

基于狼群算法的球形译码算法研究

李 瑞^{1,2}, 柏 鹏², 彭卫东², 林志国², 林思铭^{1,2}

(1 空军工程大学 装备管理与安全工程学院, 陕西 西安 710051;

2 空军工程大学 装备发展与运用研究中心, 陕西 西安 710051)

摘 要: 在信号空间分集(SSD)系统中,使用球形译码算法可以有效降低接收机检测复杂度,但传统的球形译码算法在低信噪比情况下计算复杂度较高,为降低球形译码算法计算复杂度,分析了初始搜索半径设置对球形译码过程的影响,并利用狼群算法的寻优能力来获得最佳的初始搜索半径,在保证译码性能的前提下有效地降低了计算复杂度. 仿真结果表明,基于狼群算法的球形译码算法可以获得与传统 SD 算法相同的性能,同时在低信噪比情况下有效降低了球形译码算法的计算复杂度.

关键词: 信号空间分集;球形译码;狼群算法;初始搜索半径

中图分类号: TN914

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2017)01—0076—05

Sphere Decoding Algorithm Based on Wolf Pack Algorithm

LI Rui^{1,2}, BAI Peng², PENG Wei-dong², LIN Zhi-guo², LIN Si-ming^{1,2}

(1 College of Equipment Management and Safety Project, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2 Equipment Development and Application Research Department, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: In the signal space diversity(SSD) system, the sphere decoding(SD) algorithm can reduces the complexity of the receiver, but it is high that computation complexity of traditional sphere decoding algorithm at low signal to noise ratio. In order to reduce the computation complexity, the influence of the initial search radius on the sphere decoding process is analyzed, and use optimization ability of wolf pack algorithm to obtain the best initial search radius. It can ensure decoding performance and reduce the computation complexity effectively. The simulation results show that the performance of sphere decoding algorithm based on wolf pack algorithm can be the same as that of traditional sphere decoding algorithm, and can reduce the computation complexity at low signal to noise ratio effectively.

Key words: signal space diversity; sphere decoding; wolf pack algorithm; initial search radius

1 引言

球形译码(spheredecoding, SD)算法在众多检测算法中,因其性能最接近 ML 算法,且计算复杂度比 ML 算法小,从而使其在信号空间分集(SSD)系统中得到应用^[1]. SD 算法误码率性能的好坏和计算复杂度的大小一定程度上取决于初始搜索半径的确立,文献[2]指出 SD 算法的计算复杂度与初始搜索球半径呈指数式关系,因此,合理地选取初始搜索

半径对于降低球形译码的计算复杂度具有重要意义.

目前初始搜索半径的选取基于传统的经验公式理论,为了得到比较合适的初始搜索半径主要采取三种方法:(1)随噪声分布变化的初始搜索半径确定方法^[3];(2)自组织的方法^[4];(3)将实际接收信号与次优解映射的格点之间的欧式距离设置为初始搜索半径^[5].

理想的初始搜索半径的确定是个寻优过程,可

以通过智能优化算法寻找最佳半径. 狼群算法^[6]是通过分析狼群的协作捕猎活动特点提出的一种群体智能算法. 因此可以应用该算法确定 SD 算法的初始搜索半径. 本文将狼群算法应用到球形译码算法的初始搜索半径的确定中,有效降低了球形译码算法在低信噪比情况下的计算复杂度.

2 系统模型

信号空间分集,它的观点是利用一个旋转矩阵使 N 维网格星座中的不同点有最大化的分集度和最小的乘积距离. 对于大的网格星座图,一个 SSD 系统的误码率会变得对衰落不敏感,实现分集度就像在 AWGN 信道下一样. 简单的信号空间分集的基带系统框图如图 1 所示.

