复杂度也有待降低。本文基于标准SOMP 算法<sup>[105]</sup>，提出了一种稀疏自适应的SOMP (sparsity adaptive SOMP, SA-SOMP) 算法，具体算法流程如算法 4.1所示。该算法利用步骤一中获得的信道部分共同支撑集以及稀疏度估计可以为SOMP 算法提供更加准确的初始值设置，还能进一步降低标准算法的迭代次数。同时通过合理设置合适的终止条件可以使得算法对于信道的稀疏度具有更好的自适应性。

---

**算法 4.1: SA-SOMP 算法。**


---

**输入:** 信道部分共同支撑集  $\mathcal{T}_0$ , 信道稀疏度  $S$ , 初始信道稀疏度  $S_0$ , 测量矩阵  $\mathbf{M} \triangleq \mathbf{U}_i$ , 观测矩阵  $\Phi \triangleq \mathbf{F}^{(1)}$ ;

**输出:** 目标矩阵  $\bar{\mathbf{H}} \triangleq \bar{\mathbf{H}}_i$ ;

1 设置初始的稀疏支撑集  $T \leftarrow \mathcal{T}_0$ ;

2  $\bar{\mathbf{H}}^{(0)} \leftarrow \mathbf{0}$ ,  $\bar{\mathbf{H}}_T^{(0)} \leftarrow \Phi_T^\dagger \mathbf{M}$ ;

3 计算初始的估计残差  $\mathbf{R} \leftarrow \mathbf{M} - \Phi \bar{\mathbf{H}}^{(0)}$ ;

4 设置循环次数  $k \leftarrow 1$ ;

5 **while**  $k < S - S_0$  **do**

6      $\mathbf{P} \leftarrow \Phi^H \mathbf{R}$ ;

7     支撑集估计及更新  $T \leftarrow T \cup \{\arg \max_i \sum_j \|p_{i,j}\|_1\}$ ;

8      $\bar{\mathbf{H}}^{(k)} \leftarrow \mathbf{0}$ ,  $\bar{\mathbf{H}}_T^{(k)} \leftarrow \Phi_T^\dagger \mathbf{M}$ ;

9     更新估计残差  $\mathbf{R} \leftarrow \mathbf{M} - \Phi \bar{\mathbf{H}}^{(k)}$ ;

10 **end**

11 最终估计结果  $\bar{\mathbf{H}} \leftarrow \bar{\mathbf{H}}^{(k)}$ ;

---

在获得对  $\mathbf{H}_i$  的最终估计  $\bar{\mathbf{H}}$  后，对应第  $p$  个发射天线的CIR 可以由矩阵  $\bar{\mathbf{H}}$  的第  $p$  个列向量重构

$$\hat{\mathbf{h}}^{(p)} = (\Theta^{p-1})^{-1} \bar{\mathbf{h}}_p \quad (4-9)$$

由于  $\Theta^{p-1}$  是对角矩阵，其逆矩阵的求解复杂度也极低。

### 4.3.3 性能分析

本小节我们主要从算法复杂度和频谱效率两个方面对所提帧结构和信道估计方法进行性能分析。

### 4.3.3.1 算法复杂度分析

对于本节所提的基于正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM 系统来说，相比于SISO 系统，由于多天线带来的额外复杂度，我们需要适当考虑步骤二中OFDM 数据块循环重构所带来的计算复杂度。对于 $N_t$  个发射天线可以采用适当的简化算法，其复杂度为 $O(N_G \log_2(N_G))$ 。步骤三中采用的SA-SOMP 算法的总计算复杂度为 $O((S - S_0)N_t N_P(L + S^2))$ ，也远小于标准SOMP 算法的复杂度 $O(S N_t N_P(L + S^2))$ 。

### 4.3.3.2 频谱效率

我们分别比较了 $4 \times 4$  的MIMO 系统下现有两个主流的帧结构（传统基于正交时域TS 的MIMO 系统<sup>[153]</sup>和传统基于正交频域导频的MIMO 系统<sup>[154]</sup>）与本文所提的基于正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM 系统的频谱效率（定义参见公式(3-15)），如表 4.1所示。传统基于正交时域TS 的MIMO 系统中，每个发射天线对应的TS 长度为256，因此总的TS 开销为1024。传统基于正交频域导频的MIMO 系统中，每个发射天线对应的导频开销为256，因此总的导频开销为1024。另外，对于传统的MIMO 系统，每个OFDM 数据块前还需要插入一段长度为256 的CP 以避免IBI。从表 4.1可以看出，由于充分利用了MIMO 信道的稀疏性以及空间相关性，本文所提的基于正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM 结构可以大幅度提高现有MIMO 系统的频谱效率。

表 4.1 正交TS设计思路下不同MIMO系统的频谱  
效率<sup>1</sup>

OFDM数据块长度	A	B	所提结构
1024	44.44%	0%	72.19%
2048	61.54%	44.44%	84.55%
4096	76.19%	70.59%	91.82%

<sup>1</sup> 这里A和B 分别表示传统的基于正交时域TS的MIMO系统<sup>[153]</sup>和传统基于正交频域导频的MIMO系统<sup>[154]</sup>。

### 4.3.4 仿真结果

本小节将介绍仿真平台的搭建、算法重构概率以及不同算法信道估计性能的比较。

#### 4.3.4.1 仿真平台搭建

为了验证本节所提出的基于正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM 帧结构及其信道估计方法的可行性，我们对新方法和现有方法（传统基于正交频域导频的MIMO 系统、传统基于正交时域TS 的MIMO 系统）进行了MSE 性能比较仿真，同时我们还仿真了当信道稀疏支撑集已知情况下的理想信道估计的MSE 性能作为性能对照。仿真信道是动态ITU-VB 信道（接收端的移动速度为90km/h）<sup>[139]</sup>，系统的带宽为8MHz，OFDM 数据块长度为 $N_D = 4096$ 。

#### 4.3.4.2 重构概率

在一个 $4 \times 4$  的MIMO 系统中，我们分别比较了标准OMP 算法、标准SOMP 算法以及本节所提SA-SOMP算法在SNR=20dB 时不同导频数量 $N_P$  下的信道重构概率（采用蒙特卡洛仿真），此处 $N_P$  是单个天线的导频数量。所采用的仿真信道为静态的ITU-VB 信道，正确重构的定义与SISO 系统一致。从图 4.5 可以发现，通过利用信道的部分共同支撑集以及MIMO 信道的空间相关性，所提SA-SOMP 算法成功估计所需要的导频数 $N_P$  比标准SOMP 算法更少，远少于标准的OMP 算法，每个发射天线最少只需要大约 $N_P = 15$  个导频。在后续的仿真中，为了在算法的鲁棒性以及频谱效率之间取得折衷，MIMO 系统中每个天线采用的导频数设置为 $N_P = 25$ 。

#### 4.3.4.3 算法估计性能比较

图 4.6给出了 $4 \times 4$  MIMO 系统下，本节所涉及的各种MIMO 系统的信道估计方法的MSE 性能，可以发现，由于充分利用了信道的稀疏性和空间相关性，本节所提基于SCS 的时频联合的MIMO 信道估计方法相比于传统的基于正交时域TS<sup>[153]</sup> 和基于正交频域导频<sup>[154]</sup>的估计方法可以分别获得约5dB 和7dB 的性能增益，另外，随着SNR 的提高，本节所提方法的估计性能将趋近理想信道估计的性能。

图 4.7给出了不同天线数的MIMO 系统下，本节所提信道估计方法的MSE 性能，可以发现，由于充分利用了MIMO 信道的空间相关性，在每个发射天线的导频数不变的情况下，本节所提信道估计方法性能会随着天线数的增加而进一步提高。

### 4.4 基于非正交频域TS的MIMO-OFDM系统

现有基于正交TS 的MIMO 系统，其TS 开销会随着天线数的增加而呈线性增

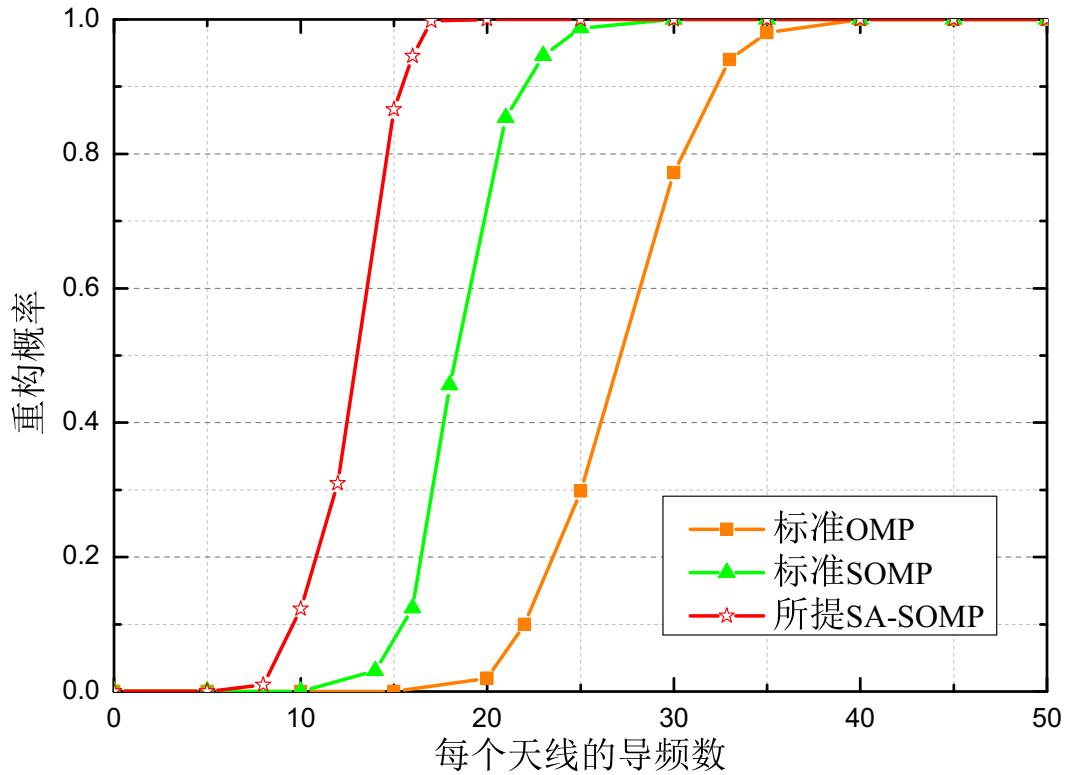


图 4.5 SNR=20dB时所提SA-SOMP算法与标准算法在不同导频数量下的重构概率

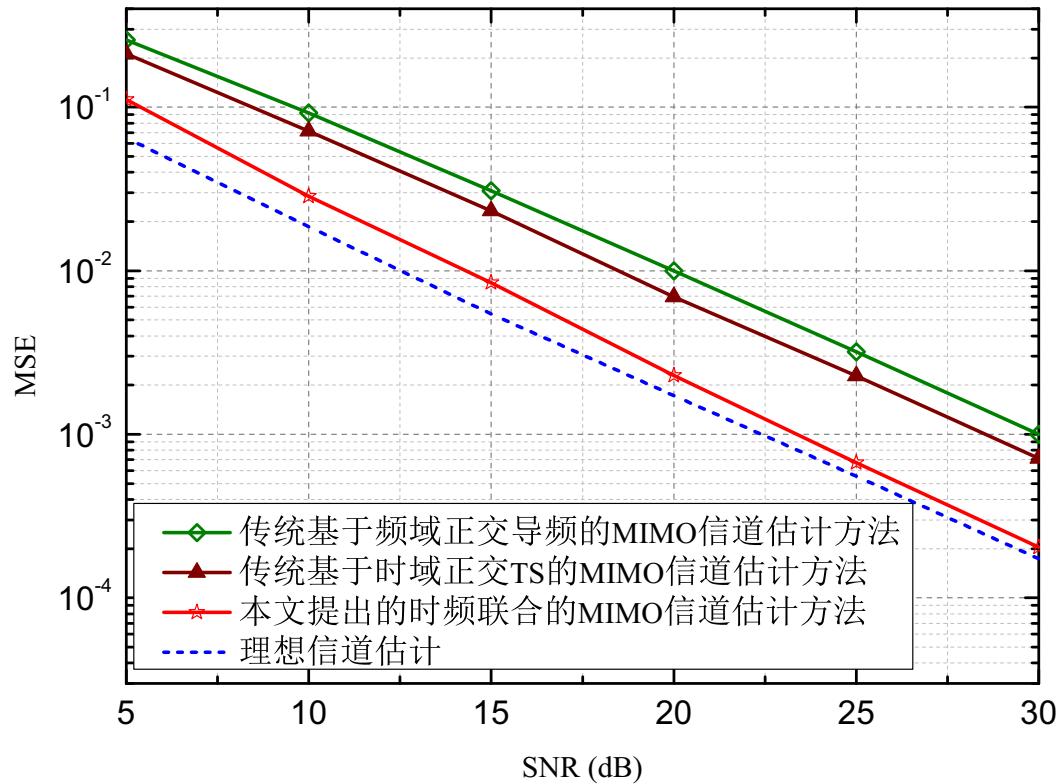


图 4.6  $4 \times 4$ MIMO系统中不同方法的MSE性能比较

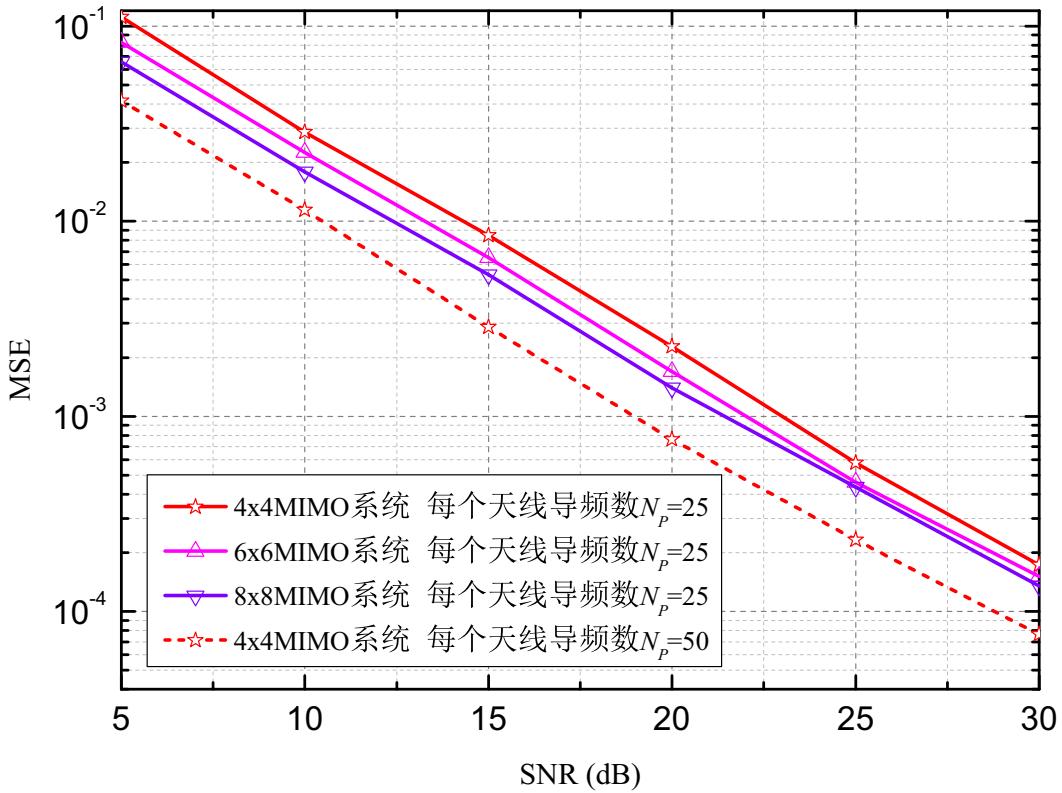


图 4.7 所提方法在不同天线数和导频数情况下的性能比较

长，频谱效率会迅速下降，无法适应下一代无线通信中LS-MIMO 系统的应用需求<sup>[47]</sup>。而非正交的TS 设计会由于天线间的相互干扰会导致严重的性能损失，成为制约LS-MIMO 信道估计性能的一个瓶颈问题。为了提高MIMO 系统的频谱效率同时提升信道估计的性能，我们提出了基于非正交频域TS 的MIMO-TFT-OFDM 帧结构，同时基于SCS 理论以及MIMO 信道的稀疏性和空时相关性，提出了相应的高精度信道估计方法。

#### 4.4.1 基于非正交频域TS的MIMO-TFT-OFDM帧结构

图 4.8给出了本节所提的基于非正交频域TS 的MIMO-TFT-OFDM 帧结构。对于一个 $N_t \times N_r$  的MIMO 系统来说，该结构下每个信号帧同时拥有时域的TS（时域PN序列）和频域的TS（导频），其第 $p$  个发射天线的第 $i$  个信号帧 $\mathbf{s}_i^{(p)} = [s_{i,0}^{(p)}, s_{i,1}^{(p)}, \dots, s_{i,N_G+N_D-1}^{(p)}]^T$  是由长度为 $N_G$  的已知时域PN 序列 $\mathbf{c} = [c_0, c_1, \dots, c_{N_G-1}]^T$  和长度为 $N_D$  的时域OFDM 数据块 $\mathbf{x}_i^{(p)} = [x_{i,0}^{(p)}, x_{i,1}^{(p)}, \dots, x_{i,N_D-1}^{(p)}]^T = \mathbf{F}_{N_D}^H \tilde{\mathbf{x}}_i^{(p)}$  组成。其中所有发射天线的时域TS 是一样的，用来进行同步和估计信道的部分共同支撑集，一般需要是具有理想或者准理想循环自相关特性的序列，同时考虑到实际系统对于发送信号峰均功率比的要求，此处的时域TS 可以采用CAZAC 序列。与前述的基于正交频域TS 的MIMO 系统不同，本节所提的帧结构中所有发射天线的频

域TS（导频）位置完全相同，即采用了非正交（重叠）导频设计，导频的位置记为 $\mathcal{D} = \{d_n\}_{n=0}^{N_P-1}$ ，其中 $N_P$ 代表导频占用子载波的数量。根据CS理论，待估计信号的恢复性能是由测量矩阵的RIP性质决定的。从后续的分析可以看出，在本文提出的CS模型中，测量矩阵的RIP性质由导频的位置以及导频信号共同决定：导频的位置设计原则与SISO情况类似，可以采用随机化的准则；不同天线的导频信号可以选取为独立同分布的二元( $\pm 1$ )随机伯努利分布来生成。

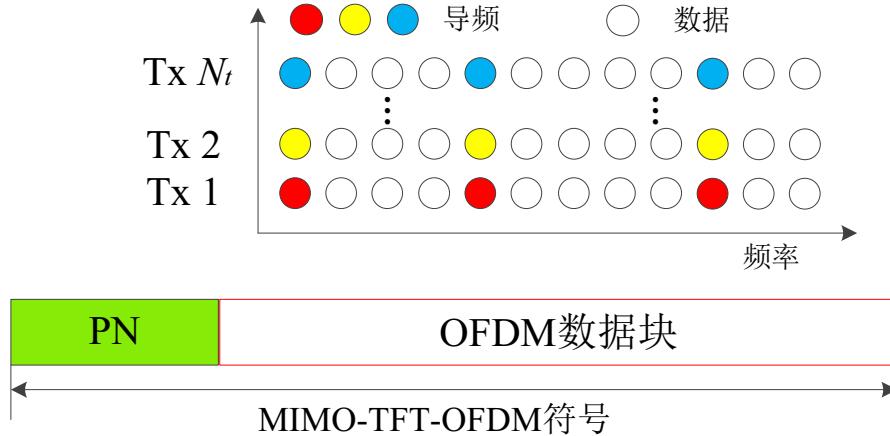


图 4.8 基于非正交导频的MIMO-TFT-OFDM帧结构

在接收端，对于某一特定接收天线来说，其接收到的信号是 $N_t$ 个发射天线发送信号与信道作用结果的总和，经过循环重构后的接收端频域OFDM数据块如公式(4-3)所示。在信道估计过程中，我们只关心在 $\mathcal{D}$ 位置上的接收导频，在本节非正交导频的结构下，公式(4-3)可以简化为

$$\tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{D}} = \sum_{p=1}^{N_t} \text{diag}\left(\tilde{\mathbf{x}}_{i,\mathcal{D}}^{(p)}\right) \mathbf{F}_{\mathcal{D}} \mathbf{h}_i^{(p)} + \tilde{\mathbf{w}}_{i,\mathcal{D}} \quad (4-10)$$

其中 $\mathbf{F}_{\mathcal{D}}$ 是 $N_P \times L$ 阶的部分DFT矩阵，其第 $n+1$ 行、第 $k+1$ 列的元素为 $\exp(-j2\pi d_n k / N_D) / \sqrt{N_D}$ 。

我们通过定义

$$\mathbf{D}^{(p)} \triangleq \text{diag}\left(\tilde{\mathbf{x}}_{i,\mathcal{D}}^{(p)}\right) \quad (4-11)$$

可以将公式(4-10)重新改写为如下的矩阵形式

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{D}} &= [\mathbf{D}^{(1)} \mathbf{F}_{\mathcal{D}}, \mathbf{D}^{(2)} \mathbf{F}_{\mathcal{D}}, \dots, \mathbf{D}^{(N_t)} \mathbf{F}_{\mathcal{D}}]_{N_P \times N_t L} \mathbf{h}_i + \tilde{\mathbf{w}}_{i,\mathcal{D}} \\ &\triangleq \mathbf{\Phi} \mathbf{h}_i + \tilde{\mathbf{w}}_{i,\mathcal{D}} \end{aligned} \quad (4-12)$$

其中 $\mathbf{h}_i = [(\mathbf{h}_i^{(1)})^T, (\mathbf{h}_i^{(2)})^T, \dots, (\mathbf{h}_i^{(N_t)})^T]^T$ 是等效的待估计的超长信道向量，其维度为 $N_t L \times 1$ 。

在实际系统中，我们还会考虑信道的时间相关性<sup>[115,116]</sup>。假设在相邻的 $R$ 帧之间时间相关性成立<sup>①</sup>，将 $R$ 个相邻信号帧的接收导频向量 $\tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{D}}$ 作为列向量组成一个测量矩阵 $\mathbf{Y} = [\tilde{\mathbf{y}}_{i,\mathcal{D}}, \tilde{\mathbf{y}}_{i+1,\mathcal{D}}, \dots, \tilde{\mathbf{y}}_{i+R-1,\mathcal{D}}]$ ，我们可以获得标准的SCS算法的模型

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{H} + \mathbf{W} \quad (4-13)$$

其中 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_i, \mathbf{h}_{i+1}, \dots, \mathbf{h}_{i+R-1}]$ 包含所有的待估计信道信息， $\mathbf{W} = [\tilde{\mathbf{w}}_{i,\mathcal{D}}, \tilde{\mathbf{w}}_{i+1,\mathcal{D}}, \dots, \tilde{\mathbf{w}}_{i+R-1,\mathcal{D}}]$ 。

接下来，利用信道的稀疏性，我们就可以对公式(4-13)进行求解。

#### 4.4.2 基于非正交频域TS的时频联合信道估计方法

本节我们充分利用MIMO信道的空时相关性<sup>[115,116,118]</sup>，提出了一种基于SCS的时频联合信道估计方法，可有效适用于基于非正交频域TS的MIMO-TFT-OFDM系统，可同时提升信道估计精度以及系统的频谱效率。该方法的具体步骤如下：

##### 步骤一：基于时域TS的部分共同支撑集估计

与前述基于正交导频的MIMO-OFDM系统类似，我们将接收到的PN序列 $\mathbf{c}_i$ 直接与本地的PN序列进行循环卷积，如公式(4-8)所示，所得结果 $\bar{\mathbf{z}}_i$ 是对与 $N_t$ 个发射天线对应的所有CIR之和的估计。考虑到信道的时间相关性，我们对于部分共同支撑集的估计准则修改如下，即

$$\mathcal{T}_0 = \left\{ l : \sum_{j=i}^{i+R-1} \|\bar{\mathbf{z}}_{j,l}\|_2 / R \geq p_{th} \right\}_{l=0}^{L-1} \quad (4-14)$$

其中 $p_{th}$ 是预设的多径增益阈值，定义为<sup>[145]</sup>

$$p_{th} = 3 \left( \sum_{j=i}^{i+R-1} \sum_{l=0}^{L-1} \|\bar{\mathbf{z}}_{j,l}\|_2 \right)^{1/2} / RL \quad (4-15)$$

类似地，该步骤获得的部分共同支撑集可以用来降低标准SCS算法的复杂度并提高估计可靠性。

##### 步骤二：OFDM数据块的循环重构

为了提取频域的导频信息进行精确信道估计，需要对接收到的时域OFDM数据块进行循环重构，重构的过程与基于正交导频的系统方案一致，如图4.4所示。

##### 步骤三：基于STARE-SOMP算法的精确信道估计

对于公式(4-13)所述的模型来说，由于MIMO信道的时间相关性，矩阵 $\mathbf{H}$ 所有列向量的非零元位置一样；同时由于MIMO信道的空间相关性，矩阵 $\mathbf{H}$ 列向量还具有一层内在的相关性，即列向量的本身的非零元位置具有周期性，周期

