

# 针对相位噪声的广义软判决辅助相位估计算法

吕心浩<sup>1</sup>, 李焱<sup>2</sup>, 张浩波<sup>1</sup>, 周武杰<sup>1</sup>, 吴茗蔚<sup>1,3</sup>

(1. 浙江科技学院 信息与工程学院, 杭州 310023; 2. 苏州工业园区 新国大研究院先进微电子器件中心, 江苏 苏州 215123; 3. 浙江省信息处理与通信网络重点实验室, 杭州 310027)

**摘要:** 判决辅助最大似然(DA-ML)和软判决辅助最大似然(SDA-ML)载波相位估计器均假定静态分块载波相位, 因此在高信噪比下会出现误差下限。通过引入多元高斯分布模型, 提出广义 SDA-ML 相位估计算法, 并通过分解信道协方差矩阵来降低计算复杂度。仿真试验结果表明, 对于高阶 QAM 调制, 广义 SDA-ML 可以显著降低 DA-ML 和传统 SDA-ML 的误差下限。

**关键词:** 相干光通信; 最大似然; 相位估计; 软判决辅助

**中图分类号:** TN929.11      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1671-8798(2019)05-0365-08

## Generalized soft-decision-aided phase estimation for phase noise

LYU Xinhao<sup>1</sup>, LI Yan<sup>2</sup>, ZHANG Haobo<sup>1</sup>, ZHOU Wujie<sup>1</sup>, WU Mingwei<sup>1,3</sup>

(1. School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, Zhejiang, China; 2. Centre of Advanced Microelectronic Devices, National University of Singapore (Suzhou) Research Institute, Suzhou 215123, Jiangsu, China; 3. Zhejiang Provincial Key Laboratory of Information Processing, Communication and Networking, Hangzhou 310027, Zhejiang, China)

**Abstract:** Both decision-aided maximum likelihood(DA-ML) and soft DA-ML(SDA-ML) carrier phase estimators assume block-wise static carrier phase, therefore an error floor tends to arise at high signal-to-noise ratio(SNR). A generalized SDA-ML phase estimation was proposed by introducing a multi-dimensional Gaussian distribution model, with the computational complexity being reduced by decomposing the channel covariance matrix. Simulation results show that the generalized SDA-ML can significantly reduce the error floor of DA-ML and the conventional SDA-ML, for high-order quadrature amplitude modulation(QAM).

**收稿日期:** 2019-01-24

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(61302112, 61571316); 教育部留学回国人员科研启动基金项目(教外司留[2013]1792号); 浙江科技学院“科大青年英才”项目(浙科院人[2014]9号); 浙江省信息处理与通信网络重点实验室开放课题(IPCAN-1806)

**通信作者:** 吴茗蔚(1977—), 女, 浙江省杭州人, 副教授, 博士, 主要从事无线通信和光通信物理层传输技术研究。  
E-mail: wu\_mingwei2004@aliyun.com。

**Keywords:** coherent optical communication; maximum likelihood; phase estimation; soft-decision-aided

互联网和多媒体业务的发展使数据通信业务的需求快速增长,光纤通信中传统的强度调制/直接检测系统已不能满足人们对数据通信量的需求,相干光通信技术应运而生。随着高速模数转换技术和数字信号处理(digital signal processing, DSP)技术的发展,相干光通信不仅能提供更高的数据传输速率,而且可以利用 DSP 技术补偿光纤通信中的各种损伤。因此,相干光通信技术已成为最具发展潜力的光纤通信技术之一。近年来,如  $M$  进制正交幅度调制(multiple quadrature amplitude modulation, MQAM)等高阶的调制方式,因其频谱效率高,在相干光通信中得到了广泛的应用。但这种调制需要在相干检测之前进行准确的载波相位估计<sup>[1-2]</sup>。锁相环(phase locked loop, PLL)<sup>[3-4]</sup>是一种候选方案。然而,由于激光线宽增加和环路延迟,PLL 在应用中受到了限制。早期研究人员将传统的  $M$  次幂载波相位估计算法<sup>[5-7]</sup>用于相干光  $M$  进制相移键控(multiple phase shift keying, MPSK),并结合差分编码,解决了相位模糊的问题,但这种方法使得差错加倍。此外, $M$  次幂算法不适用于具有不等符号能量的调制方式。针对这两个问题,人们提出了可用于任意星座图的判决辅助最大似然(decision-aided maximum likelihood, DA-ML)相位估计算法<sup>[8-11]</sup>,DA-ML 算法依赖于已接收信号的正确性,故该算法不适用于低信噪比情况。为了解决这一问题,软判决辅助最大似然(soft decision-aided maximum likelihood, SDA-ML)算法<sup>[12-15]</sup>使用发送信号的先验概率来代替接收信号的判决。DA-ML 算法和 SDA-ML 算法性能优于  $M$  次幂算法,然而这两种算法是在逐块静态相位设下推导出的,受到块长度效应(block length effect, BLE)的较大影响,需要通过大量仿真来寻找最优的估计块长度。对此,本文引入多元高斯分布,针对线性激光相位噪声提出了广义 SDA-ML 相位估计算法,从而降低了对激光器线宽的要求。

