



·惯性约束聚变物理与技术·

基于深度学习的光学元件表面疵病识别^{*}

邵延华, 冯玉沛, 张晓强, 楚红雨

(西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621010)

摘 要: 精密光学元件表面疵病的人工检测分类方法效率低, 且准确率易受疲劳等人工因素影响, 而基于传统机器学习方法的分类准确率有待进一步提高。提出了一种基于深度学习卷积神经网络的光学大尺寸元件表面疵病识别方法。首先, 通过现场实验采集并整理了大尺寸镜面疵病样本; 接着, 基于单通道灰度图像构建融合梯度的三通道图像, 挖掘更深的特征表达; 最后, 基于经典的 LeNet 网络, 提出了面向激光惯性约束聚变 (ICF) 的光学元件表面疵病识别网络 ICFNet, 该网络不需要复杂的手工特征设计和提取, 仅使用原始灰度图像就实现高效的疵病识别。实验结果表明: 针对包含麻点、划痕和灰尘的三类疵病数据, ICFNet 相较于使用多项特征和支持向量机的传统方法拥有较好的分类准确率。

关键词: 深度学习; 卷积神经网络; 精密光学元件; 缺陷分类; LeNet

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

doi: 10.11884/HPLPB202234.220023

Using deep learning for surface defects identification of optical components

Shao Yanhua, Feng Yupei, Zhang Xiaoqiang, Chu Hongyu

(School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: The manual classification methods for surface defects of precision optical elements are inefficient and the accuracy is easily affected by manual factors such as fatigue. And the accuracy based on traditional machine learning methods needs to be further improved. We propose an inspection method for surface defects of large-caliber optical elements using deep learning convolutional neural network. Firstly, collect and catalog a dataset of the surface defects of large-caliber optical elements through field tests. Then, for mining deeper feature expression, create gradient-based three channels fusion image by the single-channel grayscale image. Finally, put forward the ICFNet which aims at Inertial Confinement Fusion (ICF) based on typical LeNet. The ICFNet does not require sophisticated manual design or feature extraction, only uses grayscale image to realize efficient inspection for surface flaws of large-caliber optical elements. Experiments show that ICFNet has better classification accuracy than traditional methods using multiple features and support vector machines for three types of defects, including scratch, dust, and pits. This method has certain application value in surface defects identification of optical components.

Key words: deep learning, convolutional neural networks, precision optical elements, imperfections classification, LeNet

惯性约束聚变 (ICF) 是实现核聚变反应的重要方法^[1], 而激光驱动由于其具有高能量、高精度和易传输等优点, 常作为 ICF 的优先选择。我国的 ICF 装置对光学元件的需求量大, 同时为获取高性能的激光驱动装置, 对光学元件表面质量的要求也十分严格。因此, 如何对大量光学元件进行快速准确的缺陷分析成为急需解决的重要问题之一。光学元件表面的质量对光学系统的性能有着重要的影响。常见的光学元件表面缺陷包括划痕、麻点等表面损伤和灰尘、纤维等污染物残留^[2]。它们都会造成激光的能量损耗并且降低光束质量, 降低光学元件的使用寿命和负载能力。在表面疵病无损检测和识别方面, 主要方法有: 目测法^[3]、称重法^[4]和基于机器视觉的检测^[5-10]等。其中, 基于机器视觉是当前的主流方法之一, 其主要优点是非接触及自动化程度高。汪凤全等人通过对疵病图像进行二

* 收稿日期: 2022-01-13; 修订日期: 2022-05-19

基金项目: 国家自然科学基金项目 (10976034, 6160382); 四川省科技厅项目 (2019YJ0325, 2020YFG0148)

