



基于卷积神经网络的增敏型光纤弯曲传感器

谭中伟, 杨婧雅, 刘艳, 卢顺, 张利伟, 牛慧

引用本文:

谭中伟, 杨婧雅, 刘艳, 等. 基于卷积神经网络的增敏型光纤弯曲传感器[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(7): 1454–1461.

TAN Zhong-wei, YANG Jing-ya, LIU Yan, et al. Enhanced fiber optic bending sensor based on convolutional neural network[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(7): 1454–1461.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/OPE.20202807.1454>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

老化处理对塑料光纤传感器光传输及灵敏度的影响

Effects of ageing treatment on light transmission and sensitivity of plastic optical fiber sensors

光学精密工程. 2016, 24(5): 971–978 <https://doi.org/10.3788/OPE.20162405.0971>

基于卷积神经网络的光学遥感图像检索

Optical remote sensing image retrieval based on convolutional neural networks

光学精密工程. 2018, 26(1): 200–207 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182601.0200>

水浴处理对塑料光纤传感器灵敏度及温度独立性的影响

Effects of water–heat treatment sensitivity and temperature–independent of plastic optical fiber sensor

光学精密工程. 2016, 24(10s): 66–73 <https://doi.org/10.3788/OPE.20162413.0066>

软体气动驱动器弯曲变形光纤传感与形状重构

Bending deformation of optical fiber sensing and shape reconstruction of soft pneumatic driver

光学精密工程. 2019, 27(5): 1052–1059 <https://doi.org/10.3788/OPE.20192705.1052>

温度解耦增敏式光纤光栅应变传感器

Temperature decoupling and high strain sensitivity fiber Bragg grating sensor

光学精密工程. 2018, 26(6): 1330–1337 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182606.1330>

文章编号 1004-924X(2020)07-1454-08

基于卷积神经网络的增敏型光纤弯曲传感器

谭中伟*, 杨婧雅, 刘 艳, 卢 顺, 张利伟, 牛 慧
(北京交通大学, 北京 100044)

摘要: 为了提高光纤弯曲传感器的灵敏度, 增大线性范围, 降低成本, 本文提出一种基于深度神经网络分类塑料光纤弯曲角度及方向的方法。使用进行侧抛增敏处理的塑料光纤, 在光纤输出端采集不同弯曲角度的散斑图。制作了包含五类弯曲角度的数据集一以及包含七类弯曲角度的数据集二, 在预处理图像数据之后, 利用多层卷积神经网络对散斑图像进行卷积和池化处理, 得到散斑图像的特征图, softmax 分类器用来得到分类准确率, 最后对两种不同卷积神经网络模型进行分类效果进行对比。结果显示: 数据集一光纤弯曲的角度间隔为 5° 时分类准确率达到 96%, 理论和实际分析结果表明该方案识别率较高, 基于该方法有望实现一种简单、高效的光纤弯曲传感器。

关键词: 光纤弯曲传感; 卷积神经网络; 散斑; 塑料光纤; 增敏型光纤

中图分类号: TP212; TN253 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20202807.1454

Enhanced fiber optic bending sensor based on convolutional neural network

TAN Zhong-wei*, YANG Jing-ya, LIU Yan, LU Shun, ZHANG Li-wei, NIU Hui

(Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

* Corresponding author, E-mail: zhwtan@bjtu.edu.cn

Abstract: To improve the sensitivity and cost-efficiency of a fiber bending sensor and to increase its linear range, a method based on a deep neural network was proposed to classify different bending angles and directions of plastic fiber. Plastic fiber with side throw sensitization processing was used to collect speckle images of different bending angles at the output end of the fiber. Data set one was made with five types of bending angle and data set two contained seven types of bending angle. After the pretreatment of image data, a multilayer convolution neural network was used to analyze the speckle image. The convolution and pooling provided speckle image features. A softmax classification was used for classification accuracy. Finally, the effect of two different convolutions on the classification of the neural network model was compared. The results show that the classification accuracy reaches 96% when the angle interval of fiber bending in the data set one is 5° . The theoretical and practical analysis results show that the scheme has a high recognition rate. Moreover, the realization of this method is expected to provide a new type of simple and efficient fiber bending sensor.

