一种用于光纤纵向功率分布监测的分块最小均方方法

Paolo Serena，*IEEE* 高级会员，Chiara Lasagni，*IEEE* 会员，Alberto Bononi，*IEEE* 高级会员，Fabien Boitier，*IEEE* 会员，以及 Joana Girard-Jollet

arXiv:2603.01604v1 [eess.SP] 2 Mar 2026

摘要——**我们提出一种分块最小均方（LMS）算法，通过相干检测器获取的基于接收机的数字数据，监测光纤链路的纵向功率分布。与基准最小二乘（LS）方法相比，该算法无需进行大型矩阵求逆或批处理，因此可通过重叠保存算法以最小块尺寸处理接收数据，从而降低复杂度和时延。我们提出了该方法的一种高效实现方案，采用随机梯度更新，并利用频域中的一项关键计算，与当前最先进的监测技术相比可节省计算量。我们通过数值仿真在不同场景下测试了该方案。**

索引词—**最小均方（LMS）、纵向功率分布监测、重叠保留法**

一、引言

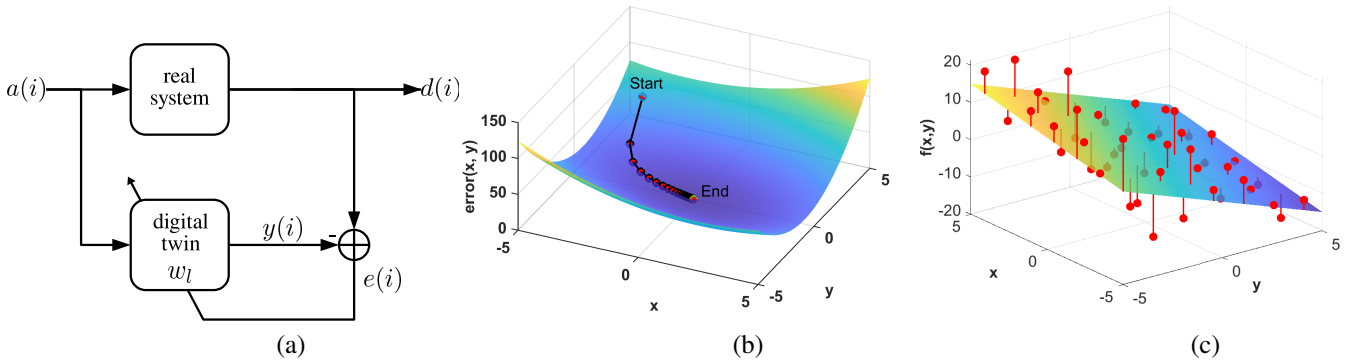
DIGITAL 近年来，纵向监测技术备受关注，因为它们通过后处理推断而非部署分布式侵入式光学硬件设备，为自主网络控制开辟了新的可能性 [1]。其核心目标是利用数字接收机接收到的数据执行系统辨识，从而有望减少与控制平面的交互。在现代光学系统中，这一特性尤为重要，因为此类系统运行于由多个供应商提供的解耦网络环境中，链路所包含的光纤也各不相同。

纵向功率分布估计（PPE）是最重要的监测技术之一，因为性能劣化的主要原因通常是在场传播过程中出现异常损耗 [2], [3]。此类异常会引发软故障，导致传输质量（QoT）逐渐劣化，但不会立即造成服务完全中断。快速且可靠地了解这些异常至关重要，这样才能在软故障演变为硬故障之前采取主动应对措施。

光通信产品引入相干检测后，利用相干接收机的数据监测群速度色散（GVD）、偏振模色散（PMD）和偏振相关损耗（PDL）等线性色散损伤，引起了业界的关注，参见例如 [4]。Tanimura 等人 [2], [5]率先利用光纤克尔效应导致的非线性干扰（NLI）来解决 PPE 问题。他们通过对相干探测器的真实系统输出与数字孪生输出进行相关性测量（CM），实现了 PPE。这项研究揭示了采用微扰近似 [6] 描述数字孪生的重要性，其中 NLI 与功率分布呈线性关系。这项研究促使人们对其核心挑战展开了深入研究，并启发了创新的解决方案 [7]–[20]。Sasai 等人 [3], 给出了一项重要成果，证明可使用最小二乘法（LS）高效解决 PPE 问题；最小二乘法是线性系统辨识中的一种标准方法。与 CM 方法不同，LS 方法无需校准阶段，因此能够从根本上消除任何系统偏差。此外，与 CM 相比，该方法还提高了空间分辨率 [21]。

尽管就收敛速度而言，最小二乘法是线性自适应滤波理论中效率最高的方法之一，但它较为复杂，因为需要处理大型矩阵，尤其是计算矩阵的逆，并且必须在资源消耗巨大的数字孪生架构中实现。此外，其基本形式采用批处理方式处理完整数据集，缺乏自适应能力。因此，在实际应用中，处理短数据块更为理想，因为这既能降低处理成本，又能以较低时延有效跟踪时变环境。已有一些方法可克服最小二乘法的缺点，例如递归最小二乘（RLS）算法 [22] 或对多个数据批次取平均。不过，前者的复杂度更高，后者则可能引入一些伪影[23]。复杂度问题尤为棘手，可能导致无法在收发器的数字信号处理器（DSP）中实现 PPE，因此更倾向于采用外接现场可编程门阵列（FPGA），甚至是功耗较高的计算机 [24]。为降低数字孪生的复杂度，研究人员探索了机器学习技术的应用（参见 [1] 及其中的参考文献）。然而，这些方法的有效性

稿件收到日期：******* **，2026年。本研究由帕尔马大学通过“2023年校级研究资助计划”支持。P. Serena、C. Lasagni 和 A. Bononi 任职于帕尔马大学工程与建筑系，地址：意大利帕尔马，邮编 43124；同时任职于 CNIT光子学先进光纤国家实验室（FIBERS）（电子邮箱：paolo.serena@unipr.it；chiara.lasagni@unipr.it；alberto.bononi@unipr.it）。F. Boitier 和 J. Girard-Jollet 任职于诺基亚贝尔实验室，地址：法国马西，邮编 91300（电子邮箱：fabien.boitier@nokia-bell-labs.com；joana.girard_jollet@nokia.com）。本研究已提交 IEEE，供其考虑发表。版权可能在未另行通知的情况下转让；转让后，此版本可能无法继续访问。本文中一幅或多幅图的彩色版本可在线查阅：http://xxxxxxxxxx.xxxx.xxx。数字对象标识符：xx.xxxx/JLT.xxxx.xxxxxxx



(a) (b) (c)

图 1。（a）：系统辨识问题设置。目标是找到数字孪生的自适应抽头 w_l，使其在存在噪声的情况下，输出 y 与期望输出 d 之间的误差 e最小。（b）：基于随机梯度更新的最小均方概念，使用最新的观测量。（c）：最小二乘法，使用所有观测量（红点）拟合期望函数，此处为一个平面。

在运营网络中往往受到限制，原因既包括跟踪动态网络演化所需的数据集规模庞大，也包括缺乏测量数据[25],；而软故障对于训练模型至关重要，但在可靠性极高的光学系统中，这类故障鲜少发生。

