

基于多通道盲最小均方算法的模式解复用

关丽杨 胡贵军

吉林大学通信工程学院, 吉林 长春 130012

摘要 运用多通道盲最小均方(MBLMS)算法对 2×2 模分复用(MDM)系统进行解复用,阐述了基于非高斯性最大化的 MBLMS 算法原理,分析了此算法的解复用性能,并与基于数据辅助的最小均方(LMS)算法进行了比较。仿真结果表明:MBLMS 算法在无需数据辅助的条件下能够实现卷积混合信号的盲分离,其解复用性能与基于数据辅助的 LMS 算法相当,且收敛速度比基于数据辅助的 LMS 算法提高了 33.3%。

关键词 光通信; 模分复用; 多通道盲最小均方算法; 少模光纤

中图分类号 TN913.7

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201643.1006001

Mode Demultiplexing Based on Multichannel Blind Least Mean Square Algorithm

Guan Liyang Hu Guijun

College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun, Jilin 130012, China

Abstract The multichannel blind least mean square (MBLMS) algorithm is proposed to implement mode demultiplexing for a 2×2 mode division multiplexing (MDM) system. The principle of MBLMS algorithm based on the non-Gaussian maximization is described. The demultiplexing performance of this algorithm is analyzed, and this algorithm is compared with the least mean square (LMS) algorithm based on data assistance. The simulation results show that the MBLMS algorithm can realize blind separation of the convolved mixed signals without data assistance. Its demultiplexing performance is comparable with that of the LMS algorithm, and its convergence rate is improved by 33.3% compared with that of LMS algorithm based on data assistance.

Key words optical communications; mode division multiplexing; multichannel blind least mean square algorithm; few-mode fiber

OCIS codes 060.4510;060.4230;060.2330

1 引言

随着网络规模的迅速扩大,人们对光纤网络带宽的需求不断增加,而由于单模光纤(SMF)固有的非线性效应与放大器的自发辐射噪声,SMF 通信系统容量越来越接近香农极限^[1-2]。为解决这一问题,人们提出了基于少模光纤(FMF)的模分复用(MDM)技术。MDM 技术利用 FMF 中有限的正交模式作为独立信道来传输信息,成倍地增加了系统的传输容量。在信号的传输过程中,不同的传输模式之间存在模式耦合和差分模时延(DGD),导致 MDM 系统的信号串扰,严重影响了通信系统的性能^[3-4]。因此,如何从接收信号中有效地恢复出发送信号是实现模式解复用的关键。

收稿日期: 2016-04-26; **收到修改稿日期:** 2016-06-19

基金项目: 国家自然科学基金(61575078,61177066)、吉林省科技发展计划(20140203009GX)、吉林省发改委产业技术研究专项(2014Y087)

作者简介: 关丽杨(1988—),女,硕士研究生,主要从事 FMF 模分复用系统解复用方面的研究。

E-mail: liyangguan126@126.com

导师简介: 胡贵军(1970—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事光纤通信技术和器件等方面的研究。

E-mail: hugj@jlu.edu.cn(通信联系人)

目前,常用于 MDM 系统的解复用数字信号处理算法为自适应均衡算法,可分为基于数据辅助的均衡和盲均衡。以恒模算法(CMA)为代表的盲均衡算法在信道个数较多及滤波器长度较大时收敛速度变慢,且算法性能及稳定度下降,在 MDM 系统中解复用效果不佳^[5]。基于数据辅助的最小均方(LMS)算法结构简单、易于实现,得到了广泛应用,然而该算法在数据辅助阶段需要在传输信号中插入一段较长的训练序列使滤波器预收敛,训练序列的引入会占据传输带宽,降低系统的频谱利用率;在判决反馈阶段,为保证误差函数的精确度,要把载波相位恢复(CPR)模块所估计出的相位信息反馈给滤波器,而由此产生的反馈时延会影响算法的实时性。