<sup>①</sup>  $R$ 的大小和选取一般由信道的相干时间（coherence time）决定。

为 $L$ ; 因此可以利用SCS 算法来求解。我们基于标准SOMP 算法<sup>[105]</sup>, 提出了一种空时联合稀疏自适应的SOMP (Spatially–Temporally spARsity-adaptivE SOMP, STARE-SOMP) 算法, 具体算法流程如算法 4.2所示。该算法可以充分利用待估计信号的内在相关性提高估计性能, 同时利用步骤一中获得的信道部分共同支撑集作为更准确的初始值设置从而降低标准算法的复杂度。

---

**算法 4.2: STARE-SOMP 算法。**


---

**输入:** 信道部分共同支撑集 $\mathcal{T}_0$ , 测量矩阵 $\mathbf{Y}$ , 观测矩阵 $\Phi$ ;

**输出:** 目标矩阵 $\bar{\mathbf{H}} \triangleq \bar{\mathbf{H}}_i$ ;

```

1 设置初始的稀疏支撑集 $\Pi \leftarrow \mathcal{T}_0 \cup \{\mathcal{T}_0 + L\} \cup \cdots \cup \{\mathcal{T}_0 + (N_t - 1)L\}$ ;
2 进行初始的信号估计 $\bar{\mathbf{H}}^{(0)} \leftarrow \mathbf{0}$ ,  $\bar{\mathbf{H}}_{\Pi}^{(0)} \leftarrow (\Phi_{\Pi}^H \Phi_{\Pi})^{-1} \Phi_{\Pi}^H \mathbf{Y}$ ;
3 计算初始的估计残差 $\mathbf{R}^{(0)} \leftarrow \mathbf{Y} - \Phi \bar{\mathbf{H}}^{(0)}$ ;
4 设置循环次数 $k \leftarrow 1$ ;
5 while  $\|\mathbf{R}^{(k)}\|_{\mathcal{F}} < \|\mathbf{R}^{(k-1)}\|_{\mathcal{F}}$  do
6    $\mathbf{P} \leftarrow \Phi^H \mathbf{R}^{(k)}$ ;
7   基于空时相关性的最大径判定 $t \leftarrow \arg \max_i \sum_j \sum_n \|p_{i+(n-1)L,j}\|_1$ ;
8   基于内在相关性的支撑集更新 $\Omega \leftarrow t \cup \{t + L\} \cup \cdots \cup \{t + (N_t - 1)L\}$ ;
9    $\Pi \leftarrow \Pi \cup \Omega$ ;  $\bar{\mathbf{H}}^{(k)} \leftarrow \mathbf{0}$ ;  $\bar{\mathbf{H}}_{\Pi}^{(k)} \leftarrow (\Phi_{\Pi}^H \Phi_{\Pi})^{-1} \Phi_{\Pi}^H \mathbf{Y}$ ;
10  更新估计残差 $\mathbf{R}^{(k)} \leftarrow \mathbf{Y} - \Phi \bar{\mathbf{H}}^{(k)}$ ;
11   $k \leftarrow k + 1$ ;
12 end
13 最终估计结果 $\bar{\mathbf{H}} \leftarrow \bar{\mathbf{H}}^{(k)}$ ;
```

---

与标准的SOMP 算法相比, STARE-SOMP 算法主要有以下三点主要的区别:

- **终止条件:** 在标准的SOMP 算法中, 需要准确知道待估计信号的准确的稀疏度作为终止的迭代次数, 这在时变的信道条件下并不现实。STARE-SOMP 算法的终止条件设置为估计残差不再降低, 即 $\|\mathbf{R}^{(k)}\|_{\mathcal{F}} \geq \|\mathbf{R}^{(k-1)}\|_{\mathcal{F}}$ , 这样可以保证在不同信道条件下算法对于信道稀疏度的自适应性。
- **内在相关性:** STARE-SOMP 算法在进行非零元素集合估计的过程中可以充分利用MIMO 信道空间相关性引起的待估计信号的内在相关性, 从而减少标准SOMP 算法所需要的测量量同时提高信号恢复性能。
- **迭代次数:** STARE-SOMP 利用步骤一中获得的信道部分共同支撑集作为初始信息, 可以有效减少标准SOMP 算法所需的迭代次数, 从而降低算法的复杂度。

### 4.4.3 性能分析

本小节将从算法复杂度和频谱效率两个方面对所提帧结构和信道估计方法进行性能分析。

#### 4.4.3.1 算法复杂度分析

对于本节所提的基于非正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM系统来说，与前述基于正交导频的结构类似，我们需要适当考虑步骤二中OFDM数据块循环重构所带来的计算复杂度。对于 $N_t$ 个发射天线可以采用适当的简化算法，其复杂度为 $O(N_G \log_2(N_G))$ 。步骤三中采用的STARE-SOMP算法中，每次迭代中矩阵 $\Phi^H$ 与估计残差 $\mathbf{R}^{(k)}$ 之间的乘积运算复杂度为 $O(RN_P N_t L)$ ，依据LS准则求解 $\bar{\mathbf{H}}_{\Pi}^{(k)} \leftarrow (\Phi_{\Pi}^H \Phi_{\Pi})^{-1} \Phi_{\Pi}^H \mathbf{Y}$ 的运算复杂度为 $O(RN_P (N_t S)^2)$ ，因此当迭代次数为 $S - \|\mathcal{T}_0\|_0$ 时，步骤三的运算复杂度大约为 $O(RN_P((N_t S)^2 + N_t L)(S - \|\mathcal{T}_0\|_0))$ 。

表 4.2 不同MIMO系统的频谱效率<sup>1</sup>

OFDM数据块长度	A	B	C	所提结构
1024	44.44%	0%	72.19%	73.75%
2048	61.54%	44.44%	84.55%	85.42%
4096	76.19%	70.59%	91.82%	92.28%

<sup>1</sup> 这里A, B和C分别表示传统的基于正交时域TS的MIMO系统，传统基于正交频域导频的MIMO系统，以及上节提出的基于正交导频的MIMO-TFT-OFDM系统。

#### 4.4.3.2 频谱效率

我们分别比较了 $4 \times 4$ 的MIMO系统下现有两个主流的帧结构（传统基于正交时域TS的MIMO系统<sup>[153]</sup>和传统基于正交频域导频的MIMO系统<sup>[154]</sup>）与本文所提的基于正交和非正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM系统的频谱效率（定义参见公式(3-15)），如表4.2所示。从表4.2可以看出，由于充分利用了MIMO信道的时间相关性，本节所提的基于非正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM结构相比于前述基于正交频域导频的结构在频谱效率上可以获得进一步的提升。

#### 4.4.4 仿真结果

本小节将介绍仿真平台的搭建、算法重构概率以及不同算法估计性能的比较。

##### 4.4.4.1 仿真平台搭建

为了验证本节所提出的基于非正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM帧结构及其信道估计方法的可行性，我们在 $4 \times 4$ 的MIMO系统下对新方法和现有方法（传统基于正交时域TS的MIMO系统和传统基于正交频域导频的MIMO系统）进行了MSE性能比较仿真，同时我们还仿真了当信道稀疏支撑集已知情况下的理想信道估计的MSE性能作为性能对照。仿真信道是静态ITU-VB信道，系统的带宽为8MHz，OFDM数据块长度为 $N_D = 4096$ 。

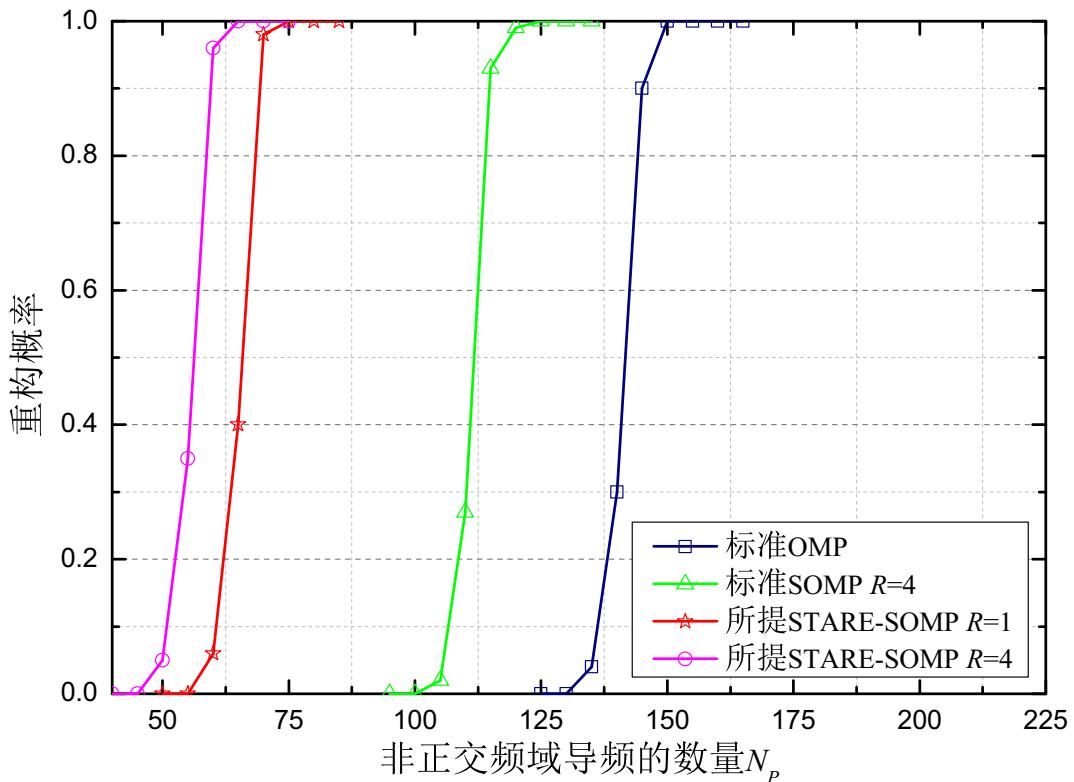


图 4.9 SNR=20dB时所提STARE-SOMP算法与标准算法在不同TS数量下的重构概率

##### 4.4.4.2 重构概率

在一个 $4 \times 4$ 的MIMO系统中，我们分别比较了静态的ITU-VB信道下标准OMP算法<sup>[84]</sup>、标准SOMP算法<sup>[105]</sup>以及本节所提STARE-SOMP算法在SNR=20dB时不同导频数量 $N_p$ 下对待估计信道的重构概率（采用蒙特卡洛

仿真), 此处 $N_P$ 是指非正交导频的数量。正确重构的定义与前述系统保持一致。从图 4.9 可以发现, 在不考虑信道的时间相关性时 ( $R = 1$ ), 仅通过利用信道的部分共同支撑集以及 MIMO 信道的空间相关性, 所提 STARE-SOMP 算法成功估计所需要的非正交导频数 $N_P$  已经比标准 SOMP 算法更少, 并远少于标准的 OMP 算法, 最少只需要大约 $N_P = 75$  个非正交导频。在慢衰落或者静态信道下, 利用 MIMO 信道的时间相关性后 ( $R = 4$ ), STARE-SOMP 算法所需的非正交导频数 $N_P$  可以进一步降低。在后续的仿集中, 为了在算法的鲁棒性、抗移动性能以及频谱效率之间取得折衷, MIMO 系统中采用的非正交导频数设置为 $N_P = 80$ 。

#### 4.4.4.3 算法估计性能比较

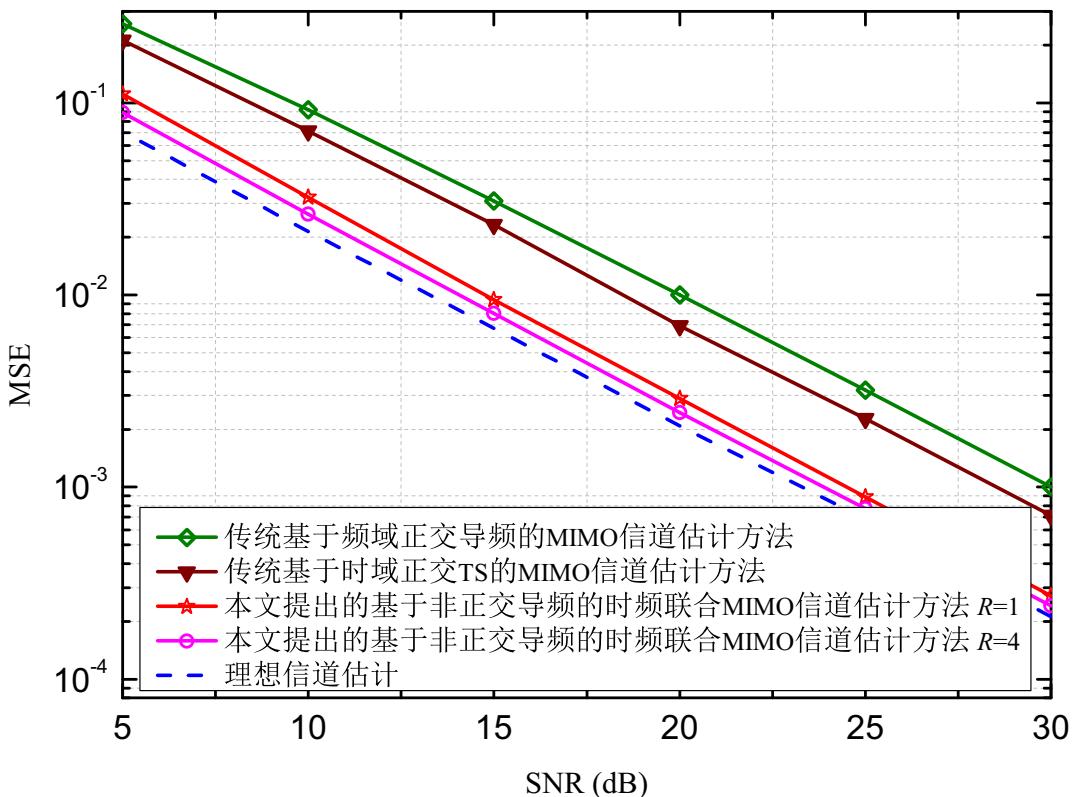


图 4.10  $4 \times 4$ MIMO 系统中不同方法的MSE性能比较

图 4.10 给出了本节所涉及的各种 MIMO 系统的信道估计方法的 MSE 性能。当不考虑信道的时间相关性时, 即 $R = 1$ , 本节所提的基于 SCS 的信道估计方法相比于传统的基于正交时域 TS<sup>[153]</sup> 和基于正交频域导频<sup>[154]</sup>的估计方法可以分别获得约 5dB 和 7dB 的增益, 在静态信道下可以利用信道的时间相关性, 即 $R = 4$ , 本节所提的信道估计算法性能可以得到进一步的提升。

## 4.5 基于非正交时域TS的MIMO-OFDM系统

传统的TDS-OFDM 系统在MIMO 系统下，由于多天线带来的干扰会使得其迭代干扰消除技术恶化的更加严重，无法应用于天线较多的情况<sup>①</sup>。为了进一步提升MIMO 系统的频谱效率，同时帮助TDS-OFDM 系统应用于更多天线的MIMO 系统从而适应下一代无线通信系统的需求，本节我们提出了适用于MIMO 系统的TDS-OFDM 帧结构以及相应的信道估计方法，并验证了其在LS-MIMO 系统下的估计性能。

### 4.5.1 基于非正交时域TS的MIMO-TDS-OFDM帧结构

本节中，我们继续秉承着非正交TS 设计的思路，提出了基于非正交时域TS 的MIMO-TDS-OFDM 帧结构，如图 4.11(a)所示。对于一个  $N_t \times N_r$  的MIMO 系统来说，其第  $p$  个发射天线的第  $i$  个信号帧  $\mathbf{s}_i^{(p)}$  由长度为  $N_G$  的已知时域PN 序列  $\mathbf{c}^{(p)} = [c_0^{(p)}, c_1^{(p)}, \dots, c_{N_G-1}^{(p)}]^T$  和长度为  $N_D$  的时域OFDM 数据块  $\mathbf{x}_i^{(p)} = [x_{i,0}^{(p)}, x_{i,1}^{(p)}, \dots, x_{i,N_D-1}^{(p)}]^T$  组成

$$\mathbf{s}_i^{(p)} = \begin{bmatrix} \mathbf{c}^{(p)} \\ \mathbf{x}_i^{(p)} \end{bmatrix}_{(N_G+N_D) \times 1} \quad (4-16)$$

与前述结构不同，本节所提的MIMO-TDS-OFDM 帧结构中不同发射天线的时域PN 序列之间需要保证良好的（自/互）相关特性。此处，我们采用一段长度为  $N_G$  的m 序列在时域乘以不同的相位旋转因子获得不同天线的PN 序列，即

$$c_m^{(p)} = c_m e^{j2\pi k_p m / N_G}, 0 \leq m \leq N_G - 1 \quad (4-17)$$

其中参数  $k_p$  是一个自然数，不同发射天线的  $k_p$  必须不同以保证PN 序列之间的良好（自/互）相关性。

不同发射天线的时域PN 序列的自相关和互相关结果如公式 (4-18)和 (4-19)所示

$$|R_{a,l}| = \left| \sum_{n=0}^{N_G-1} c_n^{(k_i)} (c_{((n+l))_{N_G}}^{(k_i)})^* \right| = \begin{cases} N_G, l = 0 \\ 1, l \neq 0 \end{cases} \quad (4-18)$$

$$|R_{c,l}| = \left| \sum_{n=0}^{N_G-1} c_n^{(k_i)} (c_{((n+l))_{N_G}}^{(k_j)})^* \right| = \begin{cases} 0, l = 0 \\ \sqrt{N_G + 1}, l \neq 0 \end{cases} \quad (4-19)$$

其中  $(\cdot)^*$  和  $(\cdot)_{N_G}$  分别代表复共轭和模  $N_G$  操作。

<sup>①</sup> 现有的TDS-OFDM 仅能支持最多四个发射天线的MIMO系统<sup>[155]</sup>。

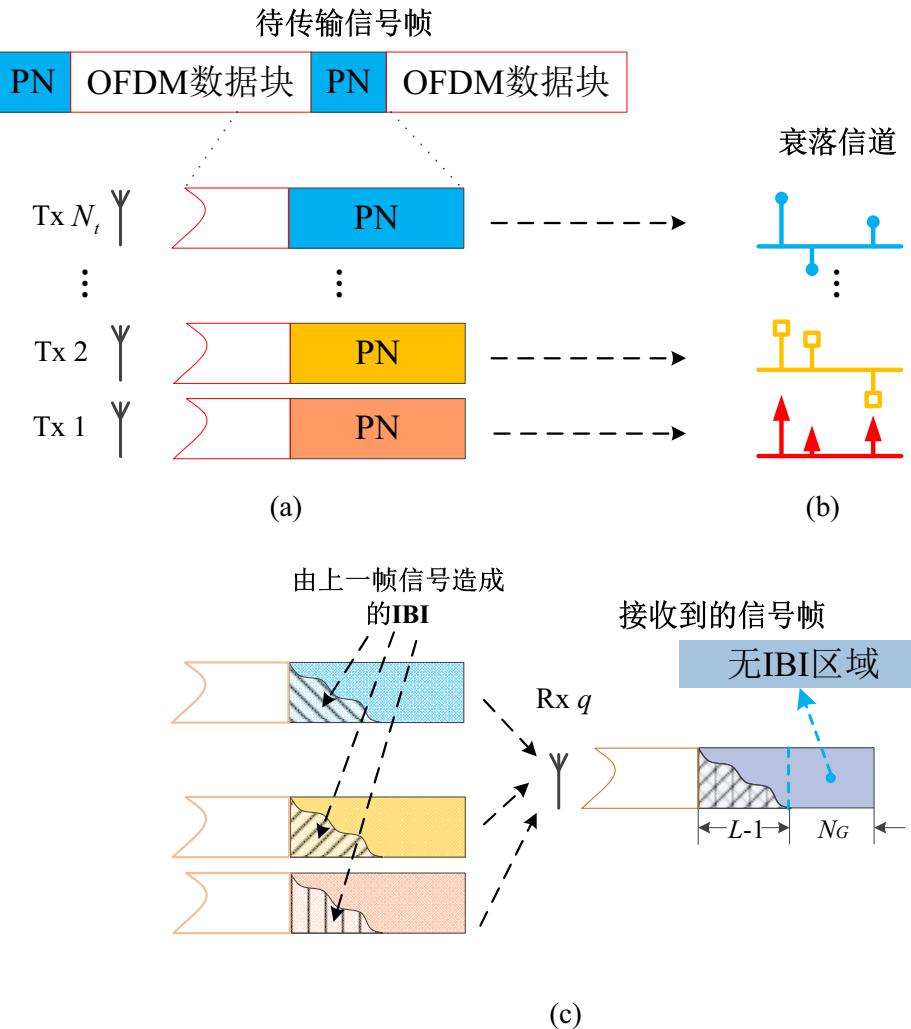


图 4.11 (a).基于非正交时域TS的MIMO-TDS-OFDM帧结构 (b).无线MIMO稀疏信道  
(c).接收信号帧示意图

事实上，根据序列设计理论，一组有限长度TS集的自相关和互相关特性是相互制约的<sup>[143]</sup>，这意味着无法找到一组有限长度的TS序列同时具有理想的自相关和互相关特性，这一点结论从公式(4-18)和(4-19)也可粗略看出。传统的TDS-OFDM系统尝试利用PN序列的相关特性来精确估计不同天线对应的信道，然而，随着天线数目的增加，会引入非常严重且无法消除的干扰。故传统的TDS-OFDM仅成功支持最多四个发射天线的MIMO系统<sup>[155]</sup>。在本节所提的结构中，我们突破传统TDS-OFDM的有干扰必须消除的思路，仅仅利用PN序列的伪随机性和良好的（自/互）相关特性来获得信道的部分共同支撑集同时保证后续SCS算法观测矩阵的RIP性质。

如图4.11(c)所示，在接收端，对于某一特定的接收天线来说，其接收到的时域TS信号 $\mathbf{d}_i = [d_{i,0}, d_{i,1}, \dots, d_{i,N_G-1}]^T$ 是 $N_t$ 个发射天线发送TS与信道作用结果的总

和

$$\mathbf{d}_i = \sum_{p=1}^{N_t} \mathbf{A}_i^{(p)} \mathbf{h}_i^{(p)} + \mathbf{w}_i \quad (4-20)$$

其中

$$\mathbf{A}_i^{(p)} = \begin{bmatrix} c_0^{(p)} & x_{i-1,N_D-1}^{(p)} & x_{i-1,N_D-2}^{(p)} & \cdots & x_{i-1,N_D-L+1}^{(p)} \\ c_1^{(p)} & c_0^{(p)} & x_{i-1,N_D-1}^{(p)} & \cdots & x_{i-1,N_D-L+2}^{(p)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{L-1}^{(p)} & c_{L-2}^{(p)} & c_{L-3}^{(p)} & \cdots & c_0^{(p)} \\ c_L^{(p)} & c_{L-1}^{(p)} & c_{L-2}^{(p)} & \cdots & c_1^{(p)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{N_G-1}^{(p)} & c_{N_G-2}^{(p)} & c_{N_G-3}^{(p)} & \cdots & c_{N_G-L}^{(p)} \end{bmatrix}_{N_G \times L} \quad (4-21)$$

从公式(4-20)和(4-21)可以看出，在多径信道下，接收到的时域TS信号会受到上一帧数据的IBI干扰，IBI的长度由多径信道的时延长度 $L$ 决定。实际MIMO系统中，用来进行信道估计的时域TS长度要针对最恶劣的信道多径时延来设计。然而在大多数情况下，信道多径时延会远小于时域TS的长度，这意味着在接收到的时域TS后段存在一段长度为 $N_{IBIfree} = N_G - L + 1$ 的无IBI区域，即 $\mathbf{y}_i = [d_{i,L-1}, d_{i,L}, \dots, d_{i,N_G-1}]^T$ ，该区域的信号包含了所有待估计的MIMO信道信息。

$$\mathbf{y}_i = \sum_{p=1}^{N_t} \mathbf{B}^{(p)} \mathbf{h}_i^{(p)} + \mathbf{w}_i \quad (4-22)$$

其中

$$\mathbf{B}^{(p)} = \begin{bmatrix} c_{L-1}^{(p)} & c_{L-2}^{(p)} & c_{L-3}^{(p)} & \cdots & c_0^{(p)} \\ c_L^{(p)} & c_{L-1}^{(p)} & c_{L-2}^{(p)} & \cdots & c_1^{(p)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{N_G-1}^{(p)} & c_{N_G-2}^{(p)} & c_{N_G-3}^{(p)} & \cdots & c_{N_G-L}^{(p)} \end{bmatrix}_{(N_G-L) \times L} \quad (4-23)$$

