

基于后向传播神经网络的激光定位系统 动态范围的提升

彭晓钰, 杨锦清, 吴春红, 钱惟贤*

南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094

摘要 对于脉冲激光探测系统而言, 现有的峰值提取方法只能检测线性区的不饱和波形, 而无法检测非线性区的饱和波形。基于脉宽分析的方法可以检测一定范围内的饱和波形, 但模型复杂, 拟合难度大, 导致系统的检测范围受限。针对激光定位系统非线性区检测困难的问题, 本文建立了一种基于后向传播神经网络算法的能量响应模型, 用于检测线性区及非线性区的波形, 最后通过实验验证了模型对非线性区波形反演拟合的效果。实验结果表明: 本模型可以通过反演拟合得到入射光强, 且其与实际入射光强的最大相对误差仅为 3.79%, 其检测范围为峰值提取法的 10.25 倍, 模型简单且误差小。所提模型可用于实现对非线性区脉冲激光的检测, 也可用于提高基于四象限探测器的脉冲激光探测定位系统的动态范围和检测能力。

关键词 激光光学; 脉冲激光探测; 后向传播神经网络; 能量反演

中图分类号 TN215

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.0620001

Improvement of Dynamic Range of Laser Positioning System Based on Back Propagation Neural Network

Peng Xiaoyu, Yang Jinqing, Wu Chunhong, Qian Weixian*

*School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science & Technology,
Nanjing, Jiangsu 210094, China*

Abstract For a pulse laser detection system, the existing peak extraction methods can only detect the unsaturated waveform in the linear region but cannot detect the saturated waveform in the nonlinear region. The methods based on pulse duration analysis can detect the saturated waveform within a certain range but have complicated models and difficult fitting, resulting in the limited detection range of the system. In view of the detection difficulty of the laser positioning system in the nonlinear region, we established an energy response model based on the back propagation neural network algorithm in this paper, which can be used to detect the waveforms in both the linear and nonlinear regions. Finally, the inversion fitting effect of the proposed model on the waveform in the nonlinear region was experimentally verified. The experimental results show that the incident light intensity could be obtained by inversion fitting based on the proposed method and its maximum relative error with the actual light intensity was only 3.79%. Besides, the detection range was expanded to 10.25 times that of the peak extraction methods, and the proposed model was simple and had a small error. In conclusion, the model proposed in this paper can be used to detect the pulse laser in the nonlinear region and applied to improve the dynamic range and detection ability of the pulse laser detection and positioning system based on the four-quadrant detectors.

Key words laser optics; pulse laser detection; back propagation neural network; energy inversion

OCIS codes 140.3538; 100.4996; 070.1170; 040.5160

收稿日期: 2020-08-31; 修回日期: 2020-10-24; 录用日期: 2020-11-05

* E-mail: developer_plus@163.com

1 引言

基于四象限探测器(4-QD)的激光定位测量技术将光学原理和信号处理技术相结合,具有高灵敏度、高分辨率、较快的响应和计算速度等特点,能够对光敏面上的照射光斑进行高精度定位检测,因而被广泛应用于光电测控、激光制导、空间通信等领域^[1-2]。激光定位的实现过程如下:当入射激光照射在探测器的光敏面上时,每个象限会因受照射的能量不同而生成相应的光电流输出信号,通过对四个象限的输出信号进行计算和处理,就可以确定入射光斑的中心照射在光敏面上的坐标方位^[3]。此方法是基于探测器对入射光信号的线性响应实现的,故测量系统的非线性响应会限制系统的探测性能与应用范围。该方法在入射激光光强较弱时的适用性较强,但当强激光入射时,系统的响应效果并不好。目前,常用的峰值提取法在强激光信号入射时会因输出信号饱和而无法继续检测。为了增加系统的动态范围,人们通常会引入自增益电路,这样虽然可以增加动态范围,但是依旧要求系统工作在电路的线性动态范围内,测量范围还是不够,并且系统的信噪比也会受到影响^[4-5]。

