

通信信号处理大作业

漆耘含 无 63 2016011058

一、 问题描述

已知信道模型为：

$$C(z) = 0.5 + z^{-1} + 1.2z^{-2} - z^{-3}$$

请设计最小均方误差的自适应滤波器，具体要求如下：

符号 $\{s(i)\}$ 通过信道的传输附加复高斯白噪声 $\{v(i)\}$ 。接收信号 $\{u(i)\}$ 通过 FIR 均衡器对输入序列进行估计得到 $\{\hat{s}(i - \Delta)\}$ ，并被送入判决器。均衡器有两种操作模式：训练模式（输入信号的延时作为参照序列）及面向判决模式（判决装置的输出作为参照序列）。输入序列 $\{s(i)\}$ 为 QAM 星座点（如 4-QAM、16-QAM、64-QAM、256-QAM）。

ϵ -NLMS 算法是一种基于 LMS 算法的改进算法：其中的更新过程变为：

$$C_{k+1} = C_k + \frac{\mu e_k^* X}{\epsilon + \sum_{i=-N}^N |x_{k+i}|^2} \quad n = \pm 1, \pm 2, \dots, \pm N$$

自适应均衡器的结构如下：

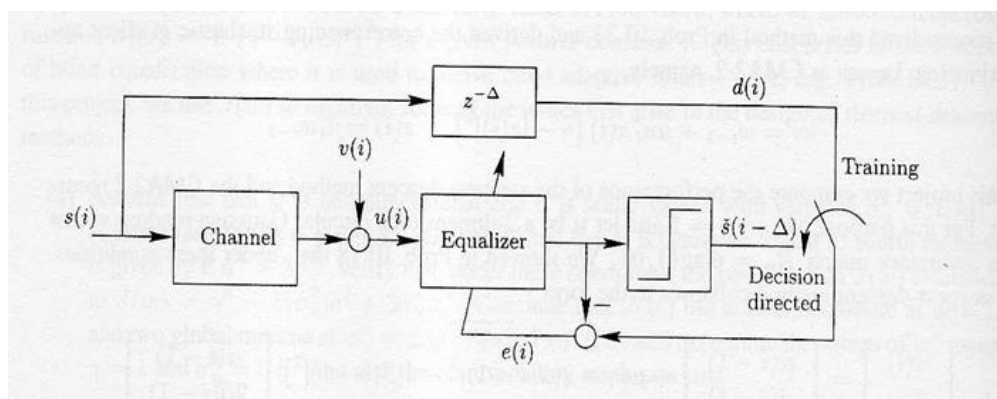


图 1 自适应均衡器结构

二、 第一问

1. 问题描述

写一个程序，用 500 个 QPSK 符号训练一个自适应均衡器，然后传输 5000 个 16-QAM 符号时采用面向判决模式。信噪比 SNR 为 30dB， $\Delta=15$ ，均衡器长度 $L=35$ 。采用 ϵ -NLMS 算法训练均衡器，其中步长 $\mu=0.4$ ，校正项 $\epsilon=10^{-6}$ 。画出 $\{s(i), u(i), \hat{s}(i - \Delta)\}$ 的散点图。

2. 解答

训练阶段：随机生成 500 个 QPSK 符号，再用 filter 函数过信道，用 awgn 函数加噪声，过卷积计算出 y_k 的时候，将真实值 a_k 用 NLMS 算法进行更新均衡器系数。

测试阶段：随机生成 5000 个 16-QAM 符号，通过卷积计算出 y_k 的时候，对其进行判决得到判决值 a_k ，误差值 $e_k = a_k - y_k$ ，再根据更新公式对均衡器系数进行修正。

需要注意的是，题目要求的 $\Delta = 15$ ，举个例子，即对于 $X_k \sim X_{k+L}$ 的数据，经过卷积得到 y_k ，在训练与测试阶段的真实值应该为第 $k + L - \Delta$ 个值，相当于一个 Δ 的延时。