是完全由时域TS构成的Toeplitz矩阵<sup>[144]</sup>。

通过定义

$$\boldsymbol{\Phi} = [\mathbf{B}^{(1)}, \mathbf{B}^{(2)}, \dots, \mathbf{B}^{(N_t)}] \quad (4-24)$$

公式(4-22)可以重新表述为

$$\mathbf{y}_i = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{h}_i + \mathbf{w}_i \quad (4-25)$$

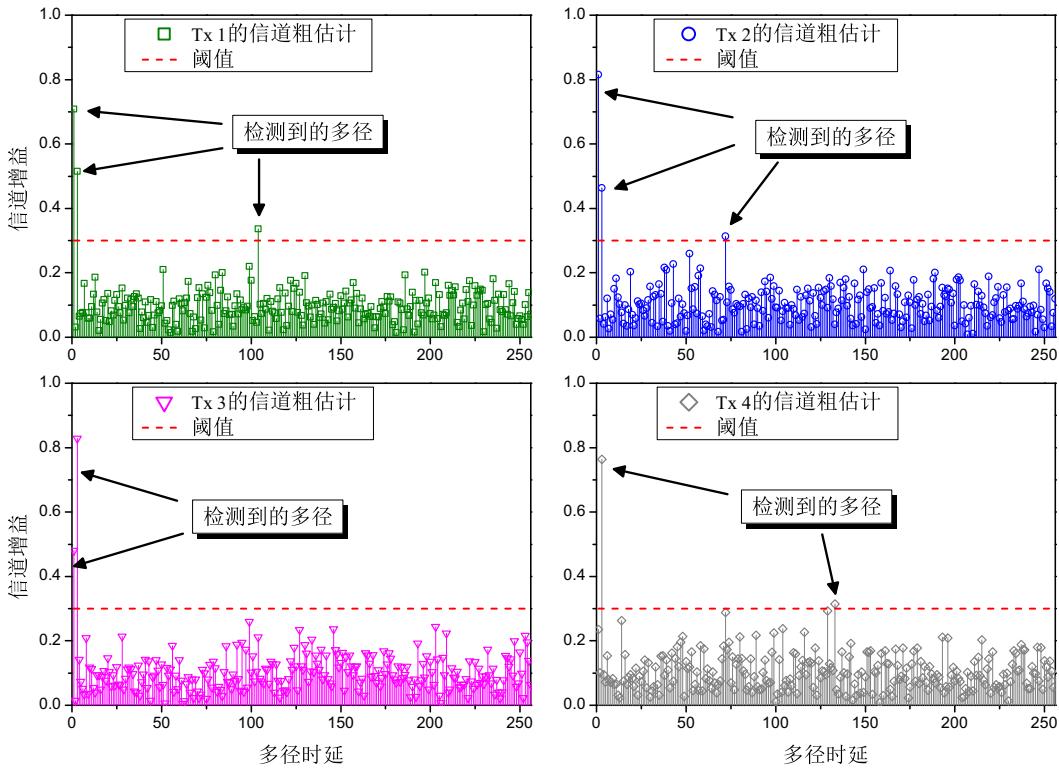


图 4.12 基于时域TS相关的信道粗估计

其中  $\mathbf{h}_i = [\mathbf{h}_i^{(1)}^T, \mathbf{h}_i^{(2)}^T, \dots, \mathbf{h}_i^{(N_t)}^T]^T$  是等效的待估计的超长信道向量，包含所有待估计的信道信息，其维度为  $N_t L \times 1$ 。

如果MIMO信道的时间相关性在相邻的  $R$  帧之间成立，我们可以将  $R$  个相邻信号帧的无IBI干扰区域  $\mathbf{y}_i$  作为列向量组成一个测量矩阵  $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_i, \mathbf{y}_{i+1}, \dots, \mathbf{y}_{i+R-1}]$ ，从而可以获得与公式 (4-13) 类似的标准SCS 算法的模型。

#### 4.5.2 基于非正交时域TS的信道估计方法

本节我们充分利用所提帧结构的特点以及前述所提的STARE-SOMP 算法，提出了适合MIMO-TDS-OFDM 系统的高精度高谱效信道估计方法。该方法的具体步骤如下：

##### 步骤一：基于时域TS的部分共同支撑集估计

由于采用的PN序列具有较好的自相关和互相关特性，因此我们可以将接收到的时域TS  $\mathbf{d}_i$  与已知的第  $p$  个发射天线的本地TS  $\mathbf{c}^{(p)}$  进行循环卷积以获得相应信道的粗估计

$$\bar{\mathbf{h}}_i^{(p)} = \frac{1}{N_G} \mathbf{c}^{(p)} * \mathbf{d}_i = \mathbf{h}_i^{(p)} + \mathbf{v} \quad (4-26)$$

与前述方法类似，我们通过设定一个合适的功率阈值  $p_{th} = 3\|\bar{\mathbf{h}}_i^{(p)}\|_2/L$ ，找出

粗估计结果  $\bar{\mathbf{h}}_i^{(p)}$  中超过该阈值的径的时延集合。图 4.12 展示了  $4 \times 4$  的 MIMO 系统中基于时域 TS 相关的信道粗估计结果，可以发现，由于较多的干扰以及阈值选取的因素，不同天线之间检测到的多径时延并不完全相同，这种情况随着天线数的进一步增加而更加明显，如果直接采用初步检测的多径时延集合则会造成很大概率的误判。为了减少多径时延集合误判的概率，在 LS-MIMO 的应用中，可以通过设置一个概率门限  $\mu$  来对初步检测的多径时延集合进行进一步的检验。

我们首先定义相邻  $R$  帧、 $N_t$  个发射天线检测出的多径时延总集合为

$$\Xi = \bigcup_{r=0}^{R-1} \bigcup_{p=1}^{N_t} D_{i+r}^{(p)} \quad (4-27)$$

我们仅保留出现概率超过门限  $\mu$  的多径时延作为信道部分共同支撑集  $D_i$  的估计

$$D_i = \left\{ l \in \Xi : \eta_l = \frac{\sum_{r=0}^{R-1} \sum_{p=1}^{N_t} I_{l \in D_{i+r}^{(p)}}}{N_t R} \geq \mu \right\} \quad (4-28)$$

其中  $I_{l \in D_{i+r}^{(p)}}$  是指示函数表示  $l$  是否属于集合  $D_{i+r}^{(p)}$ 。

### 步骤二：基于 STARE-SOMP 算法和无IBI区域的精确信道估计

在获得了信道的部分共同支撑集  $D_i$  后，我们就可以基于无IBI 区域的观测量，利用前述所提的 STARE-SOMP 算法对 MIMO 信道进行精确的估计，在此不再赘述。

## 4.5.3 仿真结果

本小节将介绍在 MIMO 系统中静态多径信道下不同算法的重构概率以及估计性能的比较。

### 4.5.3.1 重构概率

我们比较了  $32 \times 1$  的 MIMO 系统下 STARE-SOMP 与标准的 OMP 算法、标准的 SOMP 算法在  $\text{SNR}=20\text{dB}$  时不同观测量长度下的重构概率（采用蒙特卡洛仿真），仿真的多径信道为静态 ITU-VB 信道。从图 4.13 可以看出，在天线数较多的情况下，标准的 OMP 算法和 SOMP 算法即使利用了信道的稀疏性和时间相关性依然需要巨大的观测量，本文所提的 STARE-SOMP 算法则可以大幅度降低成功恢复信道信息所需要的观测量，从而显著提升 LS-MIMO 系统的频谱效率。在后续的仿真中，为了在算法的鲁棒性、抗移动性以及频谱效率之间取得折衷，MIMO 系统中采用的观测量长度设置为 255。

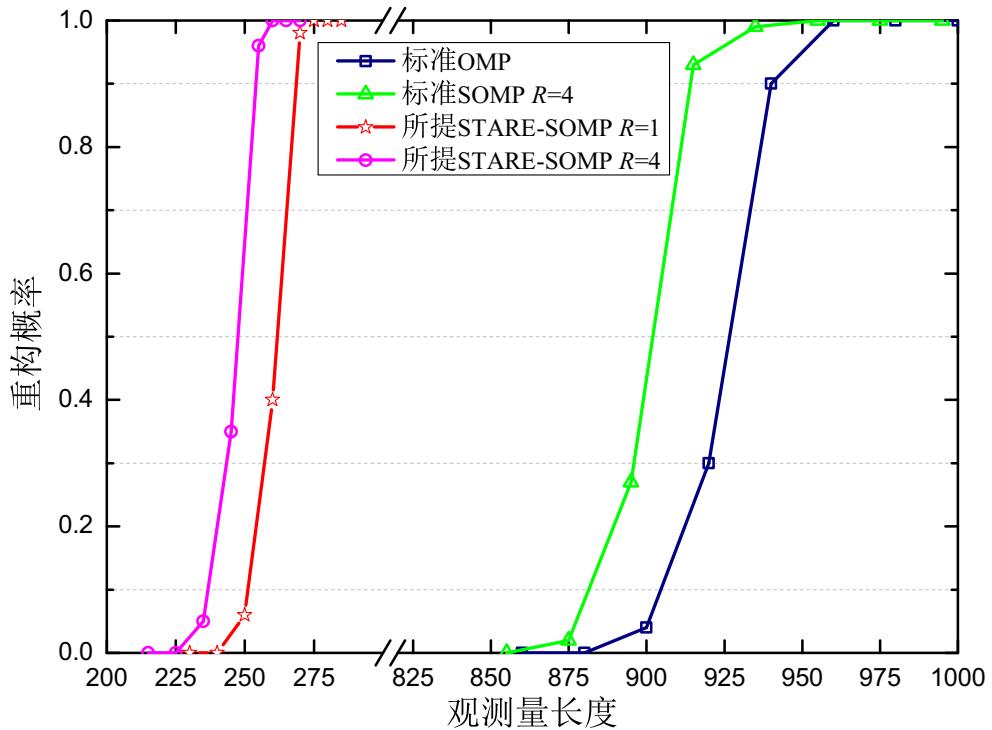


图 4.13 SNR=20dB时所提STARE-SOMP算法与标准算法在不同TS数量下的重构概率

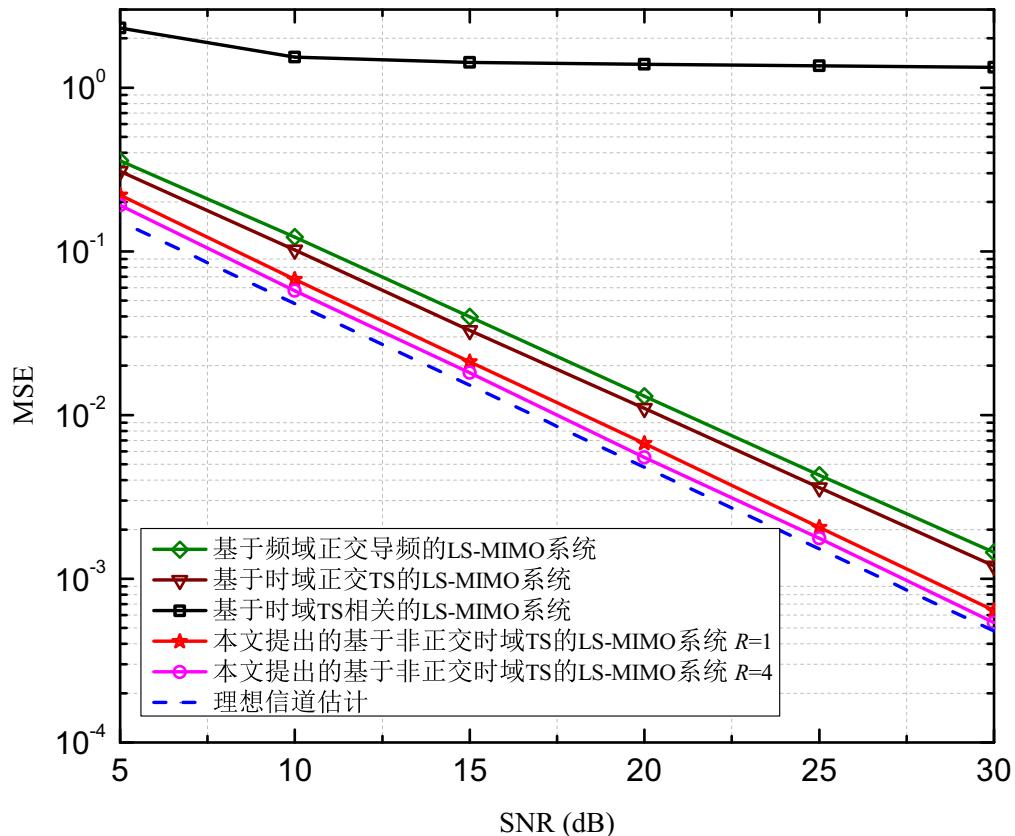


图 4.14 32×1 MIMO系统中不同方法的MSE性能比较

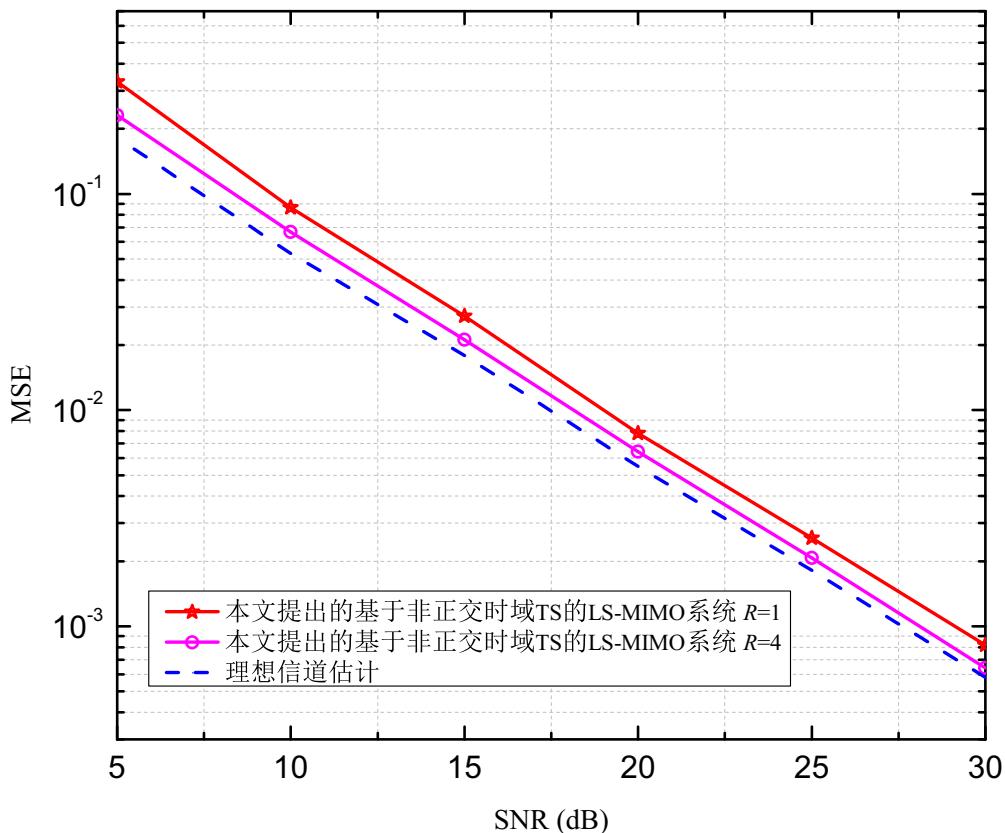


图 4.15 128×1 MIMO 系统中不同方法的MSE性能比较

#### 4.5.3.2 算法估计性能比较

我们比较了 $32 \times 1$  的MIMO系统下不同信道估计算法的估计性能，如图 4.14 所示。随着天线数的增加，TS 的开销不可能无限多，因此现有系统通常在TS 的开销和算法估计性能之间进行折衷选择，同时引入改进算法以在不降低频谱效率的情况下适当提升估计性能。本节我们分别仿真了现有MIMO 系统中常用的两类信道估计方法，即基于频域正交导频<sup>[154]</sup>和基于时域正交TS<sup>[153]</sup> 的信道估计方法，这类方法为了保证估计性能需要花费大量的导频开销，频谱效率较低。同时，作为参照，我们还仿真了观测量长度为255时基于时域TS 相关的信道估计算法<sup>[155]</sup>以及理想信道估计下的MSE 性能，在这种情况下，基于时域TS 相关的信道估计算法完全失效。从仿真结果可以发现，本节所提的基于非正交时域TS 的信道估计算法相比现有的方法具有更好的估计性能。

为了进一步验证本节所提的结构和方法在LS-MIMO 系统中的可行性，我们还仿真了 $128 \times 1$  的MIMO 系统下基于非正交时域TS 的信道估计算法的估计性能，如图 4.15所示，此时MIMO 系统中采用的观测量长度设置为1000。从仿真结果可以发现，本节所提的信道估计算法在天线数进一步增加的情况下，仅需适当增加TS 开销即可获得较好的估计性能，特别适合LS-MIMO 系统。

## 4.6 本章小结

针对现有无线MIMO-OFDM 系统信道估计方法的高精度、高谱效的需求，本章首先秉承着“时频联合处理”的技术思路和SCS 的理论框架，将上一章所提的TFT-OFDM 帧结构直接扩展到了MIMO 无线系统中，提出了基于正交频域TS 的MIMO-TFT-OFDM 帧结构及其信道估计方法；接着，为了适应下一代无线通信中大规模天线系统的应用需求，我们基于“非正交设计”的思路，分别提出了基于非正交频域导频的MIMO-TFT-OFDM 帧结构、基于非正交时域TS 的MIMO-TDS-OFDM 帧结构，以及相应的信道估计方法。分析和仿真结果表明，相比于传统的MIMO-OFDM 方案，本章提出的帧结构及信道估计方法具有更高的频谱效率和估计精度，特别适合于下一代LS-MIMO 系统。

## 第5章 基于稀疏贝叶斯学习的电力线信道估计方法

### 5.1 问题描述与研究目标

随着PLC技术的进一步发展，PLC不仅能作为智能电网和智能家庭中一种有效的通信解决方案，由于它与电网共生的特性，PLC还可以提供很多通信以外的增值服务，例如，自动抄表（automatic metering）<sup>[156]</sup>、线缆质量监测（line quality monitoring）<sup>[157]</sup>、故障在线诊断（online diagnosis）<sup>[158]</sup>、网络拓扑估计（network tomography）<sup>[159]</sup>等等。PLC在给我们带来如此多便利的同时，却又提出了新的挑战——为了保证上述通信以及增值服务的性能，其首要前提就是获得精确的电力线信道估计。然而，电力网络中负载的频繁插拔会影响电网的拓扑结构，从而导致电力线信道具有很强的时变性，需要进行实时的估计，因此研究高效、精确的电力线信道估计方法成为PLC领域的重要研究方向。

根据是否需要已知TS辅助，电力线信道估计方法主要分为三类：1) 不需要辅助TS的盲信道估计方法；2) 需要辅助TS的非盲信道估计方法；3) 二者结合的半盲信道估计方法。盲信道估计和半盲信道估计方法不需或仅需要较少的TS，具有很高的频谱效率，然而其复杂度相较基于TS的非盲信道估计方法要高很多，同时容易出现误差传递、难以收敛等问题，在实际系统中没有被广泛采用。现有的电力线系统通常采用频域导频作为已知TS，然后根据LS准则及相应的插值算法估计信道信息。然而这种算法存在一个局限，就是没有利用电力线信道的特性以减少导频的开销，因此频谱效率不高。一些研究者提出将新兴的CS技术直接应用于求解时域PLC信道<sup>[160]</sup>，但是如我们在第二章所讨论的，PLC信道无论在时域还是频域均不存在稀疏性，因此CS技术未加改进的直接应用只会导致算法的失效。近来，通过利用电力线信道的参数稀疏性，Vetterli和Lutz等人先后提出了基于零化滤波<sup>[71]</sup>和ESPRIT算法<sup>[159]</sup>的电力线稀疏信道估计方法，可以大幅度降低导频开销、提高系统的频谱效率，可以说开启了电力线信道估计研究的新纪元。然而，我们在研究中发现，这两种算法核心的求根及奇异值分解运算在噪声较大时其精度会显著降低，因此只适用于高SNR的情况。

针对现有电力线信道估计方法的问题，本章的研究目标，就是设计一种对于噪声鲁棒的、高频谱效率的电力线稀疏信道估计方法。本章的内容安排如下：在回顾电力线信道估计的研究现状后，首先介绍现有两种最新的电力线稀疏信道估计方法，即基于零化滤波和ESPRIT算法的信道估计方法，并对它们的噪声敏感性进行分析；接着我们给出基于稀疏贝叶斯学习的PLC信道估计方法的模型和算

法细节，并将该方法推广到MIMO系统；然后我们对所提的方法进行性能分析并给出相应的仿真结果比较；最后对本章的研究工作进行总结并给出结论。

## 5.2 现有方法及其局限性

基于零化滤波和ESPRIT算法的稀疏信道估计方法充分利用了电力线信道的参数稀疏性，可以大幅度降低所需的导频开销。实际系统中，发送端于待发送OFDM信号中均匀插入已知的频域导频信号，在接收端我们就可以获得对于CFR（如公式(2-13)）的离散均匀采样，

$$\begin{aligned} H_k &\stackrel{\Delta}{=} H(f_k) \\ &= H(f_{\min} + k\Delta f) \\ &= \sum_{l=1}^L g_l \cdot e^{-(\alpha_0 + \alpha_1(f_{\min} + k\Delta f))d_l} \cdot e^{-j2\pi(f_{\min} + k\Delta f)\frac{d_l}{v_g}} + w_k \\ &= \sum_{l=1}^L c_l \cdot u_l^k + w_k \end{aligned} \quad (5-1)$$

其中采样频率范围记为 $[f_{\min}, f_{\max}]$ ，采样频域间隔为 $\Delta f$ ， $w_k$  代表噪声和干扰， $c_l$  和 $u_l$  是中间变量，分别表示为

$$c_l = g_l \cdot e^{-(\alpha_0 + \alpha_1 f_{\min})d_l + j2\pi f_{\min} \frac{d_l}{v_g}} \quad (5-2)$$

以及

$$u_l = e^{-(\alpha_1 d_l + j2\pi \frac{d_l}{v_g})\Delta f} \quad (5-3)$$

经过上述的转化，电力线信道估计的问题就可以转换成经典的谱估计问题，如公式(5-1)所示。

### 5.2.1 基于零化滤波的信道估计方法

基于零化滤波的信道估计方法最重要的步骤是构造待估计信号的零化滤波器，根据定义，信号 $H_k = \sum_{l=1}^L c_l \cdot u_l^k$  的零化滤波器构造如下<sup>[7]</sup>

$$\hat{A}(z) = \prod_{l=1}^L (1 - u_l z^{-1}) = \sum_{m=0}^L A_m z^{-m}, \quad (5-4)$$

其中 $A_m, m = 0, 1, \dots, L$  是滤波器 $\hat{A}(z)$  的系数。

通过零化滤波器的构造过程我们可以发现，待估计信号 $H_k$  与滤波器的卷积结果将会是0，即

$$\sum_{m=0}^L A_m H_{k-m} = \sum_{m=0}^L A_m \sum_{l=1}^L c_l u_l^{k-m} = \sum_{l=1}^L c_l u_l^k \sum_{m=0}^L A_m u_l^{-m} = 0. \quad (5-5)$$

根据公式(5-5), 我们可以得到下列等式

$$\left\{ \begin{array}{l} A_0 H_L + A_1 H_{L-1} + \cdots + A_L H_0 = 0 \\ A_0 H_{L+1} + A_1 H_L + \cdots + A_L H_1 = 0 \\ \vdots \\ A_0 H_{M-1} + A_1 H_{M-2} + \cdots + A_L H_{M-L-1} = 0 \end{array} \right. \quad (5-6)$$

考虑到滤波器系数只是表示相对大小, 不失一般性, 我们可以假设  $A_0 = 1$ , 同时考虑噪声干扰, 上述等式(5-6)可以写成以下的矩阵形式

$$\mathbf{b} = \mathbf{H}\mathbf{a} + \mathbf{w}, \quad (5-7)$$

其中

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} H_0 & H_1 & \cdots & H_{L-1} \\ H_1 & H_2 & \cdots & H_L \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{M-L-1} & H_{M-L} & \cdots & H_{M-1} \end{bmatrix} \quad (5-8)$$