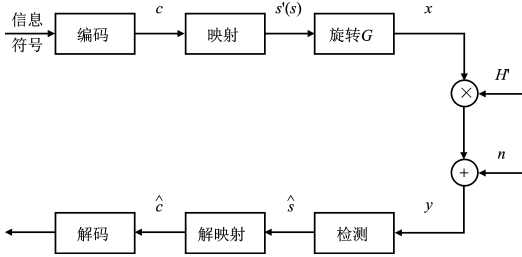


图 1 信号空间分集的传输模型

信息符号序列经 q 进制编码后产生一个码字序列 $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_N]^T$, $c_i \in GF(q)$, N 为码字序列长度. 然后将码字符号映射到星座空间上,得到星座符号序列 $\mathbf{s}' = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$, $s_i \in \mathcal{S}'$, 其中 $\mathcal{S}' = [s^1, s^2, \dots, s^q]$ 是采用 Gray 映射方式得到的星座图上的星座点集合. 完成映射后,取 L 个符号 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_L]^T$ 为一组,再经过 L 维 SSD 旋转矩阵 $\mathbf{G}$ 的旋转变换,通过选择优化的旋转矩阵 $\mathbf{G}$,可以较好地改进系统在瑞利衰落信道的性能^[1].

旋转之后的 L 维发射符号序列 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_L]^T$,

$$\mathbf{x} = \mathbf{G}\mathbf{s} \quad (1)$$

发射符号序列经平坦瑞利衰落信道传输,接收机接收符号序列 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_L]^T$ 为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}'\mathbf{x} + \mathbf{n} = \mathbf{H}'\mathbf{G}\mathbf{s} + \mathbf{n} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{H}' = \text{diag}(h_1, h_2, \dots, h_L)$ 是信道衰落系数矩阵,每一个元素 h_i 是相互独立的,具有单位能量的瑞利分布. $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_L]^T$ 均值为 0,方差 σ^2 的复高斯噪声.

旋转矩阵 $\mathbf{G}$ 使用 J. Boutros 和 E. Viterbo 提出的方法设计的最优矩阵^[7]

$$\mathbf{G} = \frac{1}{\sqrt{L}} \begin{bmatrix} 1 & \alpha_1 & \cdots & \alpha_1^{L-1} \\ 1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_2^{L-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \alpha_L & \cdots & \alpha_L^{L-1} \end{bmatrix}$$

式中, $\alpha_1 = \alpha = \exp(j \frac{2\pi}{2^{q+2}})$, $\alpha_i = \alpha \exp(j \frac{2\pi(i-1)}{2^q})$.

3 传统 SD 译码算法

球形译码算法是在一个给定球内寻找最小 ML 度量的发射信号向量,而不是在所有可能的发射信号向量中寻找,假如在一个球内没有一个 ML 解向量,则逐渐增加球体半径,直到有一个解向量. 如果球内有多解向量,则减小半径寻求球内唯一的解向量. 在复数域调制下,要转化为实数系统. 接收到的信号 $\mathbf{y}$ 为

$$\begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{y}) \\ \text{Im}(\mathbf{y}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{H}) & -\text{Im}(\mathbf{H}) \\ \text{Im}(\mathbf{H}) & \text{Re}(\mathbf{H}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{s}) \\ \text{Im}(\mathbf{s}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{n}) \\ \text{Im}(\mathbf{n}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, $\bar{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{y}) \\ \text{Im}(\mathbf{y}) \end{bmatrix}$, $\bar{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{H}) & -\text{Im}(\mathbf{H}) \\ \text{Im}(\mathbf{H}) & \text{Re}(\mathbf{H}) \end{bmatrix}$, $\bar{\mathbf{s}} = \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{s}) \\ \text{Im}(\mathbf{s}) \end{bmatrix}$, 将定义的 $\bar{\mathbf{y}}, \bar{\mathbf{H}}, \bar{\mathbf{s}}$ 代入到下式中:

$$\argmin \|\bar{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{H}}\bar{\mathbf{s}}\|^2 = \argmin (\bar{\mathbf{s}} - \hat{\bar{\mathbf{s}}})^T \bar{\mathbf{H}}^T \bar{\mathbf{H}} (\bar{\mathbf{s}} - \hat{\bar{\mathbf{s}}}) \quad (4)$$