Key words: fiber bending sensor; convolutional neural network; speckle figure; plastic optical fiber; sensitized fiber

收稿日期: 2019-12-23; 修订日期: 2020-02-25.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61875008, No. 61975009)

1 引言

光纤作为目前世界上被广泛应用、传输速度最高的信息传递媒介,在通信领域的发展过程中占有非常重要的地位。激光和光纤的相继问世推动了光传感技术的迅速发展^[1]。近年来,光纤曲率传感器取得了大量研究成果,包括长周期光纤光栅型曲率传感器、布拉格光纤光栅型曲率光纤传感器、迈克尔逊干涉型曲率光纤传感器等。其中,波长调制型曲率光纤传感器^[2-5]结构较为复杂、设备精密度要求较高;干涉式光纤曲率传感器^[6]具有较高的灵敏度但其系统复杂,设备昂贵且可测量范围相对较窄。传统的光强调制型曲率光纤传感器,因表面未经处理相对于波长调制型和相位调制型曲率光纤传感器灵敏度较低。1993年,Danisch在光纤表面加工出具有轴向细条纹的增敏型曲率传感器,可连续、实时地测量弯曲曲率^[7]。1994年,他申请了弯曲增敏光纤传感器的专利^[8],提出了可用于测量弯曲结构的弯曲与位置传感器。近两年,陆续有学者报道了可以直接测量曲率的光强调制型曲率光纤传感器。文献^[9]在基于侧抛增敏理论及相关实验的基础上提出一种宏弯耦合系统,该系统在可判别弯曲方向的基础上能同时基于不同弯曲角度的传感特性实现光调制。2019年,Di等开发了基于光纤曲率传感器的手势监控系统^[10]。

由于多模光纤(Multimode Fiber, MMF)自身的工艺缺陷、光纤弯曲、模间色散、各模式相速度不同等原因,耦合到多模光纤的光在输出端形成散斑^[11]。光在理想平直光纤中传输时,会以一定的模式进行传输。当光纤发生弯曲或者折射率分布变化时,模式耦合激励出更多模式,且能量分布也会发生变化,散斑图也随之改变。作为散射介质的主要研究分支,基于散斑图像的目标识别与分类在疾病诊断、内窥镜下定向治疗、建筑健康监测等方向具有重要意义。随着深度学习的快速发展,目标识别和分类的准确性得到了极大的提高^[12-13]。卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)、递归神经网络(RNN)、深度神经网络(DNN)等都是目前广泛使用的深度学习网络模型。其中, CNN 是深度学习的一个重要研

究分支, Alex Krizhevsky^[14]等将在 CNN 架构下改进的深度学习算法成功应用于 ISVRC2012 图像识别大赛。之后, CNN 逐渐成为图像识别分类的主要模型。近两年,国内外陆续有学者将深度学习的方法应用在多模光纤传输图像领域,并取得了较好的研究成果。Wang 等^[15]将 AlexNet 和支持向量机结合起来用于识别人脸和非人脸图像,将 AlexNet 模型最后一层 softmax 分类器改为支持向量机分类器提高了图像分类的精度,分类准确率达到 96%,但其训练时长略大于支持向量机分类器。瑞士联邦理工学院的一组研究人员利用 U-NET 和 VGG 对经过多模光纤传输的数字图像进行重建分类,长度为 0.1 m 的光纤分类准确率达到 96%,长度为 1 km 的光纤分类准确率达到 90%^[16]。

本文在前人研究的基础上,对 AlexNet 模型的网络结构进行了一定的调整和改进,并将该模型用于塑料光纤弯曲角度的识别分类。该方法具有较高的识别精度和效率,有望实现一种新型的简单、高效的光纤弯曲传感器。

2 光纤结构设计

实验采用与石英光纤相比有着柔软易弯曲不易折断等优点的塑料光纤。为了提高塑料光纤对弯曲形变的灵敏度,在光纤的一侧加工出敏感区,对塑料光纤的侧面进行抛磨处理,加工过程如图 1 所示。使用具有沟槽的模具将塑料光纤固定,并使用塑柄整形锉对其进行打磨。这里选取光纤中部的 20 mm 进行了增敏处理,剥离了其包层以及部分纤芯。通过调整光纤在模具上的位置(沟槽的深度)改变抛磨的深度,同时也保证了其准确性。侧抛增敏型光纤如图 2 所示。