针对上述问题,本文在基于数据辅助的 LMS 算法的基础上,采用多通道盲最小均方(MBLMS)算法对 MDM 系统的输出信号进行解复用。MBLMS 算法是利用高阶统计量负熵获得期望信号 LMS 误差的盲均衡算法。用 MBLMS 算法对 MDM 系统进行解复用,是利用信号间的统计特性负熵建立最小化代价函数 J ,通过优化算法优化 J ,当代价函数最小时均衡器输出信号的非高斯性最大,此时输出信号间的独立性最强,实现了 2 路混合信号的分离,所以 MBLMS 算法无需在发送信号中加入训练码元,就能补偿模式耦合和 DGD 所带来的损伤,实现对接收信号的解复用。与基于数据辅助的 LMS 算法相比,它在一定程度上提高了系统的输出效率。MBLMS 中误差信号是通过对信号高阶统计特性的提取而获得的,其准确性不受估计信号相位误差的影响,自适应过程中无需反馈相位估计信息,因此 MBLMS 算法展现出更快的收敛速度。仿真结果表明:MBLMS 算法能够实现 MDM 系统的解复用,其解复用性能与基于数据辅助的 LMS 算法的解复用性能相当,收敛速度比基于数据辅助的 LMS 算法的收敛速度提升了 33.3%。

2 基于 FMF 的 MDM 系统理论模型

2×2 FMF 的 MDM 系统理论传输模型如图 1 所示。 x_1, x_2 为系统发送源信号; τ 为差分模式时延; y_1, y_2 为系统接收信号; $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix}$ 为系统传输矩阵,其中每个元素表示 FMF 模式耦合的串扰系数; $\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{bmatrix}$ 为滤波器抽头系数矩阵; \hat{x}_1, \hat{x}_2 为均衡器输出信号。

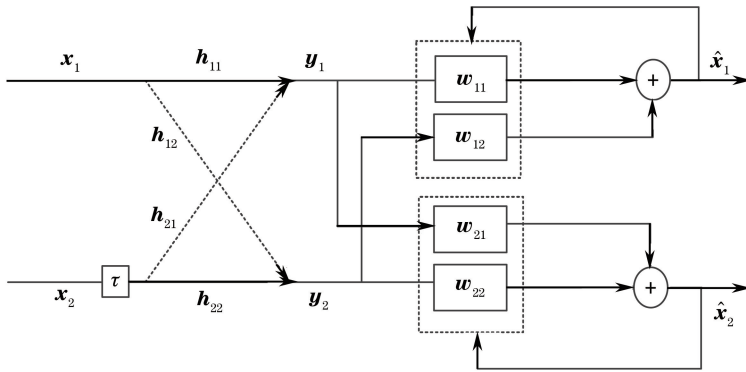


图 1 2×2 FMF 的 MDM 系统理论传输模型

Fig. 1 Theoretical transmission model of a 2×2 FMF MDM system

τ 的存在使接收信号为源信号与信道矩阵的卷积,即

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

利用 MBLMS 算法进行盲均衡时,均衡器的输入输出关系为^[6]

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

联立(1)、(2)式可得

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}_1 \\ \hat{\mathbf{x}}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{11} & \mathbf{w}_{12} \\ \mathbf{w}_{21} & \mathbf{w}_{22} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{11} & \mathbf{h}_{12} \\ \mathbf{h}_{21} & \mathbf{h}_{22} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

从(3)式可以看出, \mathbf{W} 更新为 \mathbf{H} 的逆矩阵时, 均衡器输出信号即为源信号的估计, 实现了对信号的解复用, 此时输出信号可表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_1(n) = \sum_{m=0}^{N-1} \mathbf{w}_{11}(m) \mathbf{y}_1(n-m) + \mathbf{w}_{12}(m) \mathbf{y}_2(n-m), \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_2(n) = \sum_{m=0}^{N-1} \mathbf{w}_{21}(m) \mathbf{y}_1(n-m) + \mathbf{w}_{22}(m) \mathbf{y}_2(n-m), \quad (5)$$