式中, $\hat{\bar{\mathbf{s}}} = (\bar{\mathbf{H}}^T \bar{\mathbf{H}})^{-1} \bar{\mathbf{H}}^T \bar{\mathbf{y}}$ 是式(4)的无约束解,球体的半径为 r 则:

$$(\bar{\mathbf{s}} - \hat{\bar{\mathbf{s}}})^T \bar{\mathbf{H}}^T \bar{\mathbf{H}} (\bar{\mathbf{s}} - \hat{\bar{\mathbf{s}}}) \leq r^2 \quad (5)$$

图 2 显示了一个中心为 $\hat{\bar{\mathbf{s}}} = (\bar{\mathbf{H}}^T \bar{\mathbf{H}})^{-1} \bar{\mathbf{H}}^T \bar{\mathbf{y}}$, 半径为 r 的球体. 球体内包含 3 个候选变量,需要减小球体半径,直到只有一个最小 ML 解度量.

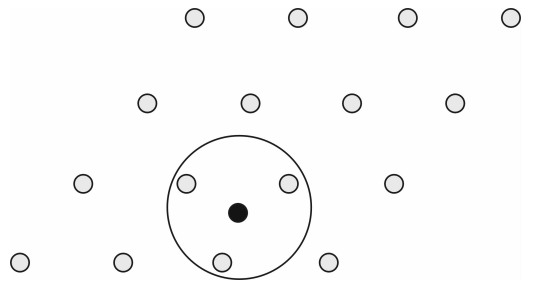


图 2 球形译码中球体的示意图

式(5) 简化表示为:

$$(\bar{\mathbf{s}} - \hat{\bar{\mathbf{s}}})^T \bar{\mathbf{H}}^T \bar{\mathbf{H}} (\bar{\mathbf{s}} - \hat{\bar{\mathbf{s}}}) = (\bar{\mathbf{s}} - \hat{\bar{\mathbf{s}}})^T \mathbf{R}^T \mathbf{R} (\bar{\mathbf{s}} - \hat{\bar{\mathbf{s}}})$$

$$= \| \mathbf{R}(\bar{\mathbf{s}} - \hat{\mathbf{s}}) \|^2 \leq r^2 \quad (6)$$

式中, $\mathbf{R}$ 是由实信道矩阵 $\mathbf{H}$ 的 QR 分解得到:

$$\begin{aligned} \| \mathbf{R}(\bar{\mathbf{s}} - \hat{\mathbf{s}}) \|^2 &= \sum_{i=1}^{2L} \left| \sum_{j=i}^{2L} r_{ij} (\bar{s}_j - \hat{s}_j) \right|^2 \\ &= |r_{mm} (\bar{s}_m - \hat{s}_m)|^2 + \\ &\quad |r_{m-1m} (\bar{s}_{m-1} - \hat{s}_{m-1}) + \\ &\quad r_{m-1m} (\bar{s}_m - \hat{s}_m)|^2 + \dots \leq r^2 \quad (7) \end{aligned}$$

式中, r_{ij} 是实上三角矩阵 $\mathbf{R}$ 的第 i 行 j 列. 由式(7)优先得到 $\bar{s}_m$ 的候选值, 然后依次得到 $\bar{s}_{m-1}, \bar{s}_{m-2}, \dots, \bar{s}_1$. 具体步骤如下:

(1) 由式(7)得到 $\bar{s}_m$ 的候选值, 选择 $|r_{mm} (\bar{s}_m - \hat{s}_m)|^2 \leq r^2$ 内的点得到 $\bar{s}_m - \frac{r}{r_{mm}} \leq \bar{s}_m \leq \bar{s}_m + \frac{r}{r_{mm}}$, 令 $\bar{s}_m$ 为球中的候选值, 如果满足 $|r_{mm} (\bar{s}_m - \hat{s}_m)|^2 \leq r^2$ 的最佳点不存在, 则增大半径初始半径, 下一个初始半径的大小是上一个值的 2 倍, 若成功选择了一个候选值则转到步骤 2.