最小均方（LMS）方法可以说是自适应滤波理论 [22]中应用最广泛的算法。其原因在于该方法本身简单，因为 LMS 完全避免了标准最小二乘技术所涉及的大型矩阵和批处理问题。由于微扰框架中的 PPE 问题是线性的，本文通过将 LMS算法应用于 PPE 场景，填补了文献中的一项空白。其实现并非简单直接，因为群速度色散可能会使数字孪生需要大量内存；不过，已有高效方案可采用分块处理，而非标准 LMS 的逐样本处理。因此，我们采用分块最小均方方法，在基本 LMS 算法和最小二乘法算法之间实现折衷。然而，由于我们面临的是一个标准 LMS 理论 [22]尚未分析的混合时空问题，因此不能直接采用分块最小均方理论。我们的技术利用频域与时域之间的关键联系计算随机梯度，从而能够高效地进行快速傅里叶变换（FFT），同时将分块处理限制在链路群速度色散所规定的最小尺寸。

本文其余部分安排如下。第 II 节讨论系统辨识问题，以及我们所用模拟孪生与数字孪生之间的差异。第 III 节介绍所提出的分块最小均方算法。第 IV 节展示该算法在不同场景下的数值结果。最后，第 V 节总结主要结论。

II. 问题陈述

功率剖面估计是一个系统辨识问题，通常可表示为图 1 (a) 所示的形式。如果我们拥有一个数字孪生，能够尽可能准确地复现真实系统的核心行为，就发现了所研究链路的未知功率分布。在本研究中，我们专注于复现光纤中的传播过程，将其他设备的分析留待未来研究。

Sasai 等人 [3]采用非线性链路 [6], [26] 的微扰近似，将辨识问题线性化，并使用最小二乘技术求解；对于线性系统而言，这种方法被广泛认为是最准确的方法之一。本文重点研究另一种广泛使用的算法——最小均方算法，并针对非线性干扰的特殊性质对其进行调整。图 1（b–c）概述了这两种方法的比较。最小均方算法旨在通过一系列迭代步骤，利用基于最新数据计算出的随机梯度近似，逐步减小误差信号；这一过程就像在雾中寻找山谷。另一方面，最小二乘法试图通过最小化拟合函数与真实系统响应之间的均方误差，使参数化函数拟合真实系统响应。因此，关键区别在于：基本形式的最小均方算法逐样本运行，而最小二乘法则通过批处理运行。本文采用分块最小均方技术，适度放宽逐样本处理的要求，以便利用快速傅里叶变换实现快速卷积。在介绍该技术之前，我们先讨论数字孪生与标准模拟孪生之间的关系。

A. 模拟孪生

给定发射电场 $A(t)$，使用一阶正则微扰（RP）近似得到的接收场的合理近似为：

$$A_{\text{out}}(t) \approx A(t) + n_{\text{SPM}}(t) + r(t) \tag{1}$$

其中，n_{SPM} 为自相位调制（SPM）引起的非线性干扰（NLI），$r(t)$为其余噪声，例如放大自发辐射（ASE）和跨信道非线性干扰。根据RP方法， [6], 非线性干扰是沿距离线性累积的结果：

$$n_{\text{SPM}}(t) = -j \int \gamma'(z) u(z,t) \mathrm{d}z \tag{2}$$

其中，如 [3], 我们引入了 $\gamma'(z) \triangleq \gamma(z) f(z)$，其中 $\gamma(z)$为光纤非线性系数， $f(z)$为纵向光功率分布，以及

$$u(z,t) \triangleq \left(g_z \otimes \mathcal{N}\left(h_z \otimes A\right)\right)(t)\,. \tag{3}$$

在此表述中，符号 $\otimes$ 表示时间卷积，而 $\mathcal{N}(A) \triangleq ||A||^2 A$ 是非线性克尔算子，其中 $||.||$ 表示欧几里得范数。符号 $h_z(t)$是从系统输入到链路坐标 z处的群速度色散冲激响应，而 $g_z(t)$是从 z 到系统末端的群速度色散冲激响应。

即使在典型功率下，近似式 (1) 也可能不够准确，因为非线性克尔效应不仅表现为一个加性项，还表现为相位，而该相位可能远非零弧度，从而削弱RP方法核心所用的泰勒近似。增强型RP（eRP） [6],进行如下变换

$$A_{\text{out}}(t) = e^{j\varphi} E(t)$$

仅扰动 E ，即可获得更好的近似：

$$A_{\text{out}}(t) \approx e^{j\varphi} \left(A(t) + n_{\text{SPM}}(t) - j\varphi A(t) \right) + r(t) .$$

项 $\exp(i\varphi)$与我们的讨论无关，因为它会被载波相位恢复消除，而由 $j\varphi A$ 给出的“eRP校正”则至关重要 [21]。

φ的合理选择是克尔效应引起的时间平均相位旋转 [26], [27]。然而，由于eRP校正关于 φ呈线性，我们发现让最小均方算法为 φ寻找其最佳近似更为方便。这一思路将 [28] 的提议推广到RP方法的范畴内，并降低了算法对先验信息的依赖。

B. 数字孪生

在光学层面，RP场 (3) 由“线性+ 非线性 + 线性”步骤组成，每个线性步骤都由一个群速度色散算子单独建模。然而，由于我们的算法必须在数字层面运行，我们实际需要的是一种 RP 近似，它关联的是发送/检测到的数字符号，而非输入/输出模拟场。完整的数字孪生始于以下观察：发送的信号通常采用线性调制，符号周期为 T by$A(t) = \sum_i a(i)p(t - iT)$，其在傅里叶域中的表达式为：

$$\tilde{A}(\omega) = \tilde{a}\left(e^{j\omega T}\right) \tilde{P}(\omega) \tag{4}$$

其中， $\tilde{a}\left(e^{j\omega T}\right)$ 是~离散符号序列 $a(i)$ 的离散时间傅里叶变换 (DTFT)，而 $A(\omega)$ 和 $P(\omega)$ 分别表示 $A(t)$ 和 $p(t)$ 的傅里叶变换。~在此框架中， $P(\omega)$ 是前述步骤之前的一个额外线性操作。同样，匹配滤波和群速度色散均衡也是发生在这些步骤之后的额外线性操作。值得注意的是，匹配滤波器的频率响应~是脉冲频谱 $P^*(\omega)$ 的共轭，而群速度色散均衡的作用类似于一个滤波器，其频率响应是群速度色散响应的共轭。这一观察使我们能够在纳入前述步骤中的脉冲成形和检测后，建立 g_z与 h_z 的冲激响应之间的关系 [29]:

$$\tilde{g}_z(\omega) = \tilde{h}_z^*(\omega) = \tilde{P}(\omega) e^{-j\frac{\omega^2}{2}\int_0^z \beta_2(\xi)\mathrm{d}\xi} \tag{5}$$

