



物联网通信中的无线信道抗干扰算法

谈玲, 庄勇

(南京信息工程大学, 江苏 南京 210044)

摘要: 在物联网通信中, 无线信道的抗干扰性依然受到各种因素影响, 多天线系统对信道质量改善有较好的效果, 但其信号检测的复杂度和性能还需要进一步提升。基于 QR 分解的检测算法具有较低的计算复杂度, 但检测性能有待改善。为了改善 QR 分解检测算法的性能, 提出一种基于 ML 准则结合判决候选机制的 QR 分解算法, 并对其性能进行了分析。该算法采用 ML 准则对初始层进行精确估计检测, 而后对其他检测层进行可靠判决, 不可靠则引入候选点并从中选择最优候选点进行反馈。该算法可以显著改善系统干扰, 并且在判决回馈中大大减少错误传播。实验仿真表明, 在增加一定复杂度的情况下, 该算法能够有效改善物联网系统性能。

关键词: ML 准则; 初始层; 可靠判决; 候选点; 物联网通信

中图分类号: TN919

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2017283

Anti-interference algorithm of wireless channel for IoT communication

TAN Ling, ZHUANG Yong

Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China

Abstract: In IoT communication, the anti-interference of wireless channel is influenced by various factors. Multi-antenna system has significant effect for promoting anti-interference of channel, whose complexity and performance in signal detection need further improvement. The QR decomposition detection algorithm in signal detection of multi-antenna system has low computational complexity, but the algorithm performance is poor. In order to improve the performance of QR decomposition detection algorithm, a QR decomposition algorithm based on ML criterion and decision candidate mechanism was proposed, and the performance of the algorithm was analyzed. The ML criterion was used to estimate the initial level of the detection, and a reliable decision was adopted in the other detection layer. Candidate points were introduced in unreliable case and the optimal candidate were selected from the feedback. The algorithm could significantly improve the system interference, and propagation error were greatly reduced in the decision feedback. The experimental results show that the proposed algorithm can improve the performance of the IoT system effectively with certain complexity.

Key words: ML criterion, initial layer, reliable judgment, candidate point, IoT communication

收稿日期: 2017-09-01; 修回日期: 2017-09-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.41505017); 江苏省自然科学基金资助项目 (No.BK20160951)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.41505017), The National Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China (No.BK20160951)

1 引言

物联网通信中,无线信道的抗干扰性依然受到各种因素影响,而多天线系统近年来在无线信道质量提升方面得到普遍应用。实际应用中,由于最大似然检测算法的复杂度太高,天线较多时,复杂度呈指数增长,因此,在多天线系统的应用中一般很难实现^[1],对物联网无线通信的应用造成了影响。为了解决这一实际应用问题,近年来各国研究人员在这一方面也取得了很多成果。QR分解检测算法以其低复杂度及采用串行干扰消除特性,备受研究人员关注。参考文献[2]中介绍了一种改进的SQRD算法,在串行干扰消除SQRD的基础上最大化分集增益,保证了每次检测最先检测层信号功率最大,又能得到最后检测层的最大分集增益,同时采用串行干扰消除,降低了算法的复杂度,但是改善的性能并不明显。参考文献[3]中介绍了一种基于MMSE-SQRD的检测算法,利用Sort-free QRD-M算法,避免了检测阶段因排序造成的时延,减少路径搜索过程的排序复杂度,同时改善了系统性能。研究人员还发现,QR算法最先检测层精确相当重要,参考文献[4]中介绍了一种简化的QRM-MLD算法,使用具有M算法的QR分解来降低系统复杂性,同时保持系统的性能。提出了利用估计噪声方差阈值法降低QRM-MLD的复杂度。从仿真结果可以看出,与加MLD相比,提出的方法实现了降低1/10的复杂度。参考文献[5]中介绍了一种用于多天线检测的QRM-MLD算法中的自适应候选方案。QRM-MLD是近ML检测算法,可以在多天线系统中实现BER性能与计算复杂度之间的权衡。采用自适应候选方案进入QRM-MLD,与传统的QRM-MLD类似,提出的检测应用多分支选优来实现近ML性能。参考文献[6]中介绍了一种适用于QRM-MLD算法的信号选择方案。通过计算机模拟获得的数值结果表明,即使