## 1 系统模型

假设接收机实现理想定时同步、色散和偏振模型色散补偿、载波频率估计。在这种情况下接收信号,仅受到由发射机和本地振荡器(local oscillator, LO)引起的激光相位噪声及高斯白噪声(Additive White Gaussian Noise, AWGN)的影响<sup>[1]118</sup>。对于特定的符号周期  $T_s$ ,第  $k$  个符号区间  $[kT_s, (k+1)T_s]$  上接收到的采样信号模型  $r(k)$  由文献<sup>[1]119</sup>-<sup>[2]78171</sup> 给出:

$$r(k) = s(k)e^{j\theta(k)} + n(k). \quad (1)$$

式(1)中:发送的数据  $s(k)$  从信号集  $\{C_i = A(i)e^{j\phi(i)}, i = 0, 1, 2, \dots, M-1\}$  中以特定的概率获得,其中,  $A(i)$  和  $\phi(i)$  分别为幅度与相位调制,  $M$  为调制阶数。定义  $E_s$  为每个发送信号的平均能量,即  $E_s = E[|s(k)|^2]$ 。对 MPSK,有  $\{A(i)\}_i = \sqrt{E_s}$ 。 $n(k)$  是一个均值为零且方差为  $N_0$  的复高斯随机变量,其中  $N_0$  是高斯白噪声的双边功率谱密度。

本文采用与文献<sup>[12]3444</sup> 相同的传输帧结构和滑动估计窗口,如图 1 所示。每帧插入  $N_p$  个导频符号和  $N_m$  个连续数据符号,因此每比特信息的有效信噪比被定义为:

$$\gamma_b = \frac{E[|s(k)|^2](1 + N_p/N_m)}{N_0 \log_2 M}.$$

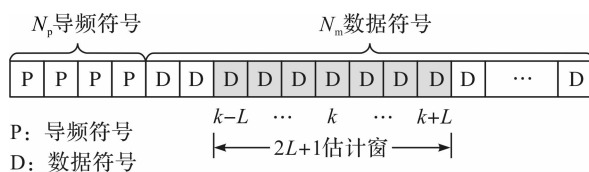


图 1 传输帧结构和滑动估计窗口

Fig. 1 Transmitted frame structure and sliding estimation window

载波相位  $\theta(k)$  通常用维纳过程来建模:

$$\theta(k) = \theta(k-1) + \nu(k)。 \quad (2)$$

式(2)中:  $\{\nu(k)\}_k$  为独立同分布(i. i. d)且均值为0的高斯随机变量<sup>[6]</sup>, 方差为

$$\sigma_p^2 = 2\pi\Delta\nu T_s。 \quad (3)$$

式(3)中:  $\Delta\nu$  为发射机和 LO 激光器的 3 dB 线宽。通常认为相位噪声增量序列  $\{\nu(k)\}_k$  和高斯白噪声序列  $\{n(k)\}_k$  是相互独立的。

## 2 广义 SDA-ML 估计算法

假设一个以时刻  $k$  为中心、长度为  $2L+1$  的对称估计窗口(图 1)。这串信号可由以下数学模型表示:

$$r(k-l) = s(k-l)\exp(j[\theta(k) - \sum_{m=k-l+1}^k \nu(m)]) + n(k-l)。 \quad (4)$$

假设随机变量  $\nu(m)$  的绝对值远小于 1, 考虑数学上的近似  $e^x \approx 1+x$ , 则式(4)可以简化为:

$$r(k-l) \approx s(k-l)e^{j\theta(k)}(1 - j \sum_{m=k-l+1}^k \nu(m)) + n(k-l)。$$

关于时间  $k$  处的相位估计通过最大化其似然函数  $\Lambda(k)$  得到。在接收估计窗  $\mathbf{r} = [r(k-L), \dots, r(k+L)]^T$  ( $\mathbf{r}$  是长度为  $2L+1$  采样信号向量)内, 该似然函数  $\Lambda(k)$  被定义为以载波相位为条件的接收估计窗信号的联合概率密度函数, 即:

$$\hat{\theta}(k) = \arg \max_{\theta(k)} \Lambda(k) = \arg \max_{\theta(k)} p(\mathbf{r}|\theta(k))。 \quad (5)$$

