

# 基于前馈神经网络的调频连续波激光雷达扫频非线性预失真校正方案\*

童心<sup>1)2)#</sup> 王秋蕪<sup>1)2)#</sup> 刘俊岐<sup>3)4)</sup> 欧埔<sup>1)2)</sup> Rashid Md Mamun-Ur<sup>1)2)</sup>  
雷志强<sup>1)2)</sup> 张荷曼<sup>1)2)</sup> 陆丹<sup>3)4)†</sup> 夏光琼<sup>1)2)</sup> 吴正茂<sup>1)2)‡</sup>

1) (西南大学物理科学与技术学院, 重庆 400715)

2) (西南大学微纳结构光电子学重庆市重点实验室, 重庆 400715)

3) (中国科学院半导体研究所, 光电子材料与器件全国重点实验室, 北京 100083)

4) (中国科学院大学材料科学与光电技术学院, 北京 101408)

(2025年6月25日收到; 2025年9月17日收到修改稿)

发射源的高度扫频线性是调频连续波激光雷达实现高精度测量的必备条件. 针对目前基于电流调制分布式反馈半导体激光器产生的调频连续波信号存在扫频非线性问题, 本文提出了基于前馈神经网络的扫频非线性预失真方案. 该方案首先通过实验获取分布式反馈半导体激光器在调制电流为锯齿波情形下输出的时频曲线; 将锯齿波调制电流作为输入, 时频曲线作为输出, 基于前馈神经网络获取输入到输出的非线性映射关系; 接下来, 利用反向传播算法生成能补偿分布式反馈半导体激光器输出非线性的预失真调制电流波形. 针对调制电流频率处于 1—10 kHz 的情形进行实验研究, 结果表明, 采用基于前馈神经网络的扫频非线性校正方案后, 分布式反馈半导体激光器所产生的调频连续波信号的扫频非线性从之前的  $10^{-3}$  量级降低到  $10^{-5}$  量级; 残差均方根值从之前的百 MHz 量级降低到十 MHz 量级. 本文提出的扫频非线性预失真校正方案有望为高精度的调频连续波激光雷达系统的扫频信号线性化技术提供新思路.

**关键词:** 扫频非线性, 前馈神经网络, 预失真, 反向传播算法

**PACS:** 42.60.Fc, 42.55.-f, 42.55.Px, 42.25.Hz

**DOI:** 10.7498/aps.74.20250828

**CSTR:** 32037.14.aps.74.20250828

## 1 引言

调频连续波 (frequency-modulated continuous-wave, FMCW) 激光雷达 (light detection and ranging, LiDAR) 凭借其非接触式测量、抗杂散光干扰能力强及分辨率高等特性, 已成为智能驾驶、工业

在线检测与航空航天精密导航系统的核心组件<sup>[1-4]</sup>. FMCW LiDAR 的测量原理基于相干探测技术, 通过比对发射信号和回波信号的频率差异来计算距离和速度<sup>[5]</sup>. 在 FMCW LiDAR 中, 发射源的生成技术可分为外部调制与内部调制两类. 外部调制技术依赖于固定频率的激光器与电光调制器协同工作, 通过任意波形发生器产生高线性度的频率扫描

\* 国家自然科学基金 (批准号: 62335015, 61875167)、重庆市自然科学基金 (批准号: CSTB2022NSCQ-MSX0313) 和重庆市研究生科研创新项目 (批准号: CYB23109) 资助的课题.

# 同等贡献作者.

† 通信作者. E-mail: ludan@semi.ac.cn

‡ 通信作者. E-mail: zmwu@swu.edu.cn

信号驱动电光调制器, 从而实现激光频率调制. 外部调制技术虽然具备较高的扫频线性度, 但扫频带宽受调制器本身的带宽限制, 并且硬件体积大、成本高. 内部调制技术则通过直接调谐激光器驱动参数实现频率扫描, 因此成本较低. 半导体激光器因电流与频率的强耦合特性, 成为该类生成技术的首选光源, 其微型化结构、宽调制带宽及低功耗优势, 完美适配 FMCW LiDAR 对紧凑性和成本可控性的需求. 然而, 因半导体激光器的热效应、驱动电路噪声及环境温度的波动导致的波长漂移等因素引起的非线性畸变, 会导致激光器瞬时频率与驱动电流偏离理想线性关系, 并且严重降低系统测量性能 [6-10].

为了获取高度线性的 FMCW 信号, 研究者们提出了大量的方案 [11-22]. 2009 年, Satyan 等 [17] 基于电流调制分布式反馈半导体激光器 (distributed feedback laser diode, DFB-LD) 输出的拍频信号和调制电流的关系, 提出了一种迭代预失真技术, 通过光学锁相环技术与迭代预失真技术的配合, 实现了高度线性的 FMCW 信号输出. 进一步地, Satyan 等 [18] 在 2012 年基于同样的预失真技术和光学锁相环技术产生了两个 FMCW 信号, 将其拼接成具有更大带宽且高度线性的 FMCW 信号. 2019 年, Zhang 等 [19] 提出了基于误差迭代的预失真技术, 结果表明当调制频率为 4 kHz 时, DFB-LD 所产生的 FMCW 的扫频带宽可达 49 GHz, 其扫频非线性和残差均方根值 (root mean square, RMS) 在经过 256 次迭代后降至  $2.8 \times 10^{-8}$  和 2.4 MHz. 2021 年, Cao 等 [20] 提出了一种基于 DFB-LD 的高效收敛的迭代预失真算法, 通过建立实际扫频斜率和理想扫频斜率的关系, 仅用 6 次迭代便实现了  $5.19 \times 10^{-8}$  的扫频非线性和 1.5 MHz 的残差 RMS. 2022 年, Li 等 [21] 在 Satyan 等 [17] 提出的方案基础上, 结合过零检测以及线性插值算法对 DFB-LD 的扫频非线性进行了估计和矫正. 通过该方案, DFB-LD 的扫频非线性被有效降低, 当扫频带宽为 30.26 GHz 时, 校正后的上扫、下扫 FMCW 信号的扫频非线性分别为  $1.43 \times 10^{-7}$  和  $4.99 \times 10^{-7}$ , 残差 RMS 分别为 2.64 MHz 和 4.94 MHz. 2024 年, Jiang 等 [22] 提出了测量 DFB-LD 的静态调谐特性并结合多项式拟合算法的预失真方案, 在扫频带宽为 51.35 GHz 时, 其最优上扫、下扫 FMCW 信号的扫频非线性分别为  $1.85 \times 10^{-4}$  和  $8.47 \times 10^{-4}$ , 残差 RMS 分别

为 25.6 kHz 和 27.3 kHz. 以上相关方案主要通过输入、输出估计非线性预失真函数或进行误差迭代来实现预失真. 存在非线性预失真函数的计算方法相对复杂或误差迭代需要多次才能有效提升系统性能等问题.