QRM-MLD中候选人的数量相对较少,所提出的方案也能提供等于N信号候选点的多样性能。此外,由于计算复杂度低,所提出的方案对实现是可行的。针对多天线系统中QR分解算法检测性能差的问题,本文提出了一种基于ML准则与候选机制的QR分解算法(ML-QR算法),该算法在增加一些复杂度的情况下大幅地提升了算法的性能。

2 天线系统模型

多天线系统如图1所示^[7],假设系统具有M根发射天线和N根接收天线,满足 $N \geq M$ 。无线传播信道经历准静态平坦衰落,且处于强散射环境即每根发射天线与接收天线之间经历的信道衰落可以看做是相互独立的^[8]。系统模型^[9]可以表示为:

$$r[i] = \sum_{k=1}^M h_k s_k[i] + n[i] \quad (1)$$

矢量形式可以表示为:

$$r = Hs + n \quad (2)$$

其中, $r[i]$ 是 $N \times 1$ 维向量,表示接收信号。 $s[i]$ 表示 $M \times 1$ 维向量,表示发射信号,第k个元素 $s_k[i]$ 表示由第k个天线发射的信号, $s[i]$ 的各个元素独立同分布,发射信号的均值为零,协方差为:

$$E[s[i]s^H[i]] = \sigma_s^2 I \quad (3)$$

其中, $E[\bullet]$ 表示信号数字期望, $(\bullet)^H$ 表示厄米特运算, σ_s^2 表示信号功率, I 表示单位矩阵。 h_k 表示 $N \times 1$ 维信道系数, H 表示 $N \times M$ 维向量,是所有信道向量的矩阵,代表每个发射天线到每个接收天线之间的信道衰落系数。 $n[i]$ 为 $N \times 1$ 维向量,为高斯白噪声,功率为 σ_n^2 且均值为零,它具有独立、方差相等的实部和虚部,协方差矩阵为:

$$E[n[i]n^H[i]] = \sigma_n^2 I \quad (4)$$

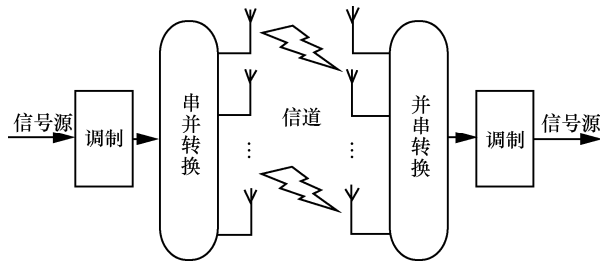


图1 多天线系统

3 算法的基本原理

3.1 经典 QR 分解算法

QR 分解算法的核心思想是对信道矩阵进行分解, 得到一个上三角矩阵和一个正交矩阵, 然后再利用矩阵的相关性质对接收信号进行检测。与 MMSE、ZF 算法相比, QR 分解算法避免了对信道矩阵求逆的计算, 有效降低了检测算法的计算复杂度^[10]。

当接收端天线不小于发射端天线数量时, 对信道 H 进行 QR 分解, 得到:

$$H = QR \quad (5)$$

其中, Q 为一个酉矩阵, R 是一个上三角矩阵, 用矩阵 Q 的共轭转置左乘接收信号 r , 可得到一个发送矢量 s 的充分统计量:

$$\hat{r} = Q^T r = Q^T Hs + Q^T n \quad (6)$$

化简得到:

$$\hat{r} = Rs + u \quad (7)$$

$$u = Q^T n \quad (8)$$

其中, u 表示噪声向量经过正交变换后的噪声向量。式 (8) 展开如下:

$$\begin{bmatrix} \hat{r}_1 \\ \hat{r}_2 \\ \hat{r}_3 \\ \vdots \\ \hat{r}_{N_T} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1,N_T} \\ 0 & r_{22} & \cdots & r_{2,N_T} \\ 0 & 0 & \cdots & r_{3,N_T} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & r_{N_T,N_T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ s_3 \\ \vdots \\ s_{N_T} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ \vdots \\ u_{N_T} \end{bmatrix} \quad (9)$$

可以看出, 最后一副天线的接收信号没有受到其他信号的干扰, 因此可选择该层信号首先检

测, 然后依次知性可估计出发射信号:

$$\hat{s}_i = Q \left(\frac{\hat{r}_i - \sum_{j=i+1}^{N_T} r_{ij} \hat{s}_j}{r_{ii}} \right), i = N_T - 1, N_T - 2, \dots, 1 \quad (10)$$