前人的研究表明,光电探测器(APD)或PIN光电二极管接收到的光能量与最终的电压输出波形存在对应关系,但是这一非线性关系比较复杂,很难通过物理模型来建立对应的关系。为此,对脉冲信号进行能量反演对于提高系统的探测能力具有重要意义。对于目前的一些能量反演方法,如积分反演法等,其拟合精度受限于拟合公式与能量关系曲线的对应程度,精度不够理想,且拟合过程太过繁杂。鉴于此,本文围绕提升激光定位系统对入射激光能量的反演能力,特别是系统的非线性响应特性以及线性范围的拓展展开研究。本系统利用高速模数转换器(AD)对放大器接收到的电压波形进行采样,而后利用后向传播(BP)神经网络算法在输入能量与输出波形之间建立数据驱动模型,从而实现用波形反演能量的目的。本系统可结合光电响应模型计算出单次脉冲的能量,并可用于激光定位测量,解决了传统能量反演方法对非线性响应信号反演效果不好的问题。此外,本文搭建了实验系统,对仿真和实验数据进行了对比分析。

2 脉冲激光响应模型

2.1 激光脉冲波形

四象限探测器件的基本结构如图 1 所示。四个

象限之间的间隔区域是利用光刻加工而成的“盲区”,盲区将探测器的光敏面分割成 A、B、C、D 四部分。在理想情况下,各象限的光电转换效率相同。当探测器工作时,入射光线经过光学系统的会聚形成一个光斑,照射在光敏面上,光斑中心的坐标为 (x_c, y_c) ,各象限所占的光斑面积分别为 S_A, S_B, S_C, S_D ,由此在各象限阴极所生成的光电流分别为 I_A, I_B, I_C, I_D 。对输出的光电流进行计算,就可以得到目标光斑的位置坐标。

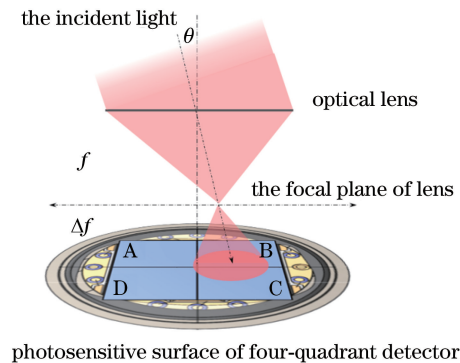


图 1 四象限探测器结构与入射光示意图
Fig. 1 Structure of four-quadrant detector and schematic of incident light

对于能量均匀分布的理想光斑来说,输出电流与光斑面积之间的关系为简单的线性关系,即

$$U_i = M \cdot I_i = M \cdot (K \cdot S_i), \quad (1)$$

式中: i 表示象限; K 为探测器的光敏响应度; M 为电路中电流信号与电压信号的转换系数。

因此,可以用传统的加减算法来表示由光生电流或电压所表示的光斑质心坐标与各象限受照射的光斑面积之间的关系^[6],即

$$\left\{ \begin{array}{l} x_c = g \cdot \sigma_x = g \cdot \frac{(I_A + I_D) - (I_B + I_C)}{I_A + I_B + I_C + I_D} = \\ \quad g \cdot \frac{(U_A + U_D) - (U_B + U_C)}{U_A + U_B + U_C + U_D} \\ y_c = g \cdot \sigma_y = g \cdot \frac{(I_A + I_B) - (I_C + I_D)}{I_A + I_B + I_C + I_D} = \\ \quad g \cdot \frac{(U_A + U_B) - (U_C + U_D)}{U_A + U_B + U_C + U_D} \end{array} \right., \quad (2)$$

式中: (σ_x, σ_y) 为算法计算得到的坐标值; (x_c, y_c) 为光斑的实际位置; g 为计算值与真实值之间的修正系数。

所以,反演每个象限能量的能力,决定了激光定位的能力。

半导体激光器发射的脉冲光强时域波形一般为

对称的高斯波形,其经光电二极管转换后,会因为 PIN 光电二极管内部载流子的堆积和电荷的积累而形成拖尾,波形变成上升沿时间短、下降沿时间长的非对称分布。本文不考虑光电二极管对波形造成的影响,假设输入信号为近高斯能量时间分布模型,即

$$p(t) = (t/\tau)^2 \cdot \exp(-t/\tau), \quad (3)$$

式中: $p(t)$ 是 t 时刻的激光发射脉冲能量; τ 是与激光半峰全宽脉宽 $T_{1/2}$ 相关的参数, $\tau = T_{1/2}/3.5$ 。通过调整 τ 值的大小即可改变脉冲能量的时间分布。