基于此, 本文提出基于前馈神经网络 (feed-forward neural network, FNN) 的 FMCW LiDAR 非线性预失真方案, 该方案仅需一次迭代就能产生具有较低的扫频非线性和较小的残差 RMS 的 FMCW 信号. FNN 包括输入层、隐藏层与输出层 3 层, 通过给定隐藏层数和每层隐藏层神经元的个数, 并结合调制电流和该调制电流下的激光器输出时频曲线, 可以简单且有效地估计激光器非线性函数. 后续, 利用反向传播 (backpropagation, BP) 算法求解满足要求的预失真电流. 基于该方案, 本文研究了不同调制频率下的预失真结果, 在多个调制频率下都得到了较低的扫频非线性和较小的残差 RMS.

## 2 基本原理

### 2.1 FMCW LiDAR 测距原理

FMCW LiDAR 是一种基于相干检测的高精度测距技术, 其核心机理在于通过计算发射信号与回波信号间的频差实现目标距离的高精度测量. 图 1 是 FMCW LiDAR 的距离测量原理. 假设系统发射信号 (transmit signal) 频率随时间呈线性变化关系, 则数学表达式为

$$f(t) = f_0 + kt, \quad (1)$$

其中  $f_0$  为中心频率,  $k$  为频率扫描斜率,  $t$  为时间

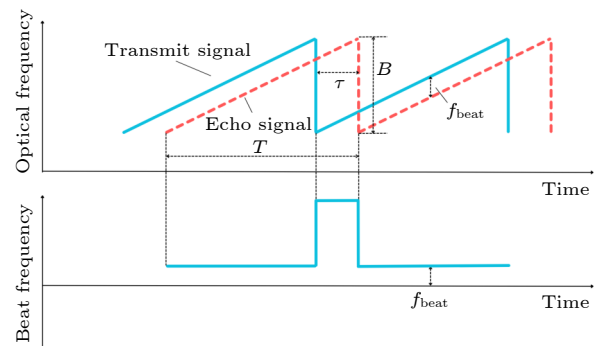


图 1 FMCW LiDAR 的距离测量原理示意图

Fig. 1. Schematic diagram of the ranging principle for frequency-modulated continuous-wave light detection and ranging (FMCW LiDAR).

变量. 当发射信号经目标反射并返回接收端时, 其回波信号 (echo signal) 的频率可表示为

$$f(t - \tau) = f_0 + k(t - \tau), \quad (2)$$

式中,  $\tau = 2d/c$  为信号往返时间延迟,  $d$  为目标距离,  $c$  为真空中的光速. 由于时间延迟引起的拍频差  $f_{\text{beat}}$  可表示为

$$f_{\text{beat}} = k\tau. \quad (3)$$

通过精确测量拍频  $f_{\text{beat}}$ , 并结合频率扫描斜率  $k$ , 目标距离  $d$  可通过  $d = cf_{\text{beat}}/(2k)$  直接解算距离信息.

## 2.2 FNN 原理

FNN 是一种典型的多层非线性映射模型, 其内部的层级化结构可以实现对复杂非线性函数的逼近. 从数学视角, FNN 可抽象为以下多层复合函数:

$$y = \sigma^{(l)} \left\{ \mathbf{W}^{(l)} \sigma^{(l-1)} \left[ \dots \sigma^{(1)} \left( \mathbf{W}^{(1)} \mathbf{x} + \mathbf{b}^{(1)} \right) \dots \right] + \mathbf{b}^{(l)} \right\}, \quad (4)$$

其中,  $\sigma^{(l)}$  为第  $l$  层非线性激活函数,  $\mathbf{W}^{(l)}$  和  $\mathbf{b}^{(l)}$  分别为第  $l$  层权重矩阵与偏置向量,  $\mathbf{x} \in R_n$  为输入向量, 此工作中使用 Sigmoid 函数. 网络结构包含输入层、隐藏层及输出层, 各层间通过全连接实现特征的非线性升维与抽象表征.

FNN 的训练基于反向传播 (backpropagation, BP) 算法与梯度下降优化, 通过定义损失函数来衡量 FNN 输出与真实值之间的差异, 并利用梯度下降法逐步调整权重和偏置, 以最小化损失函数. 这一过程通过链式法则计算每一层参数的梯度, 并反向传播误差信号, 逐层更新参数. 经过多次迭代, FNN 逐渐学习到输入与输出之间的复杂映射关系.

## 2.3 BP 算法原理

利用 BP 算法求解预失真电流的过程如图 2 所示. 将一包含  $m$  个数据点的标准锯齿波  $V^{(0)}(1:m)$ ,  $n = 1$  作为初始值输入到已经训练好的 FNN 中, 即可得到输出的时频波形  $f_{\text{FNN}}^{n-1}(1:m)$ . 将其与理想的时频波形  $f_{\text{ideal}}(1:m)$  进行比较, 得到第  $n$  次的残差  $E_{\text{error}}^{(n)}(1:m)$ . 进一步将残差归一化到 0—1 范围内, 得到归一化的残差  $\text{Nor}(E_{\text{error}}^{(n)}(1:m))$ , 并求出其均方误差 (mean square error, MSE). 若 MSE 大于给定的值  $\epsilon$ , 则利用关系式  $V^{(n)}(1:m) = V^{(n-1)}(1:m) -$

$\alpha \text{Nor}(E_{\text{error}}^{(n)}(1:m))$  ( $\alpha$  为学习率) 得到第  $n$  次预失真后的输入电压波形  $V^{(n)}(1:m)$ ; 将  $V^{(n)}(1:m)$  输入到训练好的 FNN, 并将  $n$  用  $n + 1$  替代, 进行与上述相同的计算过程, 可得到第  $n + 1$  次预失真后的 MSE. 只要 MSE 大于  $\epsilon$ , 这一过程继续重复. 当 MSE 小于  $\epsilon$ , 此时的  $V^{(n)}(1:m)$  即为预失真电流波形. 在本文中,  $\alpha = 0.1$ <sup>[23]</sup>,  $\epsilon = 10^{-9}$  以保证预失真电流的计算精度. 需要指出的是, 相较于需要一系列的数学推导和运算的传统迭代预失真计算方案<sup>[21]</sup>, 基于 FNN 获取预失真电流波形更为简便.

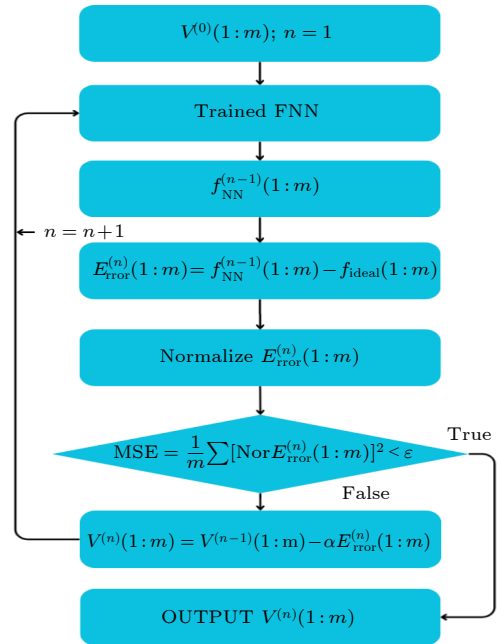


图 2 BP 算法示意图

Fig. 2. Schematic diagram of BP algorithm.

