文章编号:1007－6735(2026)02－0159－09　DOI: 10.13255/j.cnki.jusst.20250115001

基于 BP 神经网络的 SPPs 干涉型传感方法

郝秋月，　彭润玲，　刘家辰，　胡海峰
（上海理工大学 光电信息与计算机工程学院，上海 200093）

摘要：设计了一种由金属狭缝–凹槽构成的表面等离子激元(SPPs)干涉仪阵列结构。在单色光照射下，周期性凹槽激发的 SPPs 与纳米狭缝处的直接透射光发生干涉，参与干涉的两路光的相位差将导致透射光强发生变化。采用 7 个具有不同狭缝–凹槽距离的干涉仪结构，通过综合分析各个透射能量的变化，检测环境介质折射率。样品加工采用聚焦离子束刻蚀技术在金属膜上制备了狭缝–凹槽结构，并封装成微流控芯片，完成不同折射率溶液环境下透射光能量分布的采集。通过反向传播(BP)神经网络模型的训练和测试，传感方案在折射率误差±1×10^{-3} 范围内的识别准确率可达到 96.2%，展现了出色的泛化能力和鲁棒性。

关键词：表面等离子激元；聚焦离子束刻蚀技术；BP 神经网络；折射率传感
中图分类号：TN 201　　**文献标志码：**A

SPPs interferometric sensing method based on BP neural network

HAO Qiuyue,　PENG Runling,　LIU Jiachen,　HU Haifeng
(*School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China*)

Abstract: A surface plasmon polaritons (SPPs) interferometer array structure composed of a metal slit-groove structure was designed. Under monochromatic light illumination, the SPPs excited by the periodic grooves interfere with the direct transmitted light at the nano-slit. The phase difference between the two interfering light beams caused variations in the transmitted light intensity. Seven interferometer structures with different slit-groove distances were used to detect the refractive index of the surrounding medium by comprehensively analyzing the changes in transmitted energy. The sample was fabricated using focused ion beam milling technology to create the slit-groove structure on a metal film and was then encapsulated into a microfluidic chip. The distribution of transmitted light energy was collected

收稿日期: 2025−01−15
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62075132)；上海市自然科学基金资助项目(22ZR1443100)
第一作者: 郝秋月(1998—)，女，硕士研究生．研究方向：干涉传感．E-mail：222180394@st.usst.edu.cn
通信作者: 胡海峰(1984—)，男，教授．研究方向：纳米光子学、光场调控．E-mail：hfhu@usst.edu.cn

引文格式: 郝秋月，彭润玲，刘家辰，等．基于 BP 神经网络的 SPPs 干涉型传感方法[J]．上海理工大学学报，2026，48(2)：159-167.
Citation: HAO Qiuyue, PENG Runling, LIU Jiachen, et al．SPPs interferometric sensing method based on BP neural network[J]．Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2026, 48(2)：159-167.

under different refractive index solutions. By training and testing a backpropagation (BP) neural network model, the sensor system achieved an identification accuracy of 96.2% within a refractive index error of $\pm 1\times10^{-3}$, demonstrating excellent generalization ability and robustness.

Keywords: *surface plasmon polaritons*; *focused ion beam milling technology*; *backpropagation neural network*; *refractive index sensing*