以及

$$\mathbf{a} = [A_L, A_{L-1}, \cdots, A_1]^T \quad (5-9)$$

以及

$$\mathbf{b} = -[H_L, H_{L+1}, \cdots, H_{M-1}]^T \quad (5-10)$$

基于LS准则, 可以由公式(5-7)计算出零化滤波器的系数, 然后再求解滤波器的零点, 即为中间变量  $u_l$ ,

$$\{u_l\}_{l=1}^L = \text{roots}\{[A_0, A_1, \cdots, A_L]\} \quad (5-11)$$

进一步, 中间变量  $c_l$  也可由公式(5-1)求出。对于一个特定的PLC 网络来说,  $\alpha_0$ 、 $\alpha_1$  和  $v_g$  等参数可以认为是已知的常数, 因此未知的电长度以及路径增益可以计算如下

$$d_l = -\ln(u_l)v_g/[(\alpha_1 v_g + j2\pi)\Delta f] \quad (5-12)$$

以及

$$g_l = c_l \cdot e^{(\alpha_0 + \alpha_1 f_{\min})d_l + j2\pi f_{\min} \frac{d_l}{v_g}} \quad (5-13)$$

### 5.2.2 基于ESPRIT的信道估计方法

我们再次考虑公式(5-8)表示的矩阵 $\mathbf{H}$ , 在没有噪声的情况下, 它可以分解为 $\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^H$ , 其中 $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{S}$ 和 $\mathbf{V}^H$ 表示为<sup>[159]</sup>

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ u_1 & u_2 & \cdots & u_L \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_1^{M-L-1} & u_2^{M-L-1} & \cdots & u_L^{M-L-1} \end{bmatrix} \quad (5-14)$$

以及

$$\mathbf{S} = \text{diag}(c_1, c_2, \dots, c_L) \quad (5-15)$$

以及

$$\mathbf{V}^H = \begin{bmatrix} 1 & u_1 & \cdots & u_1^{L-1} \\ 1 & u_2 & \cdots & u_2^{L-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & u_L & \cdots & u_L^{L-1} \end{bmatrix} \quad (5-16)$$

事实上, 矩阵 $\mathbf{U}$ 可以重新表示成

$$\mathbf{U} = \begin{pmatrix} \mathbf{1} \\ \mathbf{1} \cdot \boldsymbol{\Lambda} \\ \vdots \\ \mathbf{1} \cdot \boldsymbol{\Lambda}^{M-L-1} \end{pmatrix} \quad (5-17)$$

其中 $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]$ ,  $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}(u_1, u_2, \dots, u_L)$ 。

ESPRIT 算法的核心思想就是利用上述 $\mathbf{U}$ 这类矩阵的子空间平移不变特性<sup>[79]</sup>, 即

$$\overline{\mathbf{U}} = \underline{\mathbf{U}} \cdot \boldsymbol{\Lambda} \quad (5-18)$$

其中 $(\underline{\cdot})$ 和 $(\overline{\cdot})$ 分别代表去掉矩阵的第一行和最后一行。还可以证明, 对于任意一个 $L \times L$ 非奇异矩阵 $\mathbf{P}$ ,  $\mathbf{U}\mathbf{P}$ 也拥有子空间平移不变特性, 即

$$\overline{\mathbf{U}\mathbf{P}} = \underline{\mathbf{U}\mathbf{P}} \cdot \mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{P} \quad (5-19)$$

这是因为矩阵 $\mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{P}$ 与 $\boldsymbol{\Lambda}$ 拥有相同的特征值, 即 $\{u_l\}_{l=1}^L$ 。

在实际有噪声存在的情况下, 可以对矩阵 $\mathbf{H}$ 进行唯一的奇异值分解

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}_s \mathbf{S}_s \mathbf{V}_s^H + \mathbf{U}_n \mathbf{S}_n \mathbf{V}_n^H \quad (5-20)$$

其中  $\mathbf{U}_s$  和  $\mathbf{V}_s$  的列向量分别代表  $\mathbf{H}$  的  $L$  个左、右主奇异值向量，代表信号子空间，而其余的部分  $\mathbf{U}_n \mathbf{S}_n \mathbf{V}_n^H$  则代表噪声子空间。

可以证明  $\mathbf{U}_s$  和  $\mathbf{V}_s$  均满足子空间平移不变特性，因此  $\{u_l\}_{l=1}^L$  的估计值就是矩阵  $\mathbf{Z} = \underline{\mathbf{U}}_s^\dagger \cdot \overline{\mathbf{U}}_s$  的特征值。

在获得  $u_l$  的估计值之后，与基于零化滤波的方法一样，中间变量  $c_l$  也可由公式(5-1)求出，电长度以及路径增益也可根据公式(5-12)和(5-13)求出。

### 5.2.3 噪声敏感性

在没有噪声的情况下，基于零化滤波的方法可以利用  $2L$  个测量量准确地估计出待估计参数。然而在有噪声的情况下，公式(5-11)代表的求根操作会病态化以致准确性下降，导致整体算法的性能迅速恶化，即使增加采样数量也无法很好地改善算法的性能<sup>[71,73]</sup>。

矩阵的奇异值分解是ESPRIT 算法的核心操作。根据奇异值分解的原理，最大的  $L$  个奇异值及它们的奇异值向量  $\mathbf{U}_s$  对应了信号子空间，而剩余的奇异值及向量对应了噪声子空间。如果我们能够准确的找到信号子空间，则该估计问题可以完美解决。然而，如果噪声子空间的奇异值与信号子空间的奇异值差不多，比如，在SNR 较低的情况下，ESPRIT 算法的性能会大幅度降低<sup>[73,159]</sup>。

在后续的小节中，我们还会提供相应的仿真结果以验证这两种算法对于噪声的敏感性。

## 5.3 SISO电力线系统信道估计方法

### 5.3.1 离散化电力线信道估计模型

已经证明，基于压缩感知的稀疏信号恢复技术具有很好的噪声鲁棒性。然而，如前所述，PLC 信道无论在时域还是频域均不存在稀疏性，因此直接应用压缩感知技术只会导致电力线信道估计算法的失效<sup>[160]</sup>。为了能够应用压缩感知技术，我们需要对现有的模型进行转化，首先要构造CS 算法必须的观测矩阵。在本文中，我们将原有的连续谱估计问题转化成离散估计问题，通过定义电长度  $d_l$  的分辨率  $\Delta d$ ，从而将参数离散化，即  $n_l = \lfloor d_l / \Delta d \rfloor$  和  $N = \lfloor \max(d_l) / \Delta d \rfloor$ ，其中  $\lfloor \cdot \rfloor$  为下取整操作，公式(5-1)可以重写为

$$\begin{aligned} H_k &= \sum_{l=1}^L g_l \cdot e^{-[\alpha_0 + \alpha_1(f_{\min} + k\Delta f)]n_l \Delta d} \cdot e^{-j2\pi(f_{\min} + k\Delta f)\frac{n_l \Delta d}{v_g}} + w_k \\ &= \sum_{l=1}^L \left[ e^{-(\alpha_1 + j\frac{2\pi}{v_g})\Delta f \Delta d n_l} \right]^k \cdot \left[ g_l \cdot e^{-[(\alpha_0 + \alpha_1 f_{\min}) + j2\pi \frac{f_{\min}}{v_g}] \Delta d n_l} \right] + w_k \end{aligned} \quad (5-21)$$

定义

$$v_n = e^{-(\alpha_1 + \frac{j2\pi}{v_g})\Delta f \Delta d \cdot n}, \quad 1 \leq n \leq N \quad (5-22)$$

以及

$$x_n = \begin{cases} g_l \cdot e^{-[(\alpha_0 + \alpha_1 f_{\min}) + j2\pi \frac{f_{\min}}{v_g}] \Delta d \cdot n}, & \text{if } n = n_l \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5-23)$$

我们可以得到一个经典的离散估计模型，

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \mathbf{w}' \quad (5-24)$$

其中  $\mathbf{y}$  表示测量向量

$$\mathbf{y} = [H_0, H_1, \dots, H_{M-1}]^T \quad (5-25)$$

$\Phi$  表示观测矩阵

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ v_1 & v_2 & \dots & v_N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_1^{M-1} & v_2^{M-1} & \dots & v_N^{M-1} \end{bmatrix}_{M \times N} \quad (5-26)$$

以及  $\mathbf{x}$  表示目标向量

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T \quad (5-27)$$

另外  $\mathbf{w}'$  代表噪声向量。在这个模型里，目标向量  $\mathbf{x}$  具有稀疏性，它只有  $L$  个非零元素，其支撑集合为  $\mathcal{T} = \{n_l\}_{l=1}^L$ ，因此这个问题可以利用CS 理论来解决。

### 5.3.2 基于稀疏贝叶斯学习的信道估计方法

对公式 (5-24) 所表示的模型来说，CS 理论已经证明目标向量  $\mathbf{x}$  可经由很少的观测数  $M$  实现精确恢复，只要  $\mathbf{x}$  具有稀疏性，即目标向量中非零元素个数  $L$  远小于它的维度  $N$ 。实际操作中，不同的CS 算法对于矩阵以及目标向量稀疏度有不同的要求。本文中，我们则重点关注两类具有代表性的CS 方法：基于贪心算法的CS (greedy CS) 和贝叶斯压缩感知 (Bayesian CS, BCS)。对于基于贪心算法的CS 方法来说，能够精确恢复目标向量的充分条件是观测矩阵  $\Phi$  满足RIP性质。然而，目前没有快速的算法来检测矩阵的这一特性。一个常用的近似等效手段是计算矩阵的相干系数  $\eta_\Phi$  (相干系数越小，恢复性能越好)，相干系数的定义是矩

阵 $\eta_{\Phi}$ 归一化列向量之间最大的互相关系数，即

$$\eta_{\Phi} = \max_{1 \leq l, k \leq N, l \neq k} \frac{|\langle \phi_l, \phi_k \rangle|}{\|\phi_l\|_2 \cdot \|\phi_k\|_2} \quad (5-28)$$

其中 $\phi_l, 1 \leq l \leq N$ 是矩阵 $\Phi$ 的归一化列向量。一般来说，对于稀疏度为 $L$ 的目标向量来说，当观测矩阵的相干系数满足 $\eta_{\Phi} < 1/2L$ 时，可以实现信号的精确恢复<sup>[87,161]</sup>。

然而，从公式(5-26)我们发现，电力线信道估计所涉及的观测矩阵 $\Phi$ 的相干系数非常大，因此基于贪心算法的CS性能在这种情况下会显著恶化。BCS，又名稀疏贝叶斯学习(sparse Bayesian learning, SBL)，提供了另一种可行的解决方案。BCS最早由Tipping提出<sup>[88]</sup>，是一种基于关联向量机(relevance vector machine, RVM)的理论架构，它的核心思想是利用贝叶斯准则寻找待估计信号的后验概率 $f(\mathbf{x}|\mathbf{y}; \Omega)$ 。其中 $\Omega$ 表示超参数的集合，包括协方差矩阵、噪声方差等，一般可以先忽略 $\mathbf{x}$ 的影响通过经验贝叶斯来求解。一旦获得了超参数的估计，就可以根据最大后验概率准确对 $\mathbf{x}$ 进行求解。BCS采用了一种可以同时描述稀疏信号以及噪声的统计模型，而且在信号恢复的求逆过程中，它始终考虑了噪声的统计特性，因此这类算法具有更强的噪声鲁棒性。另外，与基于贪心算法的CS不同，BCS对于观测矩阵的RIP性质或者相干系数并没有要求，也就是说它可以处理矩阵相干系数较大时的恢复问题，很适合本文所涉及的模型。

本文以RVM算法为基础，针对电力线信道特点，提出了一种稀疏信道估计方法，如算法5.1所述。当获得了参数 $L$ 、 $g_l$ 和 $d_l$ 后，电力线信道的CFR可以由公式(2-13)计算得到，然后用于数据均衡等后续操作。

## 5.4 MIMO电力线系统信道估计方法

本小节中我们将所提的信道估计方法扩展到MIMO电力线系统中。通过利用频域的正交导频(对于不同的发射天线来说，仅仅导频位置的起始频率 $f_{\min}^{(pq)}$ 不同，导频之间的间隔 $\Delta f$ 相同)我们可以获得不同信道频率响应的均匀采样，表达如下

$$\begin{aligned} H_k^{(pq)} &\triangleq H(f_k^{(pq)}) \\ &= H(f_{\min}^{(pq)} + k\Delta f) \\ &= \sum_{l=1}^L g_l^{(pq)} \cdot e^{-j\varphi^{(pq)}} \cdot e^{-[\alpha_0 + \alpha_1(f_{\min}^{(pq)} + k\Delta f)]d_l} \cdot e^{-j2\pi(f_{\min}^{(pq)} + k\Delta f)\frac{d_l}{v_g}} + w_k^{(pq)} \\ &= \sum_{l=1}^L c_l^{(pq)} \cdot u_l^k + w_k^{(pq)} \end{aligned} \quad (5-29)$$

其中 $c_l^{(pq)}$ 和 $u_l$ 是中间变量， $u_l$ 与SISO系统的中间变量定义完全一样，参见公式

**算法5.1:** 基于RVM算法的电力线信道估计方法。

**输入:** 测量向量 $\mathbf{y}$ , 分辨率 $\Delta d$ , 信号维度 $N$ , 估计残差 $r_{th}$ ;

**输出:** 待估计参数 $L$ ,  $g_l$ ,  $d_l$ ;

- 1 设置先验矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}^0 = \mathbf{I}_N$ ;
- 2 初始化噪声方差 $\lambda^0 = 0.01 \times \text{var}(\mathbf{y})$ 和估计残差 $\mathbf{r}^0 = \mathbf{y}$ ;
- 3 根据输入参数构建观测矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ ;
- 4 设置循环次数 $t = 1$ ;
- 5 调用RVM算法来更新目标信号 $\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{x}}^t$ , 噪声方差 $\lambda^t$ , 估计残差 $\mathbf{r}^t$ 和循环次数 $t$ 直到估计残差小于预设值 $\|\mathbf{r}^t\|_2 < r_{th}$ ;
- 6 将目标信号中绝对值小于 $3\lambda^t$ 的元素置为0作为目标向量最终估计值, 即 $\hat{\mathbf{x}} = S_{3\lambda^t}(\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{x}}^t)$ , 并获得 $L$ 的估计值;
- 7 利用目标向量的非零元素集合计数待估计电长度,  $\{d_l\}_{l=1}^L = \text{supp}(\hat{\mathbf{x}})\Delta d$ ;
- 8 根据公式(5-23)计算参数 $g_l$ 。

(5-3), 而 $c_l^{(pq)}$ 的表达如下

$$c_l^{(pq)} = g_l^{(pq)} \cdot e^{-[(\alpha_0 + \alpha_1 f_{\min}^{(pq)})d_l + j(2\pi f_{\min}^{(pq)} \frac{d_l}{v_g} + \varphi^{(pq)})]} \quad (5-30)$$

与SISO系统类似, 我们可以得到如下的矩阵表示

$$\mathbf{y}^{(pq)} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x}^{(pq)} + \mathbf{w}^{(pq)}, 1 \leq p \leq N_t, 1 \leq q \leq N_r \quad (5-31)$$

其中测量向量 $\mathbf{y}^{(pq)}$ 表示为

$$\mathbf{y}^{(pq)} = [H_0^{(pq)}, H_1^{(pq)}, \dots, H_{M-1}^{(pq)}]^T \quad (5-32)$$

目标向量 $\mathbf{x}^{(pq)}$ 表示为

$$\mathbf{x}^{(pq)} = [x_1^{(pq)}, x_2^{(pq)}, \dots, x_N^{(pq)}]^T \quad (5-33)$$

而 $\mathbf{x}^{(pq)}$ 的组成元素 $x_n^{(pq)}$ 表示为

$$x_n^{(pq)} = \begin{cases} g_l^{(pq)} \cdot e^{-[(\alpha_0 + \alpha_1 f_{\min}^{(pq)}) + j(2\pi \frac{f_{\min}^{(pq)}}{v_g} + \varphi^{(pq)})] \Delta d \cdot n}, & \text{if } n = n_l \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5-34)$$

由于MIMO电力线信道的空间相关性, 对于同一个时隙中不同的向量 $\mathbf{x}^{(pq)}$ 之间具有相同的稀疏支撑集合, 即对于所有的发射-接收天线对来说, 目标向量 $\mathbf{x}^{(pq)}$ 非零元素的位置是一样的。基于这样一个内在性质, 我们可以应用多向量稀疏贝叶斯学习(multiple response model SBL, MSBL)算法<sup>[107]</sup>或者块稀疏贝叶斯学习

(block SBL, BSBL) 算法<sup>[108]</sup>来解决这个估计问题并获得更好的估计性能。在本小节中，我们将简单描述基于这两种算法的信道估计方法，并在后续小节里比较它们的性能。

### 5.4.1 基于多向量稀疏贝叶斯学习的信道估计方法

为了应用MSBL 算法，我们需要将所有发射-接收天线对对应的测量向量 $\mathbf{y}^{(pq)}$ 作为列向量组成一个测量矩阵，即 $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}^{(11)}, \mathbf{y}^{(21)}, \dots, \mathbf{y}^{(N_t N_r)}]$ ，那么对于所有的天线对，我们可以有如下的矩阵表达

$$\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{X} + \mathbf{W} \quad (5-35)$$

其中 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}^{(11)}, \mathbf{x}^{(21)}, \dots, \mathbf{x}^{(N_t N_r)}]$ 是等效的目标矩阵，其列向量对应各个天线对的目标向量。由于每个天线对对应的目标向量 $\mathbf{x}^{(pq)}$ 具有相同的稀疏支撑集，公式 (5-35)所描述的模型就是压缩感知理论中的多观测量向量 (multiple measurement vector, MMV) 问题，可以应用很多成熟的BCS 技术来求解。其中，Wipf 等人提出的MSBL 算法在算法复杂度和恢复性能之间取得了很好的折中<sup>[107]</sup>，因此在本文中我们基于此算法提出了一种适合MIMO 电力线系统的信道估计方法，如算法 5.2 所述。

---

#### 算法 5.2: 基于MSBL 算法的MIMO 电力线信道估计方法。

---

**输入:** 测量矩阵 $\mathbf{Y}$ , 分辨率 $\Delta d$ , 信号维度 $N$ , 估计残差 $r_{th}$ ;

**输出:** 待估计参数 $L$ ,  $g_l^{(pq)}$ ,  $d_l$ ;

- 1 设置先验矩阵 $\Gamma^0 = \mathbf{I}_N$ ;
  - 2 初始化噪声方差 $\lambda^0 = 0.01 \times \text{var}(\mathbf{Y})$ 和估计残差 $\mathbf{R}^0 = \mathbf{Y}$ ;
  - 3 根据输入参数构建观测矩阵 $\Phi$ ;
  - 4 设置循环次数 $t = 1$ ;
  - 5 调用MSBL算法来更新目标信号 $\mathcal{M}_{\mathbf{X}}^t$ , 噪声方差 $\lambda^t$ , 估计残差 $\mathbf{R}^t$ 和循环次数 $t$   
直到估计残差小于预设值 $\|\mathbf{R}^t\|_{\mathcal{F}} < r_{th}$ ;
  - 6 将目标信号中绝对值小于 $3\lambda^t$ 的元素置为0 作为目标向量最终估计值,  
即 $\hat{\mathbf{X}} = S_{3\lambda^t}(\mathcal{M}_{\mathbf{X}}^t)$ , 并获得 $L$  的估计值;
  - 7 利用目标向量的非零元素集合计待估计电长度,  $\{d_l\}_{l=1}^L = \text{supp}(\hat{\mathbf{x}}^{(11)})\Delta d$ ;
  - 8 根据公式 (5-34)计算参数 $g_l^{(pq)}$ 。
- 

然而，现有的MMV 算法通常假设目标向量之间是独立同分布的，而忽略了其非零元素之间的强相关性。同时，如果在某些极端条件下目标向量具有相同稀

疏支撑集的假设不成立时，那么基于MMV 算法的MIMO 电力线信道估计方法则会失效。

### 5.4.2 基于块稀疏贝叶斯学习的信道估计方法

为了更好的利用目标向量之间的相关性、同时克服稀疏支撑集不完全相同时的估计失效问题，我们提出了一种基于改进BSBL 算法的MIMO PLC 信道估计方法。为了应用BSBL 算法<sup>[108]</sup>，我们将所有的测量向量 $\mathbf{y}^{(pq)}$  合并成一个等效的长向量

$$\dot{\mathbf{y}} = \left[ (\mathbf{y}^{(11)})^T, (\mathbf{y}^{(21)})^T, \dots, (\mathbf{y}^{(N_t N_r)})^T \right]^T \quad (5-36)$$

那么公式(5-35)可以重新表述为

$$\dot{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \Phi & & \\ & \Phi & \\ & & \ddots & \\ & & & \Phi \end{bmatrix}_{N_t N_r M \times N_t N_r N} \begin{bmatrix} \mathbf{x}^{(11)} \\ \mathbf{x}^{(21)} \\ \vdots \\ \mathbf{x}^{(N_t N_r)} \end{bmatrix}_{N_t N_r N \times 1} + \dot{\mathbf{w}} \stackrel{\Delta}{=} \mathbf{D} \dot{\mathbf{x}} + \dot{\mathbf{w}} \quad (5-37)$$

接着，我们对合并的长向量 $\dot{\mathbf{x}}$  进行重新整理构成等效的目标向量 $\mathbf{z} = [\mathbf{z}_1^T, \mathbf{z}_2^T, \dots, \mathbf{z}_N^T]^T$ ，其中 $\mathbf{z}_n = [x_n^{(11)}, x_n^{(21)}, \dots, x_n^{(N_t N_r)}]^T$ ，因此公式 (5-37) 可以重新表述为

$$\dot{\mathbf{y}} = \Psi \mathbf{z} + \dot{\mathbf{w}} \quad (5-38)$$

等效的观测矩阵 $\Psi$  表示为

$$\Psi = [\phi_1 \otimes \mathbf{I}_{N_t N_r}, \phi_2 \otimes \mathbf{I}_{N_t N_r}, \dots, \phi_N \otimes \mathbf{I}_{N_t N_r}]_{N_t N_r M \times N_t N_r N}, \quad (5-39)$$

其中 $\phi_i$  是矩阵 $\Phi$  的第*i* 个列向量， $\otimes$  代表矩阵的Kronecker积操作。

由于MIMO 电力线信道的空间相关性，重新整理后的等效目标向量 $\mathbf{z}$  具有块稀疏性，可以利用BSBL 进行求解。相比于基于MMV 的MSBL 算法，BSBL 引入了块协方差矩阵 $\mathbf{B}$  来描述块内的内在相关性，从而可以获得更好的估计性能。同时，我们也注意到当PLC 信号传输过程中存在某个节点它的导体没有完全接入网络时，根据MIMO PLC 系统的原理，其多个天线对对应的信道则仅具有部分相同的稀疏支撑集。因此，我们提出了一种基于改进BSBL 算法的信道估计方法可以解决这种情况下的估计问题，如算法 5.3所述。

上述方法主要基于标准的BSBL算法，但是同时拥有了以下三点改进：

**算法5.3: 基于改进BSBL 算法的MIMO 电力线信道估计方法。**


---

**输入:** 测量向量  $\hat{\mathbf{y}}$ , 分辨率  $\Delta d$ , 信号维度  $N$ , 估计残差  $r_{th}$ ;

**输出:** 待估计参数  $L$ ,  $g_l^{(pq)}$ ,  $d_l^{(pq)}$ ;

- 1 设置先验矩阵  $\Gamma^0 = \mathbf{I}_N$ ;
- 2 初始化块协方差矩阵  $\mathbf{B} = \mathbf{I}_{N_r N_r}$ 、噪声方差  $\lambda^0 = 0.01 \times \text{var}(\mathbf{z})$  和估计残差  $\mathbf{r}^0 = \hat{\mathbf{y}}$ ;
- 3 根据输入参数构建观测矩阵  $\Psi$ ;
- 4 设置循环次数  $t = 1$ ;
- 5 **while**  $\|\mathbf{r}^t\|_2 < \|\mathbf{r}^{t-1}\|_2$  或者  $\|\mathbf{r}^t\|_2 > r_{th}$  **do**

  - 6      $\Sigma_0 = \Gamma^{t-1} \otimes \mathbf{B}$ ;
  - 7      $\Xi_{\hat{\mathbf{y}}}^t = (\Sigma_0^{-1} + \frac{1}{\lambda^{t-1}} \Psi^H \Psi)^{-1}$ ; {更新目标信号的协方差矩阵}
  - 8      $\mu_z^t = \Sigma_0 \Psi^H (\lambda^{t-1} \mathbf{I} + \Psi \Sigma_0 \Psi^H)^{-1} \hat{\mathbf{y}}$ ; {更新目标信号}
  - 9      $\gamma_i^t = \frac{1}{N_r N_r} \text{Tr}[\mathbf{B}^{-1} (\Xi_{\hat{\mathbf{y}}}^t + \mu_{z,i}^t (\mu_{z,i}^t)^H)]$  其中  $i = 1, 2, \dots, N$ ; ( $\mu_{z,i}^t$  是向量  $\mu_z^t$  的第  $i$  块,  $\Xi_{\hat{\mathbf{y}}}^t$  是矩阵  $\Xi_{\hat{\mathbf{y}}}^t$  的第  $i$  个主对角块矩阵。)
  - 10     $\Gamma^t = \text{diag}(\gamma_1^t, \gamma_2^t, \dots, \gamma_N^t)$ ;
  - 11     $\mathbf{r}^t = \hat{\mathbf{y}} - \Psi \mu_z^t$ ; {更新估计残差}
  - 12     $\lambda^t = (\|\mathbf{r}^t\|_2^2 + \text{Tr}(\Xi_{\hat{\mathbf{y}}}^t \Psi^H \Psi)) / N$ ; {更新噪声方差}
  - 13     $\mathbf{B} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Xi_{\hat{\mathbf{y}}}^t + \mu_{z,i}^t (\mu_{z,i}^t)^H) / \gamma_i^t$ ; {更新块协方差矩阵}
  - 14     $t \leftarrow t + 1$ ;

