

基于盲均衡的高阶 QAM 信号调制识别算法

王 彬 葛临东

(信息工程大学信息工程学院 郑州 450002)

摘要: 该文针对多径条件下的高阶 QAM 信号, 提出了一种基于改进的 HY-NCMA 盲均衡方法的调制识别算法。与已有算法相比, 均衡器不仅能够纠正载波相位偏转, 而且提高了收敛速度; 此外, 算法提出了新的识别特征, 降低了所需要的数据量和运算量, 提高了识别率。仿真表明, 在中、高信噪比条件下, 具有良好的识别效果。

关键词: 调制识别; 盲均衡; 高阶 QAM 信号

中图分类号: TN911.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)08-1882-05

An Algorithm for Modulation Classification of Higher Order QAM Signals Based on Blind Equalization

Wang Bin Ge Lin-dong

(Institute of Information Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: This paper proposes an identification algorithm for higher order QAM modulated signals based on the improved HY-NCMA blind equalization method in multi-path environments. Compared with the existing algorithms, the equalizer can recover the phase offset and have faster convergence, furthermore, not only are the sample size and the complexity of the proposed algorithm reduced, but also the identification rate is improved by means of the new identification feature. Simulation results demonstrate the efficiency of the modulation identification at middle or high SNR (Signal to Noise Ratio).

Key words: Modulation identification; Blind equalization; Higher order QAM

1 引言

通信信号的调制识别是在已知信号调制类型集合的前提下, 正确给出所截获通信信号的调制方式, 它在电子监听、信号截获和电子对抗等领域得到了越来越广泛的关注, 是通信信号分析领域的重要组成部分。

高阶 QAM 调制信号以其高频带利用率已经成为现代通信的主要调制手段, 实现这类信号的调制识别是非常必要的。由于 QAM 信号的复杂度随着调制阶数增加而大幅度提高, 增大了调制识别的难度。现有高阶 QAM 调制识别文献大多是针对高斯白噪声信道条件下进行调制识别^[1-3], 在多径信道条件下, 由于信道的影响, 信号的幅度和相位会产生失真, 已有的识别方法失效。文献[4]讨论了在多径信道条件下的调制识别问题, 提出了先采用 CMA 加 AMA 盲均衡算法最大限度去除信道影响, 然后利用高阶累积量方法对均衡结果进行分类识别。为了达到比较高的识别率, 这种算法所需要数据量非常大, 运算量也随之提高, 在实际应用中受到很大限制, 另外, 当接收信号中存在较大相位偏转时, 这种算法所采用的盲均衡方法性能变差, 直接影响后续高阶累积量识别算法的有效性。

本文讨论高阶 QAM 信号在多径信道下的调制识别问题, 提出了基于改进的 HY-NCMA 盲均衡算法的识别方法。首先引入改进的 HY-NCMA 盲均衡算法, 这种算法具有纠正相位偏转的能力, 而且收敛速度优于文献[5]的 HY-NCMA 算法。然后利用均衡后的估计值均方误差作为识别特征, 依据最小均方误差准则进行分类, 与文献[4]中的算法相比, 降低了数据量和运算量, 提高了识别率。

文章第 2 节给出了信号模型, 第 3 节介绍改进的 HY-NCMA 盲均衡算法, 第 4 节给出了基于盲均衡的调制识别算法, 第 5 节是仿真结果和性能分析, 最后给出结论。

2 信号模型

本文讨论的信号模型为

$$x(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} s(k)h(nT_s - kT_s) + v(n), \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

$h(\cdot)$ 是信道冲击响应函数, $h(\cdot) = h_t(\cdot) * h_r(\cdot) * h_{ch}(\cdot)$, 其中 $h_t(\cdot)$ 是发送脉冲成型滤波器, $h_r(\cdot)$ 是接收滤波器冲激响应, $h_{ch}(\cdot)$ 是多径信道的冲激响应, 符号 “*” 表示卷积计算。 $s(k)$ 是 QAM 等效基带符号序列, T_s 是符号周期, $v(n)$ 是加性高斯白噪声, 其均值为 0, 方差为 σ^2 , N 是观察数据抽样点数, $x(n)$ 是接收信号序列。