## 2.4 实验系统

基于 FNN 的 FMCW LiDAR 扫频非线性预失真方案如图 3 所示. 图 3(a) 是基于 FNN 的 FMCW LiDAR 扫频非线性预失真方案的实验系统. 任意函数发生器 (AFG, DG1022z) 产生调制周期为 1 ms, 电压幅度为 1.3 V<sub>pp</sub> 的调制电流与偏置电流同时加载到分布式反馈半导体激光器 (DFB-LD) 上, 该 DFB-LD 的洛伦兹线宽为 200 kHz, 中心波长 1550 nm, 最大输出功率 100 mW, 实验中偏置电流固定为 150.00 mA. DFB-LD 输出的 FMCW 信号经过光隔离器 (ISO) 后被直接送入马赫-曾德尔干涉仪 (MZI) 中, MZI 由两个 5:5 的光纤型耦合器 (FC1, FC2) 和一段 10 m 长的光纤延时线 (DL) 组成. 经过 MZI 产生的延时干涉信号被送入到光电

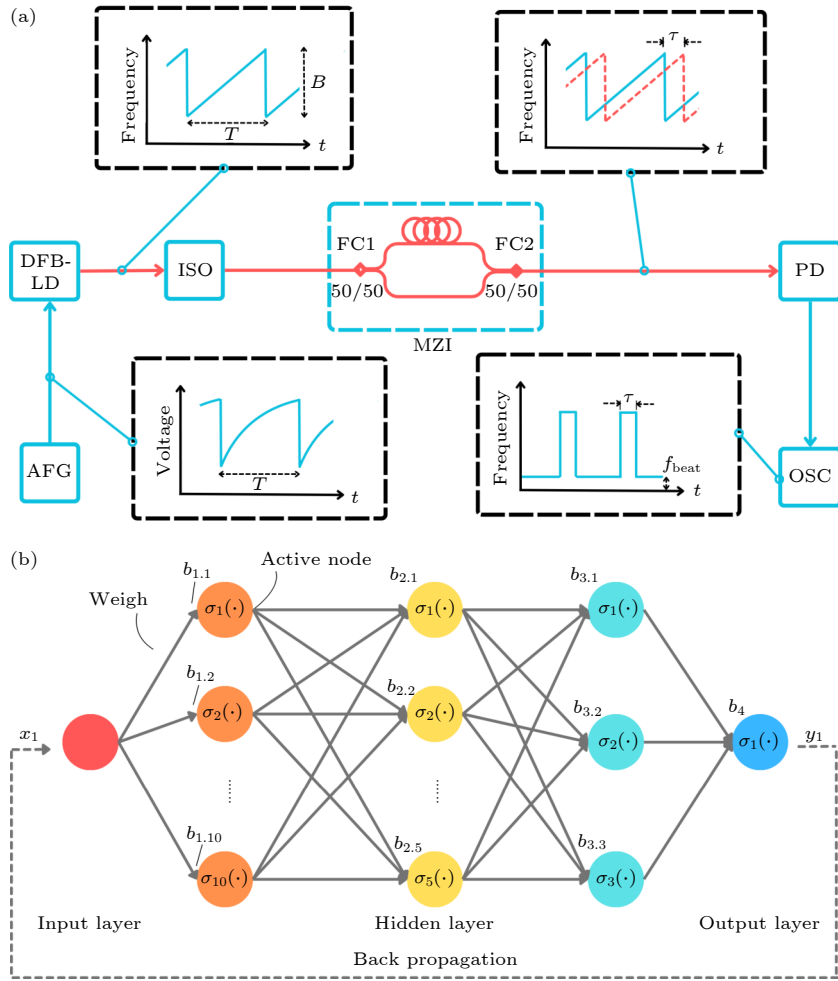


图 3 基于 FNN 的 FMCW LiDAR 扫频非线性预失真方案 (a) 基于 FNN 的 FMCW LiDAR 扫频非线性预失真方案的实验系统; (b) 构建的 FNN 示意图

Fig. 3. FNN-based frequency sweep nonlinearity pre-distortion scheme for FMCW LiDAR: (a) Experimental system of the FNN-based frequency sweep nonlinearity pre-distortion scheme for FMCW LiDAR; (b) schematic diagram of the constructed FNN.

探测器 (PD) 中产生电拍频信号, 并由示波器 (OSC, DSOX9254A 16 GHz 80 Gsa/s) 采集. 图 3(b) 是构建的 FNN 示意图. 实验中所使用的 FNN 包括 3 层隐藏层, 其中 3 层隐藏层中的神经元个数分别为 10 个、5 个、3 个. FNN 进行预失真过程主要如下: 1) AFG 产生的标准锯齿波调制电流驱动 DFB-LD 以输出 FMCW 信号; 2) 示波器采集拍频信号并利用希尔伯特算法计算时频信号曲线; 3) 以时频信号曲线作为输出锯齿波调制电流作为输入训练 FNN; 4) 利用 BP 算法求解满足线性扫频信号输出的调制电流.

为了验证 FNN 选取的隐藏层是否合适, 首先将标准锯齿波作为输入、DFB-LD 输出的时频曲线作为输出对 FNN 进行训练, 并以测试误差标定 FNN 的非线性拟合特性. 图 4 是 FNN 系统训练后的误差直方图. 不难看出 FNN 预测波形与实际波

形之间的误差集中在  $10^{-6}$  及以下, 我们将此精度作为验证本实验训练效果的标准, 可以认为该 FNN 系统的训练效果和对输入、输出的拟合效果是比较好的. 后续的实验均在此 FNN 配置下进行.

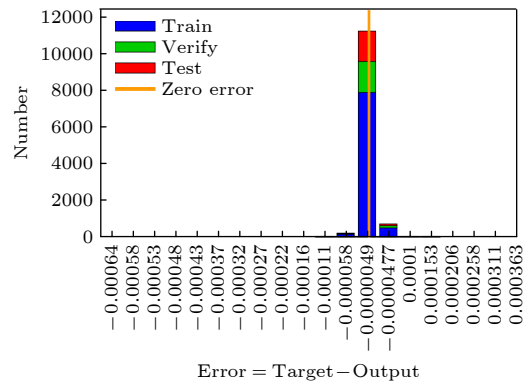


图 4 建立的 FNN 模型得到的训练误差直方图

Fig. 4. Training error histogram of the established FNN model.