- 15 **end**
- 16 将目标信号中绝对值小于  $3\lambda^t$  的元素置为0, 获得其他非零元素的支撑集  $\mathcal{D} = \text{supp}(S_{3\lambda^t}(\mu_z^t))$ ;
- 17 利用估计的支撑集对于目标向量进行LS估计  $\hat{\mathbf{z}}|_{\mathcal{D}} = (\Psi|_{\mathcal{D}})^{\dagger} \hat{\mathbf{y}}$ ;
- 18 根据目标向量的最终估计结果  $\hat{\mathbf{z}}$  来估计电长度,  $\{d_l^{(pq)}\}_{l=1}^L$ ;
- 19 根据公式 (5-34) 计算参数  $g_l^{(pq)}$ 。

---

- **自适应性:** 标准的BSBL 算法中, 循环的执行条件通常是设定估计残差大于某个预设值, 算法估计的准确性很大程度上依赖预设值的选取。我们提出改进的算法在循环的执行条件里增加了一项  $\|\mathbf{r}^t\|_2 < \|\mathbf{r}^{t-1}\|_2$ , 即估计残差需要不断减小, 这样就能有效避免预设值选取不当造成的估计性能恶化, 同时在某些极端情况(如仅有部分相同的稀疏支撑集时)性能也更加鲁棒。
- **二次去噪:** 我们在标准BSBL 算法循环结束之后增加了二次去噪的步骤, 即将估计结果  $\mu_z^t$  中幅值较小的元素置为0, 然后进行最终的LS 估计。这个操

作可以进一步降低仅有部分相同的稀疏支撑集时的估计误差。

- **先验信息:** 在特定的系统中, 部分初始化的参数包括协方差矩阵、先验矩阵、预设值、噪声分布等等均可以进行适当的优化选取以降低算法的计算复杂度。

## 5.5 算法复杂度分析

本小节, 我们将分别给出本文中介绍的几种电力线稀疏信道估计方法的复杂度。基于零化滤波器的方法本身没有专门的去噪过程, 它主要的计算量来自于求解公式(5-6)所描述的Yule-Walker系统。在没有噪声的情况下, 该方法仅需 $2L$ 个测量量即可实现准确估计, 其复杂度为 $O(L^2)$ 。在有噪声的情况下, 该方法需要增加测量量以克服噪声带来的误差, 当测量量为 $M$ 时该方法的复杂度为 $O(M^2)$ 。

基于ESPRIT算法的信道估计方法的计算量主要来自于矩阵的奇异值分解, 在没有噪声的情况下, 其复杂度为 $O(L^3)$ 。在有噪声的情况下, 该方法也需要增加测量量以克服噪声引入的误差, 当测量量为 $M$ 时并适当引入一些简化算法该方法的复杂度为 $O(M^2L + L^3)$ 。

基于贝叶斯压缩感知的信道估计方法的计算量主要来自于矩阵求逆运算。对于基于RVM算法的估计方法来说, 公式(5-24)的矩阵求逆其复杂度为 $O(N^3)$ , 通过采用迭代算法, 其复杂度可简化为 $O(M^2N)$ 。类似地, 基于MSBL算法和基于改进BSBL算法的估计方法, 其复杂度分别为 $O(M^2N)$ 和 $O(N_t^3 N_r^3 M^2 N)$ 。

## 5.6 仿真结果

本小节将介绍仿真平台的搭建、主要参数配置细节、算法重构概率以及不同算法估计性能的比较, 并对所提算法涉及的离散化操作进行讨论。

### 5.6.1 仿真平台搭建

为了验证本章所提出的电力线信道估计新方法的可行性, 我们对新方法和现有方法进行了对比仿真。对于SISO 电力线信道以及MIMO 电力线系统中的PN-PN 信道, 我们采用的信道模型是 $L$  径的随机电力线信道<sup>[98]</sup>。对于MIMO 电力线系统中的其他信道, 我们采用公式 (2-14)表示的信道模型, 其中相关项 $\varphi^{(pq)}$  取值自 $[-\Delta\varphi/2, \Delta\varphi/2]$  上的均匀分布, 而 $\Delta\varphi = \pi$  表示其他信道与PN-PN信道之间的平均相关性。仿真信道的参数参见表 5.1。其他的仿真参数请参见表 5.2。值得说明的是根据本章所采用的系统模型, 仿真所用的导频均是频域均匀放置的梳状导频。

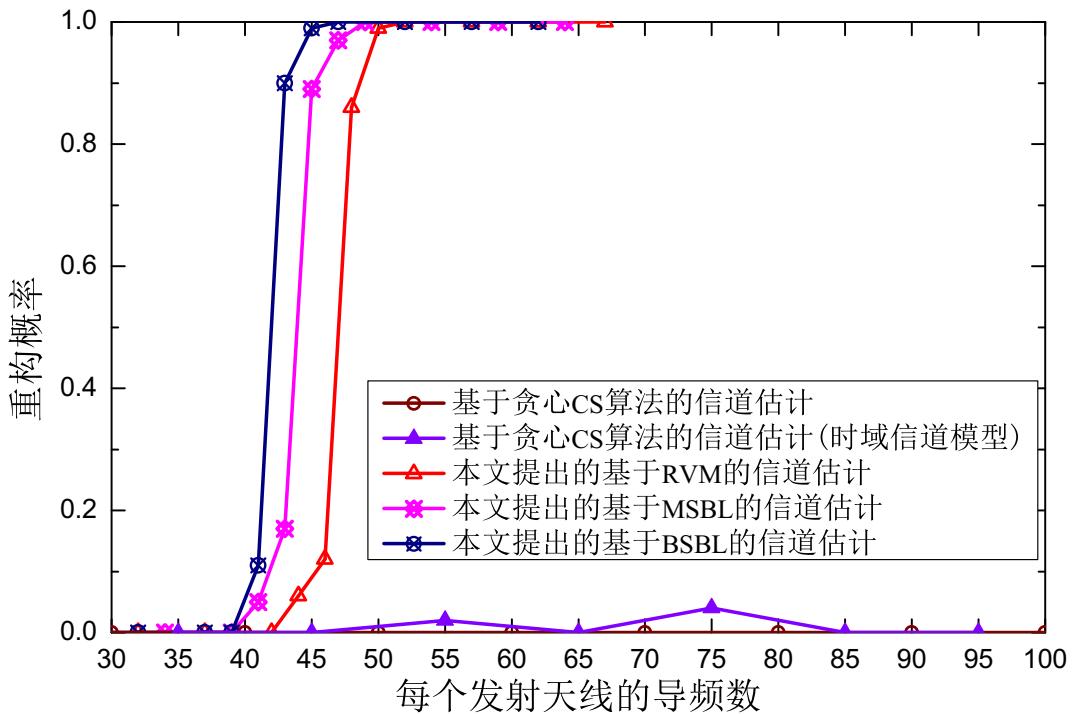


图 5.1 SNR=20dB时本文所提的估计方法与基于贪心算法的压缩感知方法的信号重构概率

表 5.1 随机PLC信道的参数

参数	符号	数值或模型
路径数量	$L$	10
路径电长度	$d_l, l = 1, \dots, L$	最大信号电长度为 $d_{\max} = 800m$ 及密度为 $\Lambda = 0.2m^{-1}$ 的泊松到达过程
路径增益	$g_l^{(pq)}, l = 1, \dots, L, p = 1, 2, q = 1, 2, 3$	$p = [-1, 1]$ 上的均匀分布
相关性参数	$\varphi^{(pq)}, p = 1, 2, q = [-\pi/2, \pi/2]$	上的均匀分布
群速度	$v_g$	$2 \times 10^8 m/s$
衰减参数	$\alpha_0, \alpha_1$	$\alpha_0 = 0, \alpha_1 = 7.8 \times 10^{-10} s/m$
电长度分辨率	$\Delta d$	1m

表 5.2 系统仿真参数

参数	符号	数值
信号频率范围	$[f_{\min}, f_{\max}]$	[2, 30] MHz
保护间隔长度	$N_G$	256
OFDM数据块长度	$N_D$	2048
每个发射天线的导频数	$M$	64

### 5.6.2 重构概率

为了评估本章所提出的电力线信道估计新方法的恢复性能，我们对所提方法和基于贪心算法的CS 算法（本章我们以经典的OMP 算法<sup>[84]</sup>为例，其性能如图 5.1中的第一条曲线所示）在SNR=20dB 时不同导频数量下的重构概率进行比较，如图 5.1所示。同时我们还比较了直接将OMP 算法应用到电力线的时域信道模型进行估计时的恢复性能（即图 5.1中的第二条曲线所示），这种情况下我们采用频域随机导频以保证观测矩阵的RIP 性质。在恢复性能评估中，我们定义一次估计中正确的恢复是指估计的MSE 小于 $10^{-2}$ ，此处的MSE 与传统离散信号估计的MSE 略有不同，定义如下

$$\text{MSE} = \sqrt{\frac{\int_{f_{\min}}^{f_{\max}} |H(f) - \bar{H}(f)|^2 df}{\int_{f_{\min}}^{f_{\max}} |H(f)|^2 df}}, \quad (5-40)$$

其中 $\bar{H}(f)$  是利用估计的参数进行合成的CFR。

从图 5.1可以发现，由于利用了信道的空间相关性，MIMO 系统中单个信道成功估计所需要的导频数 $M$  可以由SISO 系统中的大约 $M = 52$  减少到 $M = 48$  个。同时，基于改进BSBL 算法的信道估计方法可以更好的利用MIMO 电力线信道的内在相关性，因此可以进一步降低单个信道所需的导频数。另外，可以发现基于贪心算法的CS 方法无论在时域的电力线信道模型还是在本文所采用的信道模型中均无法正确恢复待估计信道，这也印证了我们前述的分析。

在具体的应用中，信道估计性能的鲁棒性与导频的开销是一个折衷选择的过程，在我们后续的仿真中每个发射天线的导频数设置为 $M = 64$ 。

### 5.6.3 算法估计性能比较

图 5.2和图 5.3给出了本章所涉及的各种信道估计方法的MSE 性能，其中还包

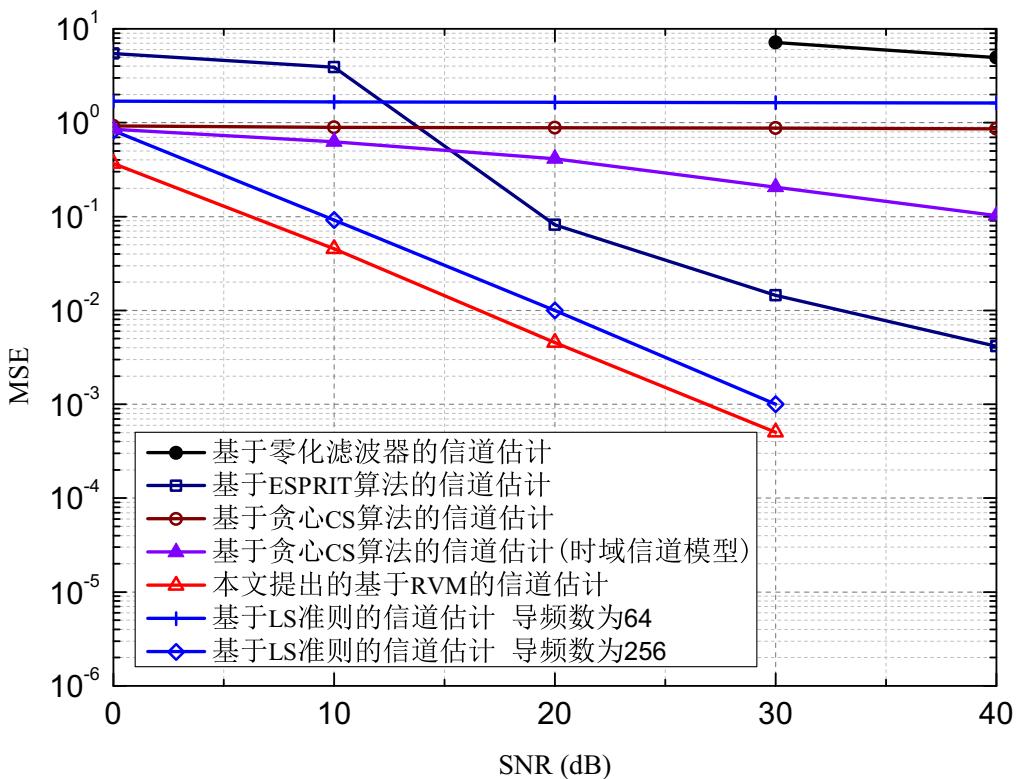


图 5.2 本文所提的估计方法与现有相关估计方法在SISO电力线信道下的MSE 性能比较

括了基于贪心算法的CS 方法 (OMP) 应用到本章所提模型以及时域电力线信道模型时的估计性能。传统基于LS 准则的信道估计方法通常需要更多的测量量，我们分别仿真了梳状导频数为256 和64 个的估计性能。从图 5.2可以看出，本文所提的基于RVM 算法的电力线信道股计算法相比传统的估计方法具有更好的MSE 估计性能。基于零化滤波的信道估计方法对于噪声的敏感性很强，在通信系统典型的信噪比条件下无法正常工作，而ESPRIT 的信道估计方法需要很高的SNR 才能达到通信所需的MSE 水平 ( $10^{-2}$ )，在实际系统中不太实用。由于观测矩阵的强相关性，OMP 算法在本文所提的模型中完全失效，其性能甚至比直接将OMP 算法应用到时域电力线信道的情况还差。从图 5.3可以看出，在MIMO 情况下，通过利用信道的空间相关性，本文所提的基于MSBL 算法的信道估计方法相比于SISO 情况下基于RVM 算法的估计方法可以获得近2.5dB 的性能增益，而基于改进BSBL 算法的信道估计方法还可以进一步获得近2.5dB的增益。

为了进一步分析ESPRIT 算法的局限性，我们仿真了基于ESPRIT 的信道估计方法在不同导频数量下的估计性能，如图 5.4所示。从仿真结果可以发现，仅在SNR 较高的情况下（高于某个阈值），基于ESPRIT 的方法的估计性能会随着导频数量的增加而提高；而一旦SNR 低于这个阈值，由于噪声与部分信号大小相当，会造成估计结果的不可靠，表现为估计性能会随着导频数量的增加而恶化。

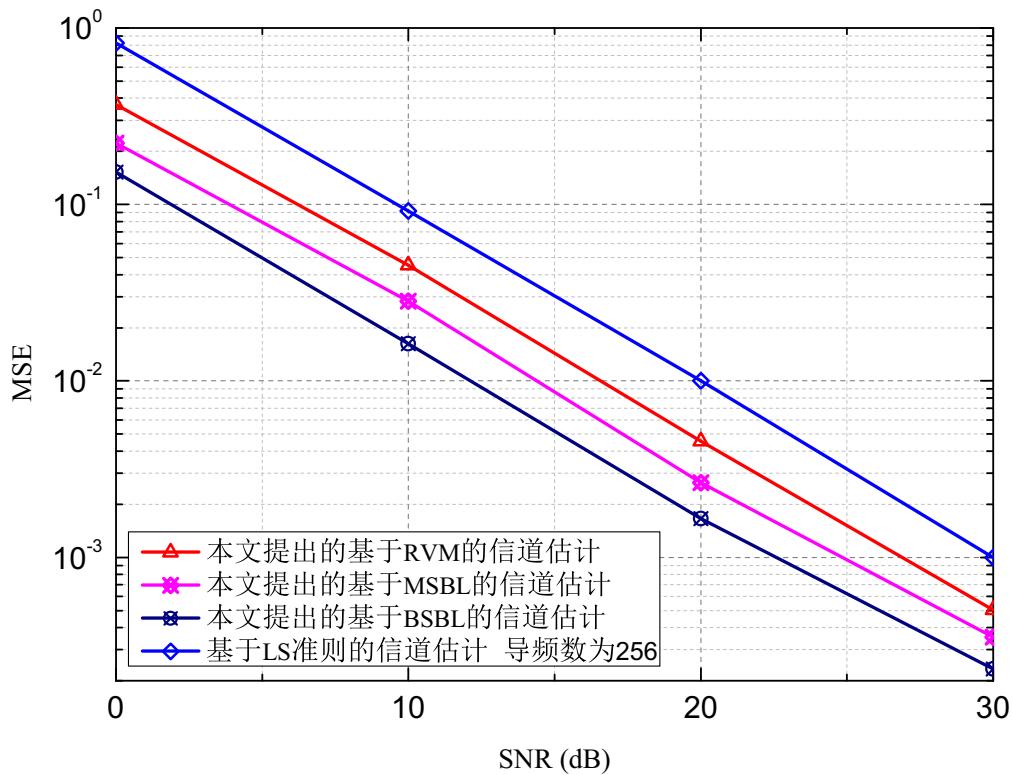


图 5.3 本文所提的几种估计方法的MSE 性能比较

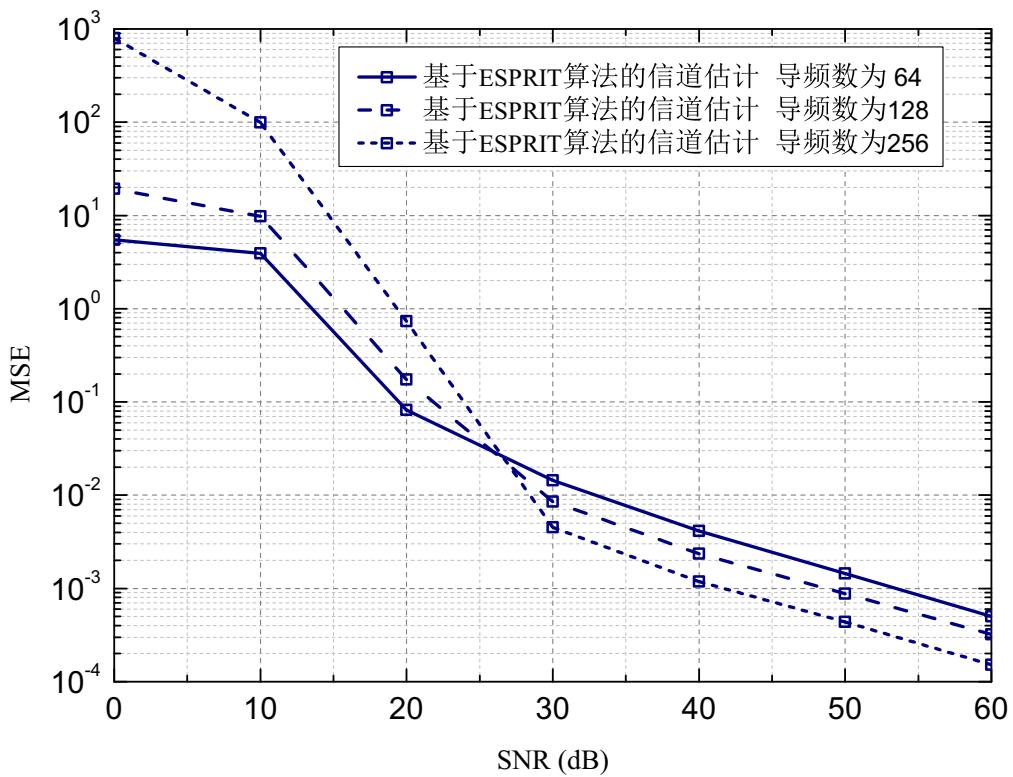


图 5.4 基于ESPRIT算法的估计方法在不同导频数量下的MSE 性能比较

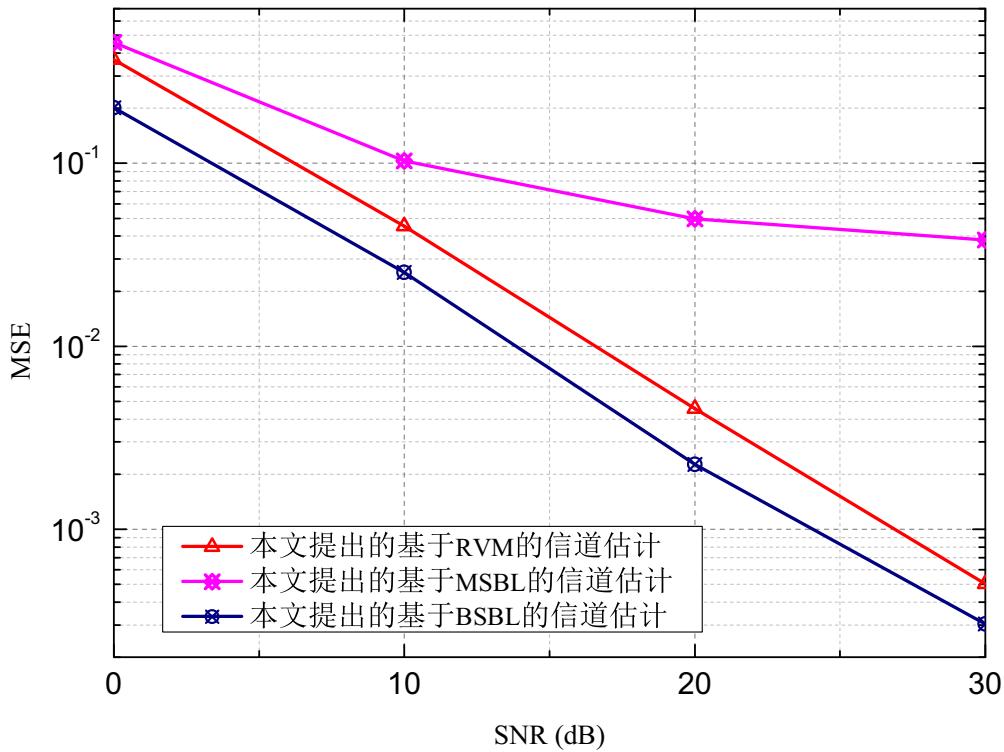


图 5.5 MIMO 系统中信道仅存在部分相同稀疏支撑集时的MSE 性能比较

在本文的情况下，该阈值在27dB 附近，这个阈值很高在实际通信系统中不实用，当SNR 小于27dB 时，基于ESPRIT 的方法的估计性能依然不可靠。

针对MIMO 系统中信道仅存在部分相同稀疏支撑集时的情况，我们也仿真了本文所提出的估计方法的性能，如图 5.5所示。在这种情况下，基于MSBL 算法的估计方法性能出现了显著的恶化，而基于改进BSBL 算法的估计方法仍然能够获得准确的估计结果。