测试阶段生成的 5000 个符号， $s(i)$ 如下：

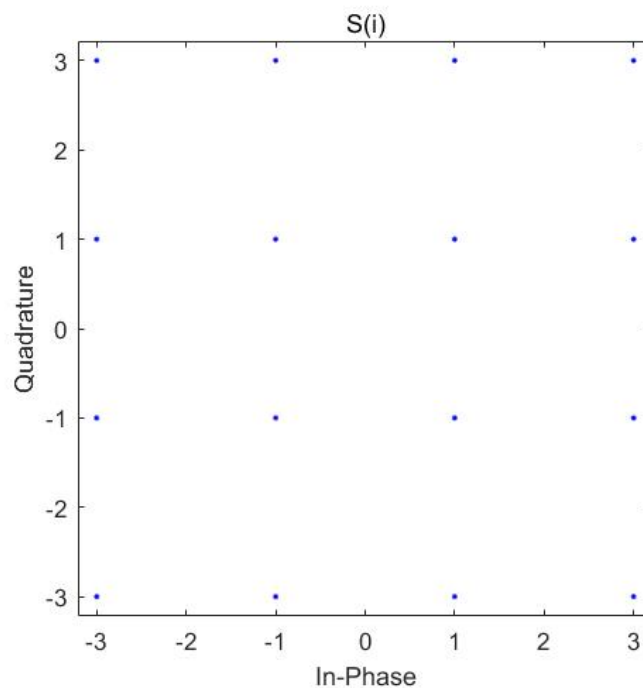


图 2 Test 的 $s(i)$

测试阶段的 $u(i)$ 如下，即经过信道和加入噪声之后的符号：

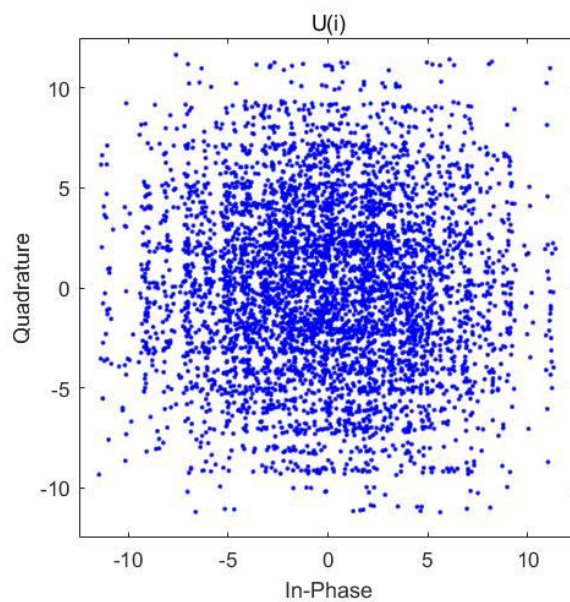


图 3 Test 阶段的 $u(i)$

测试阶段的 $\hat{s}(i - \Delta)$ 的散点图，即经过均衡器之后的输出：

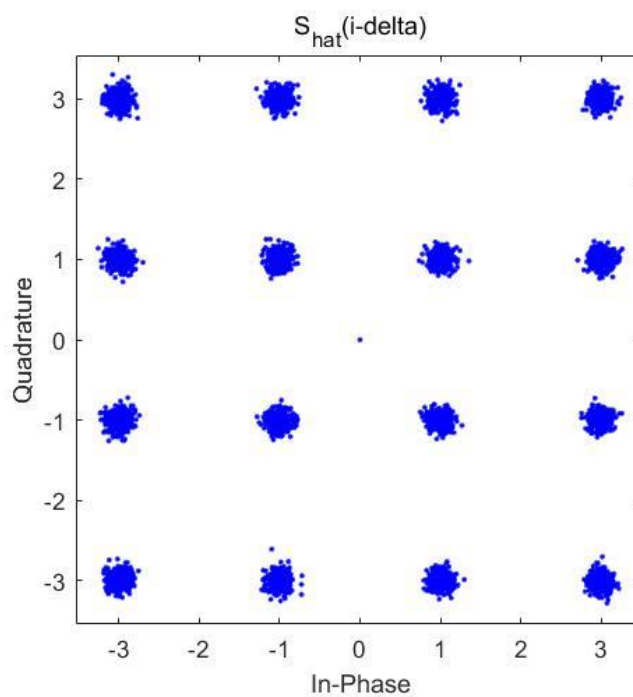


图 4 Test 阶段的 $\hat{s}(i - \Delta)$

三、 第二问

1. 问题描述