其中 β_2 是光纤的局部色散系数。由于 g_z 的带宽和持续时间都足够有限，我们可以获得一种实用的频域表示方法：以每符号 N_{t} 个样本对 $p(t)$进行时间采样，并使用其离散傅里叶变换（DFT）；同时，对 $a(i)$进行上采样，使其信号覆盖相同的时间网格，然后再进行离散傅里叶变换。公式（4）由此离散化为：

$$\text{DFT}\left[A\left(\frac{mT}{N_{\text{t}}}\right)\right] = \text{DFT}\left[a_{\uparrow N_{\text{t}}}(m)\right] \times \text{DFT}\left[p\left(\frac{mT}{N_{\text{t}}}\right)\right]$$

其中 m 为采样索引， $\uparrow N_{\text{t}}$ 表示按因子 N_{t}进行上采样。我们还需要对式（2）中的空间坐标z 进行离散化。这可以通过数值积分的求积公式实现：

$$n_{\text{SPM}}(t) \approx \sum_l \rho_l \gamma'(z_l) u(z_l, t) \tag{6}$$

其中 z_l 为数字孪生复现的坐标。通常，网格是均匀的，此时一种合适的求积规则是中点法则[1] ，其中 ρ_l 与 l无关，即采用恒定步长。

在此框架中，数字孪生在符号索引 i处构建如下信号：

$$y(i) = \hat{a}(i)(1 - j\varphi) + n(i) \tag{7}$$

其中，我们将接收端数字信号处理后的检测符号记为$\hat{a}(i)$，将 φ 记为 eRP 校正，并将由自相位调制产生的非线性干扰记为：

$$n(i) \triangleq \sum_{l=0}^{M-1} \rho_l \gamma'(z_l) \left(g_l \otimes \mathcal{N}\left(h_l \otimes A \right) \right) (iT) \tag{8}$$

其中 M 为积分点的数量；为简化记号，我们引入了 $h_l \equiv h_{z_l}(t)$、$g_l \equiv g_{z_l}(t)$。下一节中，我们将提出一种高效实现方案，在分块最小均方方法中利用重叠保留算法。

III. 基于重叠保留法的分块最小均方

系统辨识通常通过最小化误差函数来实现。由于该问题具有随机性，分析研究中通常采用对误差函数进行系综平均，因为在线性系统中这种方法易于处理，正如 Wiener 在其开创性研究中所展示的那样[22]。遗憾的是，在许多问题中，包括我们试图解决的问题，采用系综平均并不切实际，因为这需要观测系统的许多独立实现。通常的解决方法是用确定性平均取代系综平均，从而得到最小二乘法。最小均方（LMS）将确定性平均简化到最基本的形式，即取当前实现的误差。这种简单的近似意义重大，因为它降低了复杂度，并使得通过随机梯度法递归搜索最小值成为可能；具体而言，就是沿最速下降方向迈出短步，递归更新结果，见图 1(b)。

根据上一节，光链路的输入/输出关系关于纵向功率分布呈线性

[1]我们回顾一下，中点法则比更常见的梯形法则精度更高，而且不会增加复杂度。

更一般地说，关于 $\gamma'(z_l)$系数也是如此。我们将这些系数组成一个长度为 M的向量

$$\mathbf{w}(i) = [\gamma'(z_0), \gamma'(z_1), \ldots, \gamma'(z_{M-1})]^T$$

并引入对符号 i的时间依赖性。最速下降法的更新规则为 [22]:

$$\mathbf{w}(i+1) = \mathbf{w}(i) - \frac{\mu}{2}\nabla J(i)$$

其中， J 是我们要最小化的误差函数，梯度 ∇ 是相对于抽头$\mathbf{w}$而言的。根据图 1(a)，误差为 $e(i) = d(i) - y(i)$，其中 $d(i)$是时刻 i 的期望响应（真实系统输出），而 $y(i)$是对应的数字孪生输出。最速下降法使用 $J = \mathbb{E}\left[|e(i)|^2\right]$，而最小均方仅需 $J = |e(i)|^2$。遗憾的是，基本的最小均方规则按样本逐个处理，因此无法使用快速傅里叶变换等可对数据块进行运算的高效技术。然而，使用快速傅里叶变换尤其理想，因为非线性干扰涉及与可能持续时间较长的滤波器进行卷积。分块最小均方似乎是解决这一问题最合乎逻辑的方法。其思路是不在每个样本处更新抽头，而是在每个样本块（小批量）处更新；所选块的长度应大于系统记忆长度，以便利用快速傅里叶变换。尽管如此，误差函数 J 在块内会发生变化，因此建议采用平均法获得一个唯一值 [22, 章8]。用 k 表示块索引，我们由此采用以下更新规则:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \frac{\mu}{2}\sum_{i=0}^{L-1}\nabla J(kL+i) \tag{9}$$

其中每个分块包含 L个符号。我们提出的分块最小均方与传统分块最小均方 [22]之间存在显著区别：前者处理的是一个混合时空问题，相对于所研究的关键变量，该问题具有时不变性但空间可变性。我们的目标是利用时不变性，通过采用优化的计算方法表示数字孪生输出 y 和抽头更新规则，从而实现高效运算。

我们从 y开始分析。借助重叠保存算法（见（12））, 对于$i = 0, 1, \ldots, L-1$，模拟信号（3）与其离散对应信号之间满足以下关系:

$$(g_l \otimes \mathcal{N}(h_l \otimes A))((kL+i)T) = \left(g_{l,\text{pad}} \circledast \mathcal{N}\left(h_{l,\text{pad}} \circledast \hat{A}_k\right)\right)_{\text{val}}(iN_\text{t})$$

在此，我们使用高效的循环卷积 $\otimes$ ，将基于线性卷积的模拟问题转化为离散问题 $\circledast$。有关更多详细信息，请参阅附录A A_k 。它是由块（$k-1$）和块 k 中的符号拼接后，再按因子 N_t 上采样得到的向量。“val”指该向量中未发生混叠的部分，而“pad”表示零填充。所有向量的长度均为（$2L \times N_\text{t}$），其中因子二与块拼接相对应。此外，我们注意到这里采用了多速率数字信号处理，在提高采样频率的同时处理光场，并为最终输出按因子 N_t 下采样。

为简化记法，我们引入一个包含混叠和非混叠样本的向量:

$$U_{lk} \triangleq \left(g_{l,\text{pad}} \circledast \mathcal{N}\left(h_{l,\text{pad}} \circledast \hat{A}_k\right)\right)(n), \quad n = 0, \ldots, 2LN_\text{t}-1$$

并利用离散傅里叶变换的性质将（8）转换为:

$$n(i) = \left(\text{DFT}^{-1}\left[\sum_{l=0}^{M-1}\rho_l w_l(k)\cdot\text{DFT}\left[U_{lk}\right]\right]\right)_{\text{val}}(iN_\text{t}), \quad i = 0, \ldots, L-1$$

其中， w_l 是$\mathbf{w}$的第 l个元素。请注意，我们仅在计算完 l中的求和后才返回时域，因此只需进行一次最终的快速傅里叶逆变换。最后，根据（7）可以直接得到 $y(m)$的计算结果。