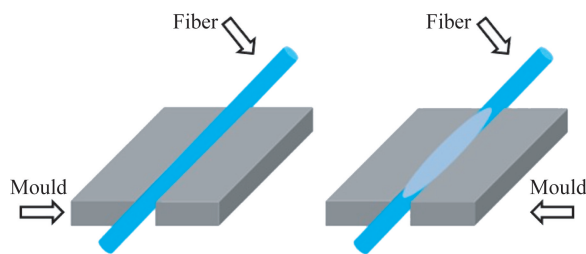


图 1 侧抛光纤加工示意图

Fig. 1 Schematic of side-throwing sensitized fiber processing

光纤曲率传感器灵敏度的极性化如图 3 所示。在弯曲曲率固定的情况下,传感器的响应是在弯曲方向上的余弦函数,正向弯曲(图 3 中 X 轴方向)光的通过量会降低,负向弯曲(图 3 中 X 轴反方向)光的通过量会增加^[17]。

3 模型方法

3.1 AlexNet 模型

CNN 是一种前馈神经网络,它的人工神经元

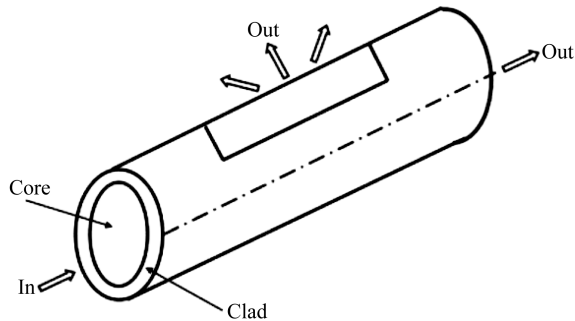


图 2 具有敏感区域的光纤
Fig. 2 Fiber with a sensitive zone

可以响应一部分覆盖范围内的周围单元,主要由卷积层、池化层和全连接层组成。其中,AlexNet 模型由 5 个卷积层、3 个池化层以及 3 个全连接层组成。AlexNet 网络的基本结构如图 4 所示。

3.2 网络结构设计

本次实验采用两种卷积层数不同的神经网络模型,对实验的输出结果进行对比。通过对 AlexNet 模型的输入数据量、卷积核以及网络层数进行调整。

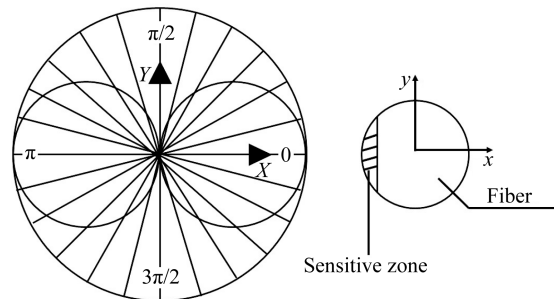


图 3 传感器灵敏度的极性化^[15]
Fig. 3 Polarity of sensor sensitivity^[15]

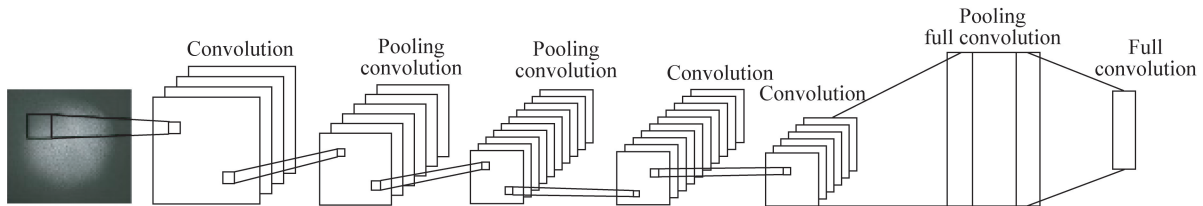


图 4 AlexNet 网络的基本结构
Fig. 4 Basic structure of AlexNet network

模型一(三层卷积神经网络)由 3 个卷积层、3 个池化层、2 个全连接层和 1 层 softmax 分类器组成。模型二(四层卷积神经网络)由 4 个卷积层、4 个池化层、2 个全连接层以及 1 层 softmax 分类器构成。最后一层 softmax 分类器用来得到样本属于各个类别的概率分布情况。将所有卷积层的卷积核的大小设置为 5×5 代替 AlexNet 模