式中 N 表示滤波器抽头的个数。

3 MBLMS 算法

根据中心极限定理, 独立随机变量之和的分布更趋于高斯分布, 即独立源信号的非高斯性比接收混合信号的非高斯性更强。因此, 在盲均衡算法中可以把非高斯性作为源信号估计的独立性测度, 并据此建立代价函数, 通过极大化接收信号的非高斯性实现 MDM 系统的盲分离^[7-11]。MBLMS 算法的均衡思想利用了信号非高斯性的统计特性。采用负熵标准衡量非高斯性的强弱, 通过最小化代价函数 J 使均衡器输出信号的非高斯性最大, 实现了 MDM 信号的盲均衡。

MBLMS 算法的盲均衡原理如图 2 所示, 其中 $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_i\} (i=1, 2, \dots, k)$ 为 MDM 系统发送源信号, $\mathbf{y} = \{\mathbf{y}_i\} (i=1, 2, \dots, k)$ 为观测信号, $\hat{\mathbf{x}} = \{\hat{\mathbf{x}}_i\} (i=1, 2, \dots, k)$ 为均衡器输出估计信号, $g(\cdot)$ 为非线性函数。

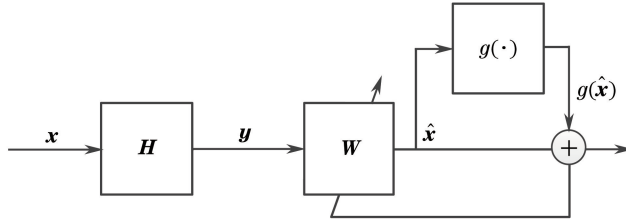


图 2 MBLMS 算法的盲均衡原理

Fig. 2 Blind equalization principle of the MBLMS algorithm

MBLMS 算法的代价函数为

$$J = \sum_i E \left[\log \frac{p_{x_i}(\hat{\mathbf{x}}_i)}{p_G(\hat{\mathbf{x}}_i)} \right], \quad (6)$$

其中 $p_G(\cdot)$ 是方差 $E(|\hat{\mathbf{x}}|^2)$ 的高斯概率密度函数, 其中 $E(\cdot)$ 表示取平均。由于估计信号的概率密度函数是困难的, 需用 g 对 J 进行优化, 得到

$$J = \text{tr} E \{ \hat{\mathbf{x}} - g(\hat{\mathbf{x}}) [\hat{\mathbf{x}} - g(\hat{\mathbf{x}})]^H \}. \quad (7)$$

此时 MBLMS 算法的代价函数和盲 LMS 算法的代价函数形式相同, 更新滤波器矩阵求 J 的最小值, 得到

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}} = \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{x}}} \frac{\partial \hat{\mathbf{x}}}{\partial \mathbf{W}} = [\hat{\mathbf{x}} - g(\hat{\mathbf{x}})] \mathbf{y}^*, \quad (8)$$

则矩阵的一般更新规则为

$$\mathbf{W} = \mathbf{W} + \mu [\hat{\mathbf{x}} - g(\hat{\mathbf{x}})] \mathbf{y}^*, \quad (9)$$

其中 μ 为算法的迭代步长。

采用 Gray's 变量准则 $O_\alpha^2 = \frac{E(|\hat{\mathbf{x}}|^2)}{[E(|\hat{\mathbf{x}}|^\alpha)]^{2/\alpha}}$ 作为代价函数中的非线性函数, 则对于 2×2 MDM 系统中的亚高斯信号采用 O_4^2 的梯度算法, 有限长单位冲激响应滤波器(FIR)的具体更新方式可以写为

$$\mathbf{w}_{ij} = \mathbf{w}_{ij} + \mu \left[\hat{\mathbf{x}}_i - \frac{E(|\hat{\mathbf{x}}_i|^2)}{E(|\hat{\mathbf{x}}_i|^4)} |\hat{\mathbf{x}}_i|^2 \hat{\mathbf{x}}_i \right] \mathbf{y}_j^*, \quad (10)$$