(2) 下一个 $\bar{s}_{m-1}$ 的候选值:
 $|r_{mm} (\bar{s}_m - \hat{s}_m)|^2 + |r_{m-1m} (\bar{s}_{m-1} - \hat{s}_{m-1}) + r_{m-1m} (\bar{s}_m - \hat{s}_m)|^2 \leq r^2 \quad (8)$

如果 $\bar{s}_{m-1}$ 的候选值不存在, 则返回步骤 1, 选择另一个候选值 $\bar{s}_m$, 若所有 $\bar{s}_m$ 的都找不到 $\bar{s}_{m-1}$ 的候选值, 则回到步骤 1, 增大搜索的半径, 重新计算候选值.

(3) 按照步骤 2 依次找到候选值, 直到找到 $\bar{s}_1$, 则 $[\bar{s}_m, \bar{s}_{m-1}, \dots, \bar{s}_1]$ 是最终半径球体内的一个单点, 即为 ML 解向量, 停止搜索过程.

在 SSD 系统中, 球形译码与 ML 译码性能相近, 且复杂度相对于指数级的 ML 译码有了很大的降低. 但是解析量化球形译码算法的复杂度还是比较高^[8-9].

4 初始搜索半径设置

4.1 传统 SD 算法初始搜索半径设置

基于最大似然检测算法的星座符号序列的估计值为

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{s} \in \mathcal{S}} (\| \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s} \|^2) \quad (9)$$

$\mathcal{S}$ 为未旋转的 L 维发射符号序列信号集. ML 算法需要对信号集 $\mathcal{S}$ 中每个元素进行计算. 当 $\mathcal{S}$ 很大时, 检测复杂度会明显增加. 通过引入球形译码(SD) 算法来降低检测复杂度.

SD 算法的思想为在以 $\mathbf{y}$ 为圆心, 距离 r 为半径的球形范围内, 通过对有限个网格信号点的搜索, 来找到距离 $\mathbf{y}$ 最近的网格信号点 $\mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}$. 只需保证在 r 内有网格信号点, 就能找到最大似然估计值.

初始搜索半径的设置对球形译码算法复杂度影响至关重要, 关于初始半径 r 的选取, 由于 $\| \mathbf{n} \|^2 = \| \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s} \|^2$ 是一个具有 $2n$ 维自由度的中心卡方分布随机变量, 它的概率密度函数可以表示为

$$P_v(\lambda) = \frac{1}{\sigma^{2n} \Gamma(n)} \lambda^{n-1} \exp\left(-\frac{\lambda}{\sigma^2}\right) \quad (10)$$

选择初始半径使其满足:

$$\int_0^{r^2} P_v(\lambda) d\lambda = 1 - \epsilon \quad (11)$$

式中, n 为接收信号的维度, σ^2 为高斯白噪声方差, $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数, ϵ 为搜索不到网络信号点的概率 (一般取 0.01). 由此得到:

$$r^2 = \alpha n \sigma^2 \quad (12)$$

4.2 狼群算法优化的 SD 算法初始搜索半径设置

狼是自然界的群居动物. 最近有人系统的提出了狼群算法, 这个算法来源于文献[6], 狼因为是食肉动物, 智能程度比较高, 在事物的激励下, 通过对环境的适应和群体的协作, 表现出强大的群体智能. 在一个狼群中由于捕食分工的不同, 分为头狼、探狼、猛狼, 它们承担着不同的任务. 图 3 为狼群算法的基本流程图, 详细地说明了狼群算法的工作原理, 包括头狼的确定, 狼群的游走, 狼群的召唤和狼群的围攻.

文献[6]对狼群算法进行了详细的研究, 相比粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)、遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 和鱼群算法 (Fish Swarm Algorithm, FSA) 等经典算法, 狼群算法具有较好的鲁棒性和全局收敛的性能. 在处理多峰多维函数时具有很好的性能^[10]. 由于狼群算法的更新机制, 使得狼群的多样性不会发生改变, 该方法可以避免获得局部最优解.