另外，我们还比较了本文所提的方法与传统基于LS 准则的信道估计方法（采用了256个导频）的频谱效率，参见表 5.3。可见，本文所提的方法具有更高的频谱效率。

表 5.3 频谱效率的比较

方案	频谱效率
传统基于LS准则的方案	77.8%
本文提出的稀疏信道估计方案	86.1%

#### 5.6.4 关于离散化的讨论

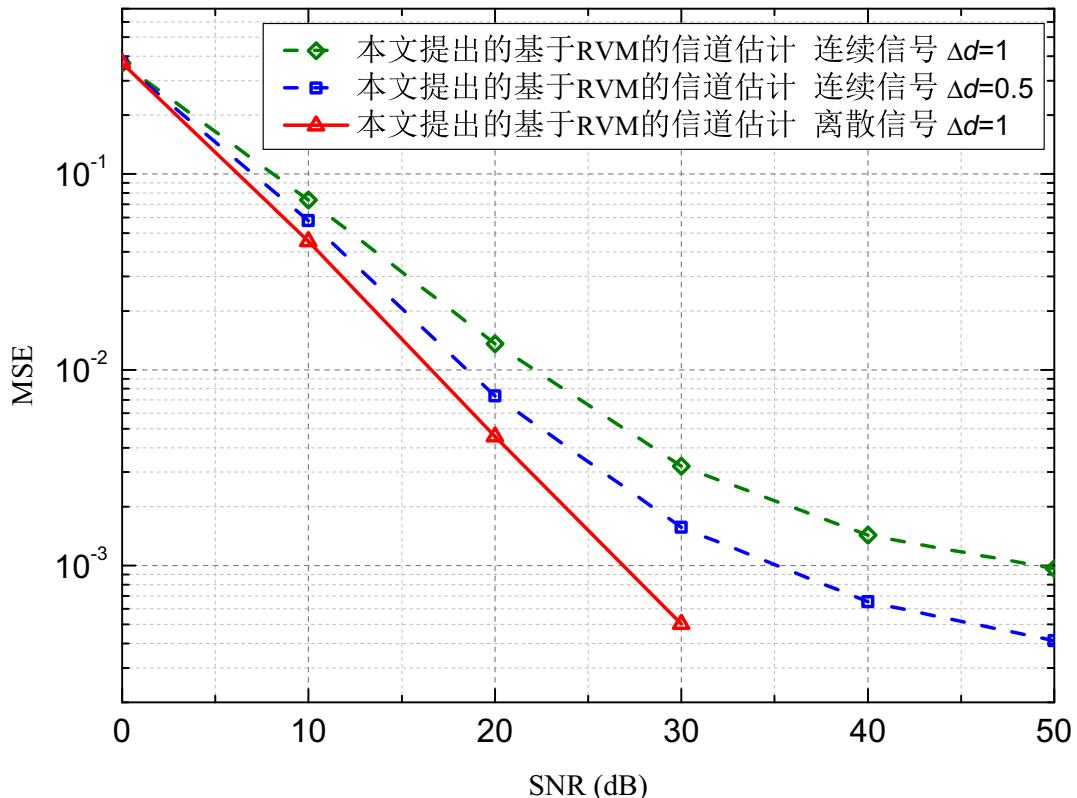


图 5.6 本文所提的估计方法在离散和连续情况下的MSE性能比较

从本章的方法介绍部分可以发现基于零化滤波和ESPRIT 算法的信道估计方法是针对连续的信号估计问题的，而压缩感知算法却只能在离散模型下工作。这就意味着，当我们采用了一个固定的分辨率对电长度进行离散化然后再应用SBL进行估计，这一处理过程必然会导致最终的估计会存在一定的退化，也即会存在量化偏差。为了评估由于离散化带来的量化偏差，我们将仿真中的电长度从整数改为随机的实数来模拟实际情况下的连续信号。简单起见，我们仅仿真了SISO 情况作为例子。图 5.6给出了离散和连续信号情况下的MSE 性能比较。我们会发现，在连续信号情况下（更接近真实信道情况），我们所提的基于RVM 算法的估计方法会存在一定程度的性能退化，同时由于有限的分辨率估计结果会存在明显的误差平台（error floor）。不过，由于实际系统通常还会采用有效的信道编码，因而这样的误差平台不会对系统性能带来明显的影响。这意味着只要我们选择合适的分辨率保证信道估计的误差平台低于解码所需的MSE 门限，就能够保证信号传输的可靠性。

## 5.7 本章小结

针对现有电力线信道估计方法存在估计精度低、导频开销大的问题，本章提出了一种基于SBL 的电力线信道估计方法。该方法基于电力线信道的参数稀疏化模型，通过对估计电长度离散化处理，将原有的连续谱估计问题转化成离散信号估计问题，相比于现有的基于零化滤波和ESPRIT 算法的电力线稀疏信道估计方法具有更好的估计性能和噪声鲁棒性，相比于传统的基于LS 准则的电力线信道估计方法具有更高的频谱效率。同时，在充分利用MIMO 电力线信道的空间相关性，我们进一步将该建模思路扩展到MIMO 系统，并提出了基于MSBL 和改进BSBL 算法的MIMO 电力线信道估计方法，这两种方法可以分别用来解决不同天线对对应的信道具有完全相同的稀疏支撑集和仅具有部分相同的稀疏支撑集情况下的信道估计问题。

## 第6章 宽带电力线、可见光与无线融合通信网络

### 6.1 问题描述与研究目标

伴随着大数据以及物联网时代的来临，大量移动用户的同时接入、海量信息的获取与分发、日益拥挤的无线频谱资源以及需要兼顾高速率和高质量的要求，对于移动通信网络的服务提出了全新的需求和更大的挑战。事实上，随着通信需求的进一步增长，移动通信的场景也变得愈发多元化和差异化，然而不同的通信技术往往存在或多或少的短板：现有基于射频通信的无线通信解决方案，如WiFi、蜂窝移动通信、DTTB等<sup>[7,8,10]</sup>，存在严重的频谱短缺问题；有线通信解决方案，如光纤通信、PLC等<sup>[2,4]</sup>，对于设备移动性的支持不足，更适合作为骨干网或者接入网；可见光通信有效地解决了频谱短缺这一根源性难题，却需要通过合适的手段接入网络才能实现信号的覆盖，同时其抗遮挡和干扰的性能还有待改善。由此可见，单一的技术或网络架构必然无法满足所有场景下的通信需求，未来无线移动通信的趋势必然是多种技术的融合与协同组网。因此，如何构建深度的融合通信网络将现有不同的通信手段实现有机的结合、取长补短，以实现信号的无缝连接与覆盖，是移动通信网络的重要研究方向之一。

在本章的研究中，我们主要关注室内宽带信号覆盖的场景，针对现有单一通信技术在室内实现信号覆盖时遇到的性能不足问题，我们提出了一种新型的室内宽带电力线、可见光与无线深度融合网络方案，完成了硬件实现，并将前述所提的信道估计算法在实际系统中进行初步的验证。该融合网络的基本思路是，采用可见光通信实现室内下行链路的高速移动覆盖，利用电力线通信作为可见光通信的骨干网络以实现信息的馈入，同时利用无线通信实现网络的上行数据传输以及控制；值得一提的是，我们简化电力线通信与可见光通信的桥接复杂度以实现深度融合，同时引入单频网的设计思路，大大减少移动终端的网络切换频率，提高网络覆盖率；另外，在这个融合网络构架下，天然的包括了本文所涉及的各类信道模型（无线多径信道、可见光多径信道、电力线信道），便可以自然的对本文所提的信道估计方法进行实现和实际验证。

### 6.2 宽带电力线、可见光与无线融合通信网络架构

本小节简要回顾现有的室内可见光通信网络架构，接着给出本章提出的新型宽带电力线、可见光与无线融合通信网络架构。

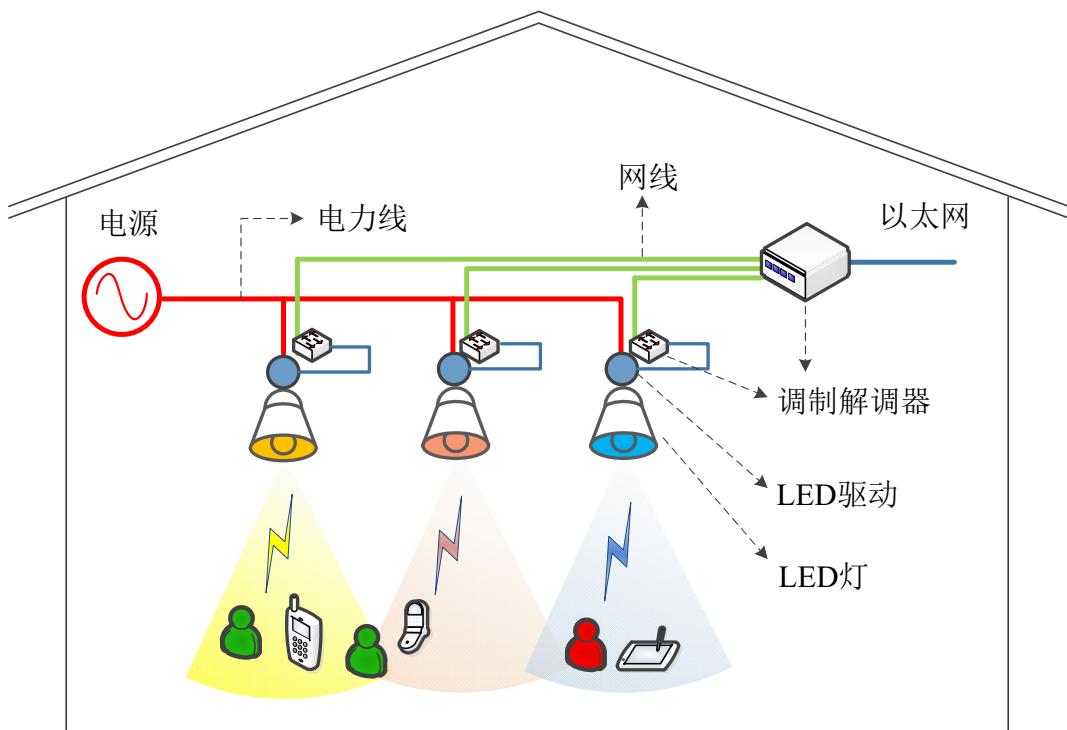


图 6.1 传统基于可见光通信的下行网络架构（架构一）

### 6.2.1 现有方案及其局限性

如前所述，VLC 系统本身是典型的“信息孤岛”，需要接入骨干信息网络才能够作为接入点为移动设备提供信息服务。图 6.1展示了传统的基于VLC 的网络架构（简称架构一）<sup>[162]</sup>，是最直观的组网方案，在这个架构中，LED 光源从网线中获取信息成为移动用户的接入点。这个架构需要对现有的照明线路进行大规模的改造，从而为每个LED光源接入网线，同时还需要安装专门的调制解调器以实现网线与LED 光源信息的互通。显然，架构一的组网复杂度以及成本都是非常高的。

随着宽带PLC 技术的发展，PLC 速率的瓶颈逐渐被突破<sup>[163]</sup>，研究者们开始利用PLC 作为VLC 的接入网以达到“有电就有网”的效果，避免了照明线路的改造问题，可以大大降低网络覆盖的成本。如前所述，PLC 和VLC 的结合理论上可以规避各自系统的局限，同时继承二者的优点，然而如何充分挖掘PLC 和VLC 的潜力、设计具体的网络架构依然是值得研究的课题。图 6.2展示了传统基于PLC 和VLC 的网络架构（简称架构二）<sup>[164]</sup>，是最常用的PLC 和VLC 组网方案，在这个架构中，每个LED 光源与PLC 调制解调器相连从电力线中获取所需的信息，不同的LED 光源可以根据移动终端的需求传递不同的信号。另外，在LED 光源和PLC 调制解调器中间还需要增加一个PLC 到VLC 的转换模块以实现PLC 信号到VLC 信号的转换。

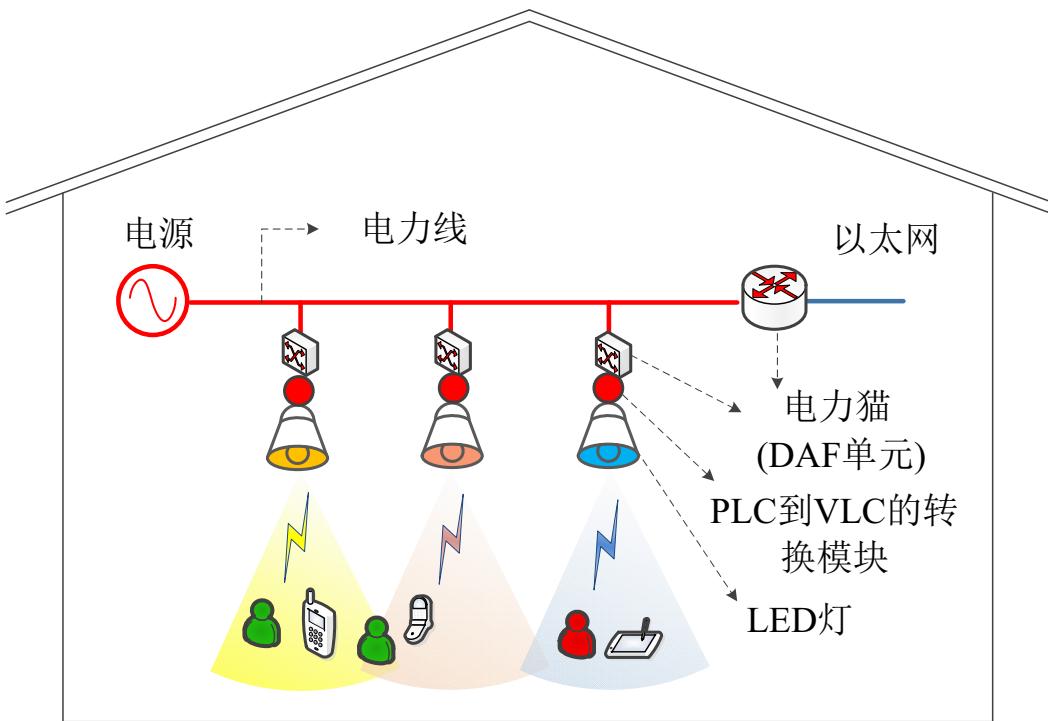


图 6.2 传统基于电力线和可见光通信的下行网络架构（架构二）

事实上，架构一和架构二除了采用不同的媒介接入以太网以外，其网络架构本质上与传统无线局域网络类似。只不过，由于可见光的特点，单个VLC 接入点的信号覆盖范围远远小于无线接入点，为了达到同样的信号覆盖所需VLC 接入点密度要远远大于无线通信。这一类VLC 网络具有以下三个显著的缺点：

- **网络覆盖成本高：**每一个VLC 接入点上都需要增加专用的调制解调器，由于VLC 接入点的密度远大于无线局域网中的接入点密度，要达到与无线网同样的网络信号覆盖，VLC 网络所需要的成本将会远高于现有无线网络。
- **网络切换太频繁：**无线局域网中，终端设备在不同的无线接入点覆盖范围间移动时需要进行网络切换以获得更好的网络连接。然而，对于VLC网络来说，VLC 接入点（LED 光源）之间的距离很近，设备在不同的接入点之间移动时需要进行非常频繁（频率远高于无线网络）的网络切换，这将大大提高移动设备的能耗，同时大大增加网络切换协议设计的难度。
- **信号抗遮挡性差：**VLC 信号在传输过程中最担心的问题就是信号的遮挡，当发射机与接收机之间不存在LOS 路径时，接收机有很大的概率无法正确解码，这个特性对于现有架构的网络QoS 也提出了巨大的挑战。

### 6.2.2 新型电力线、可见光与无线深度融合通信网络架构

为了克服现有VLC 网络架构的上述缺点，我们提出了一种新型的电力线、可

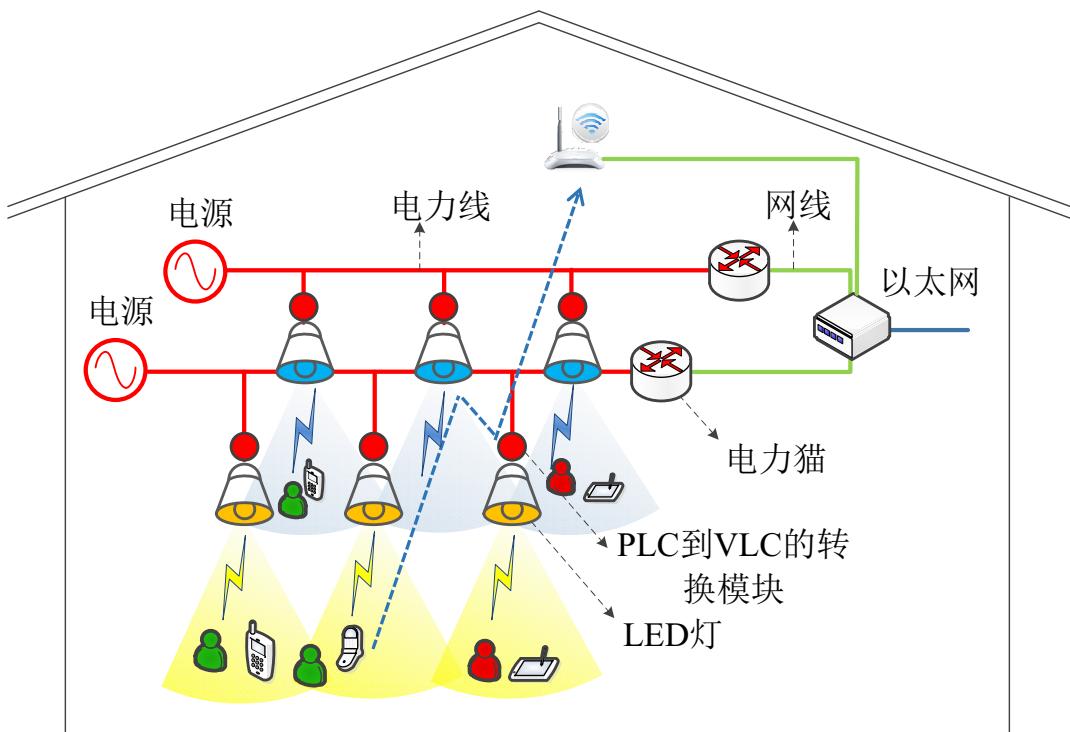


图 6.3 新型电力线、可见光与无线深度融合通信网络架构（架构三）

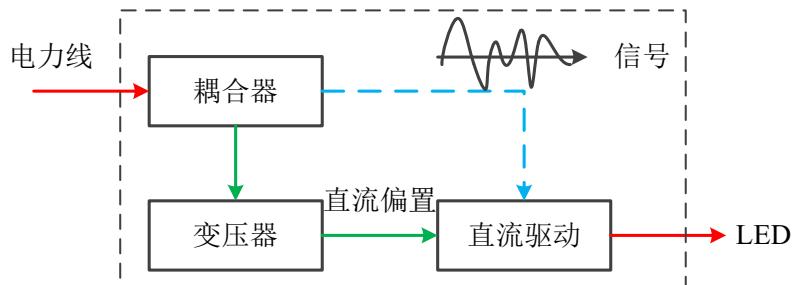


图 6.4 融合架构中PLC到VLC转换模块

见光与无线深度融合通信网络架构（简称架构三），如图 6.3 所示。在这个架构中，PLC 和 VLC 负责高速传输网络的下行链路，只需要在电力线和 LED 光源之间增加一个很小的 PLC 到 VLC 转换模块，此模块从电力线中耦合出信号然后直接叠加到 LED 光源的驱动电流上从而实现光信号的传输；无线通信技术主要用于控制链路、上行链路以及信号存在遮挡情况下的应急通信。这个架构具有以下的五个特点：

- **网络覆盖成本低：**我们所提出的新型架构舍弃了原有架构中高成本的调制解调器，仅采用了低成本的 PLC 到 VLC 转换模块，实现 PLC 和 VLC 的深度融合。PLC 到 VLC 转换模块的原理如图 6.4 所示，由于本身功能简单，该模块可以高度集成，其成本也可以控制得很低。相比于原有架构，新型架构所需的网络改造很小，网络覆盖成本更低。

- 避免了网络切换:** 在新型架构中，与同一个PLC 基站相连的LED 光源会同时发送相同的光信号，构成了天然的单频网环境<sup>①</sup>。终端在可见光单频网内移动无需进行网络切换，可以大大降低由于网络切换带来的复杂协议设计以及终端能耗增加。
- 信号抗遮挡性强:** 由于单频网中的LED 光源发送相同的光信号，即使某一个或者多个LED 光源被人为遮挡，只要终端可以收到单频网中其他LED 光源发送的光信号依然可以进行解调解码，大大提高了网络整体的抗遮挡性和服务质量。
- 可扩展性较好:** 需要指出的是，单频网内的终端可以通过下行多业务技术来获得自己所需的不同的服务。另一方面，可以通过适当增加PLC 基站的数量以搭建更多的单频网，从而满足不同的网络覆盖需求。
- 继承不同技术的优点:** 该架构中充分利用不同通信技术的特点有机的组成了深入融合网络，同时解决了射频通信的频谱短缺问题、电力线通信的移动性支持问题以及可见光通信的网络接入问题。

表 6.1 不同VLC架构之间的比较<sup>1</sup>

项目	架构一	架构二	架构三
额外的网线	√	✗	✗
调制解调器(猫)	√	√	✗
复杂的网络协议	√	√	✗
解码转发模块	√	√	✗
PLC到VLC转换模块	✗	√	√
频繁的网络切换	√	√	✗

<sup>1</sup> 此表格中√和✗分别表示架构中需要或者不需要该模块或者处理，特指从接入网到移动终端之间的线路，不考虑接入网到以太网之间的结构。

为了更直观的比较不同架构的特点，我们在表 6.1中详细地列出了三种架构所需的关键模块以及处理过程。

① 由于具有更高的频谱效率以及更好的信号覆盖能力，单频网结构已经在DTTB 标准中广泛采用。单频网唯一的缺点是会引入人工多径效应，即频率选择性衰落，但是通过精确的信道估计和均衡技术可以完美解决。

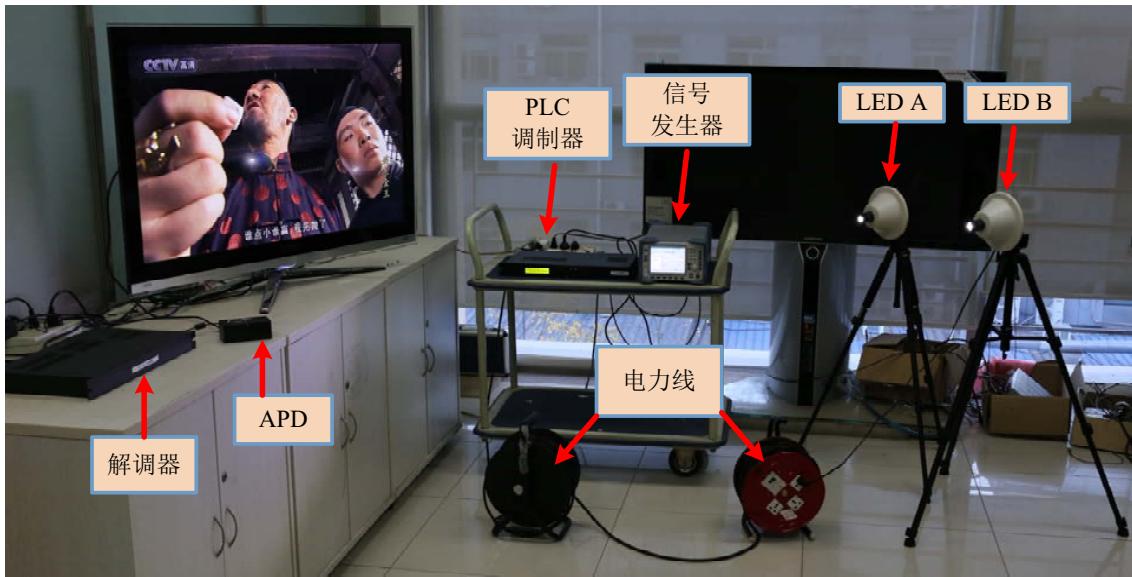


图 6.5 实验室环境中的PLC和VLC融合通信演示系统

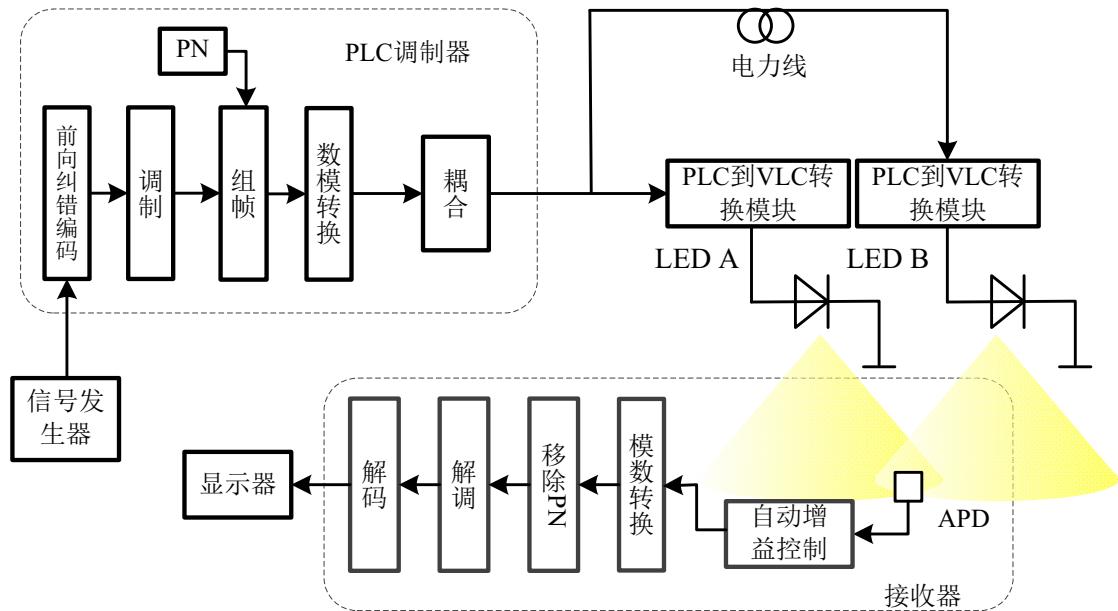


图 6.6 PLC 和 VLC 融合通信演示系统框图

### 6.3 系统及样机实现

目前，OFDM 技术已经在电力线通信中获得了压倒性的广泛应用，在无线光通信中的优势也取得得到了初步的验证。具有自主知识产权的TDS-OFDM 技术因其在频谱效率、快速同步和信道估计方面的优势，在数字电视标准以及PLC 系统中也获得了较好的应用。我们以TDS-OFDM 技术为基础开展研究，设计并完成了一套具有完整自主知识产权的PLC、VLC 和无线通信融合通信方案，为宽带PLC、VLC 与无线联合通信系统的发展提供理论指导和技术支撑。本小节将给出该方案