利用全概率公式, 通过对发送信号  $s(l)$  的所有可能情况求和, 得到条件概率密度函数  $p(\mathbf{r}|\theta(k))$ , 即:

$$p(\mathbf{r}|\theta(k)) = \sum_{i_1=0}^{M-1} \sum_{i_2=0}^{M-1} \cdots \sum_{i_{2L+1}=0}^{M-1} \left[ \left( \prod_{n=i_1}^{i_{2L+1}} P_n \right) p(\mathbf{r}|\theta(k), \mathbf{s}) \right] = \frac{1}{\pi^{2L+1} \det \mathbf{K}} \sum_{i_1=0}^{M-1} \sum_{i_2=0}^{M-1} \cdots \sum_{i_{2L+1}=0}^{M-1} \left\{ \left( \prod_{n=i_1}^{i_{2L+1}} P_n \right) \exp[-(\mathbf{r} - \mathbf{s}e^{j\theta(k)})^H \mathbf{K}^{-1} (\mathbf{r} - \mathbf{s}e^{j\theta(k)})] \right\}。 \quad (6)$$

式(6)中:  $\mathbf{s}$  表示发送信号向量  $[s(k-L), \dots, s(k+L)]^T$  的所有可能假设;  $P_n$  为  $s(n)$  取值  $C_i$  的先验概率;  $\mathbf{K}$  为  $(2L+1) \times (2L+1)$  的协方差矩阵, 其  $(n, m)$  元定义为

$$K(n, m) = E \left\{ [r(k-L-1+n) - E(r(k-L-1+n))] [r(k-L-1+m) - E(r(k-L-1+m))]^* \right\}。 \quad (7)$$

式(7)可以表示为:

$$K(n, m) = \begin{cases} s(k-L+n-1)s^*(k-L+m-1)\min(L-n+1, L-m+1)\sigma_p^2 + \delta(n-m)N_0 & (n, m \leq L), \\ s(k+n-L-1)s^*(k+m-L-1)\min(n-L-1, m-L-1)\sigma_p^2 + \delta(n-m)N_0 & (n, m \geq L+1), \\ 0 & \text{其他。} \end{cases} \quad (8)$$

为了简化似然函数  $\Lambda(k)$ , 将接收估计窗分块为  $\mathbf{r}_1$ 、 $r(k)$  和  $\mathbf{r}_r$  三部分。 $\mathbf{r}_1$  是  $\mathbf{r}$  的左半部分, 即  $\mathbf{r}_1 = [r(k-L), \dots, r(k-1)]^T$ ,  $\mathbf{r}_r$  是  $\mathbf{r}$  的右半部分, 即  $\mathbf{r}_r = [r(k+1), \dots, r(k+L)]^T$ , 则  $\mathbf{r} = [\mathbf{r}_1, r(k), \mathbf{r}_r]^T$ 。从协方差矩阵  $\mathbf{K}$  的形式可以看出, 在  $\theta(k)$  已知的条件下,  $\mathbf{r}_1$ 、 $r(k)$  和  $\mathbf{r}_r$  是相互独立的。因此式(5)就可改写为:

$$\hat{\theta}(k) = \arg \max_{\theta(k)} \Lambda(k) = \arg \max_{\theta(k)} p(\mathbf{r}_1|\theta(k))p(r(k)|\theta(k))p(\mathbf{r}_r|\theta(k))。 \quad (9)$$

由于似然函数的最大似然估计也可以从对数似然方程求得, 式(9)可进一步表示为:

$$\hat{\theta}(k) = \arg \max_{\theta(k)} [\ln p(\mathbf{r}_1|\theta(k)) + \ln p(r(k)|\theta(k)) + \ln p(\mathbf{r}_r|\theta(k))]。$$

通过与式(6)相同的方式, 得到条件概率密度函数  $p(\mathbf{r}_1|\theta(k))$ , 即:

$$p(\mathbf{r}_1|\theta(k)) = \sum_{i_1=0}^{M-1} \sum_{i_2=0}^{M-1} \cdots \sum_{i_L=0}^{M-1} \left[ \left( \prod_{n=i_1}^{i_L} P_n \right) p(\mathbf{r}_1|\theta(k), \mathbf{s}_1) \right] = \frac{1}{\pi^L \det \mathbf{K}_1} \sum_{i_1=0}^{M-1} \sum_{i_2=0}^{M-1} \cdots \sum_{i_L=0}^{M-1} \left\{ \left( \prod_{n=i_1}^{i_L} P_n \right) \exp[-(\mathbf{r}_1 - \mathbf{s}_1 e^{j\theta(k)})^H \mathbf{K}_1^{-1} (\mathbf{r}_1 - \mathbf{s}_1 e^{j\theta(k)})] \right\}。 \quad (10)$$

式(10)中:  $\mathbf{s}_1$  表示发送信号向量  $[s(k-L), \dots, s(k-1)]^T$  的所有可能假设,  $P_n$  为  $s(l)$  取值  $C_i$  的先验概率,  $\mathbf{K}_1$  为  $\mathbf{r}_1$  的  $L \times L$  协方差矩阵, 即:

$$K_1(n, m) = s(k-L+n-1)s^*(k-L+m-1)\min(L-n+1, L-m+1)\sigma_p^2 + \delta(n-m)N_0。$$