3 改进的 HY-NCMA 盲均衡算法

为了提高 QAM 信号的盲均衡性能, 通常采用双模式盲

均衡,即对接收信号先进行常模盲均衡,使均衡后信号的眼图张开,保证算法的全局收敛性,然后进行判决引导盲均衡^[6]或者进行星座匹配误差盲均衡^[7],以提高均衡效果和收敛速度。文献[6,7]所提算法通过判断CMA盲均衡代价函数是否收敛作为切换依据,并且不具备载波相位恢复能力,文献[5]提出了能够自动切换均衡模式的HY-NCMA盲均衡方法,而且具有抗载波相位偏差的能力。

假设均衡器是 FIR 结构,其输入输出关系可以表示为

$$y(n) = \sum_{i=1}^M w_i^*(n)x(n-i) = \mathbf{W}^H(n)\mathbf{X}(n) \quad (2)$$

其中 $y(n) = y_r(n) + jy_i(n)$ 是均衡器输出信号, $\mathbf{X}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M)]^T$ 是均衡器的输入向量, $\mathbf{W}(n) = [w_0(n), w_1(n), w_2(n), \dots, w_M(n)]^T$ 是均衡器抽头系数向量, M 是均衡器阶数,上标“*”表示共轭运算,上标“T”为转置运算,上标“H”表示共轭转置运算。HY-NCMA 代价函数定义为

$$\Psi(n) = \lambda\Phi(n)/\eta + (1-\lambda)\Theta(n) \quad (3)$$

$$\Phi(n) = \frac{1}{4}E\left\{\left(y_r^2(n) - R_r^2(n)\right)^2 + \left(y_i^2(n) - R_i^2(n)\right)^2\right\} \quad (4)$$

$$R_r^2(n) = \frac{E\{s_r^4(n)\}}{E\{s_r^2(n)\}}, \quad R_i^2(n) = \frac{E\{s_i^4(n)\}}{E\{s_i^2(n)\}} \quad (5)$$

$$\Theta(n) = E\{|y(n) - \hat{s}(n)|^2\} \quad (6)$$

$0 < \lambda < 1$, $\eta = E\{|s(n)|^2\}$, $E(\cdot)$ 表示均值运算,复信号 $s(n) = s_r(n) + js_i(n)$ 是独立等概率分布的 QAM 等效基带符号序列,均衡器输出 $y(n)$ 的判决信号为 $\hat{s}(n) = \hat{s}_r(n) + j\hat{s}_i(n)$ 。代价函数 $\Phi(n)$ 将传统 CMA 代价函数的模值信息替换为实部和虚部信息,使代价函数包含了信号的幅度和相位信息,克服了 CMA 对相位不敏感的缺点。 $\Theta(n)$ 代表均衡器输出信号与判决信号的均方误差。

在盲均衡开始阶段, $\Phi(n)$ 在代价函数 $\Psi(n)$ 中占主要地位,使均衡器达到全局收敛,眼图能够张开,此时 λ 应该取较大的值,随后 DD 算法的误差信号占主导地位, λ 取较小的值。这种转换是自动完成的,由剩余均方误差 MSE 来控制 λ 的取值,定义:

$$\text{MSE}(n+1) = \rho\text{MSE}(n) + (1-\rho)|y(n) - \hat{s}(n)|^2, \quad 0 < \rho < 1 \quad (7)$$

$$\lambda = \begin{cases} 1, & \text{MSE}(n) \geq d \\ \frac{\text{MSE}(n)}{d}, & \text{MSE}(n) < d \end{cases} \quad (8)$$

其中 d 表示在 QAM 星座图中的判决区域中的点离对应的判决信号点的距离最大值的平方, ρ 是遗忘因子。

在式(3)中,参数 λ 的选取非常重要,它直接影响算法的收敛速度和均衡性能。本文在文献[8]自适应算法的启发下,推导出了代价函数 $\Psi(n)$ 中参数 λ 的自适应更新公式,提高了收敛速度。

首先,用时变参数 $\lambda(n)$ 替代式(3)中的参数 λ ,得到

$$\Psi(n) = \lambda(n)\Phi(n)/\eta + (1-\lambda(n))\Theta(n) \quad (9)$$

根据最速下降算法^[9],可以直接给出参数 $\lambda(n)$ 的递归关系式:

$$\lambda(n+1) = [\lambda(n) - \gamma\nabla_\lambda(\Psi(n))]_{\lambda_-}^{\lambda_+} \quad (10)$$