半导体激光器发射脉冲的时域波形和半峰全宽脉宽 $T_{1/2}$ 之间的关系如图 2 所示(E_{\max} 表示脉冲激光光强的最大值)。

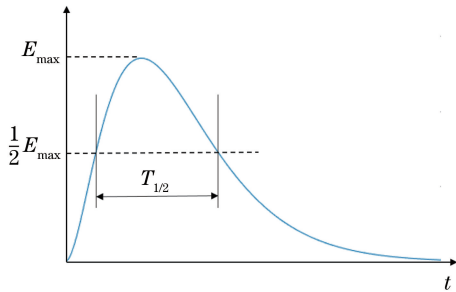


图 2 脉冲光强的时间分布示意图

Fig. 2 Time distribution of pulsed light intensity

镜头畸变等因素会导致光斑形状发生变化,从而导致中心偏移,也会影响定位。本文重点分析根据输出信号波形信息反演得到入射激光光强的实现过程,不再分析光斑的校正模型。

2.2 线性响应模型

四象限探测器在其工作波段内可视为一种线性的光电响应探测器。假设入射到器件表面的光功率为 P_0 ,则四象限探测器吸收的光生电流为^[7]

$$I_p = e \frac{P(w)}{h\nu} = P_0 \frac{e}{h\nu} [1 - \exp(-\beta w)](1 - R_f), \quad (4)$$

式中: e 为元电荷; R_f 为器件入射面的反射率; w 为耗尽层的宽度; $h\nu$ 为相应的光子能量; β 为半导体的吸收系数。

由(4)式可知,光电二极管的光电流 I_p 与入射光的功率 P_0 成正比关系,可以根据光电流 I_p 的测量来探测光功率 P_0 的强弱程度。

在实际应用中,探测器需要连接信号放大电路,以将电流信号转换成合适的电压信号,继而由 AD 读取电压值。输入光的动态范围通常都非常大,而系统的信号采集有一定的范围限制,接收电路正常工作的动态范围远远无法满足探测大范围激光的需

求。当照射在探测器光敏面上的光强达到一定程度时,电路对探测器输出信号失去线性响应的能力,输出电压信号与输入电流信号呈非线性关系,发生“波形饱和”的现象,从而导致基于四象限探测器的测量系统会受到影响。

通过对多种光电二极管输出信号波形的分析以及数据拟合处理发现,输出电压波形 $U_{out}(t)$ 与探测器输出波形 $I_{in}(t)$ 之间的响应关系可以表示成 Logistic 函数的形式,即

$$U_{out}(t) = \frac{U_k \cdot \exp[k \cdot I_{in}(t) + \ln(U_k - 1)]}{U_k + \exp[k \cdot I_{in}(t) + \ln(U_k - 1)] - 1} - \frac{U_k}{2}, \quad (5)$$

式中: U_k 的值与电路响应进入非线性区后的输出幅值 U_{\max} 有关, $U_k = 2U_{\max}$; k 为电路将光信号转换为电压信号的转换率。

由图 3 可以看出:在输入电流为弱信号且波形不变的情况下,电路的输出信号会随着 k 值的增大而增大,且波形的放大增益符合线性规律;随着电流信号继续增大,电路的输出信号仍会随着 k 值的增大而增大,在接近饱和区时,输出波形逐渐出现饱和现象,但其脉宽仍继续增大。

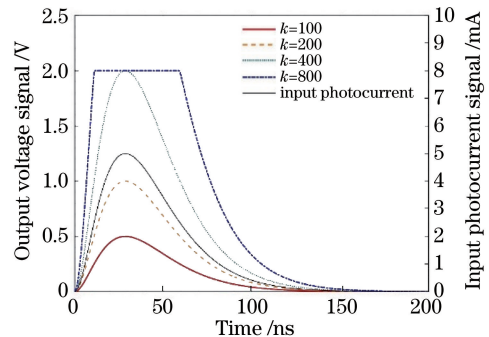


图 3 仿真得到的电路对信号波形的响应
Fig. 3 Simulated response of circuit to waveform of signal

根据电路的响应模型可知:当入射光强超过某一阈值时,如果不降低系统的响应度或信号增益,输出信号的幅值就会进入非线性状态,无法检测出真实的光信号幅度;此时若降低系统的响应度或信号增益,就会导致系统的信噪比降低,测量精度也随之降低。这就限制了系统的测量范围。对于某些必须同时满足一定精度和大视场范围的测量系统,其势必要在非线性响应的情况下工作。