型中 11×11 和 3×3 的卷积核。大的卷积核虽具有更大的感受野,每次可以获得更多的像素点,但会增加计算量、降低计算性能。同时在每一个卷积层后都加入一个最大池化层,通过对散斑图的一系列卷积、池化过程,提取散斑图的深层信息,并进一步的缩小原散斑图的尺寸,从而减小计算量。模型一的网络结构如图 5 所示。

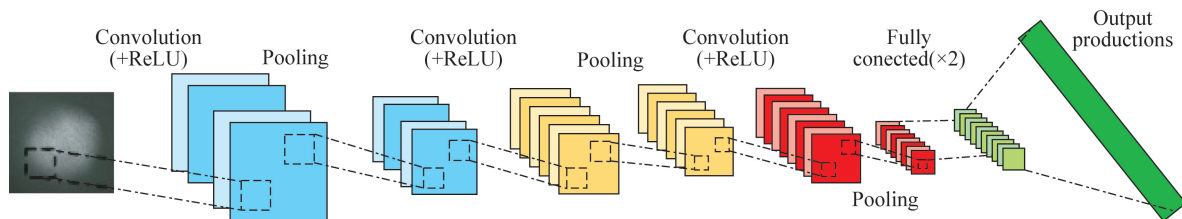


图 5 模型一的网络结构
Fig. 5 Network structure of model I

模型一、模型二和网络结构的配置信息和数据分别如表 1、表 2 和表 3 所示。其中 Conv 为卷积层, Num_Filter 为卷积核数量, stride 为步长, FC 为全连接层, Relu 为激活函数。

表 1 三层卷积神经网络模型的结构配置和数据

Tab. 1 Configuration information and data of three layers convolutional neural network

Conv	Conv1	Conv2	Conv3
Data_Size	32×32×3	16×16×32	8×8×64
Conv: Num_Filter	32	64	128
Conv: padding	2	2	2
Conv: Filter_Size	5×5×3	5×5×32	5×5×64
Conv: stride	1	1	1
Data_Size after convolution	32×32×32	16×16×64	8×8×128
Activation	Relu	Relu	Relu
Data_Size after activation	32×32×32	16×16×64	8×8×128
Pooling: Kernel_Size	2×2	2×2	2×2
Pooling: stride	2	2	2
Data_Size after pooling	16×16×32	8×8×64	4×4×128

表 2 四层卷积神经网络模型的结构配置和数据

Tab. 2 Configuration information and data of four layers convolutional neural network

Conv	Conv1	Conv2	Conv3	Conv4
Data_Size	64×64×3	32×32×16	16×16×32	8×8×64
Conv: Num_Filter	16	32	64	128
Conv: padding	2	2	2	2
Conv: Filter_Size	5×5×3	5×5×16	5×5×32	5×5×64
Conv: stride	1	1	1	1
Data_Size after convolution	64×64×16	32×32×32	16×16×64	8×8×128
Activation	Relu	Relu	Relu	Relu
Data_Size after activation	64×64×16	32×32×32	16×16×64	8×8×128
Pooling: Kernel_Size	2×2	2×2	2×2	2×2
Pooling: stride	2	2	2	2
Data_Size after pooling	32×32×16	16×16×32	8×8×64	4×4×128

表 3 网络结构配置信息和数据

Tab. 3 Configuration information and data of network structure

FC	FC1	FC2
Data	12×12×128	1 024
Data after FC	1 024	1 024
Activation	Relu	Relu
Data after activation	1 024	1 024
Dropout Kept_prob	0.5	0.5
Data after dropout fitting	1 024	512

卷积核的计算公式为:

$$f[x, y] * g[x, y] = \sum_{n_1=-a}^a \sum_{n_2=-a}^a f[n_1, n_2] \times g[x - n_1, y - n_2], \quad (1)$$

其中: $f[n_1, n_2]$ 是原始图像中的一部分, $g[n_1, n_2]$ 是 5×5 的滤波器, n_1 和 n_2 是卷积区域的卷积像素点, “ \times ”代表的是每个像素点的相乘。