联系方式: 邵延华, syh@cqu.edu.cn。

通信作者: 楚红雨, chuhongyu@swust.edu.cn。

值化处理,人为提取疵病特征进行检测^[6]。朱小龙等人研究了表面疵病和表面污染物的检测,并应用于SG-III样机^[7]。付向文团队使用BP神经网络实现了对疵病的分类^[8]。冯博等人使用最小二乘支持向量机做回归进行疵病检测^[9]。哈尔滨工业大学的何小嵩等人研究了微球表面缺陷的检测和分类方法^[10]。中国科学院的张文学团队提出了基于相机阵列的检测方法^[11]。上述研究证明了基于机器视觉的表面疵病检测系统适应性强,拓展了机器视觉的应用范围。由于SG-III样机系统中存在大量的多种类型的大口径光学元件,以往的图像采集效率不尽人意;随着现代机械设计技术的提升和调试经验的增加,图像的采集速度得到较大的提升^[2],但基于图像处理和传统机器学习的识别准确率有待进一步提高。基于深度学习的疵病检测已经在其他领域证明了有效性,例如路面^[12]、铁轨^[13]等。但面向大尺寸光学镜面疵病的深度学习分类方法几乎还没有报道。本文针对大尺寸光学镜面的疵病分类问题,提出了一种基于LeNet^[14]的卷积神经网络模型ICFNet。该模型使用SG-III光学镜面表面采集的疵病和污染物数据集(ICF-90),对其中典型的麻点、划痕和灰尘进行疵病分类,准确率达到了96.7%,较文献[2]的传统方法提升约4.5%。

1 基本网络结构

卷积神经网络(CNN)一般由卷积层、池化层、激活函数和全连接层等构成。图1展示了一个典型的卷积网络LeNet-5的结构,其采用了端到端的深度学习基本思想。

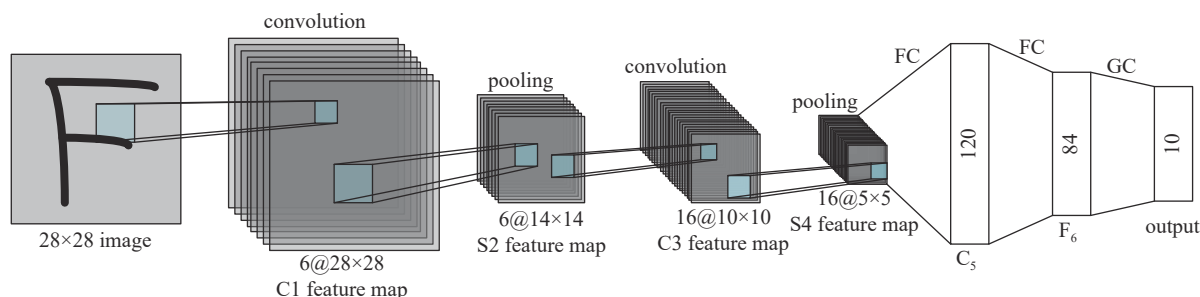


Fig. 1 LeNet-5 network structure

图1 LeNet-5网络结构

神经网络中的卷积操作具有平移不变性,能以更少的样本获得更强的泛化能力,同时,卷积能够获得图像的空间层级信息^[15],例如LeNet-5的第一个卷积层(C1)能够得到边缘等小范围的局部信息,而第二个卷积层(C3)能够从第一次卷积后的特征图中得到更大尺度的信息。这使得卷积网络能够满足各种复杂抽象的图像识别任务。池化(Pooling)本质上就是卷积提取出的特征的下采样,目的在于减少网络中的参数数量和卷积空间复杂度^[15]。激活函数通过计算加权及再结合偏置来确定神经元是否被激活,它将输入信号转换为输出的可微运算^[16]。多数激活函数是非线性的,例如LeNet-5使用的Sigmoid函数和常用的ReLU、TanH等。在卷积神经网络中,全连接层一般用来改变输出尺寸。由于全连接层中也包含激活函数,所以它既能适度提高网络的学习能力,也可提高网络的非线性表达能力。

2 ICFNet

2.1 三通道融合输入

对于深度学习来说,单通道灰度图像对原始疵病的信息表达挖掘存在不足。如何挖掘更多的信息是面向小样本学习场景的重要一环。本文设计了一种三通道融合策略,提高特征表达能力。

ICFNet使用三通道输入,除原始单通道灰度图像外,增加 x 、 y 方向梯度特征实现数据增强处理。三通道构建原理如图2所示,首先,从数据集中读取原始灰度图片,然后分为3个通道。其中 C_1 通道使用原始灰度图像数据;而 C_2 、 C_3 通道通过对原始图像求导,分别使用 x 方向与 y 方向梯度图作为通道输入。在各通道处理结束后将三个通道输入叠加,融合一个三通道图像数据作为ICFNet模型的输入。

本文使用Sobel算子,实现对数据集中疵病梯度特征的高效计算和提取。Sobel算子是典型的一阶微分算子,它使用高斯平滑和微分求导来计算灰度图像的近似梯度。其定义如公式(1)和(2)所示