为了改进系统在非线性条件下的测量能力,本文利用能量反演的方法,在系统进入非线性状态时,

利用其仍保持线性的参数进行计算和定位。

3 BP 神经网络原理及模型

基于对饱和波形能量反演的需求以及神经网络在数据预测方面的显著优势,本文根据 BP 神经网络的基本原理,提出了一种建立输出波形与输入能量之间对应关系的数据驱动模型。

3.1 BP 神经网络的原理

BP 网络是一种误差反向传播训练的多层前馈神经网络,具有良好的自组织学习能力。只要隐含层节点足够多,就可以实现从输入到输出的任意非线性映射,故该网络可以依靠其极强的非线性拟合能力、非局限性和容错能力,处理有噪声或不完整的数据,实现波形的反演^[8]。

典型 BP 神经网络的基本结构如图 4 所示。算法的学习过程包括两部分:输入信号正向传播和误差信号反向传播,该算法能够对大规模数据进行并行处理。

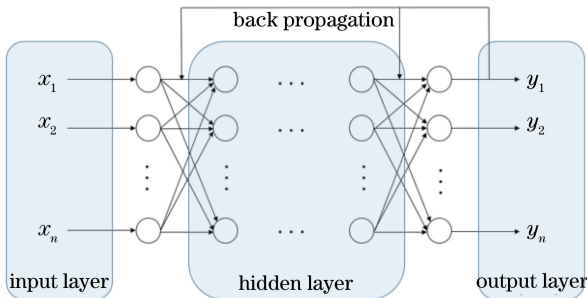


图 4 BP 神经网络的基本结构图

Fig. 4 Basic structure diagram of back propagation neural network

在信号的前向传播过程中,神经网络的输入层将数据信息输入到神经网络,而后输入层的各单元将数据传递给隐含层的神经元进行数据的内部处理。隐含层的作用是对信息进行处理和交换。隐含层的层数越多,精度越高,但复杂度也越大^[9]。每个神经元将加权后的输入与阈值向量进行代数求和后得到各自的输出。在此过程中,每层神经元只受前一层神经元输出的影响,并且网络的权值和阈值保持不变。隐含层将处理的数据信息传递到输出层的各个单元,处理后的数据信息会在输出层进行输出,这样就完成了前向传播的一次训练。

若神经网络实际输出和期望输出之间的误差较大,则进行误差信号的反向传播。反向传播是计算神经网络输出值与期望值之间的误差,并利用误差逐层向前求解的过程。误差信号经过逐层反向传

播,会沿着误差减小的方向修正各层的权值,直至算法收敛,得到满意的误差精度。最后,经过训练的数据的预测结果在输出层中进行输出^[10-11]。

误差信号是实际输出与期望输出之间的差值,传统神经网络在性能评价时通常采用均方误差。均方误差的定义为

$$L(\varphi) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [\hat{y}_{\varphi}(x^{(i)}) - y^{(i)}]^2, \quad (6)$$

式中: n 为训练样本的总数; $x^{(i)}$ 为训练样本; $y^{(i)}$ 为训练样本的期望值; \hat{y}_{φ} 为网络输出结果; φ 为需要求解的最优参数。

3.2 神经网络与其他反演模型仿真结果的对比

对于(1)式所示的光脉冲公式,设定其半峰全宽脉宽为 40 ns,用入射光脉冲峰值代表入射光信号的强度,用以控制入射光信号的变化。该入射光信号经过(2)式所示的电路响应后,得到的输出电压信号峰值 U_{\max} 、脉宽 T 、反演入射光强 E_s 与入射光强 E 之间的关系如图 5 所示。