Relu 作为卷积层的激活函数可以加速网络训练的速度,降低计算的复杂度,对各种干扰具有更强的鲁棒性,并且在一定程度上避免了梯度消失问题。

$$f(x) = \max(0, x), \quad (2)$$

$$y_i = f\left(\sum_i w_i x_i + b\right), \quad (3)$$

其中: x_i 和 y_i 分别是网络的输入和输出, w_i 是网络的权重, b 是激励函数 $f(x)$ 所加入的偏置量。

池化层在卷积层之后,对输出特征图进行下采样操作,降低每个特征映射的维度,并保留最重要的信息。最后 Softmax 分类器进行光纤弯曲角度的识别分类。假如网络输出为 z_1, z_2, \dots, z_n , Softmax 函数对输出进行回归处理, Softmax 函数可表示为:

$$\text{softmax}(z_i) = \frac{\exp(z_i)}{\sum_{j=1}^m \exp(z_j)}, \quad (4)$$

其中: i, j 为类别索引 ($i = 1, 2, \dots, m$), m 为分类数。

4 实验与结果分析

4.1 实验设备

用于收集数据的光学系统如图 6 所示。

560 nm 的光源(红色激光笔)从固定端入射进入塑料光纤,光纤远端的出射光经焦距为 $40f$ 的凸透镜 L1, 汇聚至 CCD 检测器上由成像光纤输出。



图 6 增敏型光纤弯曲传感器的光学系统

Fig. 6 Optical system of enhanced fiber optic bending sensor

4.2 实验数据处理

数据集一根据光纤角度弯曲间隔不同分为 7 组,角度间隔分别为 $30^\circ, 20^\circ, 15^\circ, 10^\circ, 5^\circ, 3^\circ, 2^\circ$; 角度间隔不同的每组又分为 5 小组,测量范围分别为 $120^\circ, 80^\circ, 60^\circ, 40^\circ, 20^\circ, 12^\circ, 8^\circ$ 。数据集二根据光纤角度弯曲间隔不同分为 7 组,角度间隔分别为 $30^\circ, 20^\circ, 15^\circ, 10^\circ, 5^\circ, 3^\circ, 2^\circ$; 角度间隔不同的每组又分为 7 小组,测量范围分别为 $180^\circ, 120^\circ, 60^\circ, 30^\circ, 18^\circ$ 和 12° 。每小组采集 200 幅图片,共采集 5 800 幅图片。每小组随机抽取 10 张作为测试集,剩余图片作为训练集和验证集,其中数据集一包含 4 600 幅散斑图,数据集二包含 5 800 幅散斑图,每张图片的像素均为 320×240 。为保证实验的准确性和可靠性,将光纤弯曲的不同角度时的位置用记号笔标记并反复采集不同角度光纤输出的散斑图。图 7 显示了光纤不同弯曲角度 CCD 捕获的散斑图。

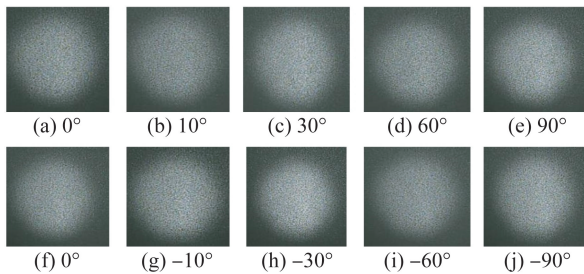


图 7 不同弯曲角度捕获的散斑图

Fig. 7 Speckle patterns captured at different bending angles

图 8(a)~8(c)为光纤弯曲 $30^\circ, 60^\circ, 90^\circ$ 时神经网络输出的特征图,图 8(d)~8(f)为光纤弯曲 $-30^\circ, -60^\circ, -90^\circ$ 时神经网络输出的特征图。

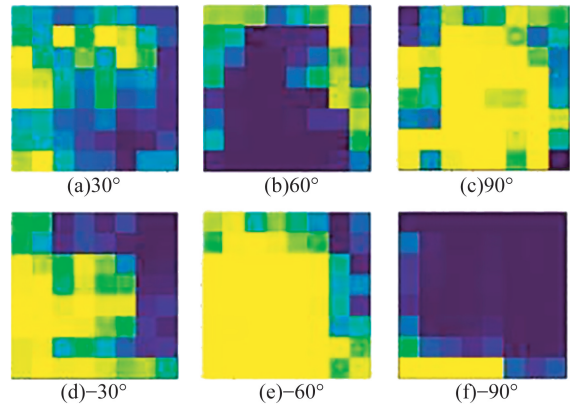
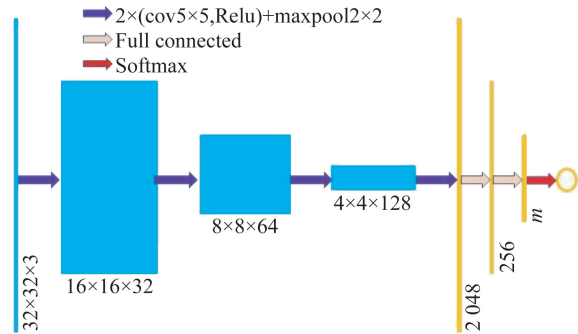