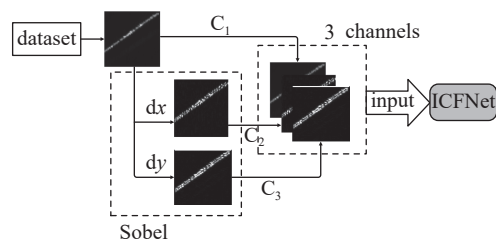


Fig. 2 Three-channel input

图2 三通道输入

$$D_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * I \quad (1)$$

$$D_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} * I \quad (2)$$

式中： I 对应一张灰度图像；使用两个 3×3 的卷积核计算得到 x 方向和 y 方向的梯度，分别为 D_x 和 D_y 。

2.2 疵病分类网络

本文提出的改进卷积神经网络 ICFNet 结构如图 3 所示，除了全连接层，网络分为两个相似的基本块(1~6 层和 7-12 层)。为更好地提取灰度图像特征，ICFNet 每个基本块包含 3 个卷积层，例如第一个基本块中的卷积层 C1、C2 和 C3。同时为减小因多个卷积层引发的过拟合风险，并增加泛化网络能力，每个基本块中使用一个批归一化层 (BN)。

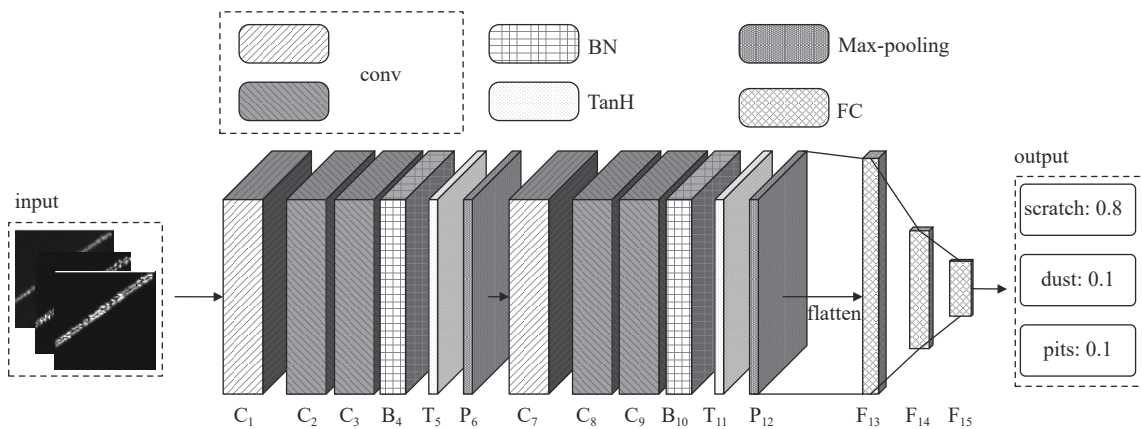


Fig. 3 ICFNet basic structure

图 3 ICFNet 基本结构

针对网络的激活函数，使用 ReLU 可加快模型训练速度，但 TanH 能更好地处理过拟合问题^[12]。面向小样本场景，例如本文所使用的光学镜面疵病数据 ICF-90，解决过拟合是个十分关键的问题。因此 ICFNet 选用 TanH 为网络的激活函数。

数据集中的麻点与灰尘较难区分，数据集中的麻点与灰尘在几何形状上较难区分，但在灰度值上有较大差异，如图 4 中的 (b) 和 (c) 所示。为使网络能够更好地区分灰尘与麻点，ICFNet 将 LeNet 的平均池化层 (Avg-pooling) 更改为最大池化层 (Max-pooling)，它能提取出更加准确的亮度信息。在网络最后使用 softmax 函数进行类别判断。softmax 函数用于标准化网络的输出向量 v ，其定义如下