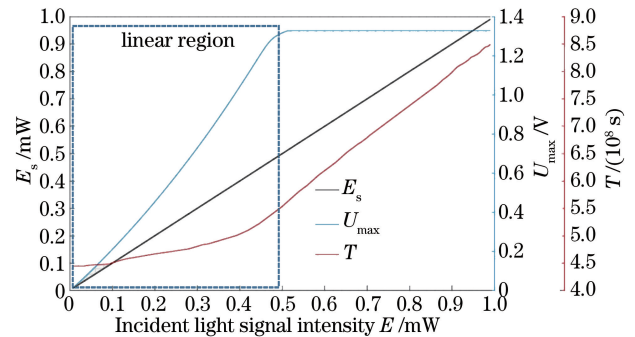


图 5 能量反演仿真效果图

Fig. 5 Simulation effect of energy inversion

由图 5 可见:在输入信号较弱的线性区内,输出电压信号的峰值 U_{\max} 与入射光强 E 保持较好的线性关系,但当输出信号峰值到达电路饱和和阈值后,波形峰值开始保持不变,无法继续反映输入的变化,而输出信号脉宽 T 则能一直反演输入的变化。但若要用函数形式表征出这一变化,则拟合函数会较为复杂,通常要用高阶函数或多个初等函数叠加,这会对计算和拟合效率具有一定影响^[12]。

对于 BP 神经网络算法反演得到的入射光强 E_s 与实际入射光强 E ,用一次函数就可表示两者在线性区和非线性区的关系。通过对数据进行分析和仿真,得到了适用于能量反演模型的拟合函数为

$$E = a \times E_s + b, \quad (7)$$

式中: a 、 b 是反演模型拟合函数的参数。对于图 5 中 BP 神经网络反演的入射光强 E_s 与实际入射光

强 E 之间关系,可以用(7)式进行反演模型的仿真拟合,反演拟合模型中参数的仿真结果如表 1 所示。

表 1 反演拟合模型中参数的数值

Table 1 Values of parameters in inversion fitting model

Fitting parameter	Value	Unit
a	0.9985	
b	5.518×10^{-4}	mW

(7)式所示的能量反演模型可以拟合非线性区 BP 神经网络反演的入射光强 E_s 和实际入射光强 E 之间的关系,从而在理论上证明了 BP 神经网络可以弥补四象限探测器放大电路在非线性区无法检测信号的缺陷,扩大了探测范围。

4 实验验证

4.1 实验装置

为了验证本文所述的基于 BP 神经网络算法的能量反演模型,本文设计了一种能够在较大动态范围内实现自动调节入射光功率的自适应系统,该系统利用偏振片对入射激光的功率进行调节。该系统的结构图如图 6 所示。