此时非线性函数 $g(\hat{x}_i) = \frac{E(|\hat{x}_i|^2)}{E(|\hat{x}_i|^4)} |\hat{x}_i|^2 \hat{x}_i$ 。从(10)式可以看出, MBLMS 算法的期望信号是通过高阶统计特性获得的, 与基于数据辅助的 LMS 算法获得的期望信号等价。MBLMS 算法解复用的实质就是自适应调整滤波器抽头系数矩阵, 最小化误差函数 $e = \hat{x} - g(\hat{x})$ 使均衡器的抽头系数矩阵无限逼近信道传输矩阵的逆矩阵, 此时估计信号间的非高斯性最大, 输出的估计信号无限逼近源信号, 通过计算 $\hat{x} = \mathbf{w}\mathbf{y}$ 实现对源信号的估计。MBLMS 算法的具体流程为: 1) 初始化算法中的变量, 如迭代步长、滤波器矩阵 \mathbf{w}_{ij} ; 2) 通过均衡器的输入数据 $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2$, 计算误差函数 \mathbf{e} ; 3) 按照(5)式更新滤波器矩阵 \mathbf{w}_{ij} ; 4) 由 $\hat{x} = \mathbf{w}\mathbf{y}$ 计算得到估计信号。

为使 MBLMS 算法与 MDM 系统相匹配, 进而实现对 MDM 系统输出信号的解复用, 在以下几个方面对 MBLMS 算法进行了改进。

1) 在滤波器抽头个数选择及抽头初始化方面: 根据 MDM 系统特有的信道传输特性(模式信道间耦合与 DGD 持续发生相互作用), 为保证 MBLMS 算法的解复用性能, 所用的滤波器抽头个数必须能覆盖整个传输链路的 DGD。假定系统 DGD 所覆盖的码元个数为 N' , 则滤波器抽头个数应选为 $2N'+1$; 采用中心抽头初始化方法, 可有效降低整个算法的稳态剩余误差。

2) 在 Gray's 变量准则的参数选择方面: 由于 MDM 系统传输使用亚高斯源信号, 在 Gray's 变量准则中选择 O_4^2 梯度算法, 以保证算法的有效性。

3) 在迭代步长 μ 的选取方面: μ 过小会影响 MBLMS 算法的收敛速度, μ 过大会影响 MBLMS 算法的均衡效果, 综合考虑并结合 MDM 系统的参数设置, 在仿真中取 $\mu < 0.001$ 。

4 仿真结果

图 3 为基于 FMF 的 2×2 MDM 系统结构图, 仿真参数见表 1。发射模块采用正交相移键控(QPSK)调制格式的光载波; 经模式耦合器将 2 路信号耦合进 50 km 的 FMF 中传输; 在接收端采用相干接收, 将接收到的 2 个模式的光与本振光(LO)经过功率分路器的 2 束光一同送入 90° 混频器; 混频后的光信号经过平衡检测器得到电信号; 接收到的电信号分别经过 1 个 Bessel 低通滤波器(LPF); 把 4 路信号送入离线的数字信号处理(DSP)模块。DSP 模块框图如图 4 所示, 其中(a)、(b)分别为 MBLMS 算法、基于数据辅助的 LMS 算法的 DSP 模块。在采用均衡算法解复用之前, 对接收信号进行 2 倍过采样, 对 2 路信号的色度色散(CD)进行补偿。如图中阴影部分所示, 利用基于数据辅助的 LMS 算法进行解复用时需要载波相位估计(CPE)和判决误差的反馈^[12-15], MBLMS 算法中误差函数的计算不需要相位估计信息和判决误差的反馈, 只需利用 1 次 Viterbi 算法实现载波相位恢复。