其中 γ 是 λ 的调整步长, $[\cdot]_{\lambda_-}^{\lambda_+}$ 表示在区间 $[\lambda_-, \lambda_+]$ 取值,并且 $0 \leq \lambda_- \leq \lambda_+ \leq 1$,初始化时 $\lambda_0 = 1$, $\nabla_\lambda(\Psi(n))$ 是代价函数 $\Psi(n)$ 关于参数 $\lambda(n)$ 的梯度。再根据LMS准则^[9],用瞬时梯度 $\hat{\nabla}_\lambda(\Psi(n))$ 代替真实梯度 $\nabla_\lambda(\Psi(n))$, $\lambda(n)$ 的递归公式又可表示为

$$\lambda(n+1) = [\lambda(n) - \gamma\hat{\nabla}_\lambda(\Psi(n))]_{\lambda_-}^{\lambda_+} \quad (11)$$

瞬时梯度 $\hat{\nabla}_\lambda(\Psi(n))$ 为

$$\hat{\nabla}_\lambda(\Psi(n)) = \frac{\tilde{\Phi}(n) - \tilde{\Theta}(n)}{\eta} + \frac{\lambda(n)}{\eta} \frac{\partial \tilde{\Phi}(n)}{\partial \lambda} \Big|_{\lambda=\lambda(n)} + (1-\lambda(n)) \frac{\partial \tilde{\Theta}(n)}{\partial \lambda} \Big|_{\lambda=\lambda(n)} \quad (12)$$

$$\tilde{\Phi}(n) = \frac{1}{4}\left(y_r^2(n) - R_r^2(n)\right)^2 + \left(y_i^2(n) - R_i^2(n)\right)^2 \quad (13)$$

$$\tilde{\Theta}(n) = |y(n) - \hat{s}(n)|^2 \quad (14)$$

又由于 $y(n) = \mathbf{W}^H(n)\mathbf{X}(n)$, $y_r(n) = \frac{y(n) + y^*(n)}{2} = \frac{\mathbf{W}^H(n)\mathbf{X}(n) + \mathbf{X}^H(n)\mathbf{W}(n)}{2}$, $y_i(n) = \frac{y(n) - y^*(n)}{2j} = \frac{\mathbf{W}^H(n)\mathbf{X}(n) - \mathbf{X}^H(n)\mathbf{W}(n)}{2j}$, 均衡器抽头系数 $\mathbf{W}(n)$ 的更新公式为 $\mathbf{W}(n+1) = \mathbf{W}(n) - \mu_1 \hat{\nabla}_{\omega^*}(\Psi(n))$, μ_1 为迭代步长, $\hat{\nabla}_{\omega^*}(\Psi(n))$ 为瞬时梯度,可以得到

$$\frac{\partial \tilde{\Phi}(n)}{\partial \lambda} \Big|_{\lambda=\lambda(n)} = \left(y_r^2(n) - R_r^2(n)\right)y_r(n)\text{Re}\left(\mathbf{X}^T(n)\phi(n)\right) + \left(y_i^2(n) - R_i^2(n)\right)y_i(n)\text{Im}\left(\mathbf{X}^T(n)\phi(n)\right) \quad (15)$$

$$\frac{\partial \tilde{\Theta}(n)}{\partial \lambda} \Big|_{\lambda=\lambda(n)} = 2\text{Re}\left(\mathbf{X}^T(n)\phi(n)(y(n) - \hat{s}(n))^*\right) \quad (16)$$

其中 $\text{Re}(\cdot)$ 表示取实部运算, $\text{Im}(\cdot)$ 表示取虚部运算,向量 $\phi(n) = \frac{\partial \mathbf{W}^*(n)}{\partial \lambda} \Big|_{\lambda=\lambda(n)}$ 。 $\phi(n)$ 的更新公式为

$$\begin{aligned} \phi(n+1) &= \frac{\partial \mathbf{W}^*(n+1)}{\partial \lambda} = \frac{\partial \left(\mathbf{W}^*(n) - \mu_1 \left(\hat{\nabla}_{\omega^*}(\Psi(n))\right)^*\right)}{\partial \lambda} \Big|_{\lambda=\lambda(n)} \\ &= \phi(n) - \mu_1 \frac{\partial \left(\hat{\nabla}_{\omega^*}(\Psi(n))\right)^*}{\partial \lambda} \Big|_{\lambda=\lambda(n)} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \hat{\nabla}_{\omega^*}(\Psi(n)) &= \frac{\lambda(n)}{2\eta} \left[\left(y_r^2(n) - R_r^2(n)\right)y_r(n) + \frac{\left(y_i^2(n) - R_i^2(n)\right)^2 y_i(n)}{j} \right] \\ &\quad \cdot \mathbf{X}(n) + (1-\lambda(n))(y(n) - \hat{s}(n))^* \mathbf{X}(n) \end{aligned} \quad (18)$$