$$p_i = \frac{e^{v_i}}{\sum_{j=1}^k e^{v_j}} \quad (3)$$

其中： v_i 代表当前计算的第 i 类的输出向量； v_j 代表第 j 类的输出向量； k 为网络输出类别总数； p_i 代表第 i 类的

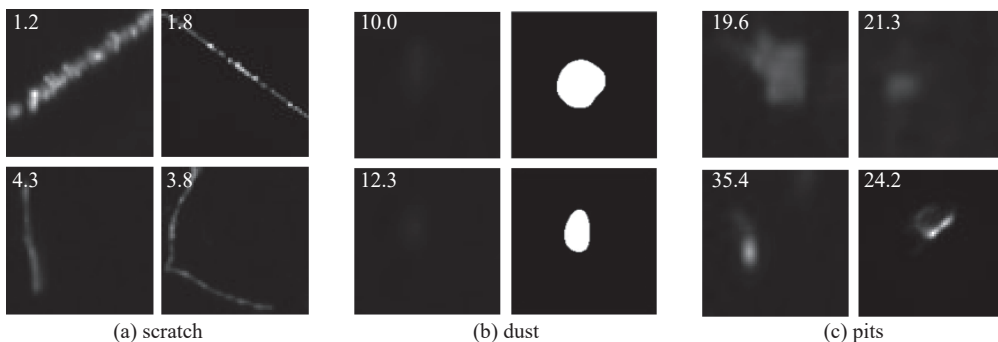


Fig. 4 Some sample images from ICF-90 dataset

图 4 ICF-90 数据集实例

softmax 输出, 取值范围[0,1], 且所有类别的 softmax 输出的和为 1。则输出 Y 可表示为

$$Y = \operatorname{argmax} \{ \operatorname{softmax} [N(X)] \} \quad (4)$$

其中: X 表示输入的三通道融合图像矩阵; Y 表示输出的类别, $\operatorname{argmax}(\cdot)$ 表示最大值自变量点集。在本文中 Y 有三种输出, 分别为划痕 (scratch)、灰尘 (dust) 和麻点 (pits); ICFNet 网络表示为 $N(x)$ 。网络进行推理后的输出再经 softmax 处理, 得到各个类别的标准化输出, 使用 argmax 函数从所有的标准化输出中选择最高的类别作为分类结果, 具体推理实例如图 3 所示。

3 实验分析

3.1 实验环境

实验的软硬件平台: CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ @ 2.50 GHz; 内存 8 GB; GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1050Ti; CUDA 版本 11.1。使用基于 Facebook 开源框架的 PyTorch 1.9.0 和 Python 3.7 进行深度学习模型的构建、训练、测试和消融实验。

3.2 疵病分类数据集

本次实验使用的数据集 ICF-90 来源于中国工程物理研究院专项^[2]。文献 [2] 依据统计特征和领域专家意见, 标定了 ICF90 数据集, 其中缺陷数据分为麻点 30 个, 划痕 30 个和灰尘 30 个。该数据集对表面缺陷图像的几何特征、灰度特征、纹理特征和不变矩等特征进行了提取^[2]。

图 4 为数据集 ICF-90 中的三种疵病实例, 为便于观察, 所有样本进行了一定比例的缩放, 其中左上角数字为样本放大倍数。图 4(a) 给出了 4 个划痕灰度图像实例; 图 4(b) 左列给出了 2 种灰尘灰度图像, 在分析时发现灰尘灰度图像对比度过低, 人眼难以分辨, 为便于展示和读者观察, 对图 4(b) 左列的灰尘图像实例进行了二值化处理, 结果如图 4(b) 右列所示。图 4(c) 展示了 4 个麻点灰度图像实例。

3.3 评价标准

本文使用准确率 (A_{cc}) 评估不同模型在数据集上的分类性能。其定义如下

$$A_{cc} = \frac{\sum_{i=1}^n (TP_i + TN_i)}{\sum_{i=1}^n (TP_i + TN_i + FP_i + FN_i)} \quad (5)$$

式中: TP_i 表示实际是 i 类疵病, 被划分成 i 类疵病的样本数; FP_i 表示实际不是 i 类疵病, 却被划分为 i 类疵病的样本数; FN_i 表示实际为 i 类疵病, 却被划分为其他类疵病的样本数; TN_i 表示实际不是 i 类疵病, 也没有被划分成 i 类疵病的样本数^[7]。

3.4 结果分析

本节对不同网络的实验结果进行比较分析。首先分析网络深度对分类准确率的影响, 然后将结果同传统 SVM 分类和文献 [2] 中使用多种特征 SVM 的结果进行对比分析, 证明本文算法的优越性。