QR 分解算法逐层检测, 相邻两层检测层之间不可避免地存在错误传播, 从而导致系统的性能下降。如果最先检测层信号估计存在错误, 那么将影响接下来所有层的信号估计。所以, 对于 QR 算法, 检测顺序非常重要, 并且整个系统的性能很大程度上取决于先检测层, 特别是最先检测层^[11]。

3.2 ML-QR 算法

对于 QR 分解检测算法来说, 初始检测层的正确性直接影响其他检测层的信号。确保最先检测层的正确性能够有效地减少错误传播。ML-QR 算法实现框架如图 2 所示。

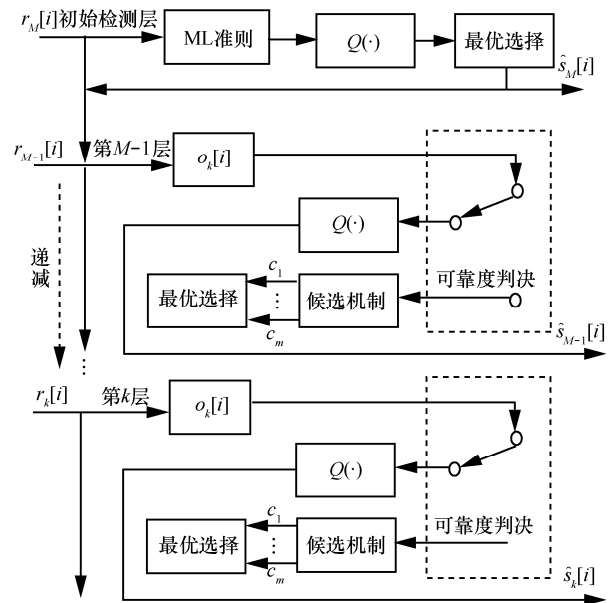


图2 ML-QR 算法实现框架

对 QR 检测算法的初始检测层进行 ML 准则, 即将调制星座点依次作为第一层的估计型号, 然后对其余各层进行 QR 检测算法, 最终在众多调制星座点中选择最优的星座点进行反馈作为初始检测层估计信号。初始层信号确定后, 对其余各

层软估计进行可靠度判决, 如果判决可靠, 则进行候选点选择最优进行反馈。

可靠度判决方案如图 3 所示, 通过软判决点所在位置判断软判决的可靠度, 能够改善算法的性能, 避免了多余的树形过程, 大大减少了计算的复杂度。方案中圆形内部区域表示可靠区域, 圆心为星座点坐标, 阴影部分表示不可靠区域。QR 分解算法分层计算发送信号的软估计信号, 如果软估计点坐落在星座图的阴影面积内, 那么说明软判决不可靠; 相反, 如果软估计坐落在星座图的白色区域内, 那么说明软判决可靠。候选机制是将近软估计的 m 个最小距离作为候选点, 然后从 m 个候选点中选择最优的候选点。

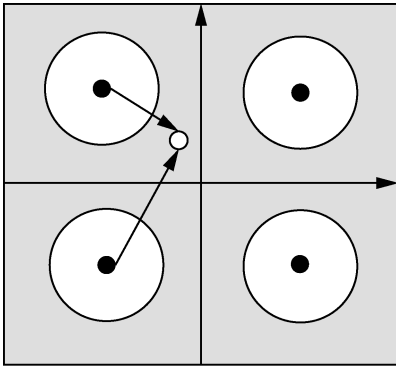


图3 QPSK 可靠度判决方案

首先将调制星座点 $\varsigma = [c_1, c_2, \dots, c_l, \dots, c_L]$, 依次作为 QR 分解算法的最先检测层的估计点, 然后分别进行常规的 QR 分解算法, 即将 c_l 分别带入式 (10), 得出 L 组估计信号 $p^l[i]$ 。其中, $p^l[i] = [c_l, s_{M-1}^l[i], \dots, s_1^l[i]]$ 。