将式(18)代入式(17),得到 $\phi(n)$ 的更新公式为

$$\begin{aligned} \phi(n+1) = & \phi(n) - \mu_1 \left[\frac{(y_r^2(n) - R_r^2(n))y_r(n) + j(y_i^2(n) - R_i^2(n))y_i(n)}{2\eta} - (y(n) - \hat{s}(n)) \right] \mathbf{X}^*(n) \\ & - \mu_1 \left\{ \frac{\lambda(n)}{2\eta} (3y_r^2(n) \text{Re}(\mathbf{X}^T(n)\phi(n)) - R_r^2(n) \text{Re}(\mathbf{X}^T(n)\phi(n)) + 3jy_i^2(n) \text{Im}(\mathbf{X}^T(n)\phi(n)) - jR_i^2(n) \text{Im}(\mathbf{X}^T(n)\phi(n))) \right. \\ & \left. + (1 - \lambda(n)) \mathbf{X}^T(n)\phi(n) \right\} \mathbf{X}^*(n) \end{aligned} \quad (19)$$

由于 $\lambda(n)$ 是沿着代价函数的负梯度方向自适应递归得到的, 总体更新趋势是使代价函数极小化, 与式(8)相比, 具有更强的自适应性, 使得收敛速度提高, 均衡性能得到改善。

4 调制识别算法

在非协同通信中, 接收端不能预先知道信号调制方式, 但是, 现有各种通信体制所使用的调制方式是有限的、确知的, 调制识别往往是在一个有限的集合中进行。如果接收信号的实际调制方式为 p , $p \in A = \{16\text{QAM}, 32\text{QAM}, 64\text{QAM}\}$, 假设接收信号的调制方式为 q , $q \in A$, 所对应的 q 均衡器的代价函数为

$$\Psi^{(q)}(n) = \lambda^{(q)}(n)\Phi^{(q)}(n)/\eta^{(q)} + (1 - \lambda^{(q)}(n))\Theta^{(q)}(n) \quad (20)$$

其中 $\lambda^{(q)}(n)$ 是对应于调制方式 q 的自适应调整因子, 并且

$$\Phi^{(q)}(n) = \frac{1}{4} E \left\{ \left(y_r^{(q)2}(n) - R_r^{(q)2}(n) \right)^2 + \left(y_i^{(q)2}(n) - R_i^{(q)2}(n) \right)^2 \right\} \quad (21)$$

$$R_r^{(q)2}(n) = \frac{E \{ s_r^{(q)4}(n) \}}{E \{ s_r^{(q)2}(n) \}}, \quad R_i^{(q)2}(n) = \frac{E \{ s_i^{(q)4}(n) \}}{E \{ s_i^{(q)2}(n) \}} \quad (22)$$

$$\Theta^{(q)}(n) = E \left\{ \left| y^{(q)}(n) - \hat{s}^{(q)}(n) \right|^2 \right\} \quad (23)$$

均衡器抽头系数的更新公式为

$$\mathbf{W}^{(q)}(n+1) = \mathbf{W}^{(q)}(n) - \mu_1^{(q)} \hat{\nabla}_{\omega^*} (\Psi^{(q)}(n)) \quad (24)$$

均衡器输出为

$$y^{(q)}(n) = \mathbf{W}^{(q)H}(n) \mathbf{X}^{(p)}(n) \quad (25)$$

由于 $R_r^{(q)}(n)$ 和 $R_i^{(q)}(n)$ 与调制方式有关, 只有当输入信号的调制方式与均衡器的调制方式一致时(即 $p = q$), 代价函数才能收敛到最小值, 其稳态剩余误差才能趋于 0, 此时估计误差均方值最小。基于上述分析, 本文提出了基于盲均衡的调制识别算法, 算法框图如图 1 所示。针对集合 A 中的每一