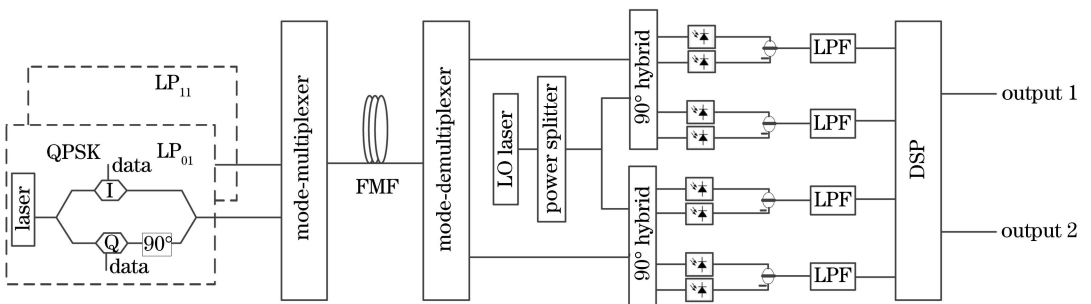


图 3 基于 FMF 的 2×2 MDM 系统结构图

Fig. 3 Structure diagram of the 2×2 MDM system based on the FMF

图 5 给出了 2×2 MDM 系统输出信号解复用前后的星座图, 其中(a)、(b)是 LP_{01} 模和 LP_{11} 模解复用前的星座图, (c)、(d)是 LP_{01} 模和 LP_{11} 模解复用后的星座图。从图中可以看出, 信号在传输过程中存在模式串扰等劣化因素, 使接收信号星座图明显发散而无法解调。经 MBLMS 算法解复用后信号星座图收敛, 可见该算法具有良好的解复用性能。

为进一步说明 MBLMS 算法的有效性, 仿真了 2 路信号解复用前后系统误码率(BER)随光信噪比(OSNR, R_{OSN})的变化曲线, 并与基于数据辅助的 LMS 算法进行了比较, 如图 6 所示。从图中可以看出, 利

用上述算法解复用后系统 BER 都明显下降。在相同参数的条件下, MBLMS 算法与基于数据辅助的 LMS 算法的解复用性能相差不大, 能够满足通信系统对 BER 的要求。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

Parameter	Value
Bit-rate of signal / (Gb/s)	56
Center frequency / THz	193.1
Modulation format	QPSK
Optical transmitter power / mW	1
Fiber length / km	50
Fiber dispersion / ($\mu\text{s}/\text{m}^2$)	20
Differential group delay / ns	10/28

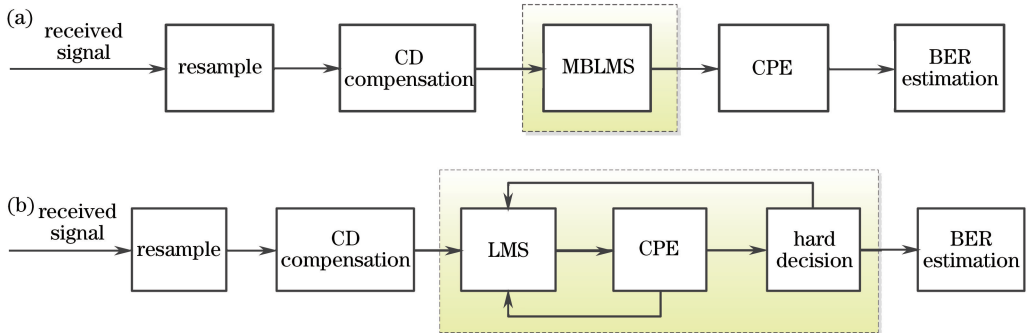


图 4 DPS 模块框图。(a) MBLMS 算法; (b) 基于数据辅助的 LMS 算法

Fig. 4 Block diagram of the DSP module. (a) MBLMS algorithm; (b) data-aided LMS algorithm