如满足式 (11), 那么 c_l 即初始检测层的最优检测, 同时被选为下一层的最佳反馈符号。

$$t = \arg \min_{1 \leq l < L} \|r - Hp^l[i]\|^2 \quad (11)$$

除了初始检测层以外, 之后的检测层, 通过 $o_{M-1} = \hat{r}_{M-1} / r_{M-1, M-1}$ 得到第 $M-1$ 层的软估计, 然后逐层检测获得第 $k = M-2, \dots, 1$, 层软估计, 同时软估计的可靠性由 d_k 判定, d_k 和 $o_k[i]$ 的数学表达式分别表示为:

$$o_k[i] = (\hat{r}_i - \sum_{j=i+1}^M r_{ij} \hat{s}_j) / r_{ii} \quad (12)$$

$$d_k = |o_k[i] - a_f| \quad (13)$$

其中, a_f 表示距离第 k 层的软估计 $o_k[i]$ 最近的星座点。

若星座点用 A 表示, 则 a_f 可描述为:

$$a_f = \arg \min_{a_f \in A} \{ |o_k[i] - a_f| \} \quad (14)$$

如果 $d_k \geq d$ (d 表示可靠范围), 那么软估计 $o_k[i]$ 坐落在星座图的阴影面积内, 也就是说第 k 层的软判决不可靠; 相反, 如果 $d_k < d$, 那么软估计 $o_k[i]$ 坐落在星座图的可靠区域内, 那么第 k 层的软判决可靠。软判决可靠时, 软判决 $o_k[i]$ 为可靠点, 将执行常规的 QR 分解方案。第 k 层符号估计 $\hat{s}_k[i]$ 通过硬判决 $\hat{s}_k[i] = Q(o_k[i])$ 获得。

软判决不可靠时, 软判决 $o_k[i]$ 为不可靠点, 将生成候选点 $\varsigma = [c_1, c_2, \dots, c_n, \dots, c_N]$, 其中, N 个候选点为距离软估计 $o_k[i]$ 点最近的星座点。不可靠的判决 $Q(o_k[i])$ 被 $\hat{s}_k[i] = c_{mopt}$ 替代, 其中, c_{mopt} 是来自 $\varsigma = [c_1, c_2, \dots, c_n, \dots, c_N]$ 的最优候选。

最优反馈候选点获取过程如下。

为了发现最优候选点反馈, 本文定义选择向量 $b^1, b^2, \dots, b^n, \dots, b^N$, 其中, N 等于 $\varsigma = [c_1, c_2, \dots, c_n, \dots, c_N]$ 中星座候选个数, 并且选择向量 b^n 为 $M \times 1$ 维向量。在第 k 层软估计不可靠的情况下, b^n 的 M 层元素构成为:

- 第 M 层到第 $k+1$ 层分别为先前检测的符号 $c_l, \hat{s}_{M-1}[i], \dots, \hat{s}_{k+1}[i]$;
- 第 k 层为不可靠判决 $Q(o_k[i])$ 从星座点中选择的候选 c_n ;
- 第 $k-1$ 至第 1 层为进行传统 QR 分解算法的 $k-1$ 个符号;

由此可得到:

$$b^n[i] = [c_l, \dots, \hat{s}_{k-1}[i], c_n, b_{k+1}^n[i], \dots, b_q^n[i], \dots, b_M^N[i]]^T \quad (15)$$

其中, $b_q^n[i]$ 是潜在的判决。



$$b_q^n[i] = Q((\hat{r}_q - \sum_{l=q+1}^M r_{q,l} \hat{b}_l^n) / r_{q,q}) \quad (16)$$

其中, q 是某一层的指数, 介于 $k-1$ 到 1 之间。

$$mopt = \arg \min_{1 \leq n < N} \|r - Hb^n[i]\|^2 \quad (17)$$

如满足上述条件, 那么 $cmopt$ 当前就是最优反馈字符, 为用户一个更可靠的判决, 同时被选择为下一个层的最佳反馈符号。算法伪代码如下:

```

QR = H
 $\hat{r} = Q^H r$ 
 $\varsigma = [c_1, c_2, \dots, c_l, \dots, c_L]$ 
for  $l = 1$  to  $L$ 
     $\hat{s}_M^l = c_l$ 
    for  $k = M - 1$  to do
         $b_q^l[i] = (\hat{r}_q - \sum_{t=q+1}^M r_{q,t} \hat{s}_t^l)$ 
    end for
end for
 $t = \arg \min_{1 \leq l < L} \|r - Hb_k^l[i]\|^2$ 
 $\hat{S}_M = c_l$ 
for  $k = M - 1, \dots, 1$ 
     $o_k[i] = (\hat{r}_k - \sum_{i=k+1}^M r_{k,i} \hat{s}_i^n)$ 
    if 不可靠  $\varsigma = [c_1, c_2, \dots, c_m, \dots, c_M]$ 
        for  $n = 1$  to  $N$  do
            for  $q = k - 1$  to 1 do
                 $b_q^n[i] = (\hat{r}_q - \sum_{t=q+1}^M r_{q,t} \hat{s}_t^n)$ 
            end for
             $b^n[i] = [c_l, \dots, \hat{s}_{k-1}, c_n, b_{k+1}^n, \dots,$ 
 $b_q^n[i], \dots, b_M^n[i]]^T$ 
        end for
         $mopt = \arg \min_{1 \leq n < N} \|r - Hb_k^n[i]\|^2$ 
         $\hat{s}_k[i] = c_{mopt}$ 
    else
         $\hat{s}_k[k] = Q(o_k[i])$ 
    end if
end
end