由于  $s(l)$  在估计窗  $[k-L, \dots, k-1]$  内未知, 且协方差矩阵  $\mathbf{K}_1$  是随估计窗移动而改变的, 为了便于计算, 用  $s(l)$  的平均能量代替  $s(l)$ , 即  $s(l) \approx \sqrt{E_s}$ 。因此, 协方差矩阵  $\mathbf{K}_1$  可以用协方差矩阵的平均值  $\bar{\mathbf{K}}_1$  近似为:

$$K_1(n, m) \approx \bar{K}_1(n, m) = E_s \min(L-n+1, L-m+1)\sigma_p^2 + \delta(n-m)N_0。$$

类似地,  $p(\mathbf{r}_r|\theta(k))$  和  $p(r(k)|\theta(k))$  可表示为:

$$p(\mathbf{r}_r|\theta(k)) = \frac{1}{\pi^L \det \bar{\mathbf{K}}_r} \sum_{i_1=0}^{M-1} \sum_{i_2=0}^{M-1} \cdots \sum_{i_L=0}^{M-1} \left\{ \left( \prod_{n=i_1}^{i_L} P_n \right) \exp \left[ -(\mathbf{r}_r - \mathbf{s}_r e^{j\hat{\theta}(k)})^H \bar{\mathbf{K}}_r^{-1} (\mathbf{r}_r - \mathbf{s}_r e^{j\hat{\theta}(k)}) \right] \right\}, \quad (11)$$

$$p(r(k)|\theta(k)) = \sum_{i=0}^{M-1} \frac{P_i}{\pi N_0} \exp \left( -\frac{|r(k) - C_i e^{j\hat{\theta}(k)}|^2}{N_0} \right)。$$

式(11)中:  $\mathbf{s}_r$  表示发送信号向量  $[s(k+1), \dots, s(k+L)]^T$  的所有可能假设,  $\mathbf{K}_r$  为  $\mathbf{r}_r$  的协方差矩阵, 即:

$$K_r(n, m) = s(k+n)s^*(k+m)\min(n, m)\sigma_p^2 + \delta(n-m)N_0。$$

协方差矩阵  $\mathbf{K}_r$  同样可以用协方差矩阵的平均值  $\bar{\mathbf{K}}_r$  近似为:

$$K_r(n, m) \approx \bar{K}_r(n, m) = E_s \min(n, m)\sigma_p^2 + \delta(n-m)N_0。$$

近似地用  $\bar{\mathbf{K}}_1$  和  $\bar{\mathbf{K}}_r$  代替  $p(\mathbf{r}_1|\theta(k))$  和  $p(\mathbf{r}_r|\theta(k))$  中的协方差矩阵  $\mathbf{K}_1$  和  $\mathbf{K}_r$ , 由最大化标准导出  $\partial \Lambda(k)/\partial \theta(k) = 0$ 。通过求解该方程, 给出广义 SDA-ML 算法:

$$\hat{\theta}(k) \approx \arg(T_1 + T_r + T_k)。 \quad (12)$$

式(12)中:

$$T_1 = \frac{\sum_{i_1=0}^{M-1} \cdots \sum_{i_L=0}^{M-1} [s_1^H \bar{\mathbf{K}}_1^{-1} \mathbf{r}_1 A(s_1, \hat{\theta}(k))]}{\sum_{i_1=0}^{M-1} \cdots \sum_{i_L=0}^{M-1} [A(s_1, \hat{\theta}(k))]}, \quad (13)$$

$$T_r = \frac{\sum_{i_1=0}^{M-1} \cdots \sum_{i_L=0}^{M-1} [s_r^H \bar{\mathbf{K}}_r^{-1} \mathbf{r}_r B(s_r, \hat{\theta}(k))]}{\sum_{i_1=0}^{M-1} \cdots \sum_{i_L=0}^{M-1} [B(s_r, \hat{\theta}(k))]}, \quad (14)$$

$$T_k = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} P_i C_i^* N_0^{-1} r(k) \exp \left( \frac{2R[r^*(k)C_i e^{j\hat{\theta}(k)}] - |C_i|^2}{N_0} \right)}{\sum_{i=0}^{M-1} P_i \exp \left( \frac{2R[r^*(k)C_i e^{j\hat{\theta}(k)}] - |C_i|^2}{N_0} \right)}。$$

式(13)~(14)中:

$$A(s_1, \hat{\theta}(k)) = \left( \prod_{n=i_1}^{i_L} P_n \right) \exp [2R(r_1^H \bar{\mathbf{K}}_1^{-1} \mathbf{s}_1 e^{j\hat{\theta}(k)}) - s_1^H \bar{\mathbf{K}}_1^{-1} \mathbf{s}_1], \quad (15)$$

$$B(s_r, \hat{\theta}(k)) = \left( \prod_{n=i_1}^{i_L} P_n \right) \exp [2R(r_r^H \bar{\mathbf{K}}_r^{-1} \mathbf{s}_r e^{j\hat{\theta}(k)}) - s_r^H \bar{\mathbf{K}}_r^{-1} \mathbf{s}_r]。 \quad (16)$$