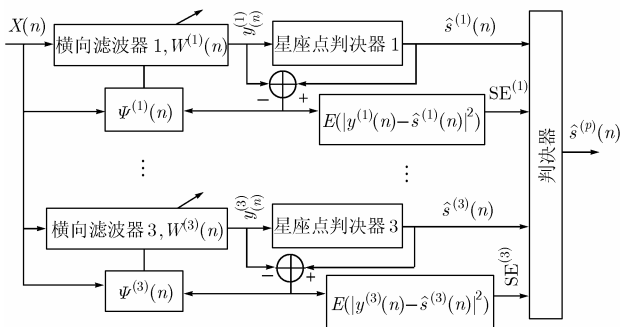


图 1 调制识别算法框图

种调制方式, 构造相应的盲均衡器, 均衡器的代价函数由式(20)给出, $\Psi^{(1)}(n) \sim \Psi^{(3)}(n)$ 分别代表 16QAM, 32QAM 和 64QAM 的代价函数, $\mathbf{W}^{(1)}(n) \sim \mathbf{W}^{(3)}(n)$ 是相应均衡器的抽头系数, 假定接收信号 $\mathbf{X}(n)$ 的调制方式为 p , 经过 3 个并行的盲均衡处理器后, 输出为 $y^{(1)}(n) \sim y^{(3)}(n)$, 再分别与各自调制方式的星座点比较, 依据最邻近原则, 得出相应的星座点 $s^{(1)}(n) \sim s^{(3)}(n)$, 计算估计误差均方值 $\text{SE}^{(1)} \sim \text{SE}^{(3)}$, 以估计误差均方值作为调制识别的特征参数, 使误差均方值最小的均衡器所对应的调制方式即为输入信号的调制方式 p 。

具体识别步骤如下:

(1) 以信号集 A 中的每一种调制类型作为输入信号的调制类型, 分别对输入信号以式(20)作为代价函数进行盲均衡, 均衡器输出分别为 $y^{(q)}(n)$, $n = 1, 2, \dots, N$, $q \in A$ 。

(2) 在每个星座点判决器中, 按照最邻近判决原则得到与输出 $y^{(q)}(n)$ 距离最近的星座点作为判决输出 $\hat{s}^{(q)}(n)$, 即 $\hat{s}^{(q)}(n) = \arg \min_{s^{(q)}(i)} \left(\left| y^{(q)}(n) - s^{(q)}(i) \right| \right)$, $s^{(q)}(i)$ 表示调制方式为 q 的星座点。

(3) 对信号集 A 中的每一种信号分别计算估计误差均方值

$$\text{SE}^{(q)} = E \left(\left| y^{(q)}(n) - \hat{s}^{(q)}(n) \right|^2 \right) \quad (26)$$

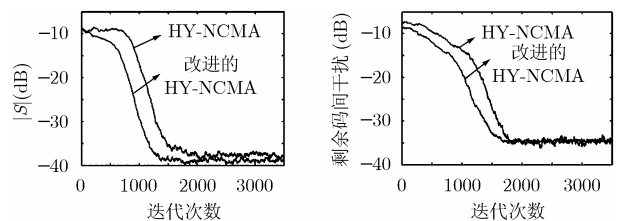
(4) 每个均衡器达到稳态时, 估计误差均方值 $\text{SE}^{(q)}$ 为最小的调制方式 q 就是输入信号的调制类型, 对应的均衡器输出 $y^{(q)}(n)$ 即是所需均衡结果, 即

$$p = \arg \min_q (\text{SE}^{(q)}) \quad (27)$$

$$y^{(p)} = \arg \min_{y^{(q)}} (\text{SE}^{(q)}) \quad (28)$$

5 仿真结果与性能分析

图 2 给出了改进 HY-NCMA 盲均衡算法与原始盲均衡算法的剩余码间干扰 ISI 性能比较。仿真中采用文献[5]的信道, 信噪比为 30dB, 均衡器阶数为 11, 均衡器中心抽头初始化为 1, 其余都为 0。均衡器的剩余码间干扰 ISI 定义为