```

4 算法性能分析

4.1 算法复杂度

初始检测信号估计复杂度分析: 将最先检验层依次用星座点替代, 并依次进行 QR 分解算法。QR 分解的复杂度主要在 Q 和 R 的分解上, 其计算复杂度为 $o(n^3)$, 而本文算法是在 Q 和 R 进行分解算法之后进行, 只对式 (10) 进行了计算, 其计算复杂度为 $Lo(n^2)$, 其中, L 为调制位数。

其他检测层复杂度分析: 软判决可靠判断用 p 表示。其中, $p=0$ 表示软判决可靠, $p=1$ 表示软判决不可靠, 候选点个数为 N , 复杂度计算约为 $2M^2 + pNM^2$ 。由图 4 和图 5 可知, 在 25 dB 和 30 dB 时, 算法检测的可靠概率很低仅有 % 左右, QR 分解检测算法复杂度作为目前检测复杂度中最低的, 因此相对于 SIC (计算复杂度为 $o(n^4)$) 等一些非线性检测, 本文提出的算法复杂度增长不多, 并且根据仿真可以看出, 基于 ML 准则的 RC-QR 检测算法性能提升非常明显。

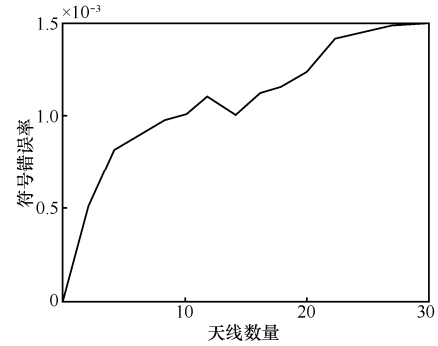


图 4 收发天线数量与符号错误率关系 (SNR=25 dB)

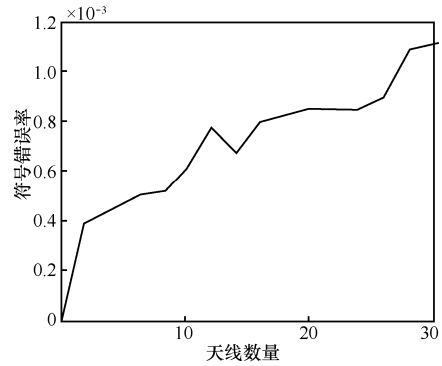


图 5 收发天线数量与符号错误率关系 (SNR=30 dB)

4.2 算法性能

假设在多天系统平坦瑞利衰落信道下,发射天线发送的数据互相独立,数据帧长为 20 000,采用未编织系统以及 QPSK 调制方式,算法性能由误码率衡量。

图 6 给出收发天线数量为 4×4 条件下的 QR 分解、ML-QR 算法和 ML 检测算法性能曲线。其中,可靠半径 d 为 0.4,选取候选点个数 m 为 4。可以看出本文提出算法明显优于 QR 分解检测算法。误码率为 10^{-2} 时,ML-QR 算法优于 QR 分解算法 10 dB。误码率为 10^{-3} 时,ML-QR 算法优于 QR 分解算法 15 dB。并且从图 6 中可以看出,随着 SNR 的不断增加,ML-QR 算法误码率直线下降,远低于 QR 分解算法误码率,这就可以说明,对于 QR 算法来说,检测顺序非常重要,并且整个系统的性能很大程度上取决于先检测层,特别是最先检测层。同时提出的算法性能也接近最优检测算法性能。