折射率传感器是一类能够检测介质折射率变化的光学传感器，在生物传感、环境监测、化学分析等领域有着广泛的应用[1–4]。根据工作原理和结构特点，折射率传感器可以分为马赫–曾德尔干涉仪（Mach-Zehnder interferometer，MZI）型折射率传感器[5–8]、亚波长光栅型折射率传感器[9–11]、微环谐振器型折射率传感器[12–14]、等离子体传感器[15–19]等类型。其中等离子体传感器是金属表面自由电子的集体电磁激发，在金属–介质界面上具有强约束和局域性[20]，表面等离子激元（surface plasmon polaritons，SPPs）对介电环境的局部折射率变化极为敏感，这一特性导致了无标签等离子体传感器的发展。大多数等离子体传感器是表面等离子体共振（surface plasmon resonance，SPR）传感器，如基于衰减全反射（ATR）[21]的棱镜耦合传感器。由于光与表面等离子谐振耦合，这些棱镜型 SPR 传感器可以达到极小的 10^{-5} 折射率单位（refractive index unit，RIU）的检测极限，可以通过采用相敏干涉方案[22]进一步提高。然而，这种 SPR 传感器通常体积庞大，价格昂贵，需要大量的样品溶液，不适合基于芯片的小批量、高通量检测。虽然传统单通道 SPR 传感器的灵敏度通常较高，可达 4 361.04 nm/RIU[23]、5 858.78 nm/RIU[24]和 16 200 nm/RIU[25]等，但受限于单通道的测量方式，其检测极限和动态范围相对有限。而多通道干涉仪通过相位匹配和波矢补偿机制，进一步提高 SPPs 的激发效率，从而提升传感器的整体性能，能够显著提高灵敏度。Chen 等[26]提出了一种可以应用于敏感的等离子体传感器的 MIM 结构，通过仿真确定结构参数，得到传感器结构的最佳灵敏度为 1 384 nm/RIU，品质因数为 28.4。徐堃等[27]利用飞秒激光刻写及激光辅助化学刻蚀技术设计了对称的分支型波导 MZI，在其中一路上制备光学微腔结构，当待测液体浸入微腔时，传感器呈现明显的干涉峰漂移，其灵敏度在折射率 1.35 附近达到了约 16 311.8 nm/RIU。廖莎莎等[8]设计了一种基于绝缘体上硅的 MZI 型高灵敏度折射率传感器。在该传感器中采用悬空槽波导作为传感臂，条形波导作为参考臂，利用两臂不同模式之间的干涉提高传感器的灵敏度，在仅 6.2×10^{-2} mm^2 尺寸下实现了 98 240 nm/RIU 的高灵敏度。其灵敏度高和尺寸小的优势使得多通道干涉仪在生物传感、环境监测、医学诊断等领域具有更广泛的应用前景。干涉测量是最灵敏的光学检测方法之一，直接透射光与相邻平行槽发射的 SPPs 进行干涉，使得通过金属薄膜上狭缝的光传输强度被增强或抑制[28]。干扰对由金属–介电界面支撑的 SPPs 的特性很敏感，如 SPPs 的有效折射率和传播损耗。Wang 等[29]介绍了一种通过亚像素精度的条纹图案匹配来确定两幅干涉图之间的相位差干涉测量方法。实验表明，该方法对于确定两幅等间距条纹图案之间的相位差很有用，这种测量方法为非光谱测量提供了条件。Li 等[30]提出了一种新型的狭缝–凹槽结构的等离子体干涉装置，通过利用直接透射光与从金属凹槽中激发的 SPPs 之间的干涉，观察干涉条纹的偏移，可以精确地测量折射率的微小变化，实现了对折射率变化的高灵敏度检测。这种非光谱传感方案具有方案简单、测量精度高、抗噪能力强和成本低[31–34]的优点。

深度学习作为人工智能的前沿领域，通过模拟人脑处理信息的方式，赋予机器强大的数据分析和模式识别能力。它在图像识别和语音处理等多个领域展现出革命性的潜力。随着技术的不断进步，深度学习正逐渐成为解决复杂问题的关键技术。Fujiwara 等[35]提出了一种基于深度学习的纤维散斑图传感器，用于评估力肌图信号，该传感器通过附着在受试者前臂上的模块化结构检测施加的力，并可以从获取的光学数据中估计实际手的配置。测试结果显示，即使使用较少数量的传感器，估计手指形态的平均准确率也达到 89.9%。Gu 等[36]采用深度学习模型根据从多模光纤输出端收集的散斑图案来解调传感信号，学习