式(15)~(16)中:  $\bar{\mathbf{K}}_1^{-1}$  和  $\bar{\mathbf{K}}_r^{-1}$  均为常数矩阵, 故在同一信噪比下仅需计算一次。

式(12)的左式和右式均包含未知量  $\theta(k)$ , 难以求解, 因此, 我们采用与文献[12]<sup>3447</sup>中类似的迭代算法来计算  $\theta(k)$ , 该迭代算法使用估计窗口  $[k-L, k+L]$  来对当前第  $k$  处的相位  $\theta(k)$  进行估计。如图 2 所示, 迭代  $m$  次后得到相位估计值  $\hat{\theta}_m(k)$ , 将其代入式(17)计算出  $\hat{\theta}_{m+1}(k)$ 。由于在第  $m$  次迭代中得到的相

位估计  $\hat{\theta}_m(k)$  会反馈到估计器中,故能在第  $m+1$  次迭代中获得更精确的相位估计  $\hat{\theta}_{m+1}(k)$ 。随着迭代算法的进行,相位估计将最终收敛并满足式(17)。为了降低计算复杂度,当新的归一化相位  $e^{j\hat{\theta}_{m+1}(k)}$  与以前的归一化相位  $e^{j\hat{\theta}_m(k)}$  相差小于阈值  $\epsilon_\theta$  时终止迭代,即:

$$|e^{j\hat{\theta}_{m+1}(k)} - e^{j\hat{\theta}_m(k)}| < \epsilon_\theta。$$

显然,估计阈值  $\epsilon_\theta$  是计算复杂度与相位估计精度的妥协。

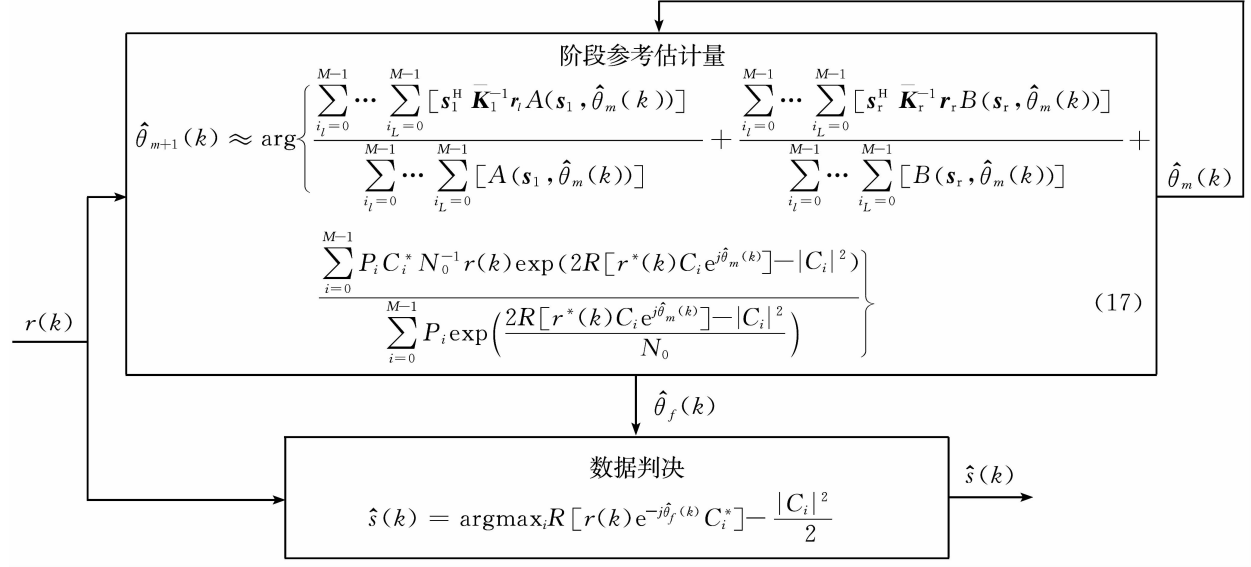


图2 广义 SDA-ML 接收机结构

Fig. 2 Generalized SDA-ML receiver structure

数据检测器只需要  $e^{-j\hat{\theta}_f(k)}$  的值,不需要显式地估计相位  $\theta(k)$ 。整个广义 SDA-ML 接收机结构如图2所示,包括迭代相位估计器和数据检测器。因此,可以使用迭代相位估计器和数据检测器来构造广义 SDA-ML 接收机。