由于传统的球形译码初始搜索半径的选择仅是为了保证能够搜索到网格信号点, 忽略了信号点过多造成球形译码过程重复次数的增加, 而使计算复杂度提高. 本文提出的基于狼群算法的球形译码算法一定程度上降低了译码计算的复杂度, 并且误码

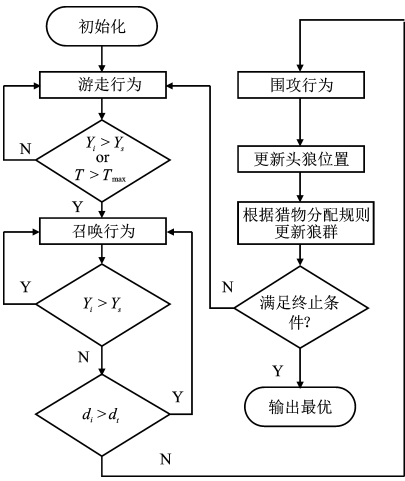


图 3 狼群算法流程图

率性能与传统球形译码算法没有差别。球形译码的复杂度在于初始搜索半径的取值,这里引用文献[6]中提出的狼群算法来确定球形译码的初始半径。其收敛速度优于遗传算法和粒子群算法,有较好的鲁棒性和全局收敛的性能。改进算法的详细实现过程如下:

(1) 人工狼的数目为 n 只,对人工狼的种群进行初始化。初始化人工狼种群的最大迭代次数,距离判断因子和更新比例因子。

(2) 将球形译码所计算的球形半径变换为一个函数的形式,并且求函数的最小值,当然也可以求它的最大值,这里求其最小值。由此可以得到目标函数为:

$$f(x) = \|y - Hs\|^2 \tag{13}$$

(3) 由目标函数可以得到这是一个多变量的问题,变量的个数为 L ,运用狼群算法可以得到使得 $f(x)$ 最小的 R_{SD} ,将 R_{SD} 传递到球形译码,然后依次得到 $\bar{s}_m, \bar{s}_{m-1}, \dots, \bar{s}_1$ 。

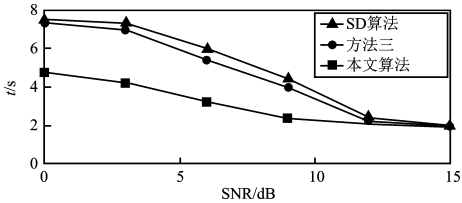
通过狼群算法来计算球形译码的初始半径,是一个很有用的方法,使得在球半径内总能找到一个 ML 解度量,避免了多次重复搜索。不仅能够达到传统 SD 算法的性能,同时减少了搜索的次数,降低了译码计算的复杂度。

5 仿真分析

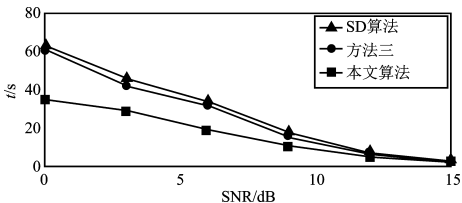
为了检验本文提出的利用狼群算法优化初始搜索半径的球形译码算法的可行性,对该算法进行了计算机仿真。采用未编码的分集度 L 为 4 的 SSD 系统,分别选择 4QAM 和 16QAM 的信号调制方式,信道为平坦瑞利衰落信道,噪声为加性高斯白噪声。