首先分别对 LeNet-5 和不同数量卷积层的 ICFNet 进行 30 个周期 (Epoch) 的训练, 采用梯度下降优化算法, 设置学习率为 0.003 5, 动量系数 0.1, 权重衰减 0.003 5。采用前文所构建的三通道输入, 对标准 LeNet-5 和不同卷积层数量的 ICFNet 进行训练和测试。得到的实验准确率如图 5 所示, 其中 ICFNet-2、ICFNet-3 和 ICFNet-4 代表网络中每个基本块分别包含 2、3 和 4 层卷积。由图 5 可知, 随着训练周期的增加, LeNet-5 和不同层数的 ICFNet 的准确率都逐渐上升, 在 20 个训练周期左右开始收敛。最后 LeNet-5 的准确率为 86.7%; 两层卷积层的 ICFNet-2 的准确率为 91.3%; 三层卷积层的 ICFNet-3 的准确率为 96.7%; 四层卷积层的 ICFNet-4 的准确率为 93.3%。这说明 ICFNet 相较于典型的 LeNet-5 网络能够得到更好的精度; 较少的卷积层对数据集中的特征提取

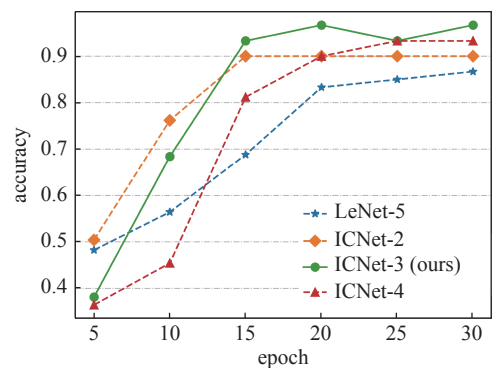


Fig. 5 Training results with different number of convolution layers

图 5 不同卷积层数的训练结果

不足,较多的卷积层可能会造成网络过拟合,两种情况都会导致准确率下降^[6]。故实验中 ICFNet 在卷积层为 3 时有更好的分类准确率。

表 1 是 ICFNet 与文献 [2] 中使用几何形状等多种特征结合 SVM 的准确率对比。表中同时也给出了只使用灰度特征的 SVM 分类结果作参考,包括径向基 (RBF) 核函数和线性 (Linear) 核函数。从表 1 可知,本文的 ICFNet,采用基于 Sobel 算子构建的融合的三通道输入,优于仅使用单通道灰度图特征输入的效果,提升约 6.7%;仅使用单通道灰度图特征时,采用三层卷积层的 ICFNet 相较于传统的 SVM 性能更优,达到了 90.0%,提升约 13.4%;而文献 [2] 中使用多种疵病特征的 SVM,其分类准确率为 92.2%,本文方法与其相比提升约 4.5%。这说明融合梯度图像作三通道输入和采用深度学习卷积神经网络在 ICF 光学元件表面疵病分类的问题上能够取得更好的效果。

4 结 论

本文将基于卷积神经网络的深度学习方法应用到面向激光惯性约束聚变的光学元件表面的疵病识别,替代传统的机器学习方法。提出的 ICFNet 参考经典的 LeNet-5 结构,并在此基础上改进了激活函数和卷积层数,同时增加 BN 层,最后通过消融实验对比分析了不同卷积层数的效果。针对疵病和污染物数据集 (ICF-90) 进行测试,使用灰度图像和梯度图像构建融合的三通道输入,能够有效提升分类准确度。通过实验证明,ICFNet 相较于传统的 SVM 能够更加精准地对光学元件表面疵病进行分类,具有更好的应用前景,能够为激光惯性约束的光学元件质量检测提供一种新的方法。

未来,针对大尺寸光学元件质量检测的小样本场景,如何更有效的挖掘其数据信息,是值得进一步研究的方向。

致 谢 感谢中国工程物理研究院激光聚变研究中心给予的指导和帮助。

参考文献:

- [1] 林尊琪. 激光核聚变的发展[J]. 中国激光, 2010, 37(9): 2202-2207. (Lin Zunqi. Progress of laser fusion[J]. Chinese Journal of Lasers, 2010, 37(9): 2202-2207)
- [2] 楚红雨. 基于机器视觉的高功率激光装置光学元件表面缺陷检测技术研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2011: 21-42, 95-106. (Chu Hongyu. Research on the detecting technology of surface optics defect for high-power laser device based on machine vision[D]. Chongqing: Chongqing University, 2011: 21-42, 95-106)
- [3] Sowers I F. Optical cleanliness specifications and cleanliness verification[C]//Proceedings of the 44th Annual Meeting of the International Symposium on Optical Science, Engineering, and Instrumentation. 1999: 525-530.
- [4] 史伟. 高精度洁净度检测方法研究[D]. 成都: 四川大学, 2000: 9-15. (Shi Wei. Research on high precision purification testing methods[D]. Chengdu: Sichuan University, 2000: 9-15)
- [5] 范勇, 陈念年, 高玲玲, 等. 大口径精密表面疵病的数字化检测系统[J]. 强激光与粒子束, 2009, 21(7): 1032-1036. (Fan Yong, Chen Niannian, Gao Lingling, et al. Digital detection system of surface defects for large aperture optical elements[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2009, 21(7): 1032-1036)
- [6] 汪凤全, 杨雨英, 孙丹丹. 精密表面缺陷的数字化检测系统研究[J]. 光学仪器, 2006, 28(3): 71-75. (Wang Fengquan, Yang Yongying, Sun Dandan. Research of digital inspection system of precise surface defect[J]. Optical Instruments, 2006, 28(3): 71-75)
- [7] 朱小龙, 王翔, 谢志江, 等. 精密光学元件表面洁净度成像检测系统[J]. 西南交通大学学报, 2009, 44(6): 958-962. (Zhu Xiaolong, Wang Yi, Xie Zhijiang, et al. Surface cleanliness level detection by imaging method for precision optical elements[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2009, 44(6): 958-962)
- [8] 付向文. 基于图像识别的透镜瑕疵检测系统关键技术研究[D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2014: 53-61. (Fu Xiangwen. Research of the key technology on detection system of lens defect based on image recognition[D]. Shenyang: Shenyang Ligong University, 2014: 53-61)
- [9] 冯博. 惯性约束聚变终端光学元件损伤在线检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014: 63-82. (Feng Bo. Research on final optics damage online inspection technologies for ICF system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014: 63-82)
- [10] 何小嵩, 张占文, 荣伟彬. 基于计算机视觉的微粒缺陷检测及分类方法[J]. 强激光与粒子束, 2017, 29: 084102. (He Xiaosong, Zhang Zhanwen, Rong Weibin. Detection and classification of microspheres based on computer vision[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2017, 29: 084102)
- [11] 张文学, 王继红, 任戈. 基于相机阵列的光学组件缺陷在线检测方法[J]. 强激光与粒子束, 2020, 32: 051001. (Zhang Wenxue, Wang Jihong, Ren Ge. Optical elements defect online detection method based on camera array[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2020, 32: 051001)
- [12] 熊显名, 张乾坤, 秦祖军. 基于可见-近红外光谱的路面状况识别的研究[J]. 红外技术, 2021, 43(2): 131-137. (Xiong Xianming, Zhang Qiankun, Qin Zujun. Research on highway state detection based on visible-near-infrared spectrum[J]. Infrared Technology, 2021, 43(2): 131-137)

- [13] 南哲锋. 基于机器视觉的轨道缺陷检测算法研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2021: 38-48. (Nan Zhefeng. Research on track defect detection algorithm based on machine vision[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2021: 38-48)
- [14] Lecun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [15] Chollet F. Deep learning with python[M]. 2nd ed. New York: Manning, 2021: 20-26, 202-221.
- [16] 阿斯顿·张, 李沐, 扎卡里·C. 立顿, 等. 动手学深度学习[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2019: 62-65. (Zhang A, Li Mu, Lipton Z C, et al. Dive into deep learning[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2019: 62-65)
- [17] 黄俊, 张娜娜, 章惠. 基于优化LeNet-5的近红外图像中的静默活体人脸检测[J]. 红外技术, 2021, 43(9): 845-851. (Huang Jun, Zhang Nana, Zhang Hui. Silent live face detection in near-infrared images based on optimized LeNet-5[J]. *Infrared Technology*, 2021, 43(9): 845-851)

·研究快讯·

近衍射极限高消光比窄线宽保偏光纤 激光输出功率突破 5 kW*

王岩山^{1,2,3}, 冯昱骏^{1,2}, 彭万敬^{1,2}, 孙殷宏^{1,2}, 杨小波^{1,2}, 王尧^{1,2},
李腾龙^{1,2}, 刘航^{1,2,3}, 马毅^{1,2}, 高清松^{1,2}, 唐淳^{1,2}