表1为 DA-ML, SDA-ML 和广义 SDA-ML 的计算复杂度比较。DA-ML 的计算复杂度主要取决于  $r(l)\hat{s}^*(l)$  项。为了得到相位估计值  $\hat{\theta}(k)$ ,在长度为  $2L+1$  的估计窗内这一项共计算  $2L+1$  次。SDA-ML 的主导项为  $P(s(l) = C_i | r(l), \hat{\theta}) r(l) C_i^*$ , 定义  $N_{\text{itr}}$  为平均迭代次数,则 SDA-ML 计算复杂度为  $(2L+1)MN_{\text{itr}}$ <sup>[12]3448</sup>。对于广义 SDA-ML,式(20)中  $T_k$  的计算复杂度远小于  $T_1$  和  $T_r$ ,且  $T_1$  和  $T_r$  计算复杂度相同,故广义 SDA-ML 的计算复杂度可以近似看作  $T_1$  的2倍。对于  $T_1$ ,其主导项为  $s_1^H \bar{\mathbf{K}}_1^{-1} \mathbf{r}_1 A(s_1, \hat{\theta}_m(k))$  或  $A(s_1, \hat{\theta}_m(k))$ , 计算复杂度为  $2M^L N_{\text{itr}}$ , 所以广义 SDA-ML 主导项为  $s_1^H \bar{\mathbf{K}}_1^{-1} \mathbf{r}_1 A(s_1, \hat{\theta}_m(k))$  或  $A(s_1, \hat{\theta}_m(k))$ , 计算复杂度为  $4M^L N_{\text{itr}}$ 。仿真显示  $N_{\text{itr}}$  的平均值接近于1,详见第3章。显然,广义 SDA-ML 的性能改进是以算法计算复杂度提高作为代价的。

表1 计算复杂度比较

Table 1 Comparison of computational complexity

算法	主导项	计算复杂度
DA-ML	$r(l)\hat{s}^*(l)$	$2L+1$
SDA-ML	$P(s(l) = C_i   r(l), \hat{\theta}) r(l) C_i^*$	$(2L+1)MN_{\text{itr}}$
广义 SDA-ML	$s_1^H \bar{\mathbf{K}}_1^{-1} \mathbf{r}_1 A(s_1, \hat{\theta}_m(k))$ 或 $A(s_1, \hat{\theta}_m(k))$	$4M^L N_{\text{itr}}$

### 3 仿真试验结果

由于广义 SDA-ML 相位估计算法在推导的过程中考虑了线性相位噪声的维纳过程对相位估计结果的影响,因此,它适用于较高线性相位噪声的情况。通过在MATLAB上的蒙特卡洛仿真试验,可将广义

SDA-ML 相位估计算法与 DA-ML 相位估计算法和传统的 SDA-ML 相位估计算法进行比较,比较误比特率(bit error probability,BEP)性能。调制方式包括二进制相移键控(Binary PSK,BPSK),正交相移键控(Quadrature PSK,QPSK),(1,3)-QAM 和 8QAM。在仿真试验中,由于 DA-ML 估计窗只有当前符号的左半部分,为了公平地比较各算法性能,故将 DA-ML 估计窗的长度调整至与 SDA-ML 和广义 SDA-ML 相同,即 DA-ML 估计窗长度为  $2L+1$ 。

表 2 列出了信噪比  $\gamma_b$  为 0 dB、 $\epsilon_\theta = 0.1$  时,QPSK 调制下的 SDA-ML 和广义 SDA-ML 迭代次数的百分比分布。SDA-ML 和广义 SDA-ML 的平均迭代次数接近,超过 98% 的迭代过程只需 1 次迭代就收敛于式(17)。

表 2 迭代次数百分比分布

Table 2 Percentage distribution of

	number of iterations		%
迭代次数	SDA-ML	广义 SDA-ML	
1	98.72	98.60	
2	0.75	0.83	
3	0.35	0.37	
4	0.17	0.17	
$\geq 5$	0.02	0.02	

图 3 为 BPSK 下 3 种相位估计算法的 BEP 性能比较,参数为  $N_p = 11, N_m = 200, \sigma_p^2 = 0.02 \text{ rad}^2, \epsilon_\theta = 0.1, L = 5$ 。在低信噪比情况下,广义 SDA-ML 和传统 SDA-ML 的 BEP 性能下均优于 DA-ML 约 0.2 dB。这是由于广义 SDA-ML 和传统 SDA-ML 都使用了当前和以后符号  $[k, k+L]$  的软判决辅助。在高信噪比情况下,广义 SDA-ML 的 BEP 性能大大优于 DA-ML 算法,且广义 SDA-ML 比传统的 SDA-ML 性能提升了 1 dB 左右。这是由于在高信噪比时,AWGN 对系统性能影响较小,线性相位噪声成为该系统中主要的干扰因素。因此,广义 SDA-ML 算法在高信噪比情况下对性能的影响更为显著。