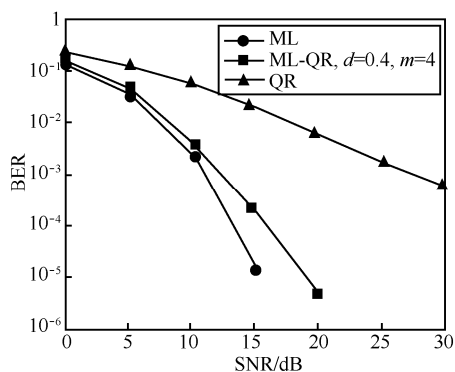


图 6 ML-QR 算法与其他算法误码率比较 (收发天线为 4×4 , QPSK)

图 7 给出了采用收发天线数量为 4×4 条件下不同阈值和不同候选点个数的情况下 ML-QR 算法的性能仿真。在阈值 d 变小时,ML-QR 算法的性能就越好,在候选点数量增多时,算法的性能也越好。在候选点数量增多时,算法的性能越好。说明 ML-QR 算法能够有效地抑制错误判决在整个检测过程的传播,同时性能得到很大程度的改善。

图 8 给出收发天线数量为 6×6 条件下的 QR 分解、ML-QR 算法、ML 算法性能曲线。其中,

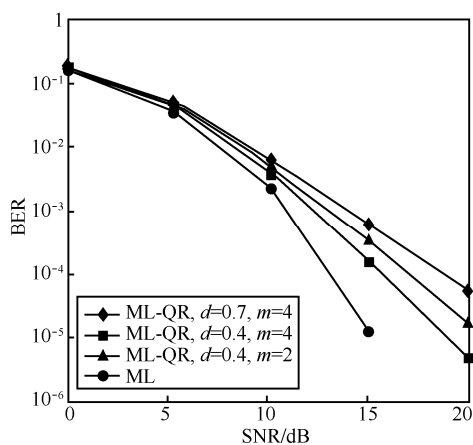


图 7 在不同参数下的误码率比较 (收发天线为 4×4 , QPSK)

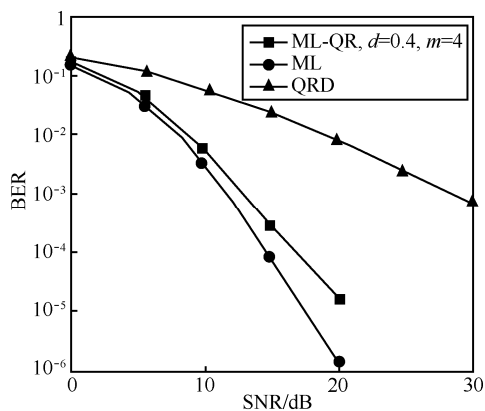


图 8 ML-QR 算法与其他算法误码率比较 (收发天线为 6×6 , QPSK)

可靠半径 d 为 0.4,选取候选点个数 m 为 4。误码率为 10^{-2} 时,ML-QR 算法优于 QR 分解算法 9.5 dB。误码率为 10^{-3} 时,ML-QR 算法优于 QR 分解算法 15 dB。图 9 给出收发天线数量为 6×6 条件下不同可靠半径和候选点的性能曲线,可以看出在候选点相同时,可靠阈值越小性能越好,在阈值相同时,候选点越多时性能越好。相比图 5,相比于天线数量为 4×4 时,天线数量为 6×6 系统的性能有所下降,说明随着天线数量的增加,天线间的错误传播增加,导致系统的性能下降。

ML-QR 检测算法能够在增加一定复杂度的情况下,显著地改善系统的性能,同时可以通过阈值和候选点个数来有效控制系统性能和复杂度,与检测算法的性能与复杂度折中思想响应,对于降低物联网通信成本,提升其可靠性有较好的成效。

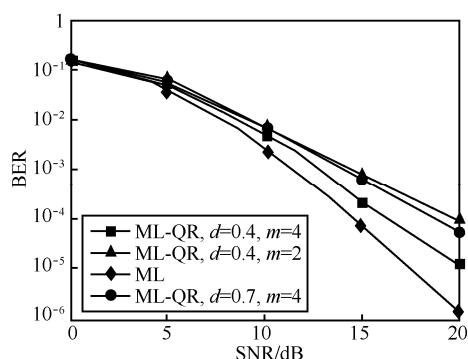


图9 在不同参数下的误码率比较 (收发天线为 6×6 , QPSK)