完整的系统框图以及样机实现。

我们在实验室的环境中搭建了上述新型网络架构的下行链路演示系统，如图6.5所示。信号发生器首先产生视频数据流，然后在PLC调制器中经过编码、调制、组帧和数模转换后耦合到电力线中。在PLC到VLC转换模块中，传输的信号被加到直流偏置上以驱动LED光源发光。在接收端，雪崩光电二极管（avalanche photo diode, APD）用来探测发送的信号，经过解调和解码后的时频数据流在播放器中播放。我们用两个LED光源来组成一个最简单的单频网，系统框图如图6.6所示。该演示系统在设计之初实现了8MHz带宽下48Mbps的实时速率（电力线长度为200m，LED灯到光接收器的距离为3m），最新的系统已经实现了24MHz带宽下近300Mbps的实时多路视频传输。



图 6.7 LED光源

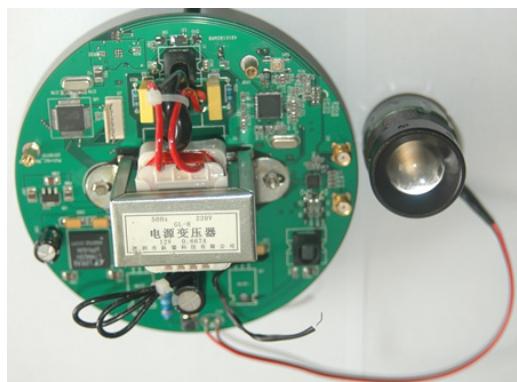


图 6.8 PLC到VLC转换模块

这种架构下的系统不需要铺设额外的通信线路，结构非常简单。只需要将一些必要的设备接入电力网络，比如PLC调制器、PLC到VLC转换模块，整个通信系统就能够开始工作而不需要对现有的设备做太多的改造。在实际系统的搭建中，我们获得了一些典型参数的选择经验，其中主要的参数及其典型值参见表6.2。值得说明的是，除了光探测器部分，该演示系统的所有硬件模块均由我们自行设计

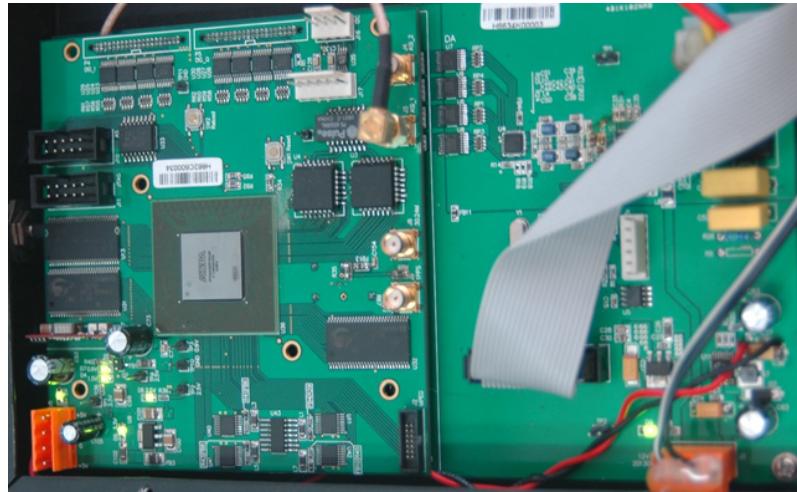


图 6.9 PLC 调制器

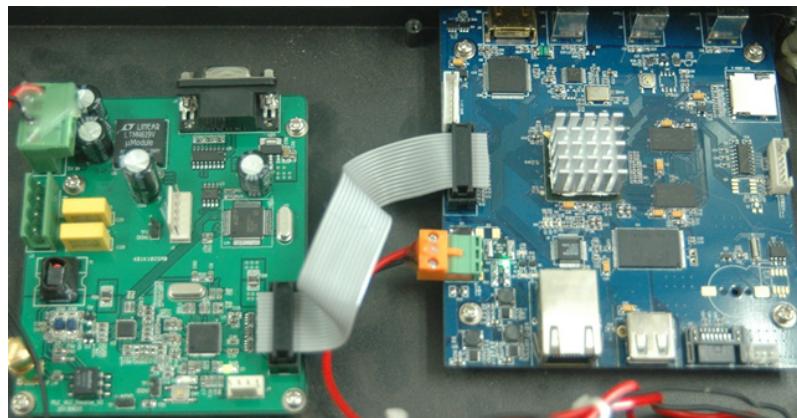


图 6.10 接收机的解调器

完成，实物如图 6.7、6.8、6.9 和 6.10 所示。

#### 6.4 下一步工作

基于现有的演示系统，我们将主要开展以下三个方面研究工作：

- 继续实现和完善该架构的上行链路以及组网功能，从而系统的验证该网络架构的可行性。
- 对该网络架构下的电力线信道、可见光信道以及无线信道进行实际测量，验证本文所采用信道模型的有效性。
- 在实际系统中引入MIMO 技术，并验证本文所提的几类OFDM 帧结构以及信道估计方法的可行性。

表 6.2 演示系统参数设置

参数	数值
输入电压	3.8 V
工作电流	0.26 A
APD的最低照度	300 lx
半功率辐射角	30°
调制深度	15%
APD灵敏度	0.42
LED光源到接收机的距离	3 m

## 6.5 本章小结

本章针对现有通信技术在室内实现信号覆盖的不足，我们提出了一种新型的室内宽带电力线、可见光与无线深度融合网络架构方案，完成了硬件实现，并对本文所提信道估计技术进行了初步的验证。该架构具有网络覆盖成本低、避免了频繁网络切换、信号抗遮挡性强、可扩展性好、继承了不同技术的优点等特性，为未来室内宽带通信组网提供了一种可行的方案。

## 第7章 结论

本论文以国内外目前正在大力发展的新一代宽带局域网技术研究为背景，以稀疏恢复理论为主要理论基础，重点开展了高谱效无线和有线信道估计方法研究，解决了相应领域中的现有技术难题，理论工作主要基于现有的研究基础秉承着“无线和有线并重”、“由单天线到多天线”、“由正交到非正交”、“时频联合”等研究思路逐步深入；同时针对未来无线局域网需求进行预研工作，提出了一种可行的新型无线局域网架构，并对所提技术进行了初步验证。本章对论文的主要贡献和创新点进行总结，并给出了进一步的研究方向。

### 7.1 论文贡献

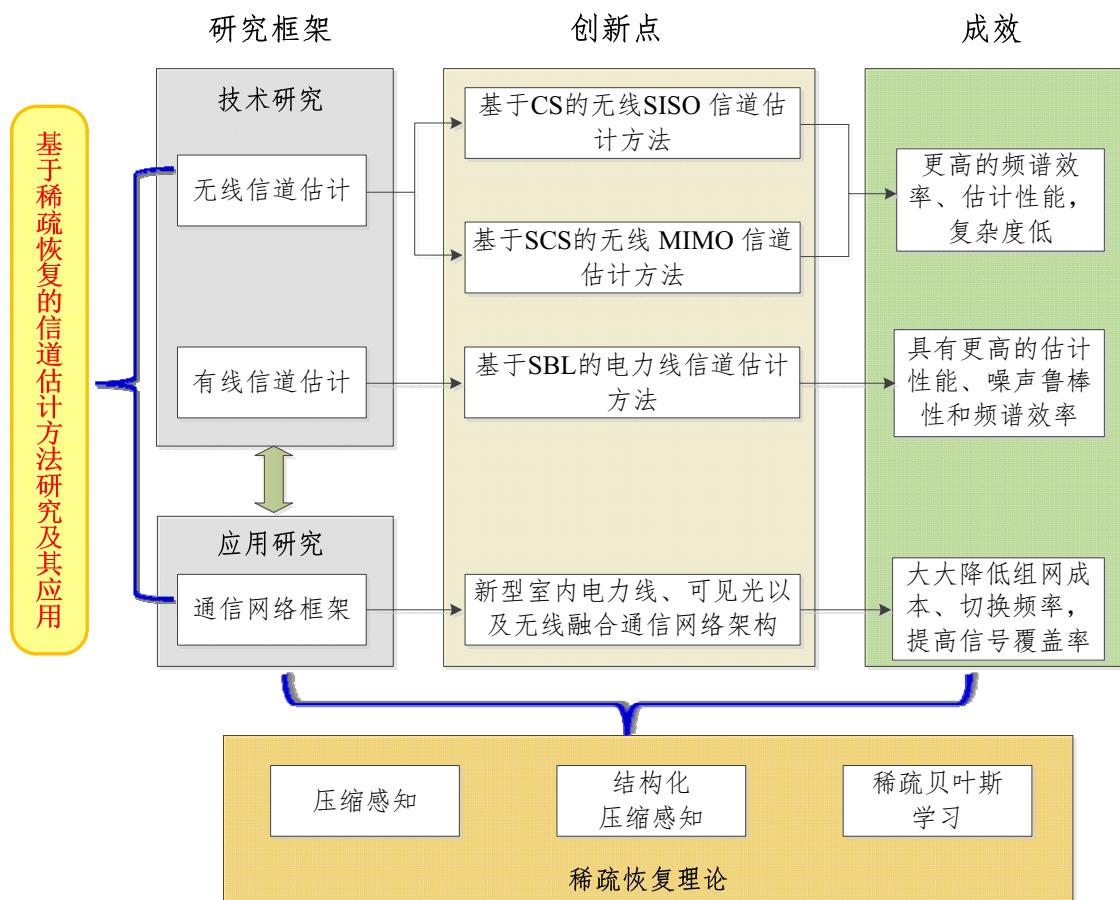


图 7.1 本文的研究主线及贡献

本文的主要工作内容可以总结为：“基于一个框架，开展了两类研究，重点研究了三个问题，获得了四个创新点”。

“一个框架”，本文的研究工作是在稀疏恢复这一理论框架下完成了，具体采用了稀疏恢复理论中的压缩感知、结构化压缩感知以及稀疏贝叶斯学习这三个理论方法，并做了相应的算法改进。

“两类研究”，本文的研究工作秉承了理论联系实际的基本理念和思路，分别开展了技术研究和应用研究两方面的工作。两类研究互为补充，技术研究为应用研究提供理论支持，应用研究为技术研究提供实际验证。

“三个问题”，本文的工作紧扣通信技术的研究前沿，重点研究了三个问题，即无线信道估计问题、有线信道估计问题以及室内宽带通信网络架构问题，并提出了有效的解决方案。

“四个创新点”，具体的，本文围绕高谱效无线和有线信道估计方法研究及其应用这一课题，取得了四个创新点，总结如下：

**1. 提出了一种基于CS 算法的高谱效、高能效的无线SISO 信道估计方法。**为了解决超长信道下信道估计性能恶化以及系统频谱效率降低的问题，本文根据TDS-OFDM 帧结构提出了一种改进的TFT-OFDM 帧结构，同时基于无线SISO 信道的时域稀疏特性，提出一种基于改进CS 的时频联合信道估计方法。该方法可以有效避免信道长度接近甚至超过GI 长度时传统信道估计方法出现的性能恶化，可大幅度提高估计精度、频谱效率和能量效率。

**2. 提出了一种基于SCS 算法的高谱效、低复杂度的无线MIMO 信道估计方法。**针对现有无线通信系统中MIMO 以及未来大规模MIMO 的应用需求，本文根据SCS 理论和MIMO 信道的空时相关性，分别提出了基于正交频域导频、非正交频域导频和非正交时域TS 的帧结构以及相应的信道估计方法，具有更高的估计精度、频谱效率和更低的复杂度。

**3. 提出了一种基于SBL 算法的高谱效、高鲁棒性的电力线信道估计方法。**针对现有基于电力线信道参数稀疏性的信道估计方法存在的噪声敏感缺陷，本文依据SBL 理论以及电力线信道的参数稀疏性，提出了一种高估计精度、高谱效、高噪声鲁棒性的稀疏电力线信道估计方法。同时基于MIMO 信道的空间相关性，我们将其成功扩展到MIMO 电力线系统，提出了基于多向量稀疏贝叶斯学习算法和改进块稀疏贝叶斯学习算法的MIMO 电力线信道估计方法。

**4. 提出了一种新型的室内宽带电力线、可见光与无线深度融合网络架构。**针对现有通信技术在实现室内信号覆盖时存在的挑战，本文提出了一种新型的室内宽带电力线、可见光与无线深度融合网络方案，并实现了初步的硬件实现，该融合网络架构可以大大降低网络覆盖成本和网络切换频率，提高网络覆盖率。

## 7.2 进一步研究工作

本文的所有内容均为笔者在博士期间完成的研究工作，但是受限于有限的时间和精力以及笔者在研究广度、深度乃至经验上的不足，本文所提的算法或者技术肯定还存在不足之处和有待继续提升改进的空间。基于已有的研究成果，同时借鉴本领域目前国内外的研究趋势，本文所涉及的研究工作还可以从以下几个方面继续深入展开：

1. 帧结构中导频图案或者TS 序列的进一步优化设计。基于贪心算法的CS 方法的恢复性能取决于观测矩阵的RIP 性质，在通常意义下，部分DFT 矩阵或者随机矩阵均有不错的RIP 性能。在本文中我们采用了随机的导频或者时域TS 来构成所需的观测矩阵取得了较好的恢复性能，但是如何在RIP 性质的指导下对导频图案或者TS 序列进行进一步优化设计，从而提升信道估计的性能，是值得研究的方向之一。
2. 基于稀疏恢复算法的上行非正交多址接入机制研究。未来的无线通信系统的发展趋势之一就是非正交多址接入（non-orthogonal multiple access, NOMA），然而NOMA 中基于消息传递算法（message passing algorithm, MPA）的多用户检测方法在大规模用户接入的情况下复杂度过高。从本质上来说信道估计与用户信号检测的原理是相通的，基于稀疏恢复理论开展高精度、低复杂度的上行NOMA 的多用户检测方法研究是值得深入的方向之一。
3. 基于电力线信道估计的电网状态监测及拓扑恢复。电网中的状态监测以及拓扑恢复常常需要准确的电力线信道信息，将本文所提的高精度、高鲁棒性的电力线信道估计方法进行进一步的拓展和优化，在更多的场景下实现应用，是值得研究的方向之一。
4. 网络架构及样机的进一步完善。本文的工作仅仅提出了整体的室内宽带通信网络构架并完成了初步的硬件实现，在该领域仍然有许多实际的研究和硬件工作需要完成，主要包括网络的上行链路研究、网络的协议研究、MIMO 技术以及多用户接入技术在该网络中的实现等等。

## 参考文献

- [1] 曹志刚, 钱亚生. 现代通信原理. 清华大学出版社, 5月, 2006年.
- [2] Takasaki Y, Tanaka M, Maeda N, et al. Optical pulse formats for fiber optic digital communications. *IEEE Transactions on Communications*, 1976, 24(4):404–413.
- [3] Song K B, Chung S T, Ginis G, et al. Dynamic spectrum management for next-generation DSL systems. *IEEE Communications Magazine*, 2002, 40(10):101–109.
- [4] Dostert K. Powerline Communications. USA: Prentice Hall Inc, 2001.
- [5] Molisch A F. Wireless Communication. 电子工业出版社, 8月, 2009年.
- [6] Beakley G W. Overview of commercial satellite communications. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1984, AES-20(4):455–464.
- [7] 杨知行, 王军, 潘长勇, 等. 地面数字电视传输技术与系统. 人民邮电出版社, 8月, 2009年.
- [8] Zeng M, Annamalai A, Bhargava V K. Recent advances in cellular wireless communications. *IEEE Communications Magazine*, 1999, 37(9):128–138.
- [9] IEEE 802.16e-2005: IEEE Standard for local and metropolitan area networks Part 16: Air Interface for Fixed and Mobile Broadband Wireless Access Systems. IEEE std. 802.16e-2005, October, 2005.
- [10] IEEE 802.11a-1999: Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) Specifications: High-Speed Physical Layer in the 5GHz Band. IEEE std. 802.11a-1999, September, 1999.
- [11] Chang K H. Bluetooth: a viable solution for IoT? [industry perspectives]. *IEEE Wireless Communications*, 2014, 21(6):6–7.
- [12] Niu J, Wang B, Shu L, et al. Zil: An energy-efficient indoor localization system using Zigbee radio to detect WiFi fingerprints. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2015, 33(7):1431–1442.
- [13] Khalighi M A, Uysal M. Survey on free space optical communication: A communication theory perspective. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 2014, 16(4):2231–2258.
- [14] Stojanovic M. Recent advances in high-speed underwater acoustic communications. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1996, 21(2):125–136.
- [15] Kerwien A E, Steiff L H. Design of a 150-megacycle pocket receiver for the Bellboy personal signaling system. *The Bell System Technical Journal*, 1963, 42(3):527–565.
- [16] Koch T L, Koren U. Semiconductor lasers for coherent optical fiber communications. *Journal of Lightwave Technology*, 1990, 8(3):274–293.
- [17] Kuhara Y, Fujimura Y, Nakanishi H, et al. Optical WDM transceiver module using wavelength-selective coupler and WDM-PD for optical access networks. *Journal of Lightwave Technology*, 1997, 15(4):704–710.
- [18] Emura K, Shibutani M, Cha I, et al. Coherent optical tapping using semiconductor optical amplifier. *IEEE Photonics Technology Letters*, 1990, 2(8):565–567.

- [19] Hughes C J, Appleby M S. Definition of a cellular mobile radio system. *IEE Proceedings of Communications, Radar and Signal Processing*, 1985, 132(5):416–424.
- [20] Blecher F H. Advanced mobile phone service. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1980, 29(2):238–244.
- [21] Knisely D N, Kumar S, Laha S, et al. Evolution of wireless data services: IS-95 to CDMA2000. *IEEE Communications Magazine*, 1998, 36(10):140–149.
- [22] Peersman C, Cvetkovic S, Griffiths P, et al. The global system for mobile communications short message service. *IEEE Personal Communications*, 2000, 7(3):15–23.
- [23] Laiho J, Raivio K, Lehtimaki P, et al. Advanced analysis methods for 3G cellular networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2005, 4(3):930–942.
- [24] 张平, 王卫东. WCDMA移动通信系统(第二版). 人民邮电出版社, 8月, 2004年.
- [25] Liu G, Zhang J, Zhang P, et al. Evolution map from TD-SCDMA to FuTURE B3G TDD. *IEEE Communications Magazine*, 2006, 44(3):54–61.
- [26] Prasad R, Ojanpera T. An overview of CDMA evolution toward wideband CDMA. *IEEE Communications Surveys*, 1998, 1(1):2–29.
- [27] Etemad K. Overview of mobile WiMAX technology and evolution. *IEEE Communications Magazine*, 2008, 46(10):31–40.
- [28] 沈嘉, 索士强, 全海洋, 等. 3GPP长期演进(LTE)技术原理与系统设计. 人民邮电出版社, 11月, 2008年.
- [29] Ghosh A, Ratasuk R, Mondal B, et al. LTE-advanced: next-generation wireless broadband technology. *IEEE Wireless Communications*, 2010, 17(3):10–22.
- [30] Marcus M J. 5G and “IMT for 2020 and beyond” [spectrum policy and regulatory issues]. *IEEE Wireless Communications*, 2015, 22(4):2–3.
- [31] Guey J C, Liao P K, Chen Y S, et al. On 5G radio access architecture and technology [Industry Perspectives]. *IEEE Wireless Communications*, 2015, 22(5):2–5.
- [32] Dahlman E, Mildh G, Parkvall S, et al. 5G wireless access: requirements and realization. *IEEE Communications Magazine*, 2014, 52(12):42–47.
- [33] Ferreira H C, Lampe L, Newbury J, et al. Power Line Communications: Theory and Applications for Narrowband and Broadband Communications over Power Lines. UK: John Wiley & Sons Ltd, 2010.
- [34] Yang F, Ding W, Song J. Non-intrusive power line quality monitoring based on power line communications. *Proceedings of IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applications (ISPLC)*, 2013, 2013. 191–196.
- [35] Komine T, Nakagawa M. Fundamental analysis for visible-light communication system using LED lights. *IEEE Transactions Consumer Electronics*, 2004, 50(1):100–107.
- [36] Song J, Ding W, Yang F, et al. An indoor broadband broadcasting system based on PLC and VLC. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2015, 61(2):299–308.
- [37] Tee R Y S, Maunder R G, Hanzo L. EXIT-chart aided near-capacity irregular bit-interleaved coded modulation design. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(1):32–37.

- [38] Dai L, Wang J, Wang Z, et al. Spectrum- and energy-efficient OFDM based on simultaneous multi-channel reconstruction. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(23):6047–6059.
- [39] Niu Z. TANGO: traffic-aware network planning and green operation. *IEEE Wireless Communications*, 2011, 18(5):25–29.
- [40] Li G Y, Xu Z, Xiong C, et al. Energy-efficient wireless communications: tutorial, survey, and open issues. *IEEE Wireless Communications*, 2011, 18(6):28–35.
- [41] Jung J I. Quality of service in telecommunications .II. Translation of QoS parameters into ATM performance parameters in B-ISDN. *IEEE Communications Magazine*, 1996, 34(8):112–117.
- [42] Bingham J A C. Multicarrier modulation for data transmission: an idea whose time has come. *IEEE Communications Magazine*, 1990, 28(5):5–14.
- [43] Sorensen H V, Burrus C S. Efficient computation of the short-time fast Fourier transform. *Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, 1988. 1894–1897 vol.3.
- [44] Mietzner J, Schober R, Lampe L, et al. Multiple-antenna techniques for wireless communications - a comprehensive literature survey. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 2009, 11(2):87–105.
- [45] Goldsmith A, Jafar S A, Jindal N, et al. Capacity limits of MIMO channels. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2003, 21(5):684–702.
- [46] Zheng L, Tse D N C. Diversity and multiplexing: a fundamental tradeoff in multiple-antenna channels. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2003, 49(5):1073–1096.
- [47] Yang S, Hanzo L. Fifty years of MIMO detection: The road to large-scale MIMOs. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 2015, 17(4):1941–1988.
- [48] Stüber G L, Barry J R, McLaughlin S W, et al. Broadband MIMO-OFDM wireless communications. *Proceedings of the IEEE*, 2004, 92(2):271–294.
- [49] Yang H. A road to future broadband wireless access: MIMO-OFDM-based air interface. *IEEE Communications Magazine*, 2005, 43(1):53–60.
- [50] Ketonen J, Juntti M, Cavallaro J. Performance-complexity comparison of receivers for a LTE MIMO-OFDM system. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(6):3360–3372.
- [51] Boelcskei H. MIMO-OFDM wireless systems: Basics, perspectives, and challenges. *IEEE Wireless Communications*, 2006, 13(4):31–37.
- [52] Viterbi A J. *Principles of coherent communication*. USA: McGraw-Hill, 1966.
- [53] Jiang C, Wang M M, Yang C, et al. MIMO precoding using rotating codebooks. *IEEE Transactions on Vehicular Technologies*, 2011, 60(3):1222–1227.
- [54] Kay S M. *Fundamentals of Statistical Signal Processing, Volumn I: Estimation Theory*. New Jersey, USA: Prentice-Hall, 1993.
- [55] Li C, Roy S. Subspace-based blind channel estimation for ofdm by exploiting virtual carriers. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2003, 2(1):141–150.
- [56] Zhao Q, Tong L. Adaptive blind channel estimation by least squares smoothing. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(11):3000–3012.