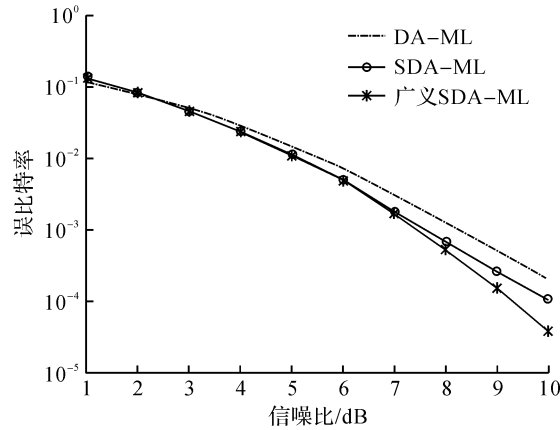


图 3 BPSK 下 3 种相位估计算法的 BEP 性能比较

Fig. 3 BEP performance comparison of BPSK with three phase estimation algorithms

为了更好地体现广义 SDA-ML 的 BEP 性能,将该算法用于(1,3)-QAM 调制<sup>[12]3451</sup>和 8QAM 调制<sup>[16]</sup>,这两种调制方式的星座如图 4 所示。

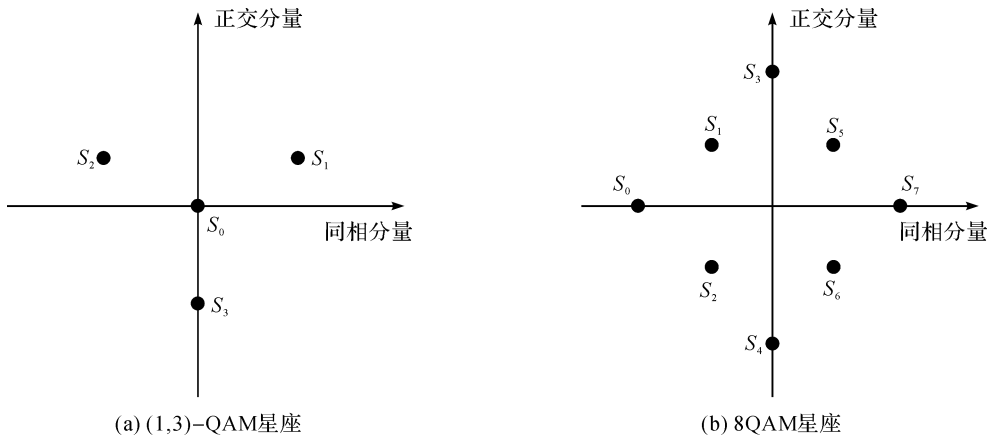


图 4 (1,3)-QAM 和 8QAM 星座

Fig. 4 Constellation diagram of (1,3)-QAM and 8QAM

图5给出了(1,3)-QAM下3种相位估计算法的BEP性能,参数为 $N_p = 11, N_m = 200, \epsilon_\theta = 0.1, L = 5$ 。对于 $\sigma_p^2 = 0.01 \text{ rad}^2$ 的情况,在低信噪比情况下,广义SDA-ML和SDA-ML的BEP性能都优于DA-ML约0.3 dB。随着信噪比升高到10 dB以上,DA-ML和SDA-ML性能提升幅度较小,并且两种算法的性能趋于同一误差下限,广义SDA-ML与其他算法的性能差距更为显著。当 $\sigma_p^2$ 的值提高到 $0.02 \text{ rad}^2$ 时,整个系统的BEP明显增加,DA-ML与SDA-ML更早地达到误差下限,与其他两种算法相比,广义SDA-ML的误差下限明显降低。在高信噪比情况下,线性相位噪声在系统干扰中占主导地位,而DA-ML和SDA-ML是在假定估计窗内相位噪声不变的情况下推导出,所以这两种算法的误差下限要高于广义SDA-ML。图6给出了8QAM下3种相位估计算法的BEP性能,参数同样为 $N_p = 11, N_m = 200, \sigma_p^2 = 0.01 \text{ rad}^2, \epsilon_\theta = 0.1, L = 5$ 。从图6可知,8QAM对相位噪声更敏感,DA-ML算法已经不适用于高线性相位噪声情况下的高阶调制。由于DA-ML依赖于接收信号的正确性,因此在强线性相位噪声的情况下,DA-ML很难作出正确的相位估计。SDA-ML和广义SDA-ML的性能明显优于DA-ML。与(1,3)-QAM的情况相似,在高信噪比情况下,与SDA-ML相比,广义SDA-ML依然有着更好的BEP性能表现,且能有效地降低误差下限。

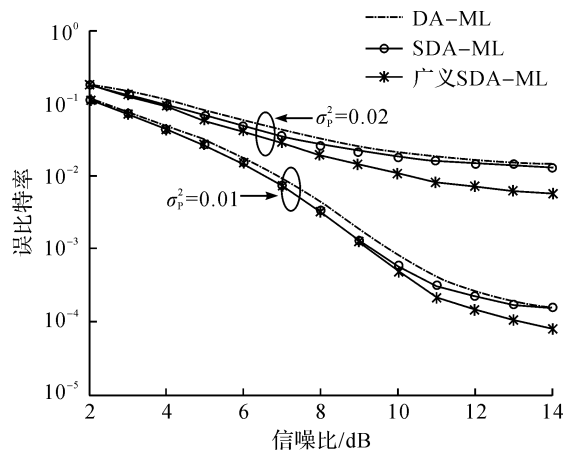


图5 (1,3)-QAM下3种相位估计算法的BEP性能比较

Fig. 5 BEP performance comparison of (1,3)-QAM with three phase estimation algorithms