关于抽头更新规则，最小均方将式 (9) 转换为[22]:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu\text{Re}\left[\mathbf{v}(k)\right] \tag{10}$$

其中，$\mathbf{v}$ 是一个 $M \times 1$ 向量，其第 j个元素 $v_j(k)$ 为:

$$\begin{aligned} v_j(k) &= \sum_{i=0}^{L-1} e_k^*(i)\left(g_j \otimes \mathcal{N}\left(h_j \otimes A_k\right)\right)(iT) \\ &= \sum_{i=0}^{L-1} e_k^*(i)\left(U_{jk}\right)_{\text{val}}(iN_\text{t}) \\ &= \sum_{n=0}^{2LN_\text{t}-1} e_{k,\text{int}}^*(n)U_{jk}(n) \\ &= \frac{1}{2LN_\text{t}}\sum_{f=0}^{2LN_\text{t}-1}\tilde{e}_{k,\text{int}}^*(f)\tilde{U}_{jk}(f), \quad j = 0, 1, \ldots, M-1 \end{aligned}$$

其中， $e_k(i) \triangleq e(kL+i)$ 是第 k个块中的误差，波浪号表示离散傅里叶变换；在最后一个等式中，我们使用了帕塞瓦尔定理 [30] ，这对高效实现至关重要。$e_{k,\text{int}}$是将 $e_k(i)$ 按因子 N_t 上采样后，再在 U_{jk} 包含无效样本的索引处进行零填充所得的向量。这样，我们便能处理完整的 U_{jk} 向量，而非其子集 $(U_{jk})_{\text{val}}$，从而应用帕塞瓦尔定理。此方法能够在局部第 k个窗口的频域中计算 $g_j \otimes \mathcal{N}(h_j \otimes A_k)$，因此可以省去一次快速傅里叶逆变换，代价是为 $e_{k,\text{int}}$额外进行一次快速傅里叶变换。

我们发现，独立于抽头 $\mathbf{w}$ 更新 eRP校正 φ 很有用，并为其步长设置了新的控制参数，称为 μ_0。因此，我们将其视为一个只有一个抽头 φ 的独立有限冲激响应（FIR）滤波器，其更新规则类似如下:

$$\varphi(k+1) = \varphi(k) + \mu_0\text{Im}\left[\sum_{i=0}^{L-1} e_k^*(i)\hat{a}(kL+i)\right] \tag{11}$$

其中，虚部与公式 (7) 中 j 前面的φ严格相关。

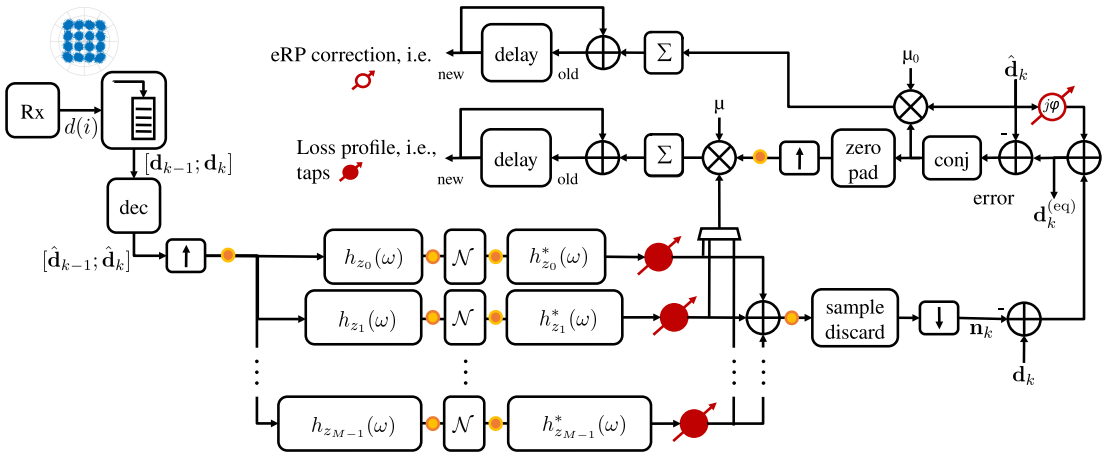


图2。用于监测坐标 z_l 处纵向功率分布（由填充抽头表示）的最小均方框图。带浅色环的深色圆表示快速傅里叶变换，而颜色反转表示快速傅里叶逆变换。数据的均衡副本 $\mathbf{d}_k^{(\mathrm{eq})}$ 是监测过程的一个伴随输出。

A. 框图

所提出的最小均方功率分布监测器的框图如图2所示。左上角的接收机模块输出来自典型接收机数字信号处理器的含噪符号，其中包括匹配滤波、均衡、定时恢复、频率恢复和载波相位恢复。接收机符号随后被缓冲为向量

$$\mathbf{d}_k \triangleq [d(kL),\ldots,d(kL+L)]^T$$

描述各个模块。这些模块随后按对进行串接，即根据重叠保留法的思想，$[\mathbf{d}_{k-1};\ \mathbf{d}_k]$。块长度 L 必须大于系统记忆长度，该长度由群速度色散和匹配滤波器持续时间决定。按照经验法则，群速度色散在长度为 z 的光纤中增加的记忆长度为 $2\pi|\beta_2|z/T^2$ 个符号。

模块“dec”对应于判决，并且在其挑战（尤其是时延）能够得到解决的情况下，可能还包括前向纠错 [31]–[33]。随后，将该信号上采样以创建向量 A_k。我们采用每符号 $N_\mathrm{t}=2$ 个样本的上采样率，这足以捕获脉冲带宽。值得注意的是，当脉冲滚降大于零时，非线性模块内会发生混叠。然而，我们的滚降为 0.1 的结果并未显示出任何显著的混叠。

上采样之后，我们使用快速傅里叶变换进入频域；为便于标注，该步骤以带浅黄色圆环的深橙色圆圈表示（快速傅里叶逆变换则采用相反的配色方案）。随后，相应的离散傅里叶变换通过一系列并行的“线性+非线性+线性”步骤传播进入数字孪生，这些步骤构成RP近似的核心，如第II-B节所述。每个局部贡献再由相应的抽头 w_l加权，而这正是本算法的主要目标。需要注意的是，我们仅在频域中对所有非线性干扰贡献求和之后，才通过一次快速傅里叶逆变换返回时域，从而显著节省快速傅里叶变换运算。之所以能够这样做，是因为我们在频域中计算驱动最小均方的误差函数。同样，我们对 A_k 只执行了一次快速傅里叶变换，位于开头，从而将每条路径的计算开销限制为一次快速傅里叶变换和一次快速傅里叶逆变换。

返回时域后，丢弃重叠保留算法产生的混叠样本（在我们的分析中以“val”表示的操作），然后将信号下采样回每个符号一个样本。因此，我们得到符号第 k 个块内 NLI (8) 的估计，用 $\mathbf{n}_k$ 表示。随后，从接收的含噪符号中去除自相位调制非线性干扰和 eRP校正，得到更干净的信号$\mathbf{d}_k^{(\mathrm{eq})}$；这相当于构建了一个与监测设备协同工作的空间分辨 Volterra非线性均衡器。最后，对于块内每个索引 i，我们计算误差 $e(i)=d(i)-y(i)$，并按照上一节所述，逐块更新 eRP校正的抽头和 γ' 系数。请注意，最后一步利用帕塞瓦尔定理，在零填充并求和后进行频域计算。