- [57] Shin C, Heath R W, Powers E J. Blind channel estimation for MIMO-OFDM systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2007, 56(2):670–685.
- [58] Yang B, Letaief K, Cheng R, et al. Channel estimation for OFDM transmission in multipath fading channels based on parametric channel modeling. *IEEE Transactions on Communications*, 2001, 49(3):467–479.
- [59] Muquet B, Courville M, Duhamel P. Subspace-based blind and semi-blind channel estimation for OFDM systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(7):1699–1712.
- [60] Baek M S, Kim M J, You Y H, et al. Semi-blind channel estimation and PAR reduction for MIMO-OFDM system with multiple antennas. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2004, 50(4):414–424.
- [61] Cavers J K. An analysis of pilot symbol assisted modulation for Rayleigh fading channels. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1991, 40(4):686–693.
- [62] Lee S J. Effect of least square channel estimation errors on achievable rate in MIMO fading channels. *IEEE Communications Letters*, 2007, 11(11):862–864.
- [63] Athaudage C R N, Jayalath A D S. Enhanced MMSE channel estimation using timing error statistics for wireless OFDM systems. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2004, 50(4):369–376.
- [64] Assalini A, Dall’Anese E, Pupolin S. On the robustness of MIMO LMMSE channel estimation. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(11):3313–3319.
- [65] Mestre X, Fonollosa J R. ML approaches to channel estimation for pilot-aided multirate D-SS/CDMA systems. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(3):696–709.
- [66] Kwak K, Lee S, Kim J, et al. A new DFT-based channel estimation approach for OFDM with virtual subcarriers by leakage estimation. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(6):2004–2008.
- [67] Nissila M, Pasupathy S. Joint estimation of carrier frequency offset and statistical parameters of the multipath fading channel. *IEEE Transactions on Communications*, 2006, 54(6):1038–1048.
- [68] Edfors O, Sandell M, Beek J J, et al. OFDM channel estimation by singular value decomposition. *IEEE Transactions on Communications*, 1998, 46(7):931–939.
- [69] Rusek F, Persson D, Lau B K, et al. Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2013, 30(1):40–60.
- [70] Gilbert A, Indyk P. Sparse recovery using sparse matrices. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(6):937–947.
- [71] Vetterli M, Marziliano P, Blu T. Sampling signals with finite rate of innovation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(6):1417–1428.
- [72] Maravić I, Vetterli M. Sampling and reconstruction of signals with finite rate of innovation in the presence of noise. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(8):2788–2805.
- [73] Tan V, Goyal V. Estimating signals with finite rate of innovation from noisy samples: A stochastic algorithm. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(10):5135–5146.
- [74] Candès E, Wakin M. An introduction to compressive sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2):21–30.

- [75] Donoho D L. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4):1289–1306.
- [76] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2):489–509.
- [77] Dragotti P L, Vetterli M, Blu T. Sampling moments and reconstructing signals of finite rate of innovation: Shannon meets Strangfix. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(5):1741–1757.
- [78] Jovanović I, Beferull-Lozano B. Oversampled A/D conversion and error-rate dependence of nonbandlimited signals with finite rate of innovation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(6):2140–2154.
- [79] Roy R, Kailath T. ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989, 37(7):984–995.
- [80] Mallat S. A wavelet tour of signal processing. Pittsburgh, USA: Academic Press, 1999.
- [81] Candès E J, Tao T. Near-optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies? *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(12):5406–5425.
- [82] Candès E J, Tao T. Decoding by linear programming. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51(12):4203–4215.
- [83] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12):3397–3415.
- [84] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12):4655–4666.
- [85] Dai W, Milenkovic O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, 55(5):2230–2249.
- [86] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009, 26(3):301–321.
- [87] Davenport M A, Wakin M B. Analysis of orthogonal matching pursuit using the restricted isometry property. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(9):4395–4401.
- [88] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(1):211–244.
- [89] Ji S, Xue Y, Carin L. Bayesian compressive sensing. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(6):2346–2356.
- [90] Wipf D, Rao B. Sparse Bayesian learning for basis selection. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(8):2153–2164.
- [91] Karseras E, Leung K, Dai W. Bayesian compressed sensing: improved inference. *Proceedings of IEEE China Summit and Int. Conference on Signal and Information Processing*, 2013.
- [92] Berger C R, Wang Z, Huang J, et al. Application of compressive sensing to sparse channel estimation. *IEEE Communications Magazine*, 2010, 48(11):164–174.
- [93] Bajwa W U, Haupt J, Sayeed A M, et al. Compressed channel sensing: A new approach to estimating sparse multipath channels. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(6):1058–1076.

- [94] Song J, Yang Z, Yang L, et al. Technical review on Chinese digital terrestrial television broadcasting standard and measurements on some working modes. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2007, 53(1):1–7.
- [95] Mattsson A. Single frequency networks in DTV. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2005, 51(4):413–422.
- [96] Wang J, Song J, Wang J, et al. A general SFN structure with transmit diversity for TDS-OFDM system. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2006, 52(2):245–251.
- [97] Jungnickel V, Pohl V, Nonnig S, et al. A physical model of the wireless infrared communication channel. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2002, 20(3):631–640.
- [98] Tonello A M, Versolatto F. New results on top-down and bottom-up statistical PLC channel modeling. *Proceedings of Third Workshop on Power Line Communications*, 2009.
- [99] Zimmermann M, Dostert K. A multipath model for the powerline channel. *IEEE Transactions on Communications*, 2002, 50(4):553–559.
- [100] Taubock G, Hlawatsch F, Eiwen D, et al. Compressive estimation of doubly selective channels in multicarrier systems: Leakage effects and sparsity-enhancing processing. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2):255–271.
- [101] Meng J, Yin W, Li Y, et al. Compressive sensing based high-resolution channel estimation for OFDM system. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2012, 6(1):15–25.
- [102] 叶新荣. 基于压缩感知重构算法的MIMO-OFDM稀疏信道估计方法研究[博士学位论文]. 南京邮电大学, 2014.
- [103] 王妮娜. 基于压缩感知理论的无线多径信道估计方法研究[博士学位论文]. 北京邮电大学, 2012.
- [104] 刘翼. 基于压缩感知的OFDM系统快速时变信道估计[博士学位论文]. 北京理工大学, 2015.
- [105] Tropp J A, Gilbert A C, Strauss M J. Algorithms for simultaneous sparse approximation. part I: Greedy pursuit. *Signal Processing*, 2006, 86(3):572–588.
- [106] Duarte M, Eldar Y. Structured compressed sensing: from theory to applications. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(9):4053–4085.
- [107] Wipf D P, Rao B D. An empirical bayesian strategy for solving the simultaneous sparse approximation problem. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(7):3704–3716.
- [108] Zhang Z, Rao B D. Extension of SBL algorithms for the recovery of block sparse signals with intra-block correlation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(8):2009–2015.
- [109] Jakes W. *Microwave mobile communications*. New York, USA: John Wiley & Sons, 1974.
- [110] Bello P. Characterization of randomly time-variant linear channels. *IEEE Transactions on Communications Systems*, 1963, 11(4):360–393.
- [111] Hochwald B. Tradeoff between source and channel coding on a Gaussian channel. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1998, 44(7):3044–3055.
- [112] Yang B, Letaief K, Cheng R, et al. Channel estimation for OFDM transmission in multipath fading channels based on parametric channel modeling. *IEEE Transactions on Communications*, 2001, 49(3):467–479.

- [113] Tuchler M, Singer A C, Koetter R. Minimum mean squared error equalization using a priori information. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(3):673–683.
- [114] Iyer A, Rosenberg C, Karnik A. What is the right model for wireless channel interference? *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(5):2662–2671.
- [115] Masood M, Afify L, Al-Naffouri T. Efficient coordinated recovery of sparse channels in massive MIMO. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(1):104–118.
- [116] Barbotin Y, Hormati A, Rangan S, et al. Estimation of sparse MIMO channels with common support. *IEEE Transactions on Communications*, 2012, 60(12):3705–3716.
- [117] Ding W, Yang F, Dai W, et al. Time-frequency joint sparse channel estimation for MIMO-OFDM systems. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(1):58–61.
- [118] Liu L, Feng H, Yang T, et al. MIMO-OFDM wireless channel prediction by exploiting spatial-temporal correlation. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(1):310–319.
- [119] Gao Z, Dai L, Lu Z, et al. Super-resolution sparse MIMO-OFDM channel estimation based on spatial and temporal correlations. *IEEE Communications Letters*, 2014, 18(7):1266–1269.
- [120] Choi S. Analysis of VLC channel based on the shapes of white-light LED lighting. *Proceedings of International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, 2012. 1–5.
- [121] Lee K, Park H, Barry J. Indoor channel characteristics for visible light communications. *IEEE Communications Letters*, 2011, 15(2):217–219.
- [122] Anatory J, Theethayi N, Thottappillil R. Power-line communication channel model for interconnected networks-part I: Two-conductor system. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2009, 24(1):118–123.
- [123] Anatory J, Theethayi N, Thottappillil R. Power-line communication channel model for interconnected networks-part II: Multiconductor system. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2009, 24(1):124–128.
- [124] Versolatto F, Tonello A M. An MTL theory approach for the simulation of MIMO power-line communication channels. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2011, 26(3):1710–1717.
- [125] Berger L T, Schwager A, Pagani P, et al. *MIMO Power Line Communications: Narrow and Broadband Standards, EMC, and Advanced Processing*. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2014.
- [126] Nikfar B, Vinck A J H. Combining techniques performance analysis in spatially correlated MIMO-PLC systems. *Proceedings of IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applications (ISPLC)*, 2013. 1–6.
- [127] Schwager A, Schneider D, Bäschlin W, et al. MIMO PLC: Theory, measurements and system setup. *Proceedings of IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applications (ISPLC)*, 2011. 48–53.
- [128] Versolatto F, Tonello A M. A MIMO PLC random channel generator and capacity analysis. *Proceedings of IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applications (ISPLC)*, 2011. 66–71.

- [129] Li S, Xiong J, Gui L, et al. A generalized analytical solution to channel estimation with inter-symbol interference cancelation and co-channel interference cancellation for single input single output/multiple input single output digital terrestrial multimedia broadcasting systems. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2013, 59(1):116–128.
- [130] Muquet B, Wang Z, Giannakis G, et al. Cyclic prefixing or zero padding for wireless multicarrier transmissions? *IEEE Transactions on Communications*, 2002, 50(12):2136–2148.
- [131] Waterschoot T, Nir V L, Duplacy J, et al. Analytical expressions for the power spectral density of CP-OFDM and ZP-OFDM signals. *IEEE Signal Processing Letters*, 2010, 17(4):371–374.
- [132] Dai L, Wang Z, Yang Z. Next-generation digital television terrestrial broadcasting systems: Key technologies and research trends. *IEEE Communications Magazine*, 2012, 50(6):150–158.
- [133] Ai B, Yang Z, Pan C, et al. On the synchronization techniques for wireless OFDM systems. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2006, 52(2):236–244.
- [134] He L, Yang F, Zhang C, et al. Synchronization for TDS-OFDM over multipath fading channels. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2010, 56(4):2141–2147.
- [135] Wang J, Yang Z, Pan C, et al. Iterative padding subtraction of the PN sequence for the TDS-OFDM over broadcast channels. *IEEE Transactions Consumer Electronics*, 2005, 51(11):1148–1152.
- [136] Ding W, Yang F, Pan C, et al. Compressive sensing based channel estimation for OFDM systems under long delay channels. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2014, 60(2):313–321.
- [137] Park S, Lee G, Wu Y, et al. Backward compatible UHDTV transmission based on ADT system for the ATSC terrestrial DTV broadcasting. *Proceedings of IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB)*, 2013.
- [138] Fu J, Wang J, Song J, et al. A simplified equalization method for dual PN-sequence padding TDS-OFDM systems. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2008, 54(4):825–830.
- [139] Dai L, Wang Z, Yang Z. Compressive sensing based time domain synchronous OFDM transmission for vehicular communications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2013, 31(9):460–469.
- [140] Tang S, Peng K, Gong K, et al. Novel decision-aided channel estimation for TDS-OFDM systems. *Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2008. 946–950.
- [141] Yang F, Wang J, Wang J, et al. Novel channel estimation method based on PN sequence reconstruction for Chinese DTTB system. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2008, 54(4):1583–1589.
- [142] Yang F, Wang J, Song J, et al. Channel estimation for the Chinese DTTB system based on a novel iterative PN sequence reconstruction. *Proceedings of IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, 2008. 285–289.
- [143] Boemer L, Antweiler M. Perfect N-phase sequences and arrays. *IEEE Journal of Selected Areas on Communications*, 1992, 10(4):782–789.

- 
- [144] Haupt J, Bajwa W, Raz G, et al. Toeplitz compressed sensing matrices with applications to sparse channel estimation. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(11):5862–5875.
  - [145] Wan F, Zhu W, Swamy M. Semi-blind most significant tap detection for sparse channel estimation of OFDM systems. *IEEE Transactions on Circuits Systems I, Regular Papers*, 2010, 57(3):703–713.
  - [146] Li Y, Minn H, Rajatheva R M A P. Synchronization, channel estimation, and equalization in MB-OFDM systems. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 7(11):4341–4352.
  - [147] Ding W, Yang F, Liu S, et al. Approach to suppress out-of-band emission for dual pseudo noise padded time-domain synchronous-orthogonal frequency division multiplexing systems. *IET Communications*, 2015, 9(13):1606–1614.
  - [148] Digital video broadcasting (DVB); frame structure, channel coding and modulation for a second generation digital terrestrial television broadcasting system (DVB-T2)., April, 2012.
  - [149] Error-correction, data framing, modulation and emission methods for digital terrestrial television broadcasting, December, 2011.
  - [150] Sayed D H, Elsabrouty M, Shalash A F. Improved synchronization, channel estimation, and simplified LDPC decoding for the physical layer of the DVB-T2 receiver. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2013, 2013(1):1–16.
  - [151] Homeplug av2: Next-generation connectivity, December, 2011.
  - [152] Andrews J G, Buzzi S, Choi W, et al. What will 5G be. *IEEE Journal of Selected Areas on Communications*, 2014, 32(6):1065–1082.
  - [153] Mohammed S K, Zaki A, Chockalingam A, et al. Highrate space-time coded large-MIMO systems: Low-complexity detection and channel estimation. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2009, 3(6):958–974.
  - [154] Minn H, Al-Dhahir N. Optimal training signals for MIMO OFDM channel estimation. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2006, 5(5):1158–1168.
  - [155] Zhou X, Yang F, Song J. Novel transmit diversity scheme for TDS-OFDM system with frequency-shift m-sequence padding. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2012, 58(2):317–324.
  - [156] Rao R, Akella S, Guley G. Power line carrier (plc) signal analysis of smart meters for outlier detection. *Proceedings of IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, 2011. 291–296.
  - [157] Yang F, Ding W, Song J. Non-intrusive power line quality monitoring based on power line communications. *Proceedings of IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applications (ISPLC)*, 2013. 191–196.
  - [158] Milioudis A, Andreou G, Labridis D. Enhanced protection scheme for smart grids using power line communications techniques-part II: Location of high impedance fault position. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2012, 3(4):1631–1640.
  - [159] Ahmed M, Lampe L. Power line communications for low-voltage power grid tomography. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(12):5163–5175.

- [160] Mehboob A, Zhang L, Khangosstar J, et al. Joint channel and impulsive noise estimation for OFDM based power line communication systems using compressed sensing. Proceedings of IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applications (ISPLC), 2013. 203–208.
- [161] Tropp J A. Greed is good: algorithm results for sparse approximation. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2004, 50(10):2231–2242.
- [162] Rufo J, Rabadan J, Delgado F, et al. Experimental evaluation of video transmission through LED illumination devices. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2010, 50(1):100–107.
- [163] Tonello A M, Siohan P, Zeddam A, et al. Challenges for 1 Gbps power line communications in home networks. Proceedings of IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC), 2008.
- [164] Ma H, Lampe L, Hranilovic S. Integration of indoor visible light and power line communication systems. Proceedings of IEEE International Symposium on Power Line Communications and Its Applications (ISPLC), 2013.

## 致 谢

五年的博士生涯即将结束，我在园子里九年的求学生涯也将画上句点，在论文即将完成之际，回望过去的点点滴滴，感慨万千，而我的每一步成长与进步，都离不开老师们的教诲以及同学亲友们的关心。

衷心感谢我的导师宋健教授！师者，传道授业解惑也。宋老师渊博的学识、高瞻远瞩的思维、对科学技术敏锐的洞察力，都给我的论文研究以莫大的启发。宋老师像“慈父”，在我低谷的时候给予我无微不至的关怀与开导，在我面临人生事业选择的时候给予我毫无保留的支持，他严于律己、以身作则，在为学与为人方面给我树立了正确的榜样，他的言传身教令我受益终身！

衷心感谢指导老师杨昉副教授在学习、科研、为人处事等方面对我的指导和帮助。杨老师带领我走上了学术之路，他扎实的专业知识和创新的研究思路让我获益匪浅。杨老师像“兄长”，亦师亦友，在科研道路上伴我同行、促我成长！

衷心感谢实验室潘长勇、戴凌龙、王劲涛、彭克武、张洪明、阳辉、王军、薛永林、张彧、张超等老师以及实验室秘书沙沙、尤芙蓉和李茹茹在学习、科研以及生活上给予的热情指导与帮助！感谢国家电网刘建明老师，美国Zhu Han、Shuguang Cui老师，英国Wei Dai老师、Cong Ling老师，加拿大的Xianbin Wang老师，南非Ferriera老师和Cheng Ling老师的指导和帮助！

感谢谢求亮博士、姜春晓博士、余冰雁博士、刘在爽博士、黄甦博士、颜克茜博士、程涛博士、刘凌博士，以及何丽峰、许彬、刘思聪、何龙柱、李攀、金黄平、郝金星、马旭、高俊男、汪学思、谭竞搏、王晶伊等各位曾经关心和帮助过我的同学！感谢我作为辅导员所带的电子系无一年级的同学们以及我的辅导员同仁们，有你们的陪伴，我的博士生活并不孤单！

感谢父母亲友多年来对我学习和生活的支持与鼓励。特别感谢我的妻子李梦颖对我工作学习的极大支持！祝你们健康幸福！

我不曾预期自己在博士期间能做出这些科研成果，也不曾料想辅导员工作能得心所愿，亦不曾期待读博生活也成为我在园子里与本科时光同样灿烂的回忆。我要感谢这一路上所有的好坏的际遇，感谢遇到的所有的人和事，感谢清华教会了我在纷繁复杂的大环境下依然保持火热的赤子之心。未来的人生里，我会永远心怀感激与敬畏，不问结果，一往无前。

## 声 明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

签 名： \_\_\_\_\_ 日 期： \_\_\_\_\_

## 个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果

### 个人简历

1990年3月12日出生于安徽省六安市。

2007年8月考入清华大学电子工程系电子信息科学与技术专业，2011年7月本科毕业并获得工学学士学位。曾获北京市优秀毕业生、清华大学优秀毕业论文、清华百年校庆先进个人、清华大学优秀共青团员、新生一等奖学金、国家奖学金等荣誉。2009年9月至2010年1月期间赴芬兰赫尔辛基工业大学交换，获交换生全额奖学金。

2011年8月免试进入清华大学电子工程系攻读信息与通信工程博士至今。曾获清华大学研究生特等奖学金、林枫辅导员奖、国家奖学金（2014、2015）、IEEE Transactions on Broadcasting 年度唯一最佳论文奖、中国光学工程学会科技创新奖、全国博士生学术年会最佳论文奖、电子系学术新秀、清华大学十佳会长等荣誉。2014年7月至9月和2015年12月至2016年3月期间受邀分别赴英国伦敦帝国理工学院和美国休斯敦大学进行学术访问。

### 发表的学术论文

- [1] **Ding W**, Lu Y, Yang F, Dai W, Li P, Liu S, Song J. Spectrally efficient CSI acquisition for power line communications: A Bayesian compressive sensing perspective. IEEE Journal of Selected Areas on Communications, 2016. (已录用, SCI 源刊, 影响因子: 3.453.)
- [2] **Ding W**, Yang F, Pan C, Dai L, Song J. Compressive sensing based channel estimation for OFDM systems under long delay channels. IEEE Transactions on Broadcasting, 2014, 60(2): 313–321. (SCI 收录, 检索号: AI7ZW, 影响因子: 1.825.) (**IEEE Scott Helt Memorial Award**)
- [3] Song J, **Ding W**, Yang F, Yang H, Yu B, Zhang H. An indoor broadband broadcasting system based on PLC and VLC. IEEE Transactions on Broadcasting, 2015, 61(2): 299–308. (SCI 收录, 检索号: CK1SV, 影响因子: 1.825.)
- [4] **Ding W**, Yang F, Liu S, Wang X, Song J. Non-Orthogonal time-frequency training sequence based CSI acquisition for MIMO systems. IEEE Transactions on Vehicular Technologies, 2015. (已录用, SCI 源刊, 影响因子: 1.978.)

- [5] **Ding W**, Yang F, Yang H, Wang J, Wang X, Zhang X, Song J. A hybrid power line and visible light communication system for indoor hospital applications. *Computers in Industry*, 2015, 68(4): 170–178. (SCI 收录, 检索号: CE7VP, 影响因子: 1.287.)
- [6] **Ding W**, Yang F, Dai W, Song J. Time-frequency joint sparse channel estimation for MIMO-OFDM systems. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(1): 58–61. (SCI 收录, 检索号: AY9LY, 影响因子: 1.268.)
- [7] **Ding W**, Yang F, Liu S, Song J. Approach to suppress out-of-band emission for dual pseudo noise padded time-domain synchronous-orthogonal frequency division multiplexing systems. *IET Communications*, 2015, 9(13): 1606–1614. (SCI 收录, 检索号: CP7CP, 影响因子: 0.742.)
- [8] **Ding W**, Yang F, Song J, Niu Z. Energy-efficient orthogonal frequency division multiplexing scheme based on time-frequency joint channel estimation. *IET Communications*, 2014, 8(18): 3406–3413. (SCI 收录, 检索号: AW3LJ, 影响因子: 0.742.)
- [9] **Ding W**, Yang F, Liu S, Song J. Structured compressive sensing-based non-orthogonal time-domain training channel state information acquisition for multiple input multiple output systems. *IET Communications*, 2016, 10(6): 685–690. (SCI 收录, 检索号: DJ1RC, 影响因子: 0.742.)
- [10] **Ding W**, Yang F, Liu S, Song J. Spectrally efficient CSI acquisition approach for large-scale MIMO systems. *Proceedings of IEEE Global Communications Conference Workshops (IEEE GLOBECOM Workshop 2015)*, 2015. (已录用, EI源刊)
- [11] **Ding W**, Lu Y, Yang F, Dai W, Song J. Sparse channel state information acquisition for power line communications. *Proceedings of IEEE International Conference on Communications (IEEE ICC 2015)*, 2015. (EI 收录, 检索号: 20160201791584.)
- [12] **Ding W**, Yang F, Zhang C, Dai L, Song J. Simultaneous time-frequency channel estimation based on compressive sensing for OFDM system. *Proceedings of IEEE Global Communications Conference (IEEE GLOBECOM 2014)*, 2014. (EI 收录, 检索号: 20151100632911.)
- [13] Song J, **Ding W**, Yang F, Yang H, Wang J, Wang X, Zhang X. Indoor hospital communication systems: a hybrid solution based on power line and visible light communication. *Proceedings of IEEE Faible Tension Faible Consommation (IEEE FTFC 2014)*, 2014. (特邀论文, EI 收录, 检索号: 20142817931741.)

- [14] **Ding W**, Yang F, Song J. Novel approach to shape the spectrum for TDS-OFDM systems with cancellation carriers. Proceedings of IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (IEEE BMSB 2014), 2014. (EI收录, 检索号:20143518118236.)
- [15] **Ding W**, Yang F, Song J, Ren F, Li J. Spectrum notch techniques for TDS-OFDM system. Proceedings of IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IEEE IWCMC 2013), 2013. (EI收录, 检索号:20133816747230.)
- [16] **Ding W**, Yang F, Song J. Out-of-band power suppression for TDS-OFDM systems. Proceedings of IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (IEEE BMSB 2013), 2013. (EI收录, 检索号:20134717014986.)
- [17] **Ding W**, Yang F, Song J, He L. Signaling-embedded preamble design for OFDM system with transmit diversity. Proceedings of IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IEEE IWCMC 2012), 2012. (EI收录, 检索号:20124715694082.)
- [18] **Ding W**, Pan C, Yang F, Yan K. The modeling and prediction of the receive quality under single frequency networks for DTMB system. Proceedings of IEEE International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (IEEE WiCOM 2011), 2011. (EI 收录, 检索号:20114414461449.)

## 研究成果

- [1] 杨昉, 颜克茜, 丁文伯, 等. 预测多径信道传输中接收机的接收性能的方法: 中国发明专利, 申请号: 2011100289592, 授权号: CN102075272B.
- [2] 杨昉, 丁文伯, 张彧, 等. 电力线通信系统中网络负载匹配平衡的调节方法及其装置: 中国发明专利, 申请号: 2012103927655, 授权号: CN103001665B.
- [3] 任飞, 杨昉, 丁文伯, 等. 一种电力线状态监测的方法及其装置: 中国发明专利, 申请号: 2012102778884, 授权号: CN102832970B.
- [4] 宋健, 丁文伯, 杨昉, 等. 基于电力线的DTMB广播传输方法及装置: 中国发明专利, 申请号: 2013100037586, 授权号: CN103078693B.
- [5] 杨昉, 丁文伯, 潘长勇, 等. TDS-OFDM中功率受限频段的功率抑制方法及装置: 中国发明专利, 申请号: 2013100277861, 授权号: CN103078824B.
- [6] 杨昉, 丁文伯, 宋健, 等. 基于非对等训练序列填充块传输系统的迭代信道估计

方法及装置: 中国发明专利, 申请号: 2012105299735, 授权号: CN103067314B.  
[7] 杨昉, 潘长勇, 丁文伯, 等. 时域同步正交频分复用系统的时域加窗方法及装  
置: 中国发明专利, 申请号: 2012104609433, 授权号: CN102938751B.