赋能的光纤散斑图传感器利用聚焦离子束刻蚀来创建具有增强光−物质相互作用的传感器，测试结果显示在 1.3326 ～1.3679 折射率范围内，解调精度达到 99.68%，解调速度达到 4.5 ms /帧。同时，人工智能的集成，特别是 BP 神经网络，为分析和解释此类等离子体传感器生成的复杂数据提供了强大的工具。Chen 等[37]开发了一种光纤表面等离子体共振（FO-SPR）生物传感器，该传感器能够利用可见光和近红外 CMOS 传感器来捕获透射光。通过应用灰度变换和边缘检测算法，从图像中提取与 SPR 效应相关的光学信息。为了检测折射率变化，采用了可见光和近红外图像的灰度均值以及边缘检测图像的 RGB 值，这些值被用作训练和测试 BP 神经网络的输入，验证了该传感系统的有效性。BP 神经网络是一种前馈型人工神经网络，通过误差的反向传播过程调整权重来学习近似复杂函数，其处理非线性关系和高维数据的能力使其成为提取纳米结构干涉信息等复杂行为的理想工具。

将狭缝−凹槽结构的等离子体干涉测量方法和 BP 神经网络分析进行结合，可以实现更加高效和紧凑的传感系统。狭缝−凹槽结构提供对折射率变化敏感的干涉信息，而 BP 神经网络提供了一种可以处理这种复杂信息的方法，以提取准确可靠的传感数据。这种结合不仅提高了传感器的灵敏度和分辨率，还有助于进一步使系统集成化，使其对光源波动和其他环境扰动更加可靠。本文旨在利用深度学习 BP 神经网络功能，对设计并加工的干涉结构在不同折射率下采集到的干涉信息数据进行训练，以实现在折射率 1.333～1.366 范围内的计算预测，验证设计的狭缝−凹槽干涉仪结构能够用来进行折射率传感研究。

1　传感原理与方法

1.1　设计原理

本研究提出了一种基于集成金属槽阵列和纳米狭缝的等离子体干涉仪的非光谱折射传感方案。由于自由空间光子与 SPPs 具有不同的色散关系，满足色散关系式（1），自由空间光子的动量通常小于 SPPs 的，导致直接耦合困难。然而，通过使用光栅耦合方法，当满足式（2）时可以实现光子和 SPPs 的波矢量匹配，从而激发 SPPs。在正入射且满足波矢量匹配条件后，SPPs 能够被金属槽阵列激发，并进一步传播至纳米狭缝区域。

$$k_{\mathrm{s}} = k_0 \sqrt{\frac{\varepsilon_{\mathrm{m}} n^2}{\varepsilon_{\mathrm{m}} + n^2}} \tag{1}$$

$$k_{\mathrm{s}} = k_0 \sin\theta \pm m\frac{2\pi}{p} \tag{2}$$

式中：k_{s}为 SPPs 的波矢大小；k_0为入射光的波矢大小，$k_0 = 2\pi/\lambda$，λ为入射光的波长；$\varepsilon_{\mathrm{m}}'$为金属介电常数的实部；$n$为金属表面上介电材料的折射率；$\theta$为入射光波矢方向与入射界面法线之间的夹角；$m$为衍射级次；$p$为光栅周期。