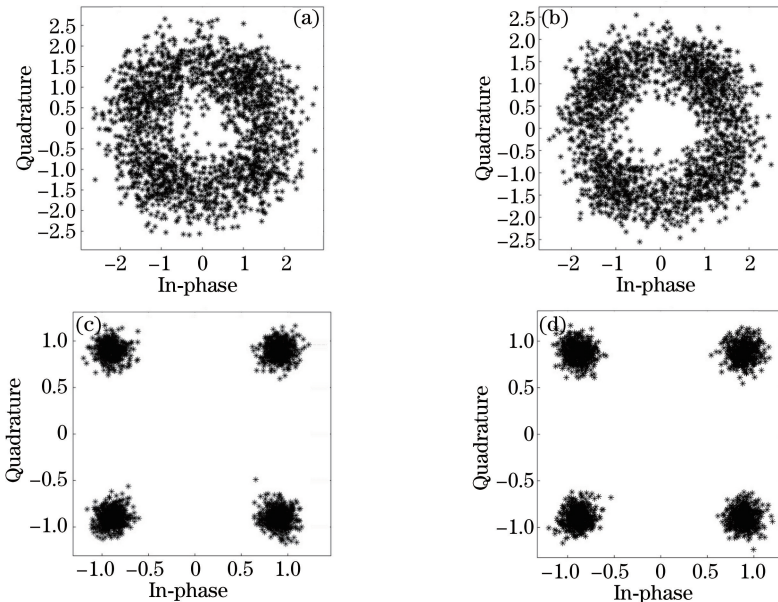


图 5 解复用前后信号星座图。(a) LP_{01} 模解复用前; (b) LP_{11} 模解复用前; (c) LP_{01} 模解复用后; (d) LP_{11} 模解复用后

Fig. 5 Signal constellation diagrams before and after demultiplexing. (a) LP_{01} mode before demultiplexing;

(b) LP_{11} mode before demultiplexing; (c) LP_{01} mode after demultiplexing; (d) LP_{11} mode after demultiplexing

为研究 MBLMS 算法的收敛速度, 图 7 仿真了经过 MBLMS 算法均衡后信号 BER 随迭代次数变化的曲线, 并与基于数据辅助的 LMS 算法的收敛速度进行比较。从图中可以直观地看出, MBLMS 算法具有更快的收敛速度。在相同仿真参数设定的情况下, 经 10 次迭代 MBLMS 算法基本已收敛, 而基于数据辅助的 LMS 算法需迭代 15 次左右收敛, 可见用 MBLMS 算法进行解复用收敛速度提高了 33.3%。