尽管框图指的是单个信号，但对于双偏振，我们只需将这些操作复制一遍。不过，如果偏振模色散和偏振相关损耗较小，我们建议利用两个偏振中的相关 NLI，对它们的误差函数取平均，以减轻噪声。

B. 多相实现

采用具有额外并行化[30]的多相实现时，可以移除上采样器和下采样器。图3展示了数字孪生的单个分支与其多相结构之间的等效关系，使用$N_\mathrm{t}=2$。脉冲响应 $h'_z(i)$ 和 $h''_z(i)$分别包含 $h_z(i)$的奇数和偶数样本。多相表示的主要优势在于，通过使用较小的并行滤波器取代一个大型滤波器，可降低采样率（每个符号一个样本）。采用多相结构时，我们还可以移除图2中误差信号的额外上采样器，从而对每个符号一个样本的信号的离散傅里叶变换应用帕塞瓦尔定理。

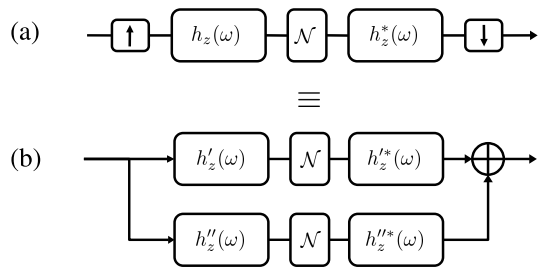


图3.（a）图2所示框图的一个分支。（b）该分支的多相实现。这两种结构等效，复杂度相近；然而多相实现以减半的采样率工作。

IV. 数值结果

我们在一个64 吉波特的双偏振16阶正交幅度调制（QAM）信道上测试了所提出的LMS算法。“真实系统”通过分步傅里叶法（SSFM）数值模拟建模：将65536个符号组成的序列（采用滚降系数为0.1的根升余弦脉冲成形）注入由100 km跨段和集中式放大构成的光链路。SSFM步长根据恒定局部误差（CLE）准则 [34]更新，首个步长为200 m。光纤的标称损耗系数为0.2 dB/km，色散为17 ps $\cdot$nm^{-1}km^{-1}，非线性系数为 $\gamma = 1.26\text{W}^{-1}$ km^{-1}。不存在PMD和PDL。我们假设LMS完全掌握光纤色散和发射端符号（除一项结果外）。为测试监测能力，我们根据不同的实验设置，在链路的不同位置插入一个或多个集中式损耗异常。由于放大自发辐射和跨信道克尔效应对算法而言表现为噪声，因此我们通过接收机噪声加载来模拟它们：在分析中使用加性高斯白噪声（AWGN）源 $r(t)$，并以信噪比（SNR）作为控制变量。我们使用了带群速度色散补偿和平均载波相位恢复功能的基础匹配滤波器接收机。

我们首先在无噪声条件下测试该算法，以检验其能力。我们分析了单个跨段中的多异常情形，包括：i）六个损耗异常，每个为0.25 dB；以及ii）后向拉曼放大。信号功率为 P =5 dBm，同时我们针对真实系统的1000次独立实现迭代最小均方算法。在（9）中，我们使用 $\mu = \bar{\mu}/P^{5/2}$，并取 $\bar{\mu} = 0.05$，其中对 $P^{5/2}$ 进行归一化是为了尝试建立一条通用经验法则。该缩放源于如下预测：非线性干扰方差 [26] 随 P^3 缩放，（归一化）星座图上的误差方差随 P^2 缩放。另一方面，在（11）中，我们使用 $\mu_0 = 2\cdot10^{-4}\Phi$ ，其中 Φ 为链路中累积的平均非线性相位。数字孪生的空间分辨率为5 km。

图 4 展示了真实损耗剖面以及 LMS算法预测的损耗剖面。两者吻合极佳，但在低功率范围内略有高估，这是一个常见问题

适用于任何有用信号淹没在噪声中的基于NLI的技术。

与任何LMS方法一样，归一化步长 $\bar{\mu}$ 是收敛速度与精度之间的折中。为检验这种折中，我们分析了一条存在异常的三跨段链路

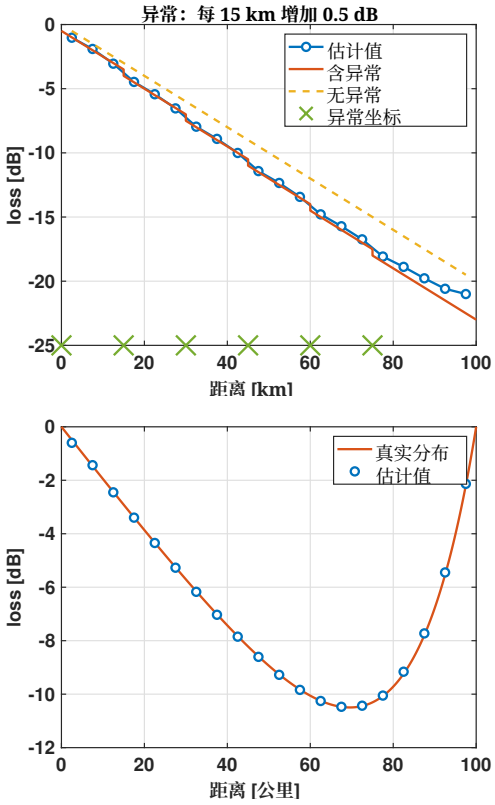


图4。上：每隔15公里出现一个0.25 dB损耗异常的六异常情况。下：存在后向拉曼抽运时的净损耗分布。无加性噪声。

在125 km之后为1 dB，因此大致位于第二跨段中一个有效长度之后。在该仿真中，我们采用了异常低的10 dB信噪比，以在极端情况下考验其行为。作为参考，AWGN信道中的16-QAM信号在信噪比=10 dB时，互信息至多为3.27比特/符号，小于其4比特/符号的标称值，因此至少需要0.73比特/符号的前向纠错（FEC）冗余。作为质量指标，我们在dB尺度上估计了估计分布与真实分布之间的均方根误差。如前所述，由于微扰法在低功率区域会失效，我们决定剔除路径损耗大于15 dB的坐标处的结果。这可确保过量误差不会削弱均方根误差的意义。

均方根误差（RMSE）如图5所示。为了理解 RMSE 的意义，请注意，在此设置中，仅了解不包含异常的标称损耗曲线时，RMSE 为 0.5 dB。我们观察到，相较于这一基准，性能有所提升，且随着样本数量增加，RMSE 最终逐渐降低。在 $\bar{\mu} = 0.2$ 处，估计变得不稳定，尽管仍能较好地收敛。值得一提的是，滤波器抽头的初始值可以任意设定，但不同的初始设置会导致不同的收敛速度和路径。在我们的仿真中，我们利用标称光纤损耗的先验信息初始化抽头，因此比随机初始化或零初始化收敛更快。