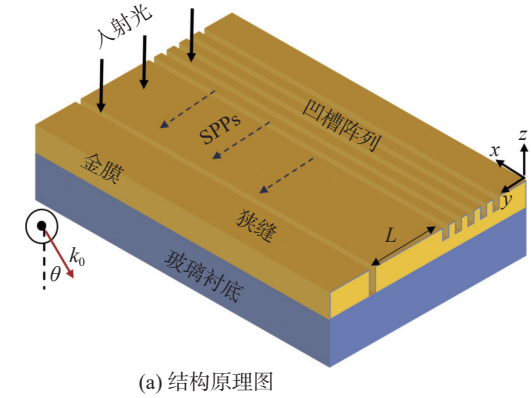
传感器如图 1(a) 所示，浅凹槽阵列和亚波长纳米狭缝被刻蚀在 200 nm 厚的金膜上，金膜沉积在石英衬底上，L 为凹槽阵列到纳米狭缝中心处的距离（即 SPPs 的传播长度），简称狭槽距。波长为 650 nm 的横磁波（transverse magnetic，TM）偏振光以正入射方向从结构上方照射。由于干涉，在纳米狭缝处的透射强度$I(L)$可推导为

$$I(L) = E_{\mathrm{s}}^2 + E_{\mathrm{d}}^2 + 2E_{\mathrm{s}}E_{\mathrm{d}}\cos(k_{\mathrm{s}}L + \varphi_0) \tag{3}$$

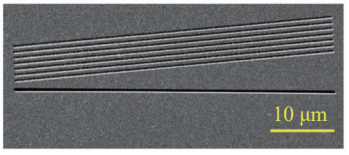
式中：E_{s}和E_{d}分别为 SPPs 介导场和直接透射场的电场幅值；φ_0为激发处 SPPs 的初始相位。

在式（3）中，余弦函数的第一项是 SPPs 从槽阵列传播到纳米狭缝时的相位延迟，当狭槽距 L 取值不同时，从凹槽阵列产生的 SPPs 到达狭缝处具有不同的传播距离，SPPs 介导场和直接透射场由于具有不同的相位差，在狭缝处产生的干涉光强度会有差异。图 1(b) 为仿真得到的不同狭槽距时在狭缝处透射光强度的变化图，可以看到当狭槽距改变时，狭缝处的干涉强度确实会有所不同。为验证以上内容的正确性，先加工了倾斜的纳米狭槽结构，其扫描电镜（SEM）图如图 1(c) 所示。狭槽之间的夹角为 4°，狭槽之间的角度可以使狭槽之间的距离连续变化，狭缝与凹槽的长度为 50 μm，宽度 w 为 200 nm，周期 p 为 455 nm。当 TM 偏振光垂直打在结构上时，狭缝处的透射光被收集，结果如图 1(d)。对干涉条纹沿中心提取光强度得到图 1(e)，实验证明了狭缝处的透射光强度会因为不同狭槽距而改变，证明了实验理论的合理性。

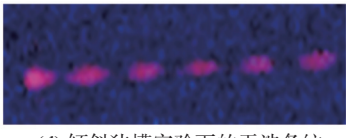
因此，将固定的 7 个具有不同 L 值的狭缝处透射光强度数据集作为传感单元，当覆盖介质的折射率发生改变时，从凹槽阵列发射的 SPPs 的波矢量也会相应改变，从而引起累积相位的偏移。