狼群算法的人工狼数目为 20 只,初始化人工狼种群的最大迭代次数为 100,距离判断因子为 0.008 和更新比例因子为 3。

图 4 所示为传统 SD 算法、引言所述方法三和本文提出算法在不同信噪比下的计算复杂度曲线,使用译码程序运行的时间来衡量,在信噪比较小时,基于狼群算法的 SD 算法的计算时间与其他两种方法相比明显下降,这是由于传统 SD 算法和方法三的初始搜索半径是噪声方差的线性函数,当信噪比较小的时,搜索半径较大,网格信号点数目多,导致了译码过程重复次数的增加,因此计算复杂度较大,程序运行时间较长。而利用狼群算法寻找最优的初始搜索半径能够明显降低网格信号点的数目,减少译码过程的重复次数,因此计算复杂度降低了,程序运行时间变短。随着信噪比的增大,传统 SD 算法和方法三的初始搜索半径收敛较快,使得两者复杂度与本文算法相差不大。由此可见本文提出的初始搜索半径设置方法可以有效地降低 SD 算法在低信噪比情况下的计算复杂度。



(a)4QAM



(b)16QAM

图 4 三种算法不同信噪比下的复杂度曲线

图 5 所示为三种算法在不同信噪比下的误比特率曲线。可以看出本文提出的算法与传统 SD 算法性能上没有差别,与方法三相比性能有所下降,但差别较小。

由此可见,基于狼群算法优化设置初始搜索半径的球形译码算法可以获得与传统球形译码算法相同的性能,同时有效降低了低信噪比情况下的计算复杂度。

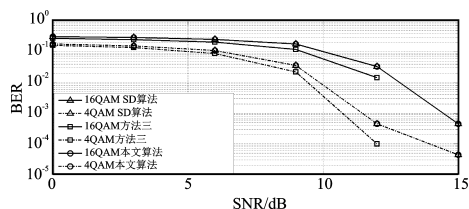


图 5 三种算法不同信噪比下的性能曲线

6 结束语

本文在传统球形译码的基础上,提出了一种将狼群算法与球形译码算法结合的改进算法,利用狼群算法具有较好的鲁棒性和全局收敛的性能,确定合适的初始搜索半径.与传统球形译码算法初始搜索半径设置相比,该半径选取方法既保证了所选取的初始球中至少存在一个发射信号的映射点以避免搜索失败,又可以使球半径尽可能地小.仿真结果表明,这种新的球形译码算法相比较传统的球形译码算法,保证了误码率性能的同时,降低了译码的复杂度,有很好的应用前景.

参考文献:

- [1] 马振洲. 多元 LDPC 编码与调制联合优化设计研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2009.
- [2] Fncke U, Phost M. Improved methods for calculating vectors of short length in a lattice, including a complexity analysis [J]. Mathematics of Computation, 1985, 44(4): 463-467.
- [3] Hassibi B, Vikalo H. On the expected complexity of integer least-squares problems[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Taipei: IEEE, 2002.

- [4] 程波, 刘威, 杨宗凯. 一种新的球形解码初始半径确定方法[J]. 小型微型计算机系统, 2008, 29(7): 1357-1361.
- [5] Qianlei L, Luxi Y. A novel method for initial radius selection of sphere decoding[C]//VTC 2004. Los Angeles: IEEE, 2004.
- [6] 吴虎胜, 张凤鸣, 吴庐山. 一种新的群体智能算法-狼群算法[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(11): 2430-2438.
- [7] Boutros J, Viterbi E. Signal space diversity: a power and band width efficient diversity technique for the Rayleigh fading channel [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1998, 44(4): 1453-1467.
- [8] 毕晓君, 金凤. 基于免疫算法的球形译码算法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2009, 30(11): 1301-1305.
- [9] 李金凤. MIMO 通信系统中信号检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2009.
- [10] Wu H S, Zhang F M. Wolf pack algorithm for unconstrained global optimization[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 46(5): 17.

作者简介:

李 瑞 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为信号空间分集. E-mail: liruimissing@163.com.

柏 鹏 男, (1961-), 教授, 博士生导师. 研究方向为通信系统工程.

彭卫东 男, (1968-), 教授, 硕士生导师. 研究方向为数据链工程.

林志国 男, (1986-), 博士生导师. 研究方向为信道编解码.

林思铭 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为压缩感知、信道估计与均衡.