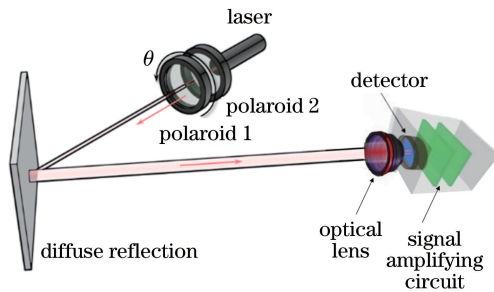


图 6 电路响应模型的验证结构原理图

Fig. 6 Verification structure principle of circuit response model

根据设计的实验系统结构,搭建了实验系统,如图 7 所示。实验装置包括波长为 1064 nm 的脉冲激光发射器和 EV2416-3 型四象限探测器及其放大电路。

在实验系统中,基于偏振光学的原理,利用两块偏振片控制激光照射到光电探测器上的光功率,使照射到探测器上的光功率与激光发射功率之间的关系满足马吕斯定律,即

$$I_{\text{out}} = I_{\text{in}} \cdot \cos^2(\theta_{\Delta}), \quad (8)$$

式中: I_{in} 和 I_{out} 分别为经过偏振片前和经过偏振片后的光束的功率; θ_{Δ} 表示两块偏振片偏振方向之间的夹角。

保持第一块偏振片不动,转动第二块偏振片,可以更有效地掌握偏振角度的变化。利用以上结构并

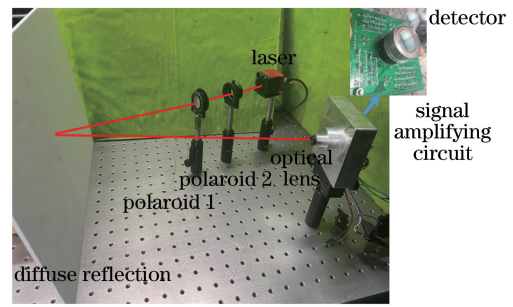


图 7 电路响应模型的验证系统实物图

结合对探测器输出信号的分析,对照射到探测器表面的光功率进行动态调整,使照射到探测器上的激光适合进行角度测量。

激光发射功率 $E_o(t)$ 保持不变,则电路输出信号强度 $U_{\text{out}}(t)$ 与偏振片的偏振方向相关,即

$$U_{\text{out}}(t) = \alpha \cdot E(t) = \alpha \cdot E_o(t) \cdot \cos^2 \theta_{\Delta}, \quad (9)$$

式中: α 表示电路对光信号的转换效率及信号的放大增益; $E(t)$ 为光电探测器接收到的入射激光的功率。

4.2 实验结果

为提高实验精度,偏振片每次旋转 2° ,采集相应的输出电压波形,共旋转 180° ,产生一周期的变化光脉冲。为减小外界因素对实验结果的影响,将实验装置搭建在光学平台上,并放置于暗室环境中。为进一步减小偶然误差,对于每个偏振角度下的波形,均采集 10 组数据进行滤波和平均后作为该角度下的最终输出波形。

本文 BP 神经网络的训练采用三层结构,即输入层为 100 个节点、隐含层为 40 个神经元节点、输出层为 100 个神经元节点的神经网络拓扑结构,此时样本网络的输出效果最好,相关系数最大(为 0.9985),误差均方根最小(为 2.7×10^{-10})。

不同输入光强下 BP 神经网络算法预测的入射光强与实测入射光强的对比如图 8 所示, ΔE 为拟合误差。

BP 神经网络算法预测的入射光强和实际入射光强之间的关系如图 8 中的数据点所示,对这一关系进行拟合,拟合曲线如图中实线所示。由 BP 神经网络算法预测的入射光强 E_s 与实际入射光强 E 之间的关系为

$$E = 0.9987 \times E_s + 1.1585 \times 10^{-4}. \quad (10)$$

图 8 中还给出了拟合误差 ΔE 的分布。

由上述实验结果可见,采用 BP 神经网络算法对非线性区输出电压信号波形进行反演可以得到入

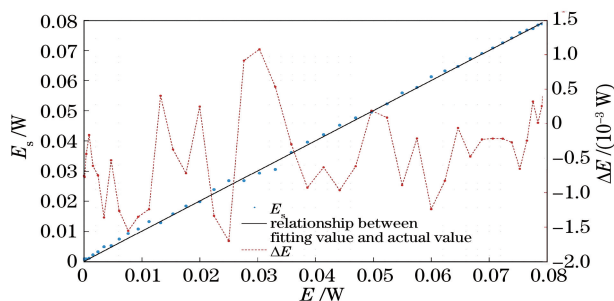


图 8 反演模型的拟合结果与残差统计

Fig. 8 Fitting and residual statistics of inversion model

射光强,且反演得到的拟合值与实际值有图 8 所示的线性关系,实验最大相对误差为 3.79%,此时检测光强范围为峰值检测法的 10.25 倍。这表明模型的拟合效果较为理想,可以满足实验预期。

由此可以验证本文提出的基于 BP 神经网络算法的能量反演模型对线性区及非线性区的脉冲信号都有理想的反演效果,可应用于基于四象限探测器的激光探测系统中,提高系统的检测范围及测量精度。在线性区,误差虽然比传统方法更大,但本文主要研究扩展系统对非线性区的定位能力,在实际的探测系统中将传统方法与 BP 神经网络相结合,就可以达到更高的定位精度。

5 结 论

针对现有的峰值提取方法只适用于线性区内不饱和波形的检测以及脉宽反演方法模型过于复杂而限制了探测系统检测范围的问题,本文提出了可同时检测线性区和非线性区脉冲波形的基于 BP 神经网络算法的能量反演模型。该模型采用 BP 神经网络算法对电路输出电压波形进行反演得到入射光强,实现了能量的反演,避免了波形饱和引起的峰值无法检测的问题,大大拓宽了入射激光的能量检测范围。