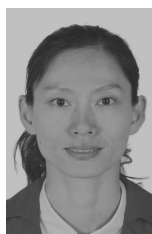
5 结束语

有效的差错检测算法能够极大改善物联网通信性能, 本文提出的 ML-QR 算法, 通过 ML 准则算法原理, 能够精确估计初始检测层信号, 利用阴影面积约束增强干扰消除, 有效减少错误传播影响, 同时又能确保减少不可靠时带来的复杂度, 同时采用候选机制, 能够有效地抑制错误判决在整个检测过程中传播, 改善系统性能。利用 MATLAB 对系统进行仿真可以看出, 该算法能够大大地改善系统性能, 有效地节约信噪比。此外算法能够根据阈值和候选点数量控制计算的复杂度和改善系统性能, 在检测性能与复杂度之间获得了很好的平衡。

参考文献:

- [1] PITAVALL R A, POPOVIC B M. Linear receivers for spectrally precoded MIMO-OFDM[J]. IEEE Communications Letters, 2017(99): 1.
- [2] 吴军, 吴云龙, 黄雅兰. 基于排序 QR 分解的 VBLAST 解码算法研究[J]. 电视技术, 2014(7): 149-152.
WU J, WU Y L, HUANG Y L. VBLAST decoding algorithm based on sorted QR decomposition[J]. Video Engineering, 2014(7): 149-152.
- [3] 邱冬冬, 刘斯亮, 王世强. 基于 MMSE-SQRD 的 V-BLAST 系统检测算法研究与仿真[J]. 电子设计工程, 2016(21): 129-131.
QIU D D, LIU S L, WANG S Q. MMSE-SQRD based detection algorithm research and simulation of V-BLAST[J]. Electronic Design Engineering, 2016(21): 129-131.
- [4] YOSHIMURA T, IDA Y, AHN C J, et al. Complexity reducing QRM-MLD with sequential decision based on the estimated noise variance[C]//2013 15th International Conference on Advanced Communications Technology (ICACT), Jan 27-30, 2013, Pyeong Chang, South Korea. New Jersey: IEEE Press, 2013: 590-593.
- [5] HOU W, FUJINO T, KOJIMA T. Adaptive candidate selection scheme in QRM-MLD algorithm for MIMO detection[C]//2012 IEEE 8th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob), Oct 8-10, 2012, Barcelona, Spain. New Jersey: IEEE Press, 2012: 502-506.
- [6] SHUBHI I, MURATA H. A signal selection scheme for QRM-MLD on MU-MIMO with user collaboration[C]//2015 International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS), August 25-28, 2015, Brussels, Belgium. New Jersey: IEEE Press, 2015: 596-600.
- [7] 戚晨皓, 黄永明, 金石. 大规模 MIMO 系统研究进展[J]. 数据采集与处理, 2015(3): 544-551.
QI C H, HUANG Y M, JIN S. Overview of massive MIMO system[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2015(3): 544-551.
- [8] TANABE S, SHIGYO A D, ISHIBASHI K. Not-so-large MIMO signal detection based on damped QR-decomposed belief propagation[C]//2016 International Symposium on Information Theory and Its Applications (ISITA), Oct 30- Nov 2, 2016, Monterey, CA, USA. New Jersey: IEEE Press, 2016: 463-467.
- [9] 尤力, 高西奇. 大规模 MIMO 无线通信关键技术[J]. 中兴通讯技术, 2014(2): 26-28.
YOU L, GAO X Q. Key technologies in massive MIMO wireless communication[J]. ZTE Technology Journal, 2014(2): 26-28.
- [10] 孙艳华, 吴伟陵. 基于 QR 分解 V-BLAST 检测算法研究和比较[J]. 无线电工程, 2006(12): 26-29.
SUN Y H, WU W L. The development and comparison of V-BLAST detection algorithms based on QR decomposition[J]. Radio Engineering of China, 2006(12): 26-29.
- [11] CHEN C M, LIN C H, TSAI P Y. Multi-mode sorted QR decomposition for 4×4 and 8×8 single-user/multi-user MIMO precoding [C]//2015 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), May 24-27, 2015, Lisbon, Portugal. New Jersey: IEEE Press, 2015: 2980-2983.

[作者简介]



谈玲 (1979-), 女, 博士, 南京信息工程大学副教授, 主要研究方向为物联网大数据。

庄勇 (1987-), 男, 南京信息工程大学硕士生, 主要研究方向为无线宽带通信。