### 3 结果与讨论

在电流调制 DFB-LD 系统中, 当调制频率较小时, DFB-LD 由热效应主导, 此时产生的 FMCW 信号具备较大的扫频带宽<sup>[6]</sup>. 因此, 为了获取具备大时间带宽积的 FMCW 信号以提升 FMCW LiDAR 的测量精度, 本实验中调制电流频率范围设定为 1—10 kHz. 我们首先分析调制电流频率为 4 kHz 和 6 kHz 时产生的 FMCW 信号的性能. 图 5(a)—(c) 是调制频率为 4 kHz 下, 基于 FNN 预失真前的调制电流波形随时间的变化、拍频频率随时间的变化和拍频信号功率谱. 拍频频率是通过希尔伯特变换得到的; 拍频信号的功率谱是通过拍频信号快速傅里叶变换得到的, 其中功率谱的

分辨率为 4 kHz, 对应于一个调制周期. 从图 5 可以看出, 当向 DFB-LD 注入标准锯齿波形时, MZI 输出的拍频信号呈现显著非线性畸变, 如图 5(b) 所示, 这表明 DFB-LD 的频率和时间不呈线性关系, 同时功率谱中也具有很宽分布, 代表测量距离不准确. 图 5(d)—(f) 是调制频率为 4 kHz 下, 基于 FNN 预失真后的调制电流波形随时间的变化、拍频频率随时间的变化和拍频信号功率谱. 可以看出, 通过引入提出的方案, 生成的校正驱动电压波形显著偏离理想锯齿波. 将图 5(d) 所示波形注入 DFB-LD 后, 从拍频频率曲线和功率谱可以看出拍频信号变得稳定, 频谱图中有明确的拍频峰, 代表距离测量较为精确, 同时也验证了该预失真算法的有效性.

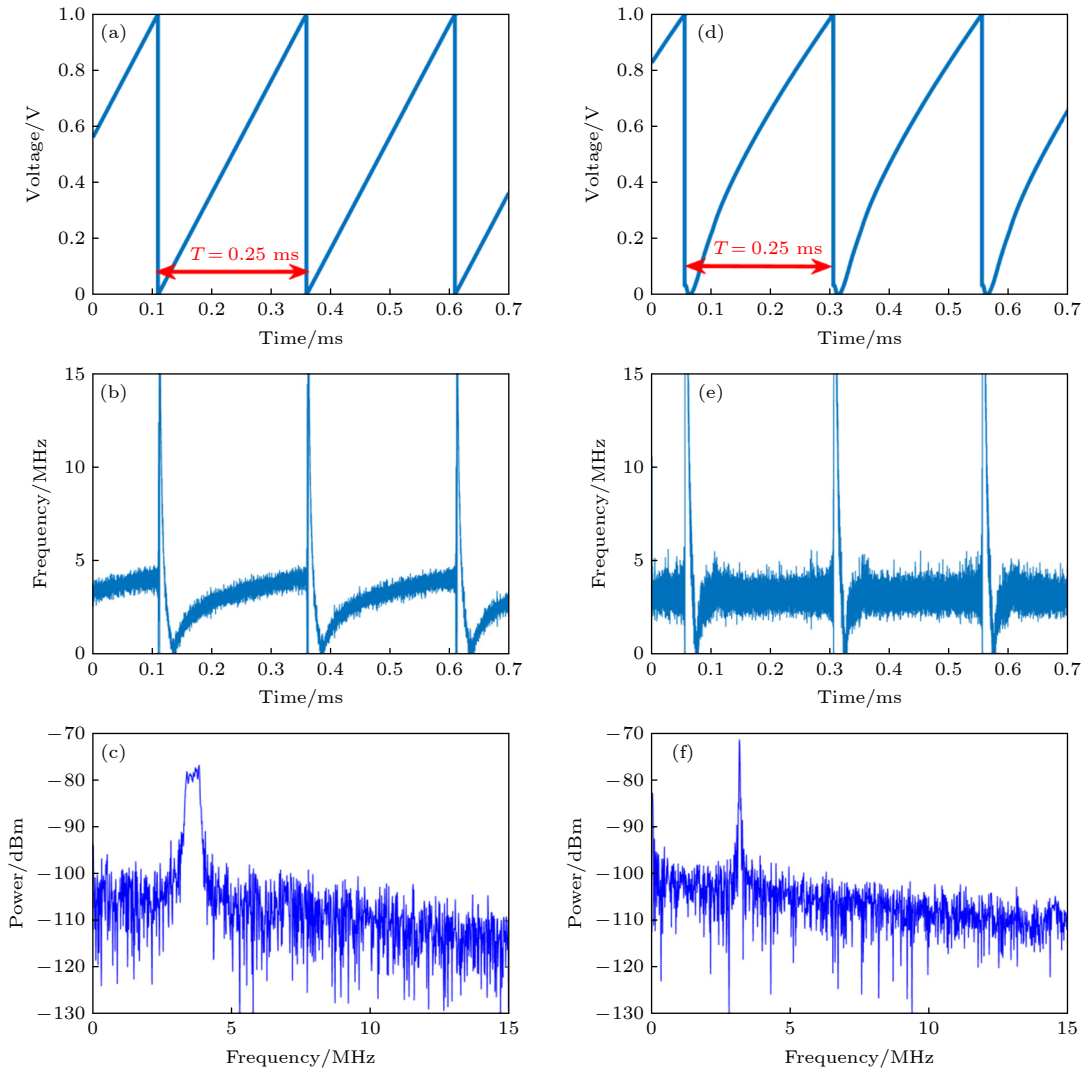


图 5 4 kHz 调制频率下的驱动电压、拍频信号和频谱图 (a)—(c) 预失真前; (d)—(f) 预失真后

Fig. 5. Drive voltage, beat signal, and spectrogram at 4 kHz modulation frequency: (a)—(c) Before pre-distortion; (d)—(f) after pre-distortion.

为了量化调制频率为 4 kHz 时,产生的 FMCW 光信号的扫频非线性,采用希尔伯特变换提取拍频信号的瞬时相位  $\phi(t)$ ,进而利用  $\phi(t)/(2\pi\tau)$  得到 FMCW 信号的频率.图 6(a) 是预失真前, FMCW 信号的时频曲线.从图 6 可以看出,采用标准锯齿波进行电流调制, FMCW 信号的时频曲线仅在开始上升的阶段呈现较大的非线性,这与采用三角波直接电流调制产生 FMCW 信号时不同.若采用三角波调制, FMCW 信号的时频曲线在开始上升和结束上升的两端均有较大非线性.因此,采用三角波调制时,一般会选取 FMCW 信号时频曲线的中间的 80% 作为感兴趣区域进行分析<sup>[23]</sup>.考虑到以上情况,在保证感兴趣区域大小不变的前提下,本文去掉频率刚上升阶段的前 20%,将剩余的 80% 时间窗口内的信号作为感兴趣区域进行后续分析.图 6(b) 给出了感兴趣区域内频率随时间的变化(蓝色)以及残差(residual error)随时间的变化(橙色).其中,残差定义为 FMCW 信号的时变频率与标准线性拟合得到的频率之差.基于残差随时间的变化曲线,可进一步计算出非线性回归系数  $1 - r^2$  以及残差 RMS.非线性回归系数可以表示为  $1 - r^2 =$