和 (a) 中的设置相同, 在训练的迭代次数分别为 150、300 和 500 次时, 画出并比较均衡器输出的散点图。取 $\mu = 0.001$ 用 LMS 算法再进行仿真。

2. 解答

2.1 训练迭代 150 次

ε -NLMS 算法:

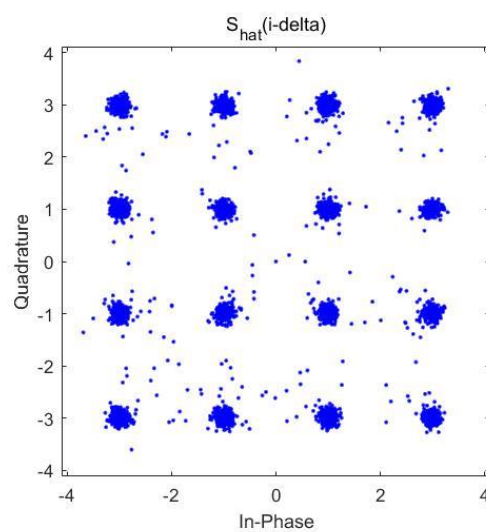


图 4 迭代 150 次 NLMS 输出

LMS 算法:

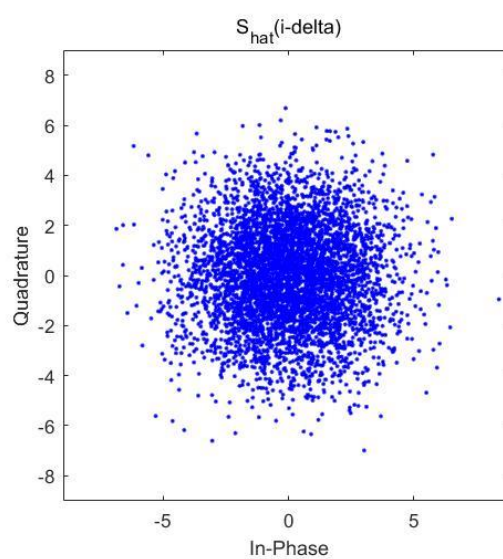


图 5 迭代 150 次 LMS 输出

2.2 训练迭代 300 次

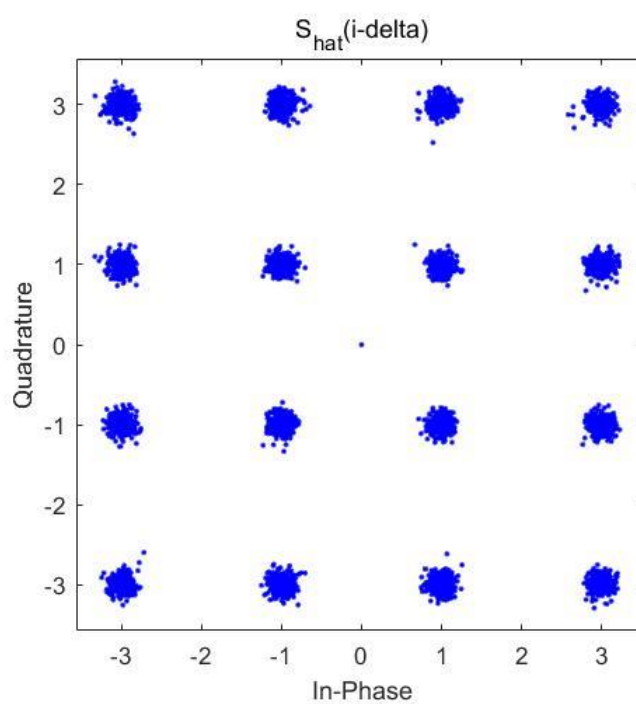
 ε - NLMS算法:

图 6 迭代 300 次 NLMS 输出

LMS算法:

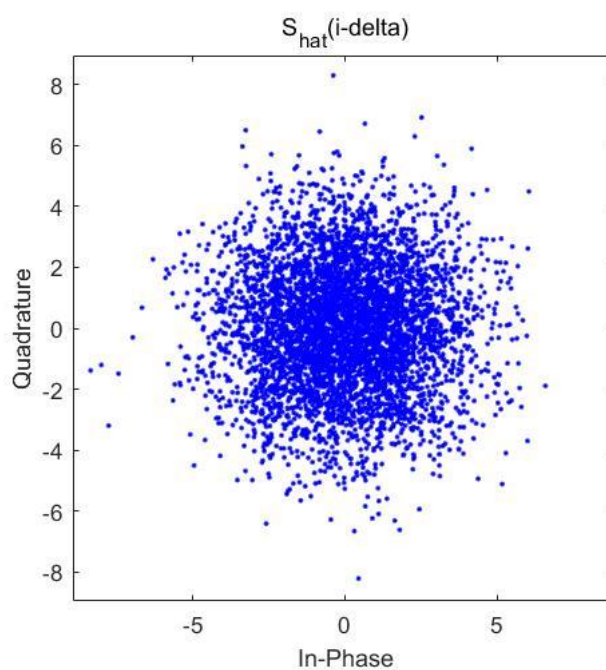


图 7 迭代 300 次 NLMS 输出

2.3 训练迭代 500 次

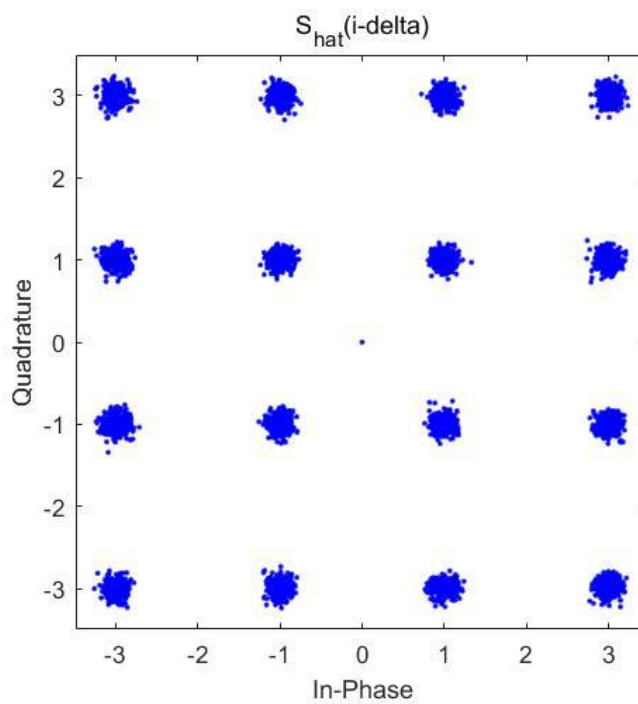
 ε - NLMS算法:

图 8 迭代 500 次 NLMS 输出

LMS算法:

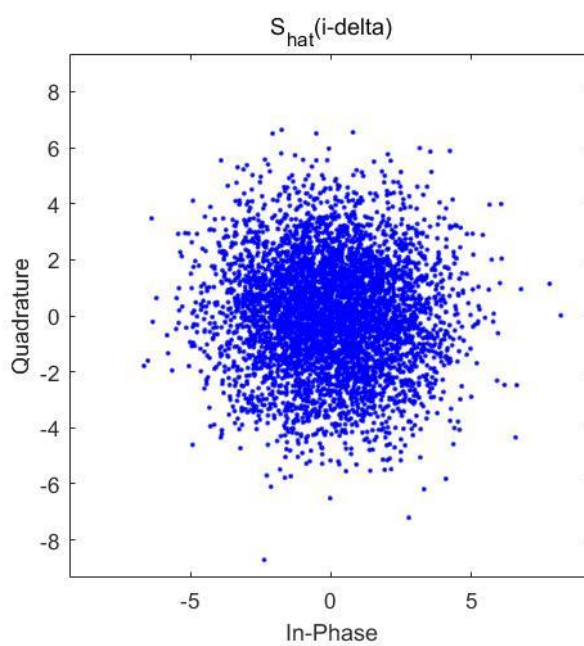


图 9 迭代 500 次 NLMS 输出

3. 结果分析

从迭代 150 次、300 次、500 次的结果来看， $\varepsilon - \text{NLMS}$ 算法的效果明显比 LMS 算法好，但我在测试的时候，发现一个现象：

其他同学在迭代 300、500 次的时候，LMS 算法能够收敛，即对信道有基本的估计，但我的却不能收敛，但将迭代次数增加，比如到 500 次，LMS 算法就能收敛，通过对中间结果进行分析，发现 LMS 算法在训练阶段的效果是不错的，但在测试阶段，不断更新均衡器系数，会导致性能不好，即均衡器系数没有对信道进行较好的估计，如下图：

迭代 150 次：

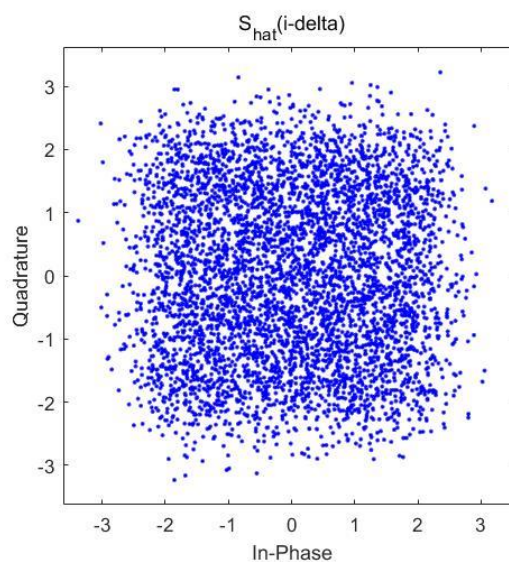


图 10 迭代 150 次 LMS 输出（测试不更新）

迭代 300 次:

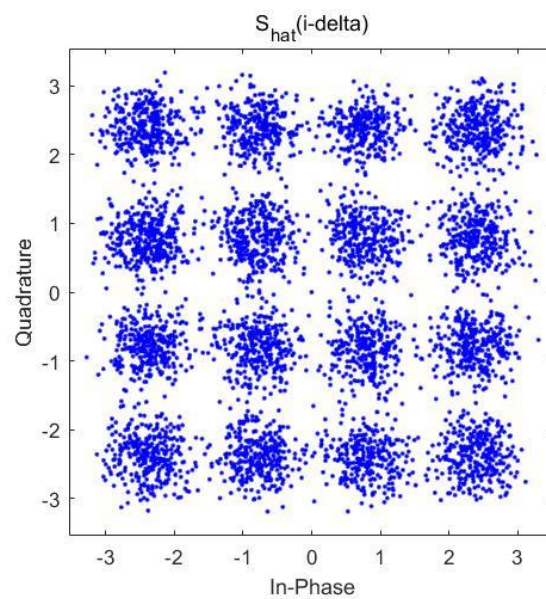


图 11 迭代 300 次 LMS 输出（测试不更新）

迭代 500 次:

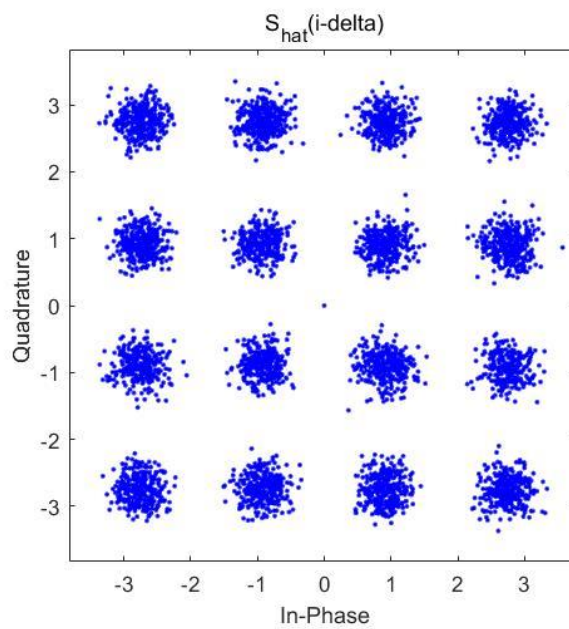


图 12 迭代 500 次 LMS 输出（测试不更新）

测试时更新均衡器的时候，迭代 300、500 次的时候效果比较差，可能是与调制方式、过信道的实现方式有关。

四、 第三问

1. 问题描述

将输入信号改为 256-QAM 的星座点，使用 NLMS 算法，用 500 个训练符号，画出均衡器的输出散点图。

2. 解答

生成的 256-QAM 符号散点图 ($s(i)$) 如下：

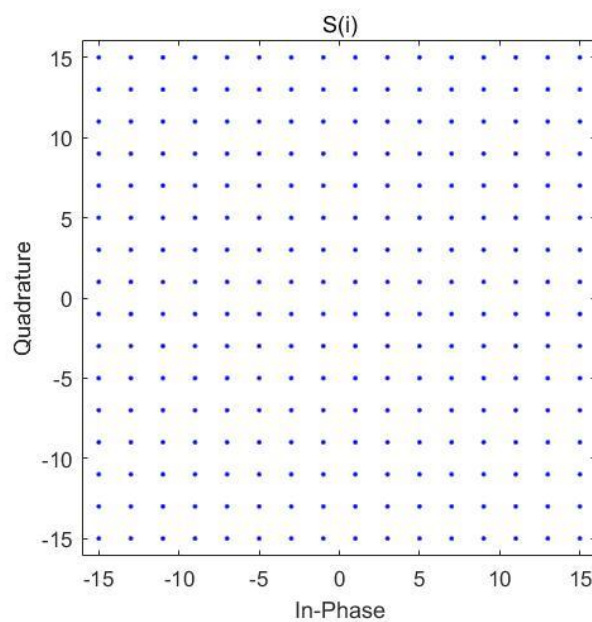


图 13 256-QAM 的 $s(i)$

均衡器的输出结果如下：

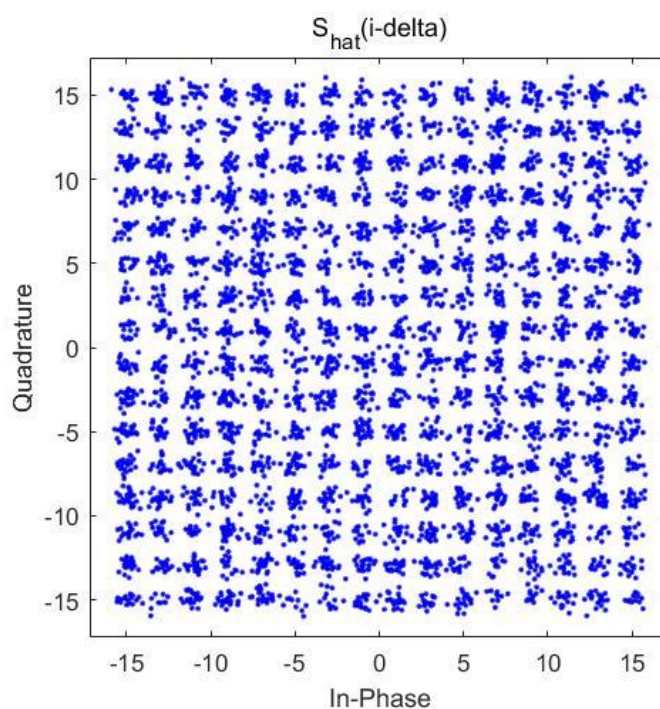


图 14 256-QAM 经过均衡器的输出 $\hat{s}(i - \Delta)$

3. 分析

从上面两个图可以看出，在 SNR 等于 30dB 的情况下，用 QPSK 符号训练 500 次，再进行训练，可以发现均衡的结果是比较好的。

五、 第四问

1. 问题描述

输入为 4-QAM、16-QAM、64-QAM、256-QAM 调制数据，信噪比从 5dB 到 30dB 变化，变化步长为 1dB。画出 NLMS 算法对应的 SER-SNR 曲线（SER: symbol error rate）