由实验结果可知,本文模型可以对线性区及非线性区的输出电压波形实现理想的反演拟合,反演拟合光强值与实际值之间为线性关系,最大相对误差仅为 3.79%,而光强检测范围拓宽为峰值提取法的 10.25 倍。并且,本文模型简单,避免了复杂模型拟合过程中的误差。从理论上讲,只要有足够多的训练样本,就可以进一步扩大探测范围。

目前,本文提出的基于 BP 神经网络算法的能量反演模型较有创新性地弥补了现有激光探测系统只能检测线性区波形的不足,可被广泛应用于基于四象限探测器电路的各类激光探测系统中,能够明

显提升测量系统在电路进入非线性响应状态时的信号读取能力,从而拓宽测量系统的线性范围,使系统获得更大的线性视场和动态范围,对于提高系统的能量检测范围和测量精度具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] Chen X C, Yu X N, Tong S F, et al. An investigation on a pulse-shaping circuit in lidar systems [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(19): 192804.
陈星驰, 于笑楠, 佟首峰, 等. 激光雷达系统中脉冲整形电路研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(19): 192804.
- [2] Chen B L, Yang Z D, Min M, et al. Application requirements and research progress of spaceborne Doppler wind lidar [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(19): 190003.
陈炳龙, 杨忠东, 闵敏, 等. 星载多普勒测风激光雷达应用需求与研究进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(19): 190003.
- [3] Zhao X, Tong S F, Jiang H L. Experimental testing on characteristics of four-quadrant detector [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(10): 2164-2170.
赵馨, 佟首峰, 姜会林. 四象限探测器的特性测试[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(10): 2164-2170.
- [4] Chen H F, Tang L, Zhang S, et al. Effects of position sensitive detector on laser tracing measurement system[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(11): 1104001.
陈洪芳, 汤亮, 张爽, 等. 位置敏感探测器对激光追踪测量系统的影响[J]. *中国激光*, 2020, 47(11): 1104001.
- [5] Tang Y Q. Research on laser positioning system based on four quadrant detector [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2017.
唐彦琴. 基于四象限探测器的激光定位系统研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2017.
- [6] Cui S, Soh Y C. Improved measurement accuracy of the quadrant detector through improvement of linearity index[J]. *Applied Physics Letters*, 2010, 96(8): 081102.
- [7] Graeme J. Photodiode and its amplifier circuit design [M]. Lai K S, Xu Z M, Wang X X, Transl. Beijing: Science Press, 2012.
Graeme J. 光电二极管及其放大电路设计[M]. 赖康生, 许祖茂, 王晓旭, 译. 北京: 科学出版社, 2012.
- [8] Pan W C, Liu S D. Optimization research and application of BP neural network [J]. *Computer Technology and Development*, 2019, 29(5): 74-76.

101.
潘文婵, 刘尚东. BP 神经网络的优化研究与应用 [J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(5): 74-76, 101.
- [9] Wang L W. Determination of number of ANNs' hidden layer neurons [D]. Chongqing: Chongqing University, 2012.
王立威. 人工神经网络隐层神经元数的确定 [D]. 重庆: 重庆大学, 2012.
- [10] Li Y K. Analysis and improvement applications of BP neural network [D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2012.
李友坤. BP 神经网络的研究分析及改进应用 [D]. 淮南: 安徽理工大学, 2012.
- [11] Ma L, Xu C X, Ouyang H K, et al. Detection method of laser gyroscope cavity adjustment based on momentum BP neural network [J]. Chinese Journal of Lasers, 2012, 39(4): 0402007.
马立, 徐次雄, 欧阳航空, 等. 基于动量 BP 神经网络激光陀螺调腔检测方法 [J]. 中国激光, 2012, 39(4): 0402007.
- [12] Chen H D. Research on precision positioning of laser spot based on QD [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2019.
陈宏达. 基于 QD 的激光光斑精密定位的研究 [D]. 长春: 长春理工大学, 2019.