$SS_{\text{res}}/SS_{\text{tot}}$ , 其中  $SS_{\text{res}}$  为残差平方和,  $SS_{\text{tot}}$  为离差平方和.线性度越高,则  $1 - r^2$  越接近于 0.通过计算,此时具有带宽为 15.95 GHz 的 FMCW 信号的非线性系数为  $5.29 \times 10^{-3}$ .同时,利用残差随时间的变化,还可以计算出残差 RMS.根据公式  $\text{RMS} = \sqrt{SS_{\text{res}}/N}$  ( $N$  为  $SS_{\text{res}}$  数据点数),可以得到此时 RMS 为 281.45 MHz.图 6(c), (d) 是基于 FNN 预失真后得到的相应的结果.经预失真后,扫频宽度为 18.95 GHz,  $1 - r^2$  降低至  $1.77 \times 10^{-5}$ , 降低了两个数量级.同时残差 RMS 也降低至 15.15 MHz.对比图 6(b), (d) 可以看出,经过预失真之后扫频非线性和残差都被有效降低,证明了该方案在 4 kHz 的调制频率下是有效的.

同理,我们继续验证在 6 kHz 的调制频率下,提出方案的有效性.图 7(a)–(c) 是 6 kHz 调制频率下,基于 FNN 预失真前的调制电流波形随时间的变化、拍频频率随时间的变化和拍频信号功率谱.可以看出,在向 DFB-LD 注入标准锯齿波形后, MZI 输出的拍频信号时频曲线呈现显著非线性的畸变,功率谱中的信号分布也较为分散.图 7(d)–(f) 是基于 FNN 预失真后的调制电流波形随时间的

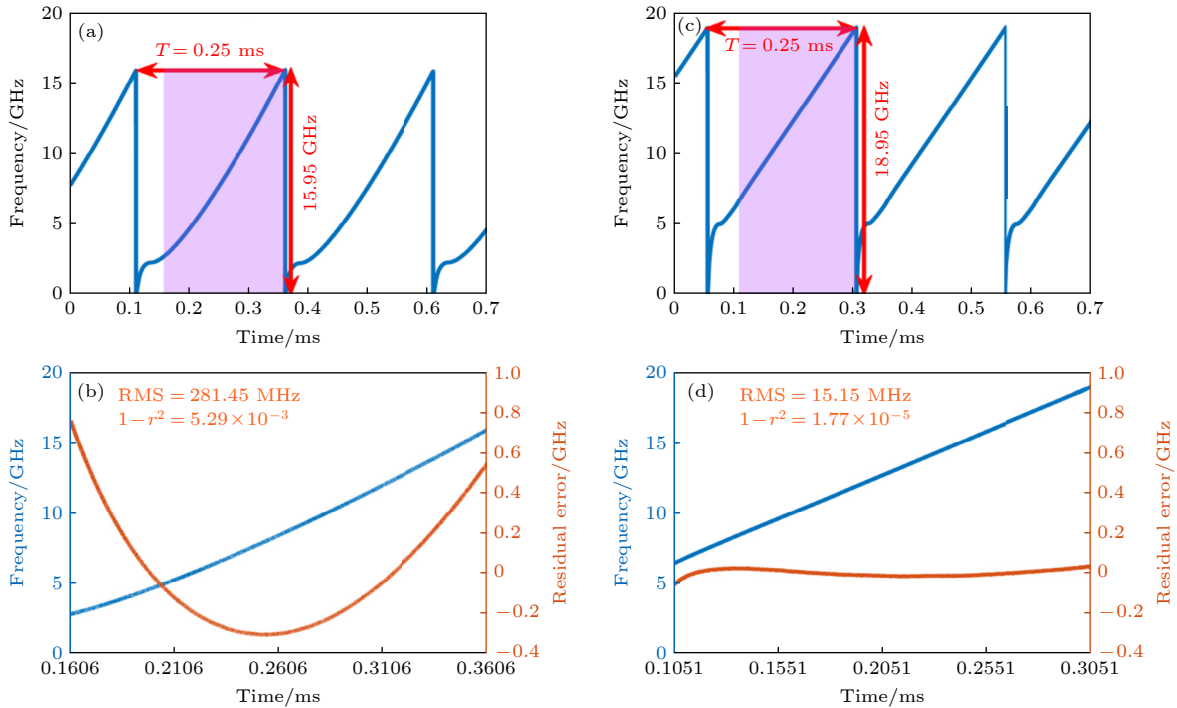


图 6 在 4 kHz 调制频率下 FMCW 信号频率随时间的变化曲线 (a), (c) 和感兴趣区域内频率随时间的变化(蓝色)以及残差随时间的变化(橙色) (b), (d): (a), (b) 预失真前; (c), (d) 预失真后

Fig. 6. Time-varying frequency curve of the FMCW signal at a 4 kHz modulation frequency (a), (c) and time-varying frequency (blue) and residual error (orange) within the interested time window (b), (d): (a), (b) Without pre-distortion; (c), (d) with pre-distortion.

变化、拍频频率随时间的变化、拍频信号功率谱。可以看出, 将经过 FNN 迭代预失真算法校正的驱动电流注入 DFB-LD 后, 拍频信号时频曲线变得稳定, 功率谱图中也有明确的拍频峰, 证明了在 6 kHz 下该方案仍是可行的。

图 8(a) 是在 6 kHz 的调制频率下, 预失真前 FMCW 信号的时频曲线。图 8(b) 是感兴趣区域内频率随时间的变化 (蓝色) 以及残差随时间的变化 (橙色)。从图中可以看出, 相较于 4 kHz 的调制频率, 扫频带宽出现了下降, 这是因为 DFB-LD 对调制的响应变小了。当扫频带宽为 13.17 GHz 时, 扫频非线性为  $1 - r^2 = 5.58 \times 10^{-3}$ , RMS 为 251.98 MHz。图 8(c), (d) 是预失真后得到的相应的结果。经预失真后, 扫频宽度为 15.78 GHz, 且  $1 - r^2$  降低至

$1.52 \times 10^{-5}$ , 降低了两个数量级, 同时 RMS 也降低至 12.17 MHz。对比图 8(b), (d) 可以看出, 经过预失真后的扫频非线性和残差都被有效降低, 证明了该方案在 6 kHz 的调制频率下是有效的。

最后, 为了验证该方案能否在不同调制频率下均能获得较好的效果, 对 1—10 kHz 调制频率下所产生的 FMCW 信号进行 5 次测量, 通过计算得到不同调制频率时产生的 FMCW 信号的扫频非线性  $1 - r^2$  以及残差 RMS, 相应的结果如图 9 所示。其中图 9(a), (b) 分别对应预失真前、后的结果, 且调制幅度在整个研究的过程中保持不变。通过比较图 9(a), (b) 可以看出, 相较于预失真前, 预失真后的扫频非线性和残差 RMS 均被有效降低。经过预失真后, 采用调制频率为 1—10 kHz 的锯齿波进行