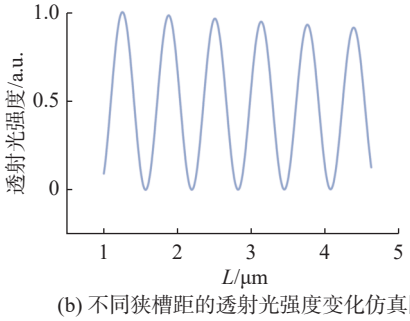
(a) 结构原理图



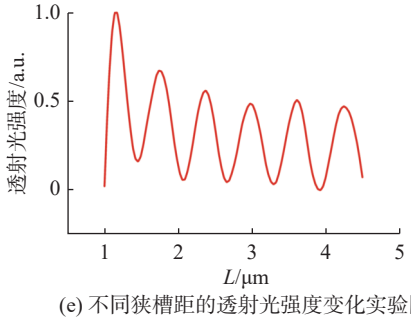
(c) 倾斜狭槽SEM图



(d) 倾斜狭槽实验下的干涉条纹



(b) 不同狭槽距的透射光强度变化仿真图



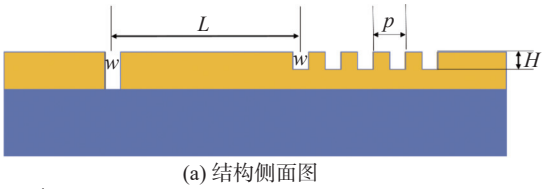
(e) 不同狭槽距的透射光强度变化实验图

图 1 结构原理图、仿真与实验结果图

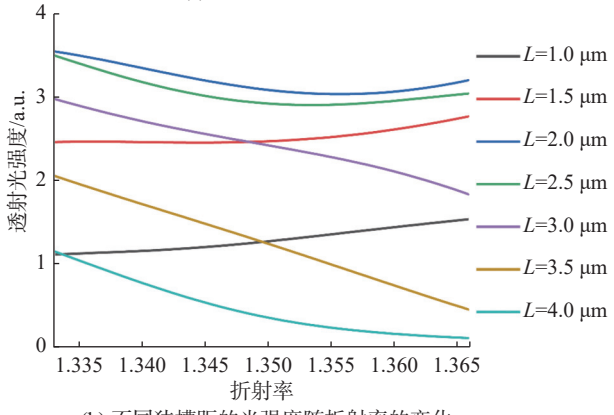
Fig.1 Schematic diagrams of structure, simulation and experimental results

利用电荷耦合器件(CCD)等检测设备，可以捕获每个狭缝处的光强度分布图。首先，利用有限元仿真软件仿真，波长为 650 nm，结构如图 2(a) 所示，狭缝和凹槽宽度 w 为 200 nm，凹槽深度 H 为 70 nm，7 个狭槽距 L 分别为 1.0、1.5、2.0、2.5、3.0、3.5、4.0 μm。在不同折射率环境下狭缝处的透射光强度变化如图 2(b) 所示，可以看出，光强度数据集与环境折射率具有清晰明显的对应关系。实验中采集 7 个具有不同狭缝–凹槽距离结构在狭缝处的透射光强度，一张透射光强度图采集的 7 个数据对应输出一个折射率 n，最后采集能够与特定折射率相对应的总数据集。建立数据集与介质折射率之间的对应关系，实现对结构传感性的精确分析。

鉴于该结构光强度数据集与环境折射率具有清晰明显的对应关系，因此，采用结构简单、训练速度快的 BP 神经网络作为解调模型。BP 神经网络模型主要包括输入层、隐藏层和输出层，其原理如图 3 所示。正方形为输入输出层，圆形为隐藏层神经元。在隐藏层中，通常采用由权重连接、偏置项和激活函数组成的层结构来提取给定样本的抽象信息。输出层采用线性激活函数，根



(a) 结构侧面图



(b) 不同狭槽距的光强度随折射率的变化

图 2 结构图和不同结构透射光强度随折射率的变化

Fig.2 Structure diagram and variation of transmitted light intensity with refractive index for different structures

据提取的高维信息对折射率进行分类和回归。其基本原理包括正向传播和反向传播两个过程，式(4)和式(5)为在正向传播过程中得到输出预测值，计算预测值 y 与真实值 $\hat{y}$ 之间的差值为误差计