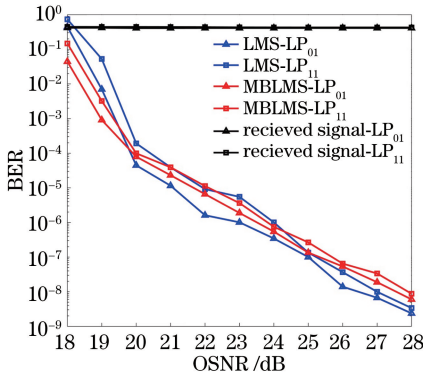


图 6 解复用前后信号 BER 随 OSNR 的变化曲线

Fig. 6 Changing curves of BER versus OSNR before and after demultiplexing

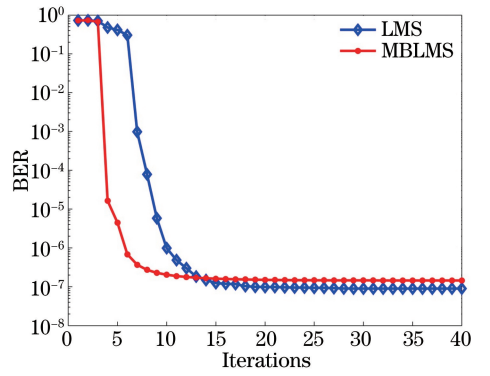


图 7 BER 随迭代次数的变化曲线

Fig. 7 Changing curves of BER versus the number of iterations of iterations

为验证采用 MBLMS 算法时系统 BER 随传输距离的变化情况,仿真系统 OSNR 设定为 20 dB、目标 BER 设定为 1×10^{-3} 时, MBLMS 算法的解复用性能随传输距离的变化如图 8 所示。从图中可以看出,当传输距离达到 1000 km 时,系统 BER 高于设定 BER 阈值,所以采用 MBLMS 算法时系统所能达到的最大传输距离为 1000 km。随着传输距离的增大,MDM 系统中模式耦合和 DGD 的影响不断累积,信号间的串扰越来越严重,同时 MBLMS 算法所使用的滤波器抽头个数也要不断增加,满足了覆盖传输链路中的 DGD,导致 MBLMS 算法的解复用性能变差。

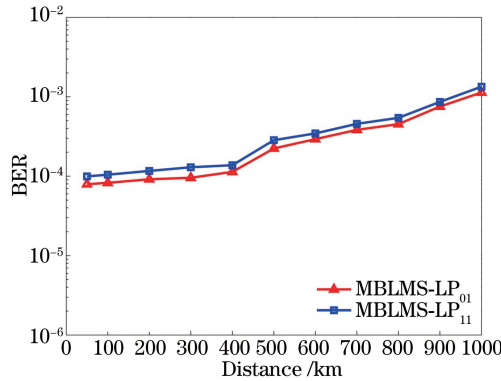


图 8 信号 BER 随传输距离变化的曲线 ($R_{OSN} = 20$ dB)

Fig. 8 BER versus the transmission distance ($R_{OSN} = 20$ dB)

5 计算复杂度

由于计算一次乘法比计算一次加法的功耗大得多,这里对复杂度的估测主要是通过计算每符号数所需要的复数乘法的次数完成的。对于 MBLMS 算法,从 2 个端口分别输出 1 个符号,需要 $4N$ 次复数乘法运算用于输出, 4 次复数乘法用于误差计算, $4N$ 次乘法用于抽头的更新。因此 MBLMS 算法的计算复杂度为

$$C_{\text{MBLMS}} = \frac{4N + 2}{\lg M}, \quad (11)$$

其中 M 为星座图的点数。

对于判决导引最小均方误差 (DD-LMS) 算法,从 2 个端口分别输出 1 个符号,需要 $4N$ 次复数乘法计算输出, $4N$ 次复数乘法进行滤波器系数更新,所以 DD-LMS 算法的计算复杂度为

$$C_{\text{DD-LMS}} = \frac{4N}{\lg M}. \quad (12)$$

表 2 将上述均衡算法的复杂度进行了对比,从表中可以清晰地看到 MBLMS 算法和 DD-LMS 算法的计算复杂度相近。

表 2 计算复杂度比较

Table 2 Comparison of the computational complexities

N	4	8	16	32	64	128	256
C_{MBLMS}	9	17	33	65	129	257	513
$C_{\text{DD-LMS}}$	8	16	32	64	128	256	512

6 结 论

为补偿 MDM 系统中模式耦合和 DGD 对接收信号带来的损伤,采用 MBLMS 算法对 MDM 系统进行了解复用,并与基于数据辅助的 LMS 算法进行了性能对比。仿真结果表明:MBLMS 算法在发送无需训练序列的条件下能降低不同模式信道间的串扰,实现对接收信号的解复用,且其解复用性能与基于数据辅助的 LMS 算法相当。MBLMS 算法无需相位信息的反馈,在收敛速度方面比基于数据辅助的 LMS 算法提升了 33.3%。综上所述,MBLMS 算法是一种快速有效的解复用算法。