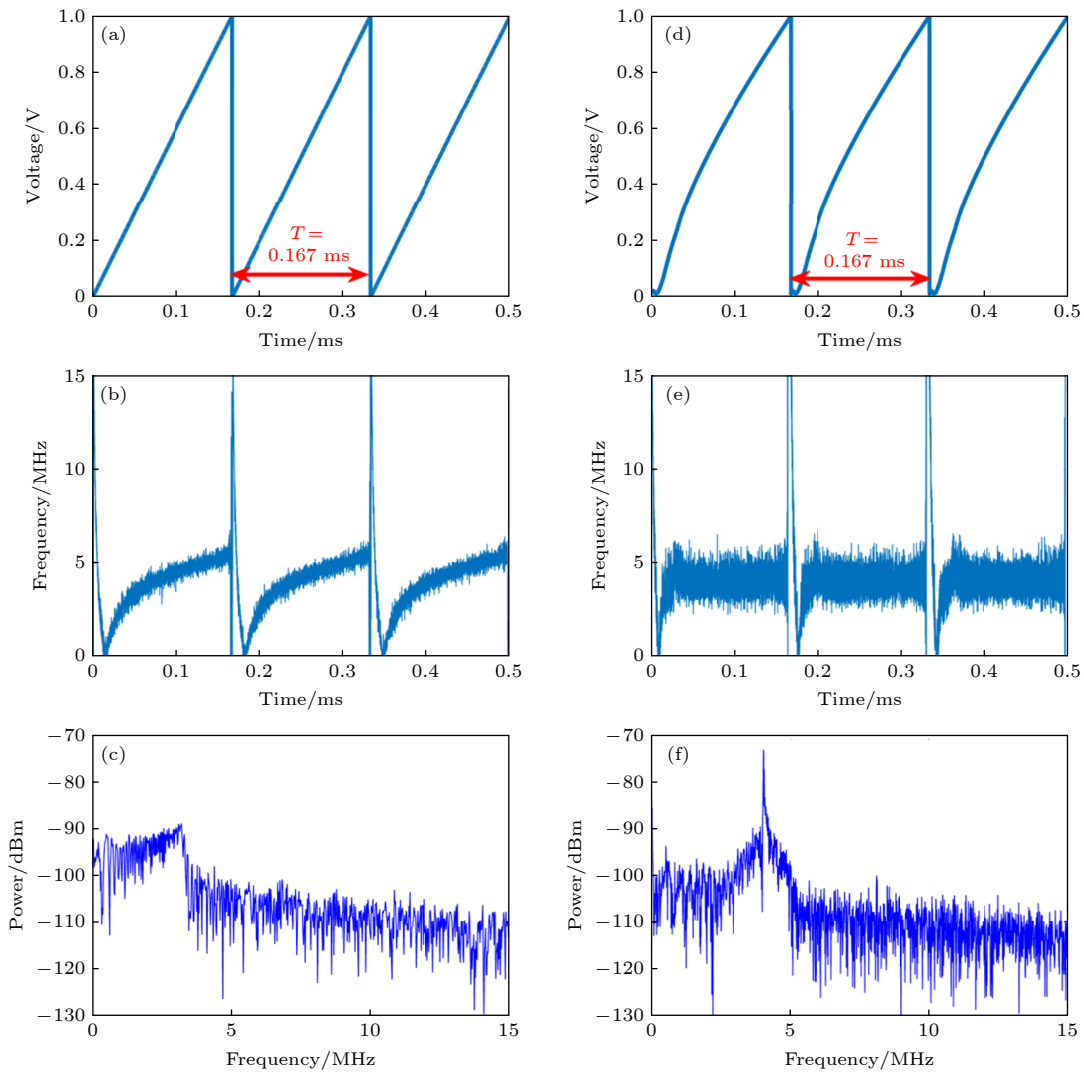


图 7 在 6 kHz 调制频率下的驱动电压、拍频信号和频谱图 (a)–(c) 预失真前; (d)–(f) 预失真后

Fig. 7. Driving voltage, beat signal, and spectrum at 6 kHz modulation frequency: (a)–(c) Before pre-distortion; (d)–(f) after pre-distortion.

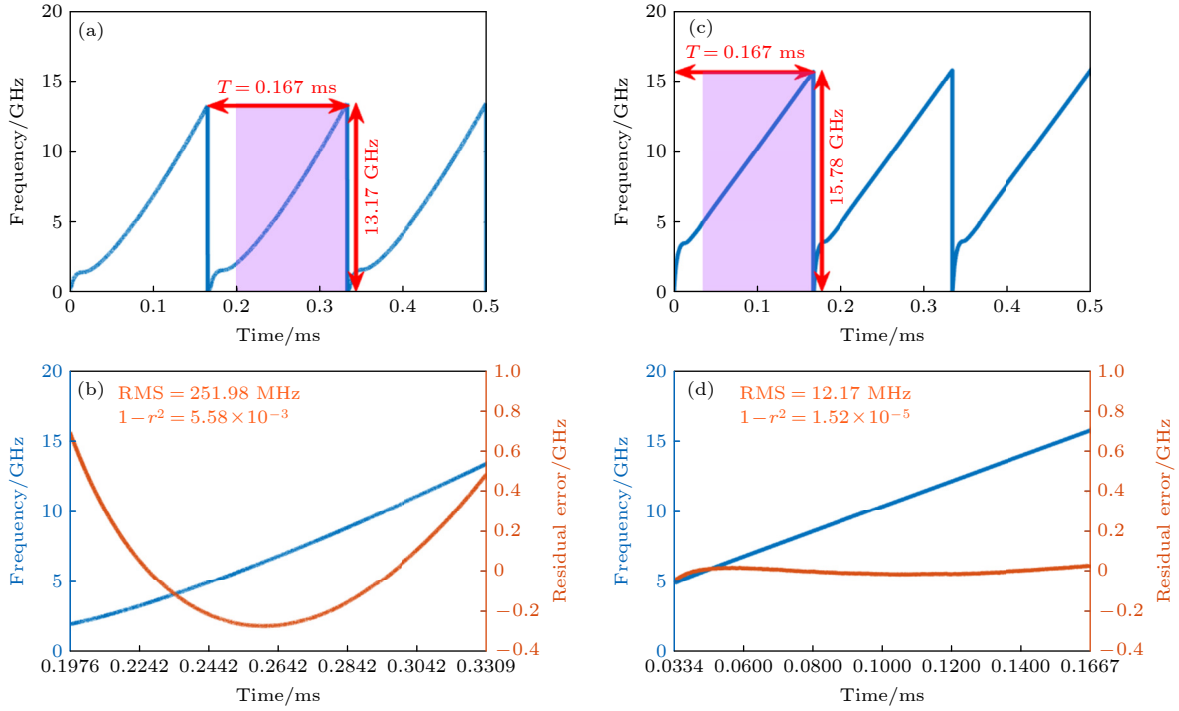


图 8 在 6 kHz 调制频率下 FMCW 信号频率随时间的变化曲线 (a), (c) 和感兴趣区域内频率随时间的变化 (蓝色) 以及残差随时间的变化 (橙色)(b), (d) (a), (b) 预失真前; (c), (d) 预失真后

Fig. 8. Time-varying frequency curve of the FMCW signal at a 6 kHz modulation frequency (a), (c) and time-varying frequency (blue) and residual error (orange) within the interested time window (b), (d): (a), (b) Without pre-distortion; (c), (d) with pre-distortion.