为测试对单个损耗异常值的性能

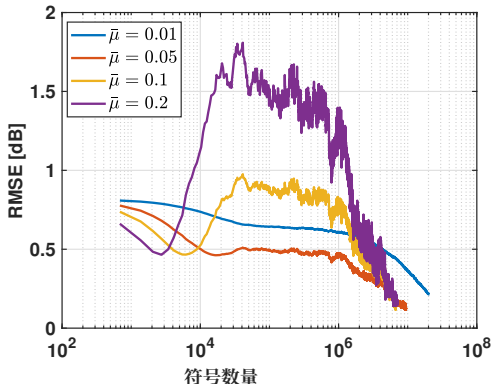


图5. 均方根误差与LMS算法所处理符号数量的关系，对应不同的归一化LMS步长 $\bar{\mu}$。三跨段链路在125 km后存在1 dB异常。抽头以标称光纤损耗初始化。

或其位置的性能，我们在前述三跨段系统中改变了这两个参数。图 6 展示了均方根误差方面的结果，其范围仍仅限于小于 15 dB 的损耗。结果表明，该方法对这两个变量均表现出色，在所选范围内信噪比的影响很小。

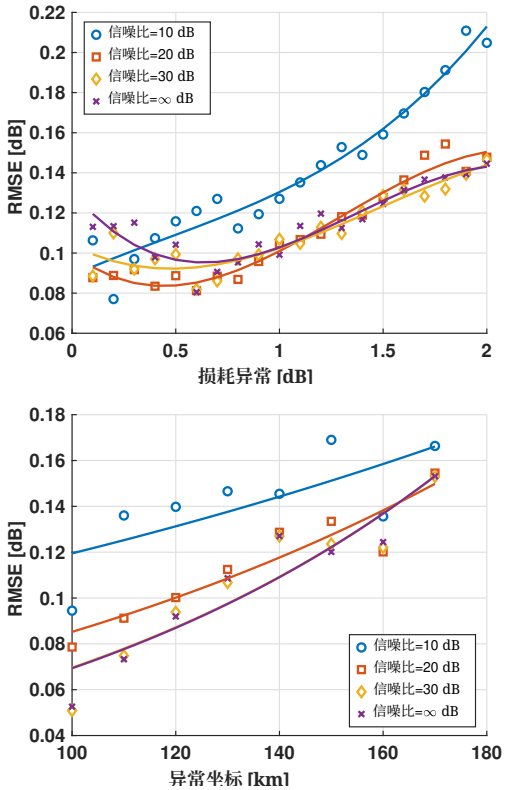


图6. 三跨段系统中的均方根误差。上图：位于125 km处、幅度可变的单一损耗异常。下图：位于可变位置的1 dB损耗异常。曲线为插值，仅供观察参考。

接下来，我们测试了信号功率的影响。图 7 展示了算法的表现，包括均方根误差和 SPM补偿能力。此处我们采用的信噪比为=20dB。主要性能指标均方根误差显示在左侧纵轴上。我们观察到，该方法在功率极低时会失效，此时由于 SPM 导致的残余噪声占主导地位，超过了 NLI功率。不过，值得注意的是，该算法能够检测到有用信号 SPM，即使残余噪声对应的信噪比低于 SPM 对应的信噪比，右侧纵轴所示结果便是如此。我们还报告了非线性均衡后 SPM 的信噪比作为对比，该值通过计算$\mathbf{d}_k^{(\mathrm{eq})}$ 的残余 NLI 中的噪声功率得出。我们观察到，采用 5 km 的网格后，SPM 显著降低，这凸显了在监测的同时进行 SPM补偿的潜力。

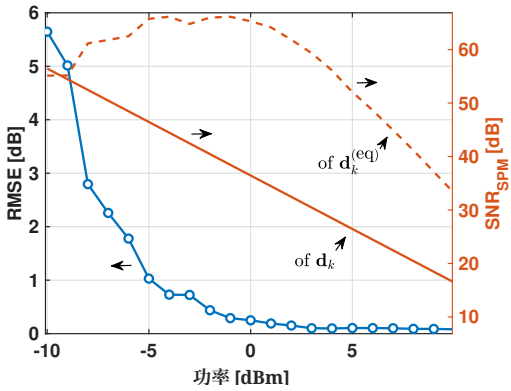


图7.（左）均方根误差与信号功率的关系，残余噪声信噪比为20 dB。（右）仅由检测符号$\mathbf{d}_k$ 或均衡符号$\mathbf{d}_k^{(\mathrm{eq})}$ 所经历的、与自相位调制相关的信噪比。结果针对三跨段链路

在另一项测试中，我们研究了数字孪生所用空间网格的影响，见(6)。我们估计了三跨段系统中均方根误差与每段步数的关系，此处信噪比为=10dB。结果如图8所示；需要说明的是，该结果基于中点数值积分法则。异常位于125 km处。显然，随着每跨步数减少，性能下降。其原因与数字孪生无法复现真实系统有关。因此，若关注计算复杂度，探索更高效的数值积分求积公式可能是有益的。作为粗略估计，我们观察到在每跨约 ≈ 14 步（步长 ≈ 7 km）附近性能严重下降，对应于信号3 dB带宽处频域中群速度色散的相移 π 。

在陆地链路中测试了该算法之后，我们转而研究海底链路。我们考察了一条跨大西洋的86跨段链路，每跨段70 km（总计6020 km），并在0 km和5950 km处设置了两处1 dB的损耗异常，即位于第一跨段和最后一跨段的起始处。我们调整了链路参数以适应不同场景，因此采用色散21 ps·$\mathrm{nm}^{-1}\mathrm{km}^{-1}$、标称损耗0.155 dB/km、 $\gamma = 0.92\ \mathrm{W}^{-1}\mathrm{km}^{-1}$ 以及信道功率 -1 dBm。信噪比为10 dB，对于此类系统而言是一个现实的数值。图9给出了经32M符号后用最小均方估计的损耗剖面与真实损耗剖面，可见二者吻合极佳。值得注意的是，在这一超长距离情形中，我们必须将 $\bar{\mu}$ 降至0.01。在海底情形中，计算开销很大，因为群速度色散记忆长度（从而块大小 L）和空间网格大小都随距离线性增长。