算，通过调整权重等使误差在一定范围内为误差反向学习。

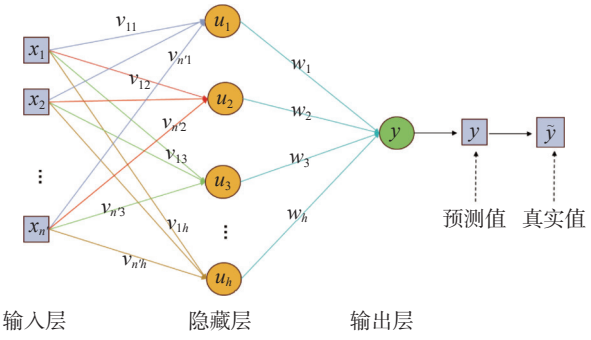


图 3　BP 神经网络原理图

Fig.3　Schematic diagram of BP neural network

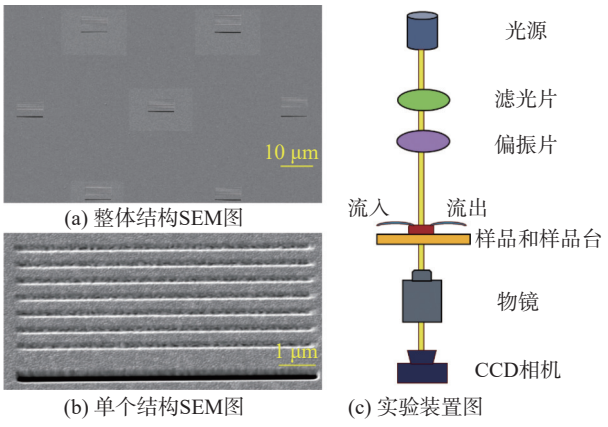
$$u_j = f\left(\sum_{i=1}^{n'} v_{ij}x_i + \theta_j^u\right),\ j = 1,2,\cdots,h \qquad (4)$$

$$y = f\left(\sum_{j=1}^{h} w_j u_j + \theta^y\right) \qquad (5)$$

式中：u_j为隐藏层第j个神经元的输出；f为激活函数；n'为输入层神经元个数；h为隐藏层神经元个数；v_{ij}为第i个输入变量与隐藏层第j个神经元之间的连接权重；x_i为输入变量；θ_j^u为隐藏层第j个神经元的偏置项；y为输出变量；w_j为隐藏层第j个神经元与输出y之间的连接权重；θ^y为输出y的偏置项。

1.2　实验设置和数据采集

通过聚焦离子束（Zeiss crossbeam 550，镓离子源）对沉积在石英衬底上的金膜进行样品加工，由 7 个不同的狭槽距（1.0、1.5、2.0、2.5、3.0、3.5、4.0 μm）特征的结构构成整个传感结构。整体的 SEM 图如图 4(a) 所示，单个结构如图 4(b) 所示，其中凹槽周期 p 为 455 nm，个数为 7，凹槽与狭缝长度均为 8 μm，宽度为 200 nm，纳米狭缝于凹槽阵列保持平行。为了测量 SPP 干涉仪的透射能量，搭建了实验装置，如图 4(c) 所示。采用红光的 LED 作为照明光源，经过滤光片（波长 650 nm, 半高半宽 10 nm）后，再经过偏振片调整 TM 偏振光垂直发射到金属膜样品的微纳结构上，金属膜上的玻璃片和 PDMS（聚二甲基硅氧烷）微流控键合为一体，不同折射率的溶液从一端流入微流控芯片，从另一端流出，使用长工作距离显微镜物镜（尼康，20×，数值孔径 0.5）在纳米狭缝处采集透射光，成像采用分辨率为 4 908×3 264 像素的 CCD



(a) 整体结构SEM图　(b) 单个结构SEM图　(c) 实验装置图

图 4　结构 SEM 图和实验装置图

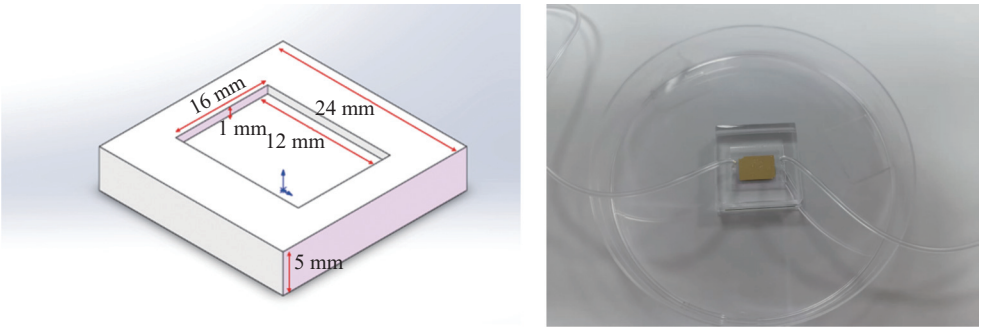
Fig.4　Structural SEM image and experimental setup image