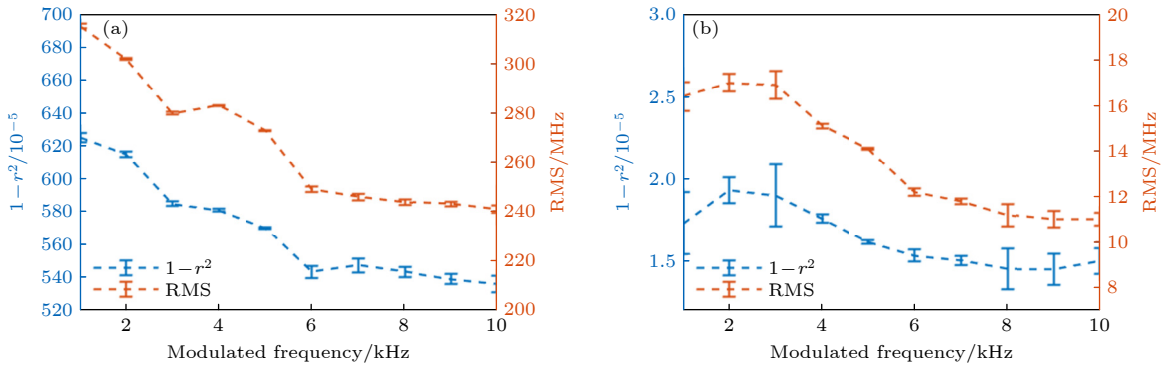


图 9 扫频非线性和残差 RMS 误差棒随调制频率的变化 (a) 预失真前; (b) 预失真后

Fig. 9. Sweep nonlinearity and residual RMS values versus modulation frequency: (a) Before pre-distortion; (b) after pre-distortion.

直接电流调制时, 产生的 FMCW 信号扫频非线性均小于  $3 \times 10^{-5}$  量级, 残差 RMS 均小于 20.00 MHz. 随着调制频率的增加, 预失真前 FMCW 信号的  $1 - r^2$  以及残差 RMS 呈现总体逐渐下降的趋势; 但经过预失真后,  $1 - r^2$  以及残差 RMS 呈现先增大, 达到极大值后再逐渐降低并逐渐趋于平稳. 经过进一步分析发现, 这样的变化规律决定于 FMCW 信号的扫频带宽随调制频率的变化规律. 预失真前, 扫频带宽随着调制信号频率先呈现单调下降再趋于平稳的趋势, 而预失真后扫频带宽则呈现先增大

后减小、再趋于平稳的趋势.

## 4 结 论

本文提出了基于 FNN 的迭代预失真校正方案, 该方案通过实验获取 DFB-LD 在调制电流为锯齿波情形下输出的时频曲线, 将锯齿波调制电流作为输入, 时频曲线作为输出, 基于 FNN 获取输入到输出的非线性映射关系, 并利用反向传播算法生成预失真调制电流, 最后成功将 DFB-LD 输出

FMCW 信号的扫频非线性和残差 RMS 有效地降低. 实验结果表明: 采用 FNN 的扫频非线性预失真校正方案后, 在 1—10 kHz 的调制频率下, DFB-LD 输出的 FMCW 信号的非线性从  $10^{-3}$  量级降低至  $10^{-5}$  量级, 残差 RMS 从百 MHz 量级降低至十 MHz 量级. 本文所提出的预失真方案相较于其他方案而言, 优势在于仅采用了一次迭代即可获得较好的性能, 尽管其性能相比于目前报道的采用多次迭代方案而言尚有进一步提升的空间. 另外, 受限于所采用激光器本身性能的限制, 所产生 FMCW 信号的扫频带宽相对较小, 但仍然能从原理上证明所提出方案的有效性.

## 参考文献

- [1] Golconda S 2010 *Ph. D. Dissertation* (Lafayette: University of Louisiana at Lafayette)
- [2] Beţco D, Părvu P V, Ciudin S 2024 *Acta Astronaut.* **216** 55
- [3] Behera L, Agarwal S, Sandhan T, Sharma P, Kumar A, Ranjan A, Watsa S, Singh A, Kasina J S 2025 *Int. J. Intell. Unmanned* **13** 92
- [4] Rablau C 2019 *Fifteenth Conference on Education and Training in Optics and Photonics: ETOP 2019* Quebec, Canada, May 21–24, 2019 p11143
- [5] Bhardwaj A, Sam L, Bhardwaj A, Martín-Torres F J 2016 *Remote Sens. Environ.* **177** 125
- [6] Wang Q P, Xia G Q, Xie Y K, Ou P, He C T, Hu S, Zhang F L, Zhao M R, Wu Z M 2024 *IEEE J. Quant. Elect.* **60** 2200408
- [7] Liang H, Ying K, Wang D, Wei J J, Li X, Pi H Y, Wei F, Cai H W 2021 *Chin. J. Lasers* **48** 1606001 (in Chinese) [梁虹, 应康, 王迪, 魏金金, 李璇, 皮浩洋, 魏芳, 蔡海文 2021 *中国激光* **48** 1606001]
- [8] Yang J W, Meng Y, Hu X L, Yang T X, Wang Z Y, Jia D F, Ge C F 2024 *J. Lightw. Technol.* **42** 1870
- [9] Liu C X, Guo Y Y, Xu R Y, Lu L J, Li Y, Chen J P, Zhou L J 2024 *Laser Photon. Rev.* **18** 2300882
- [10] Zhou P, Zhang R H, Li N Q, Jiang Z D, Pan S L 2022 *J. Lightw. Technol.* **40** 2862
- [11] Yao Z Y, Mauldin T, Hefferman G, Wei T 2019 *IEEE J. Sel. Top. Quant. Electron.* **25** 1502605
- [12] Na Q X, Xie Q J, Zhang N, Zhang L X, Li Y Z, Chen B S, Peng T, Zuo G M, Zhuang D W, Song J F 2023 *Opt. Laser Eng.* **164** 107523
- [13] Knipp S 2018 *M. S. Thesis* (Kingston: University of Rhode Island)
- [14] Lin C X, Wang Y F, Tan Y D 2023 *J. Lightw. Technol.* **41** 2846
- [15] Baumann E, Giorgetta F R, Coddington I, Sinclair L C, Knabe K, Swann W C, Newbury N R 2013 *Opt. Lett.* **38** 2026
- [16] Xie W L, Meng Y X, Feng Y X, Zhou H J, Zhang L, Wei W, Dong Y 2021 *Opt. Express* **29** 604
- [17] Satyan N, Vasilyev A, Rakuljic G, Leyva V, Yariv A 2009 *Opt. Express* **17** 15991
- [18] Satyan N, Vasilyev A, Rakuljic G, White J O, Yariv A 2012 *Opt. Express* **20** 25213
- [19] Zhang X S, Pouls J, Wu M C 2019 *Opt. Express* **27** 9965
- [20] Cao X Y, Wu K, Li C, Zhang G J, Chen J P 2021 *J. Opt. Soc. Am. B* **38** D8
- [21] Li P, Zhang Y T, Yao J Q 2022 *Remote Sens.* **14** 3455
- [22] Jiang Y C, Hu M, Xu M M, Li H Z, Zhou X F, Bi M H, Pan S Q, Liu C 2024 *IEEE J. Quant. Elect.* **60** 1400107
- [23] Fang C, Ruan Y X, Guo Q H, Yu Y G 2025 *Opt. Laser Technol.* **180** 111449