(1. 中国工程物理研究院 应用电子学研究所, 四川 绵阳 621900; 2. 中国工程物理研究院 高能激光科学与技术
重点实验室, 四川 绵阳 621900; 3. 中国工程物理研究院 研究生部, 北京 100088)

具有近衍射极限的高功率窄线宽线偏振光纤激光器在光束合成、非线性频率变换等领域具有不可替代的作用, 近年来得到了研究人员的广泛关注。目前非保偏窄线宽光纤激光输出功率已突破 6 kW (线宽 0.8 nm)。由于保偏激光器具有更低的非线性及模式不稳定阈值, 其功率提升存在更大的困难。近年来, 中国工程物理研究院应用电子学研究所保偏窄线宽光纤激光技术研究方面展开了大量的工作, 掌握了单频种子消随机相位调制、偏振管理、弱模耦合及高效热管理技术, 有效的抑制了窄线宽光纤激光放大过程中的受激布里渊散射 (SBS) 及横模不稳定 (TMI) 效应, 近衍射极限高消光比窄线宽保偏激光先后突破了 1 kW、2 kW、3 kW、4 kW 功率输出。

近期, 中国工程物理研究院应用电子学研究所通过进一步优化窄线宽保偏放大过程中的 SBS 及 TMI 特性, 最终实现了输出功率 5.043 kW 的窄线宽线偏振近单模全光纤激光输出, 最大功率下二阶矩线宽 (20 dB) 为 0.2 nm, 消光比为 16.5 dB。图 1 给出的窄线宽保偏光纤放大器的回光功率随输出激光功率的变化关系可以看出, 最大激光功率下放大器的回光功率约为 0.3 W, 不到激光功率的 0.1%, 意味着该放大器尚未达到 SBS 阈值。从图 2 给出的窄线宽保偏激光在放大过程中的光束质量变化特性可以看出, 在放大过程中光束质量 M^2 因子 (4-sigma 法) 始终小于 1.3, 最大功率下放大器尚未达到 TMI 阈值。图 3 显示了窄线宽保偏放大器在最大功率下的输出光谱特性, 可以看出, 在最大功率下光谱中还尚未观察到受激拉曼散射 (SRS) 效应, 输出信噪比达到了 50 dB。该结果是当前国内外窄线宽保偏激光器已报道的最高输出功率, 同时具备近衍射极限的光束质量和高消光比特性。后续我们将对保偏激光器系统结构进行优化, 以实现更窄线宽的高性能保偏光纤激光输出。

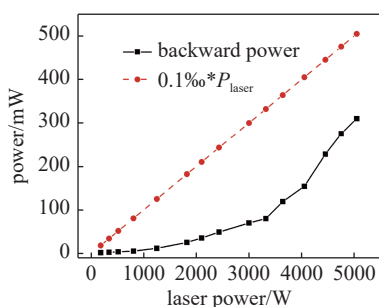


图 1 回光功率随激光功率的变化关系

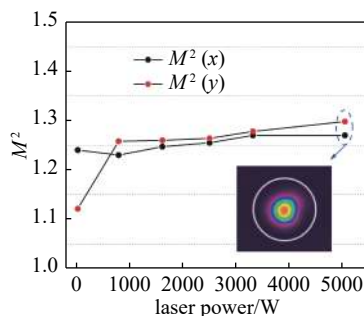


图 2 光束质量随激光功率的变化关系

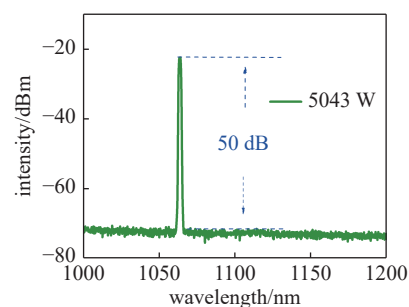


图 3 最大功率下的输出光谱

致 谢 感谢中物院创新发展基金 (C-2021-CX20210047) 对文中工作的支持; 感谢王珏在实验系统集成和测试工作的支持。

* 通信作者: 孙殷宏, sunyinhong@caep.cn; 唐 淳, tangchun21@caep.cn。