2. 解答

因为在 SNR 比较高的时候，SER 会很低，因此只用 5000 个 test 符号不能很好地测定 SER，因此，我采用的方法是从 10W 个符号开始，如果没有出错，则增加 20W 继续迭代，如果到 150W 都没有出错，则跳出。

下面对每一种模式，都给出对数坐标的 SER-SNR 图

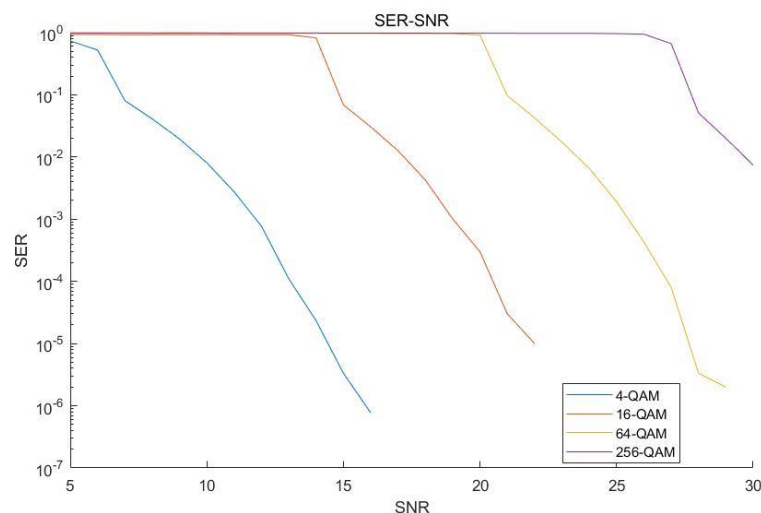


图 15 SER-SNR 关系

3. 分析

通过上述调制方式对应的 SER-SNR 曲线，可以看出，对同一种调制方式，在较高信噪比，误码率就比较低，如果把测试序列长度继续增大，比如 1 亿长度，可以测到 $1e-8$ 级别的 SER，在这里忽略掉 $1e-6$ 以下的 SER。

用不同调制方式的时候，要达到相同 SER 的时候，QAM 调制阶数越高，所需要的 SNR 就越高。

六、 总结

这次大作业是设计最小均方误差的自适应滤波器，通过这次大作业，将课堂上理论的部分与实际仿真结合起来，让我对信道均衡的理解更加深刻，并且通过 NLMS 和 LMS 算法的对比，可以看到 LMS 算法的效果比较差。同时，针对仿真中出现的一些现象，比如在第 2 问中，迭代 300 次 LMS 算法不能收敛的现象，进行了分析，提高了我对有趣现象分析的能力，收获满满！