参 考 文 献

- Essiambre R, Mecozi A. Capacity limits in single-mode fiber and scaling for spatial multiplexing[C]. Optical Fiber Communication Conference, 2012, OW3D: OW3D.1.
- Ellis A D, Zhao J, Cotter D. Approaching the non-linear Shannon limit[J]. J Lightwave Technol, 2010, 28(4): 423-433.
- Xie Yiwei, Fu Songnian, Zhang Hailiang, *et al.* Design and optimization of mode differential group delay for few-mode fiber[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(9): 0906010.
谢意维, 付松年, 张海亮, 等. 少模光纤模式差分群时延的设计与优化[J]. 光学学报, 2013, 33(9): 0906010.
- Chang Yuxin, Hu Guijun, Bai Song, *et al.* Research of asymmetric planar waveguide type mode division multiplexer/demultiplexer[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(12): 1205004.
常玉鑫, 胡贵军, 柏松, 等. 非对称平面光波导型模式复用/解复用器研究[J]. 中国激光, 2014, 41(12): 1205004.
- Kuschnerov M, Chouayakh M, Piyawanno K, *et al.* Data-aided versus blind single-carrier coherent receivers[J]. IEEE Photonics Journal, 2010, 2(3): 387-403.
- Gu F L, Zhang H, Zhu D S. Blind equalization of complex I/Q independent sources with phase recovery[C]. International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM) IEEE, 2012: 1-5.
- Lambert R H. Multichannel blind deconvolution: FIR matrix algebra and separation of multipath mixtures[D]. Los Angeles: University of Southern California, 1996.
- Cai Y P, Li A H, Shi L S, *et al.* Separation of diesel vibration signal based on blind deconvolution[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(9): 38-41.
- Zhu Yuanyuan, Gao Jiabo, Gao Zedong. Independent component feature extraction method for hyperspectral image based on negentropy statistics in moving windows[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(1): 0130003.
朱院院, 高教波, 高泽东. 基于滑窗负熵统计的高光谱独立特征提取方法[J]. 光学学报, 2016, 36(1): 0130003.
- Martins A, Duarte A, Dantas J, *et al.* A new clustering separation measure based on negentropy[J]. Journal of Control, Automation and Electrical Systems, 2015, 26(1): 28-45.
- Sun B Q, Tian Z X. Research on algorithm for blind source separation based on negentropy maximization[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 427-429: 1911-1916.
- Randel S, Ryf R, Sierra A, *et al.* 6×56-Gb/s mode-division multiplexed transmission over 33-km few-mode fiber enabled by 6×6 MIMO equalization[J]. Optics Express, 2011, 19(17): 16697-16707.
- Wang Jin, Huang Dexiu, Yuan Xiuhua. Performance analysis of the reception based on least-mean-square adaptive algorithm in optical wireless communication system[J]. Chinese J Lasers, 2006, 33(10): 1379-1383.
王瑾, 黄德修, 元秀华. 基于最小均方自适应滤波器的无线光通信接收性能分析[J]. 中国激光, 2006, 33(10): 1379-1383.
- Liu Binhui, Chen Lin, Xiao Jiangnan. Least mean square adaptive algorithm for direct-detection optical orthogonal frequency division multiplexing transmission system[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(9): 0905005.
刘彬晖, 陈林, 肖江南. 直接检测的光正交频分复用传输系统最小均方自适应算法[J]. 中国激光, 2012, 39(9): 0905005.
- Wang Lingzi, Tang Xianfeng, Zhang Xiaoguang, *et al.* Blind phase estimation algorithms based on decision directed and decision-feedback in PDM-CO-OFDM systems[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(3): 0305001.
王凌子, 唐先锋, 张晓光, 等. PDM-CO-OFDM 系统中基于判决引导与判决反馈的盲相位估计算法[J]. 中国激光, 2014, 41(3): 0305001.