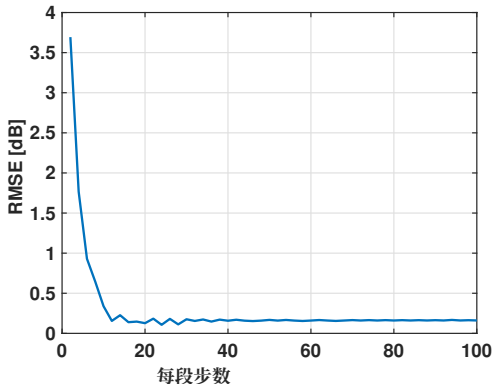


图8. 均方根误差与数字孪生中采用的每段步数的关系。结果针对残余噪声信噪比为10 dB的三跨段链路。

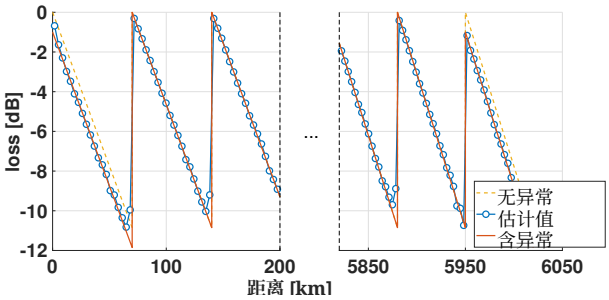


图9. 长度为6020 km、分别在第一跨段和最后一跨段起始处存在两处损耗异常的海底链路。信噪比=10 dB。

先前的结果是在数据辅助模式下得到的。为检验错误判决的影响，我们将前向纠错前判决数据输入数字孪生，以测试其行为。作为质量指标，我们评估了均方根误差随符号错误率（SER）的变化，如图10所示。SER通过改变残余噪声信噪比来控制。此处我们分析了一条 10×100 km链路，损耗异常置于不同位置，z_{an} 见图中所示。结果表明，无论异常位置如何，算法性能都会随SER增大而变差，最大可容忍SER约为 10^{-3}。由此我们推断，更长的连接会更受这一要求的影响。

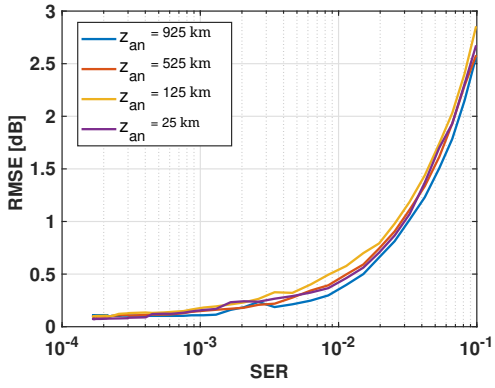


图10. 均方根误差与符号错误率的关系。无FEC的判决引导LMS。在链路不同位置（z_{an}）处存在1 dB损耗异常的 10×100 km链路。

V. 结论

我们提出了一种用于监测光纤链路纵向功率分布的分块LMS技术。该技术基于链路的完整数字孪生，效率高且具有自适应特性，并采用基于频域技术的随机梯度下降更新规则。我们使用重叠保留算法处理数据，避免了对大型数据集进行批处理。所提出的方法利用了线性自适应滤波器理论中LMS算法的主要优势，例如结构简单、内存占用小。与最小二乘法相比，该方法无需对大型矩阵求逆。所提出的方法无需校准阶段即可识别多个损耗异常。

在当前版本中，该算法只需要了解光纤色散。未来的研究将侧重于扩展数字孪生，使其纳入更复杂的光学器件。

附录A 重叠保留算法

本附录回顾重叠保留算法的基本性质 [22], [30] ，并将其应用于我们的框架。设 $y(i)$ 为一个 FIR 滤波器与一个较长信号 x 进行线性离散卷积 $\otimes$ 后的输出，其中 FIR 滤波器包含 L 个样本：

$$y(i) = (h \otimes x)(i) = \sum_{n} h(n)x(i-n)\,.$$

对于给定的整数 k 和 $i = 0,\ldots,L-1$，重叠保留算法能够高效地计算 $y(kL+i)$，即计算由 L 个样本组成的第 k 个数据块中的 y 。该方法的核心关系为：

$$(h \otimes x)(kL+i) \equiv (h_{\mathrm{pad}} \circledast x_k)_{\mathrm{val}}(i)\,, \quad i = 0,\ldots,L-1 \tag{12}$$

其中，$\circledast$ 表示循环卷积，x_k 是一个由 $2L$ 个样本组成的向量，这些样本由输入信号分块拼接而成（$k-1,k$）：

$$x_k \triangleq x(i), \quad i = (k-1)L,\ldots,(k+1)L-1\,. \tag{13}$$

下标“val”表示循环卷积结果中有效且未发生混叠的部分，对应于输出向量的后半部分。但请注意，当数字孪生像本例一样，使用非因果滤波器的 FIR 实现来建模真实系统时，必然会产生处理延迟。h_{pad} 为：

$$h_{\mathrm{pad}}(i) \triangleq \begin{cases} h(i) & i = 0,1,\ldots,L-1 \\ 0 & i = L,\ldots,2L-1\,. \end{cases} \tag{14}$$

请注意，无需将 x 拆分为每块含有 L 个样本的区块。较长的区块会导致冗余运算，而较短的区块则可降低处理时延 [22]。通常认为，将区块长度设为 L是最佳选择。

参考文献

[1] D. Wang 等人，《光网络数字孪生：近期进展与未来趋势综述》，《光波技术杂志》，第 42 卷，第 12 期，第 4233–4259 页，2024 年 6 月。

[2] T. Tanimura、S. Yoshida、K. Tajima、S. Oda 和 T. Hoshida，《基于接收端信号识别多跨段传输链路中的光纤纵向异常位置》，《光波技术杂志》，第 38 卷，第 9 期，第 2726–2733 页，2020 年 5 月。

[3] T. Sasai、M. Takahashi、M. Nakamura、E. Yamazaki 和 Y. Kisaka，《光纤纵向光功率分布的线性最小二乘估计》，《光波技术杂志》，第 42 卷，第 6 期，第 1955–1965 页，2024 年 3 月。

[4] F. N. Hauske、M. Kuschnerov、B. Spinnler 和 B. Lankl，《数字相干接收机中的光性能监测》，《光波技术杂志》，第 27 卷，第 16 期，第 3623–3631 页，2009 年 8 月。

[5] T. Tanimura、T. Hoshida、Y. Hanamaki、H. Nakashima、K. Hama、T. Tanaka、H. Onaka、J. C. Rasmussen 和 H. Yamauchi，《非均匀跨段参数相干多跨段传输系统中的半盲非线性均衡》，载于《光纤通信会议 *(OFC)*论文集》，美国加利福尼亚州圣迭戈，2010 年 3 月，论文编号 OMR6。

[6] A. Vannucci、P. Serena 和 A. Bononi，《RP方法：求解非线性薛定谔方程的新型迭代工具》，《光波技术杂志》，第 20 卷，第 7 期，第 1102–1112 页，2002 年 7 月。

[7] T. Sasai、M. Nakamura、E. Yamazaki、S. Yamamoto、H. Nishizawa 和 Y. Kisaka，《光纤通信链路的数字纵向监测》，《光波技术杂志》，第 40 卷，第 8 期，第 2390–2408 页，2022 年 4 月。

[8] S. Gleb、K. Pankratov 和 J. Luo，《基于信号非线性的光纤链路异常检测与估计》，载于《欧洲光通信会议 *(ECOC)*论文集》，法国波尔多，2021 年 9 月，论文编号 We3B.3。