(a) 16QAM 时的 ISI 比较图

(b) 64QAM 时的 ISI 比较图

图 2 HY-NCMA 与改进的 HY-NCMA 算法 ISI 比较图

$$ISI = \frac{\sum_i |\alpha(n)|^2}{|\alpha(n_0)|^2} - 1 \quad (29)$$

其中 $\alpha(n) = \sum_i w^*(i)h(n-i)$, $n_0 = \arg \max_n |\alpha(n)|$ 。图 2(a) 是对 16QAM 信号采用两种算法的 ISI 比较图,改进 HY-NCMA 算法的步长为 0.0015,参数 $\gamma = 0.00095$,HY-NCMA 算法的步长为 0.001,参数 $\rho = 0.9$ 。图 2(b)是针对 64QAM 的 ISI 比较图,改进算法的步长为 0.0006,参数 $\gamma = 0.00008$,HY-NCMA 算法的步长为 0.0004,参数 $\rho = 0.9$ 。两图中的曲线是两种算法分别独立运行 20 次后取均值得到的。从图中可以看出改进的 HY-NCMA 算法的收敛性能优于原算法。

下面验证所选调制识别特征参数的有效性。针对文献[5]的多径信道,在 SNR=30dB 时,以 64QAM 信号为例,将 64QAM 信号作为输入信号,图 3(a)是接收信号星座图,图 3(b)为接收信号通过 16QAM 均衡器的输出星座图,图 3(c)为接收信号通过 32QAM 均衡器的输出星座图,图 3(d)是接收信号通过 64QAM 均衡器的输出星座图,图 3(e)是根据式(26)计算得到的 3 个均衡器输出端估计误差均方值收敛曲线。仿真中,均衡器迭代步长为 0.0006,参数 $\gamma = 0.000025$,迭代次数为 10000 次。仿真表明接收信号的星座图已经与原发送信号发生很大变化,无法用来进行调制识别;从均衡的结果来看,只有当均衡器的调制类型与接收信号的调制类型匹配时,才能得到正确的星座图,对不匹配的信号无法得到良好的均衡结果。另外,从估计误差均方值的收敛曲线看出,如果接收信号与均衡器的调制方式相同,估计误差均方值下降最快,当各均衡器达到稳态时,估计误差均方值最小的调制方式就是接收信号的调制方式。显然,本文选用估计误差均方值作为调制识别的特征参数是有效的。

表 1 给出了算法的识别结果,采用文献[5]的复信道,在 15dB~30dB 信噪比范围内每隔 3dB 对集合 A 中每种信号作 100 次蒙特卡罗仿真,迭代次数为 5000 次,3 个均衡器的迭代步长分别为 $\mu_1^{(16QAM)} = 0.0015$, $\mu_1^{(32QAM)} = 0.001$ 和

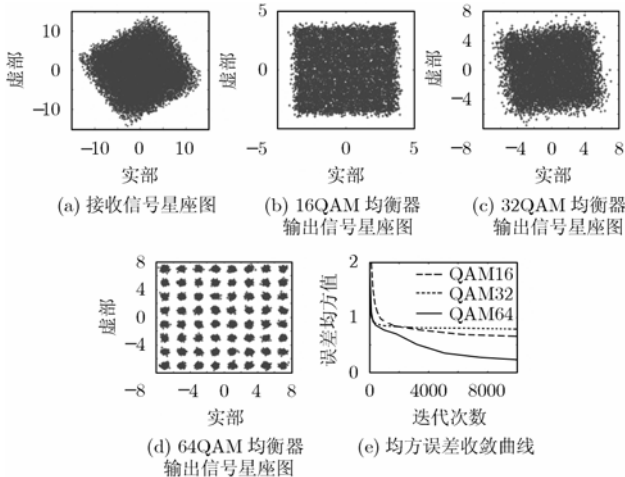


图 3 64QAM 信号在均衡器输入、输出端星座图以及输出误差均方值曲线

$\mu_1^{(64QAM)} = 0.0005$, 参数 γ 分别为 $\gamma^{(16QAM)} = 0.0008$, $\gamma^{(32QAM)} = 0.00003$ 和 $\gamma^{(64QAM)} = 0.00001$ 。从表 1 可以看出,在信噪比较低时,16QAM 信号的识别率高于其它两种信号,随着信噪比的提高识别率提高,当信噪比高于 18dB 时,3 种信号的识别率都高于 95%。

表 1 识别结果(%)

信噪比 (dB)	16QAM	32QAM	64QAM
15	99	64	81
18	100	95	99
21	100	100	100
24	100	100	100
27	100	100	100
30	100	100	100