图 8 神经网络输出特征图

Fig. 8 Output feature graph of neural network

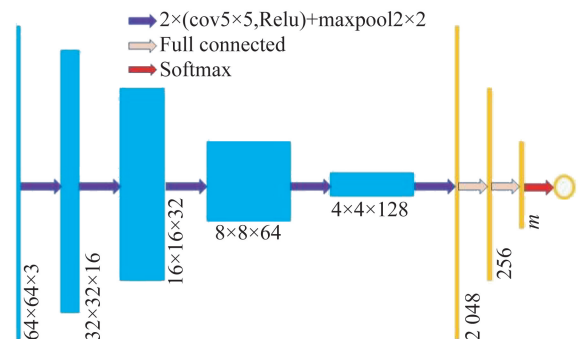
4.3 结果分析

实验程序是在单个 NVIDIA GeForce RTX 2070 图形处理单元上使用 TensorFlow 3.7 Python 库实现的。图 9 所示是本次实验采用的三层卷积神经网络(模型一)结构和四层卷积神经网络(模型二)结构, m 是分类数。



(a) 三层卷积神经网络

(a) Three layers convolutional neural network



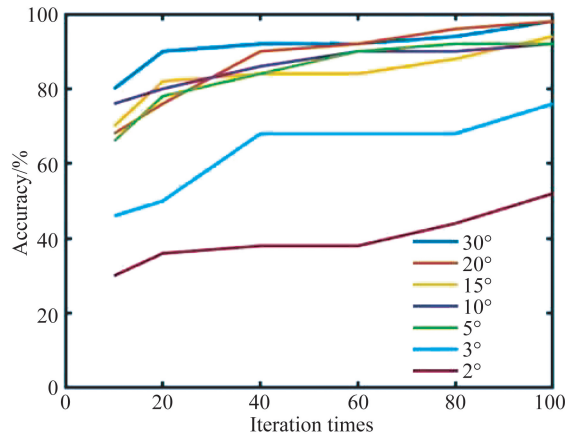
(b) 四层卷积神经网络

(b) Four layers convolutional neural network

图 9 神经网络结构

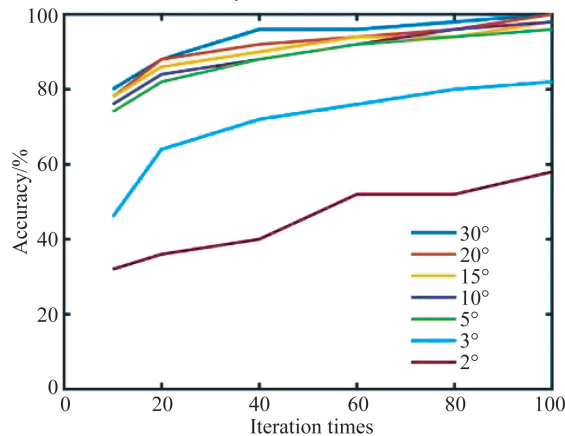
Fig. 9 Structure of neural network

图 10 为数据集一和数据集二不同卷积层数的神经网络模型实验结果的对比。数据集一的三层和四层卷积神经网络模型随着迭代次数的增加识别准确率的变化情况如图 10(a)和 10(b)所示。数据集二的三层和四层卷积神经网络模型随着迭代次数的增加识别准确率的变化情况如图 10(c)和 10(d)所示。