[9] M. R. Sena、R. Emmerich、B. Shariati、C. Santos、A. Napoli、J. K. Fischer 和 R. Freund，《基于数字信号处理器的链路层析成像：用于放大器增益估计和异常检测的 C+L 波段系统》，《光波技术杂志》，第 40 卷，第 11 期，第 3395–3405 页，2022 年 6 月。

[10] M. Takahashi、T. Sasai、E. Yamazaki 和 Y. Kisaka，《基于数字信号处理器的纵向功率估计与线性最小二乘法监测偏振相关损耗值及其位置的实验演示》，载于《欧洲光通信会议 *(ECOC)*论文集》，苏格兰格拉斯哥，2023 年 10 月，论文编号 P14。

[11] A. May、F. Boitier、E. Awwad、P. Ramantanis、M. Lonardi 和 P. Ciblat，《光网络中功率损耗的接收端实验估计》，*IEEE* 光子技术快报，第 33 卷，第 22 期，第 1238–1241 页，2021 年 11 月。

[12]A. May 、 F. Boitier、A. Courilleau、B. Al Ayoubi 和 P. Layec，《光网络中增强型功率损耗表征的演示》，载于《O光纤通信会议 *(OFC)*论文集》，美国加利福尼亚州圣迭戈，2022 年 3 月，论文编号 Th1C.6。

[13] X. Zhou、R. Fan、X. Yan 和 F. Zhang，《推进智能光纤链路监测：创新、挑战与未来方向》，载于《欧洲光通信会议 *(ECOC)*论文集》，德国法兰克福，2025 年 9 月，论文编号 Th.01.04.3。

[14] P. Serena、C. Lasagni、A. Bononi、F. Boitier、A. May、P. Ramantanis 和 M. Lonardi，《利用交叉相位调制的接收端监测算法定位光纤损耗异常》，载于《光纤通信会议 *(OFC)*论文集》，美国加利福尼亚州圣迭戈，2023 年 3 月，论文编号 W1H.3。

[15] R. Hui、C. Laperle 和 M. O’Sullivan，《使用数字相干收发机测量光纤链路的总非线性相移、纵向非线性相移及纵向色散》，《光波技术杂志》，第 40 卷，第 21 期，第 7020–7029 页，2022 年 11 月。

[16] C. Hahn、J. Chang 和 Z. Jiang，《基于相关模板法估计和定位分布于多跨段光链路中的差分群时延》，载于《光纤通信会议 *(OFC)*论文集》，美国加利福尼亚州圣迭戈，2024 年 3 月，论文编号 W1B.2。

[17] D. Pilori、S. Straullu、A. Nespola、L. Andrenacci、S. Piciaccia 和 G. Bosco，《混合光纤链路纵向功率监测的实验演示》，*IEEE* 光子技术快报，第 37 卷，第 20 期，第 1181–1184 页，2025 年 10 月。

[18] A. May、F. Boitier、A. C. Meseguer、J. U. Esparza、P. Plantady、A. Calsat 和 P. Layec，《海底系统中已部署的 10,000 公里链路的纵向功率监测》，载于《光纤通信会议 *(OFC)*论文集》，美国加利福尼亚州圣迭戈，2023 年 3 月，论文编号 Tu2G.3。

[19] F. Boitier、A. Pacini、A. May 和 P. Layec，《基于最小二乘法的纵向功率分布计算多阶段方法》，载于《光纤通信会议 *(OFC)*论文集》，美国加利福尼亚州圣迭戈，2025 年 3 月，论文编号 W3E.8。

[20] T. Sasai、M. Nakamura、T. Kobayashi、H. Kawakami、E. Yamazaki 和 Y. Kisaka，“利用数字反向传播揭示拉曼放大功率剖面和拉曼增益谱”，载于《光纤通信会议（*OFC*）》论文集，美国华盛顿特区，2021 年6月，论文 M3I.5。

[21] T. Sasai、E. Yamazaki 和 Y. Kisaka，“光纤纵向功率剖面估计方法的性能极限”，《光波技术杂志》，第41卷，第11期，第3278–3289页，2023年6月。

[22] S. Haykin，《自适应滤波理论》，第5版，国际版。英国哈洛：培生教育，2014年。

[23] D. Tang、Y. Jiang 和 J. Luo，“光纤纵向功率剖面估计的噪声与性能分析”，《光波技术杂志》，第42卷，第17期，第5839–5848页，2024年9月。

[24] T. Tanimura、S. Yoshida、K. Tajima、S. Oda 和 T. Hoshida，“面向光网络层析成像的基于高级数字信号处理的光纤纵向光功率剖面监测：概念与实现研究”，《光通信网络杂志》，第13卷，第10期，第E132–E141页，2021年10月。

[25] F. Musumeci 和 M. Tornatore，“基于机器学习的光网络故障管理：应用、挑战与陷阱教程 [特邀]，”，《光通信网络杂志》，第17卷，第8期，第C144–C155页，2025年8月。

[26] P. Serena 和 A. Bononi，“高斯噪声模型的替代方法及其系统影响”，《光波技术杂志》，第31卷，第22期，第3489–3499页，2013年11月。

[27] P. Serena 和 A. Bononi，“正则微扰模型中的非线性参考相位”，载于《*2015*年第十三海国际数字通信研讨会（*TIWDC*）》论文集，意大利佛罗伦萨，2015年，论文1.1。

[28] I. Kim、O. Vassilieva、R. Shinzaki、M. Eto、S. Oda 和 P. Palacharla，“使用带复缩放因子的最小均方误差实现光网络中的稳健纵向功率分布估计”，载于《光纤通信会议（*OFC*）》论文集，美国加利福尼亚州圣迭戈，2023年3月，论文 W4H.6。

[29] A. Mecozzi 和 R.-J. Essiambre，“赝线性相干系统中的非线性香农极限”，《光波技术杂志》，第30卷，第12期，第2011–2024页，2012年6月。

[30] D. G. Manolakis 和 V. K. Ingle，《应用数字信号处理：理论与实践。》美国纽约州纽约市：剑桥大学出版社，2011年。

[31] J. Chang、C. Hahn、Q. Guo 和 Z. Jiang，“误码率对纵向功率分布估计的影响及其校正”，载于《光纤通信会议（*OFC*）》论文集，美国加利福尼亚州旧金山，2025年3月，论文 W3E.7。

[32] L. Andrenacci、A. Nespola、S. Straullu、Y. Jiang、S. Piciaccia、G. Bosco 和 D. Pilori，“使用线性最小二乘纵向功率监测进行非线性干扰估计的实现损耗”，载于《光纤通信会议（*OFC*）》论文集，美国加利福尼亚州旧金山，2025年3月，论文 W3E.5。

[33] Y. Jiang、D. Tang、J. Luo、Y. Chen、B. Zheng 和 Y. Qiao，“减轻硬判决错误在光纤纵向功率剖面估计中引起的功率偏移”，载于《光纤通信会议（*OFC*）》论文集，美国加利福尼亚州旧金山，2025年3月，论文 W3E.6。

[34] S. Musetti、P. Serena 和 A. Bononi，“宽带非线性光通信中分步傅里叶仿真的准确性”，《光波技术杂志》，第36卷，第23期，第5669–5677页，2018年12月。