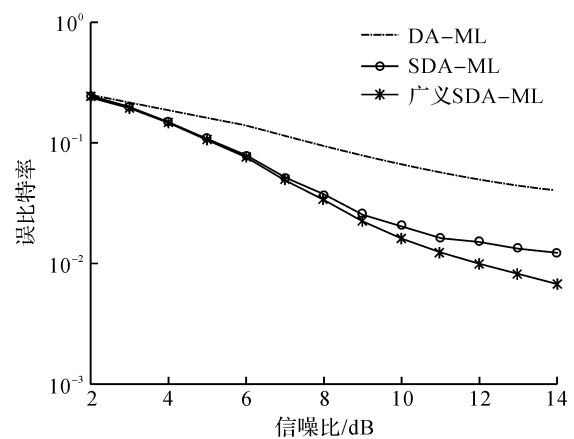


图6 8QAM下3种相位估计算法的BEP性能比较

Fig. 6 BEP performance comparison of 8QAM with three phase estimation algorithms

#### 4 结 语

传统的SDA-ML载波相位估计算法考虑了软判决,具有星座无关性和低延时的特点,在此基础上本研究引入多元高斯分布模型,导出了广义SDA-ML载波相位估计算法。仿真试验结果表明,广义SDA-ML算法对相位噪声具有较强的鲁棒性。广义SDA-ML算法可以有效地降低由线性相位噪声带来的误差下限,因此,我们提出的方法具有更准确的相位估计性能。

#### 参考文献:

- [1] HO K P. Phase-modulated optical communication systems[M]. New York: Springer Science & Business Media, 2005.
- [2] LI Y, WU M W, DU X W, et al. A refinement to the Viterbi-Viterbi carrier phase estimator and an extension to the case with a Wiener carrier phase process[J]. IEEE Access, 2019, 7: 78170.
- [3] NOE R. PLL-free synchronous QPSK polarization multiplex/diversity receiver concept with digital I&Q baseband processing[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2005, 17(4): 887.
- [4] LIU Y, TONG S F, CHANG S, et al. Design of a phase sensor applied in the optical phase-locked loop based on a high-speed coherent laser communication system[J]. IEEE Access, 2018, 6: 22131.
- [5] VITERBI A. Nonlinear estimation of PSK-modulated carrier phase with application to burst digital transmission[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1983, 29(4): 543.

- [6] LY-GAGNON D S, TSUKAMOTO S, KATOH K, et al. Coherent detection of optical quadrature phase-shift keying signals with carrier phase estimation[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2006, 24(1):12.
- [7] FENG J, LI W, XIAO J X, et al. Carrier phase estimation for 32-QAM optical systems using quasi-QPSK-partitioning algorithm[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2016, 28(1):75.
- [8] KAM P Y. Maximum likelihood carrier phase recovery for linear suppressed-carrier digital data modulations[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1986, 34(6):522.
- [9] ZHANG S L, KAM P Y, YU C Y, et al. Decision-aided carrier phase estimation for coherent optical communications [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2010, 28(11):1597.
- [10] YOU X D, CHEN J, WANG P, et al. Flexible decision-aided maximum likelihood phase estimation in coherent optical phase-shift-keying systems[J]. *Photonic Network Communications*, 2016, 32(2):204.
- [11] ZHANG S, YU C, KAM P Y, et al. Parallel implementation of decision-aided maximum-likelihood phase estimation in coherent  $M$ -ary phase-shift keying systems[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2009, 21(19):1471.
- [12] WU M W, KAM P Y. Soft-decision-aided, maximum-likelihood carrier phase estimation for coherent optical QAM [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2013, 31(22):3443.
- [13] LI Y, WU M W, DU X W, et al. Nonlinear phase noise tolerance for coherent optical systems using soft-decision-aided ML carrier phase estimation enhanced with constellation partitioning[J]. *Optics Communications*, 2018, 409:45.
- [14] DU X W, ZHANG J, LI Y, et al. Efficient joint timing and frequency synchronization algorithm for coherent optical OFDM systems[J]. *Optics Express*, 2016, 24(17):19969.
- [15] WU M W, LI Y, MOHAN G, et al. A tight lower bound on the Gaussian  $Q$ -function with a simple inversion algorithm, and an application to coherent optical communications[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(7):1358.
- [16] ZHANG B H, ZHANG H Y, YU C Y, et al. An all-optical modulation format conversion for 8QAM based on FWM in HNLF[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2013, 25(4):327.