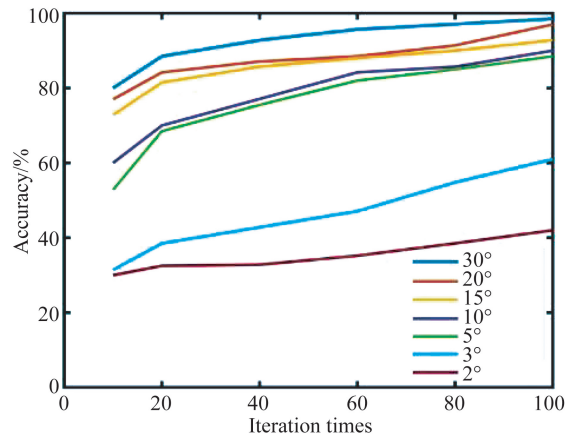
(a)数据集一,三层卷积神经网络

(a)Data set 1, three layers convolutional neural network



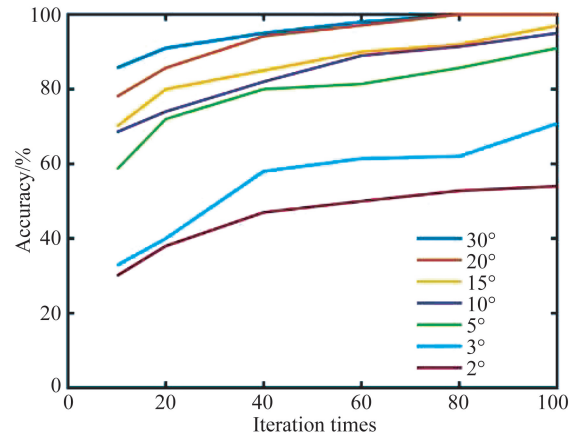
(b)数据集一,四层卷积神经网络

(b)Data set 1, four layers convolutional neural network



(c)数据集二,三层卷积神经网络

(c)Data set 2, three layers convolutional neural network



(d)数据集二,四层卷积神经网络

(d)Data set 2, four layers convolutional neural network

图 10 数据集一和数据集二不同迭代次数下 2 种模型识别率对比

Fig. 10 Recognition rate comparison of two models for different iteration times

随着迭代次数的增加,三层和四层卷积神经网络模型的准确率不断提高。经过 100 次迭代训练后,间隔角度较大时模型一和模型二的识别准确率都很高,分别达到了 98.5%和 100%。角度间隔较小时,如数据集一角度间隔为 5°时模型一的识别准确率达到 92%,模型二的识别准确率达到 96%。数据集二角度间隔为 5°时,模型一和模型二的识别准确率也达到了 88.5%,91%。由此表明,本文方法在光纤弯曲角度分类识别中具有较强的识别能力。模型二在识别准确率上要高于模型一,同时也需要更长的训练时间。角度间隔为 2°时,识别准确率较低可能是因为散斑携带特征不明显。

表 4 是数据集一迭代 100 次不同弯曲角度三层和四层卷积神经网络模型的识别准确率以及训练时长的对比。

表 4 数据集一不同层数的神经网络训练结果以及时间对比

Tab. 4 Training performance and time comparison of neural network with different layers in data set 1

Fiber bending angle/(°)	Neural network of three layers		Neural network of four layers	
	Accuracy/%	Time/s	Accuracy/%	Time/s
2	52	53	56	309
3	76	53	82	309
5	92	53	96	309
10	92	53	98	309
15	94	53	98	309
20	98	53	100	309
30	98	53	100	309

表 5 是数据集二迭代 100 次不同弯曲角度三层和四层卷积神经网络模型的识别准确率以及训练时长的对比。

表 5 数据集二不同层数的神经网络训练结果以及时间对比

Tab. 5 Training performance and time comparison of neural network with different layers in data set 2

Fiber bending angle/(°)	Neural network of three layers		Neural network of four layers	
	Accuracy/%	Time/s	Accuracy/%	Time/s
2	42	56	54	330
3	61	56	70.8	330
5	88.5	56	91	330
10	90	56	95	330
15	92.8	56	97	330
20	97	56	100	330
30	98.5	56	100	330

参考文献:

- [1] GRATTAN K T V, SUN T. Fiber optic sensor technology: an overview [J]. *Sensors and Actuators A (Physical)*, 2000, 82(1/3):40-61.
- [2] ZHANG H L, WU Z F, SHUM P P, *et al.*. Fiber Bragg gratings in heterogeneous multicore fiber for directional bending sensing [J]. *Journal of Optics*, 2016, 18(8): 085705.
- [3] YANG K, HE J, LIAO C, *et al.*. Femtosecond laser inscription of fiber Bragg grating in twin-core few-mode fiber for directional bend sensing [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2017, 35(21): 4670-4676.
- [4] 孙广开, 曲道明, 闫光, 等. 软体气动驱动器弯曲变形光纤传感与形状重构 [J]. *光学精密工程*, 2019, 27(5): 1052-1059.
SUN G K, QU D M, YAN G, *et al.*. Bending deformation of optical fiber sensing and shape reconstruction of soft pneumatic driver [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(5): 1052-1059. (in Chinese)
- [5] 何彦霖, 张旭, 孙广开, 等. 复合基底柔性光纤曲率传感器设计 [J]. *光学精密工程*, 2019, 27(6): 1270-1276.
HE Y L, ZHANG X, SUN G K, *et al.*. Flexible curvature sensor based on composite substrate [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(6): 1270-1276. (in Chinese)

5 结 论

本文提出了一种基于卷积神经网络的增敏型光纤弯曲传感器,采用光强调制型光纤传感器,并在光纤一侧加工出敏感区,提高传感器的灵敏度。实验设置两个数据集,对比分析了数据集一和数据集二在卷积层输出特征图大小相等的情况下不同神经网络层数的识别准确率。实验结果表明:数据集一光纤弯曲的角度间隔为 5°时分类准确率达到 96%,光纤弯曲的角度可以被神经网络很好的识别,从而证实了该方法的可行性和优越性。该光纤系统搭建成本较为低廉、结构较为简单,可以用于建筑结构健康监测,智能结构弯曲角度测量等场合,为进一步提高光纤传感性能提供理论及实验支持。

- [6] WANG Q, LIU Y. Optical fiber curvature sensor based on MMF-SCF-MMF structure [J]. *Optical Fiber Technology*, 2018, 43(10): 1-5.
- [7] DANISCH L A. Bend enhanced fiber optic sensors [J]. *SPIE*, 1993, 1795:204-214.
- [8] DANISCH L A. Fiber optic bending and positioning sensor including a light emission surface formed on a portion of a light guide, United States [P]. 5321257, 1994-6-14.
- [9] 申亚萍. 曲率光纤传感器关键技术的研究[D]. 北京:北京交通大学,2019.
SHEN Y P. *Research on the Key Technology of Curvature Fiber Optic Sensor* [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019. (in Chinese)
- [10] DI H T, LI Y T, LIU K Y, *et al.*. Hand gesture monitoring using fiber-optic curvature sensors [J]. *Applied Optics*, 2019, 58(29): 7935-7942.
- [11] FLORENTIN R, KERMENE V, BENOIST J, *et al.*. Shaping the light amplified in a multimode fiber [J]. *Light: Science & Applications*, 2016, 6(2):e16208.
- [12] YI L C, Y BENGIO, G. HINTON. Deep learning [J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436-444.
- [13] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: An overview [J]. *Neural Networks*, 2015, 61: 85-117.
- [14] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. E. Image Net classification with deep convolu-

- tional neural networks[C]. *International Conference on Neural Information Processing Systems*. NY USA: *Advances in neural information processing systems*, 2012;1097-1105.
- [15] WANG P, DI J. Deep learning-based object classification through multimode fiber via a CNN-architecture SpeckleNet [J]. *Applied Optics*, 2018, 57(28): 8258-8263.
- [16] BOTHANI N, KAKKAVA E, CHRISTOPHE M, *et al.*. Learning to see through multimode fibers [J]. *Optical*, 2018, 5(8): 960-966.
- [17] DI H T, SUN S, YU J, *et al.*. Novel optical fiber sensor for deformation measurement [C]. *5th International Symposium on Advanced Optical Manufacturing and Testing Technologies: Optical Test and Measurement Technology and Equipment*. Washington: *Proceeding of SPIE*, 2010; 7656, 76561C-1-76561C-7.

作者简介:



谭中伟(1978—),男,河南信阳人,博士,教授,博士生导师,2000年、2005年于北京交通大学分别获得学士、博士学位,主要从事全光交换、特种光纤、光电器件及基于智能光纤传感的物联网等方面的研究。E-mail: zhwtan@bjtu.edu.cn



杨婧雅(1996—),女,河南商丘人,硕士研究生,2018年于河南农业大学获得学士学位,主要从事光纤传感、深度学习方面的研究。E-mail: 18120159@bjtu.edu.cn