# Pre-distortion correction method for swept-frequency nonlinearity of frequency-modulated continuous-wave light detection and ranging based on feedforward neural networks\*

TONG Xin<sup>1)2)#</sup> WANG Qiupin<sup>1)2)#</sup> LIU Junqi<sup>3)4)</sup> OU Pu<sup>1)2)</sup>  
 RASHID Md Mamun-Ur<sup>1)2)</sup> LEI Zhiqiang<sup>1)2)</sup> ZHANG Heman<sup>1)2)</sup>  
 LU Dan<sup>3)4)†</sup> XIA Guangqiong<sup>1)2)</sup> WU Zhengmao<sup>1)2)‡</sup>

1) (*School of Physical Science and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China*)

2) (*Chongqing Key Laboratory of Micro & Nano Structure Optoelectronics, Southwest University, Chongqing 400715, China*)

3) (*State Key Laboratory of Optoelectronic Materials and Devices, Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China*)

4) (*College of Materials Science and Opto-electronic Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China*)

( Received 25 June 2025; revised manuscript received 17 September 2025 )

## Abstract

To address the frequency sweeping nonlinearity of frequency-modulated continuous-wave signals generated by a current-modulated distributed feedback laser diode, we propose and experimentally demonstrate a pre-distortion method based on a feedforward neural network. For this method, the beat frequency signals of the distributed feedback laser diode under a sawtooth-waveform current modulation are first experimentally obtained, and then the time-frequency curves of the distributed feedback laser diode output are obtained by performing a Hilbert transform on the beat signals. Subsequently, three-layer feedforward neural networks with 10, 5, and 3 hidden-layer neurons are constructed, respectively. By taking the driving current and the time-frequency curves as the input and output of the feedforward neural network, respectively, the nonlinear mapping relationship between them is established. Finally, a backpropagation algorithm is utilized to obtain the pre-distortion modulation current. Taking this current under the modulation frequency from 1 kHz to 10 kHz to drive the distributed feedback semiconductor laser (DFB-LD), the performance of the generated frequency-modulated continuous-wave (FMCW) signals is analyzed. We use nonlinear regression coefficients and residual root mean square values to characterize the performance. For the modulation frequency set at 4 kHz, the frequency sweeping nonlinearity and the residual root mean square value are reduced from  $5.29 \times 10^{-3}$  and 281 MHz to  $1.77 \times 10^{-5}$  and 15.15 MHz, respectively. With the modulation frequency fixed at 6 kHz, the frequency sweeping nonlinearity decreases from  $5.58 \times 10^{-3}$  to  $1.52 \times 10^{-5}$  and the residual root mean square declines from 251.98 MHz to 12.17 MHz in the proposed scheme. Across the entire tested frequency range from 1 kHz to 10 kHz, the nonlinearity remains stable at  $\sim 10^{-5}$  after adopting the pre-distortion scheme, with RMS values consistently below 20 MHz. The proposed method is expected to provide a new scheme for the linearization technology of the sweep signal in high-precision frequency-modulated continuous-wave light detection and ranging systems.

**Keywords:** frequency sweeping nonlinearity, feedforward neural network, pre-distortion, backpropagation algorithm

**PACS:** 42.60.Fc, 42.55.-f, 42.55.Px, 42.25.Hz

**DOI:** [10.7498/aps.74.20250828](https://doi.org/10.7498/aps.74.20250828)

**CSTR:** [32037.14.aps.74.20250828](https://cstr.cn/32037.14.aps.74.20250828)

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 62335015, 61875167), the Natural Science Foundation of Chongqing, China (Grant No. CSTB2022NSCQ-MSX0313), and the Postgraduates' Research and Innovation Project of Chongqing, China (Grant No. CYB23109).

# These authors contributed equally.

† Corresponding author. E-mail: [ludan@semi.ac.cn](mailto:ludan@semi.ac.cn)

‡ Corresponding author. E-mail: [znwu@swu.edu.cn](mailto:znwu@swu.edu.cn)

## 基于前馈神经网络的调频连续波激光雷达扫频非线性预失真校正方案

童心 王秋蕓 刘俊岐 欧埔 Rashid Md Mamun-Ur 雷志强 张荷曼 陆丹 夏光琼 吴正茂

## Pre-distortion correction method for swept-frequency nonlinearity of frequency-modulated continuous-wave light detection and ranging based on feedforward neural networks

TONG Xin WANG Qiupin LIU Junqi OU Pu RASHID Md Mamun-Ur LEI Zhiqiang ZHANG Heman  
LU Dan XIA Guangqiong WU Zhengmao

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 74, 224201 (2025) DOI: 10.7498/aps.74.20250828

CSTR: 32037.14.aps.74.20250828

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250828>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

基于前馈神经网络的等离子体光谱诊断方法

Plasma optical emission spectroscopy based on feedforward neural network

物理学报. 2021, 70(9): 095211 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20202248>

基于Lomb-Scargle算法的激光扫频干涉非线性校正方法

Laser frequency scanning interference nonlinear correction method based on Lomb-Scargle algorithm

物理学报. 2023, 72(3): 034205 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20221754>

基于梯度优化物理信息神经网络求解复杂非线性问题

Solving complex nonlinear problems based on gradient-optimized physics-informed neural networks

物理学报. 2023, 72(10): 100202 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20222381>

基于物理约束神经网络的单模光纤非线性效应高精度解析

High-precision analysis of nonlinear effects in single-mode fiber based on physically constrained neural network (MSPC-Net)

物理学报. 2025, 74(20): 204201 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250804>

基于BP神经网络模型时钟同步误差补偿算法

Clock synchronization error compensation algorithm based on BP neural network model

物理学报. 2021, 70(11): 114203 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201641>

基于扩展混合训练物理信息神经网络的非线性薛定谔方程求解和参数发现

Solving nonlinear Schrödinger equations and parameter discovery via extended mixed-training physics-informed neural networks

物理学报. 2025, 74(16): 160201 <https://doi.org/10.7498/aps.74.20250422>