将本文算法与文献[4]算法进行比较,为方便起见,将本文算法记为算法 1,文献[4]算法记为算法 2。信噪比范围 15dB~30dB,对集合 A 中的每种信号分别做 50 次独立实验,算法 1 所用数据为 5000 个抽样点,逐点迭代 5000 次;算法 2 所用数据为 20000 点,每个数据块 100 个数据,迭代 200 次。图 4 为两种算法的识别率曲线,从图上可以看出,算法 1 总体上优于算法 2,而且所需数据量比算法 2 低。为了进一步说明数据量对算法 2 的影响,分别以每块长为 50 和 100 个数据,迭代 200 次,识别结果如图 5 所示,从图上看出,当数据量比较小时,算法 2 识别效果变差。

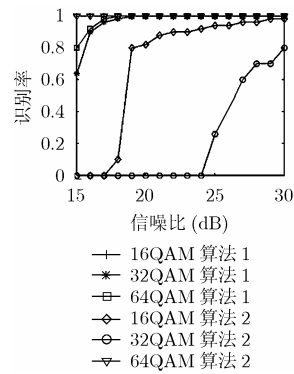


图 4 算法 1 和算法 2 识别性能比较曲线

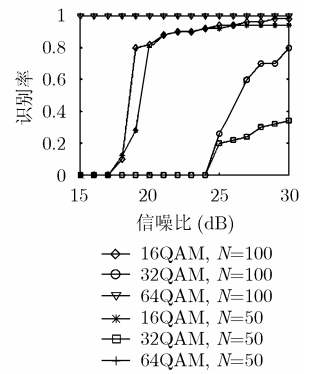


图 5 算法 2 在不同数据长度下识别结果

6 结束语

本文针对多径信道中的高阶 QAM 信号调制识别问题,提出了一种基于盲均衡算法的调制识别方法。与已有算法相比,改进的 HY-NCMA 盲均衡算法具有自适应参数调整功能,提高了均衡器收敛速度;识别算法以均衡后的输出估计均方误差为调制识别特征,避免了高阶累积量计算,不仅大幅度减小了数据量和运算量,而且提高了识别率。仿真表明,在中等信噪比以上条件,本文算法具有较好的识别效果。

参考文献

[1] Yang Y, Liu C, and Song T. A log-likelihood classification of

- QAM signal classification[J]. *Signal Processing*, 1998,70(1): 61-71.
- [2] 詹亚锋, 曹志刚, 马正新. M-QAM 信号的调制制式识别[J]. *通信学报*, 2004, 25(2): 68-74.
- Zhan Ya-feng, Cao Zhi-gang, and Ma Zheng-xin. Modulation classification of M-QAM signals[J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2004, 25(2): 68-74.
- [3] Dobre A, Bar-Ness Y, and Su Wei. Robust QAM modulation classification algorithm using cyclic cumulants[A]. Proc. WCNC 2004[C], Atlanta, GA, USA, 2004, 2: 745-748.
- [4] Barbarossa S, Swami A, Sadler B, and Spadafora G. Classification of digital constellations under unknown multipath propagation conditions[A], Proc. of SPIE, Digital wireless comm. II[C], Orlando, Florida, USA, 2000: 175-186.
- [5] 徐金标, 王育民. 用于多电平 QAM 调制的新型的自恢复均衡技术的研究[J]. *电子学报*, 1997, 25(7): 38-42.
- Xu Ji-biao and Wang Yu-min. A study of new self-recovery equalization techniques for multi-level QAM modulation[J]. *Acat Electronica Sinica*, 1997, 25(7): 38-42.
- [6] Li T H and Mbarek K. A blind equalization for non-stationary discrete-valued signals[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, 45(1): 247-254.
- [7] Barbarossa S and Scaglione A. Blind equalization using cost function matched to the signal constellation[A]. Proc. 31st Asilomar Conf. on Signal System & Computer[C]. Pacific Grove, CA, USA, 1997, 1: 550-554.
- [8] Benveniste A, Metivier M, and Spadafora G. Adaptive Algorithms and Stochastic Approximations[M]. New York: Springer-Verlag, 1990, 2: 160.
- [9] Simon Haykin. Adaptive Filter Theory[M]. The fourth edition, N.J., USA: Prentice Hall, 2002: 203-204.
- 王 彬: 女, 1971 年生, 博士生, 研究方向为软件无线电、通信信号盲处理.
- 葛临东: 男, 1946 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为软件无线电、通信信号盲处理.