相机（Nikon DS-Ri2）。

为了建立狭缝透射光强度集与流体折射率之间的关系，需要构建包含不同溶液折射率测试结果的数据集。首先，制备了 34 种不同折射率的 NaCl 溶液，其折射率在 1.333～1.366 之间。

尺寸设计如图 5(a) 所示。因为结构尺寸为微米级，预留毫米级的通道即可满足要求，为了让传感结构能够充分与溶液接触，设计溶液池尺寸为 16 mm×12 mm，深度为 1 mm，材料选择高透明度可支持金膜光学检测的 PDMS，微流控整体尺寸为 24 mm×24 mm，整体结构如图 5(a) 所示，PDMS 微流控芯片如图 5(b)。NaCl 溶液的流速控制通过高精度注射泵实现，流量值 1μL/min。在进行不同折射率 NaCl 溶液配置时，利用阿贝折射仪测量分析物的实际折射率，如图 6 所示，得到折射率 n 与 NaCl 浓度 C 之间的线性拟合关系。

将不同折射率的 NaCl 溶液依次通过传感器，在狭缝透射光端收集相应的透射能量， 34 种不同折射率的 NaCl 溶液，制成一个包含 34 种不同折射率的数据集，重复收集 5 次。使用图像处理软件采集 7 个结构狭缝位置处的透射光能量，得到第一组数据。随后，依次将不同折射率的溶液透射图像进行相同处理，得到对应的数据组，最终构成完整的数据集。数据集中共有 170 张图像对应的透射光能量数据集，将对应的数据集按 0.7∶0.15∶0.15 的比例分为训练集、验证集和测试集。训练集提供了一个包含不同配置的解空间，其中 BP 神经网络可以学习透射光强度数据集和流体折射率之间的映射；验证集用于评估模型在训练过程中的泛化能力和误差；测试集的任务是表



(a) PDMS尺寸 (b) PDMS成品

图 5 PDMS 微流控结构

Fig.5 PDMS microfluidic structure

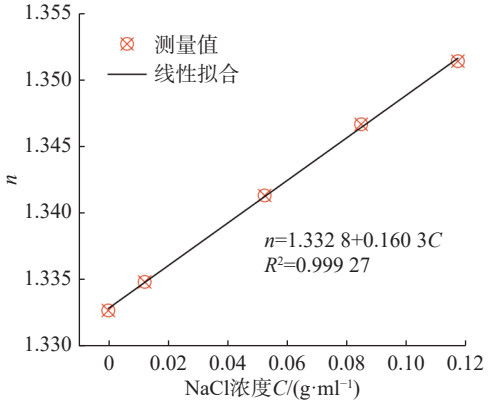


图 6 NaCl 浓度与折射率的关系及其线性拟合

Fig.6 Relationship between NaCl concentration and refractive index and its linear fitting

征训练模型的泛化能力和鲁棒性。图 7 为在折射率 1.335、1.345、1.355、1.365 下得到的实验结果图，可以观察到具有不同狭槽距的 7 个结构在狭缝处具有不同的透射光强度，且随着折射率而改变，因此收集的数据可利用 BP 神经网络进行分析。

2 结果与讨论

本文使用 BP 神经网络模型，隐藏层神经元个数根据经验公式 $h=\sqrt{n'+m'}+c$ 来确定。式中：m' 为输出层神经元个数；经验参数 $c\in[1,10]$。隐藏层神经元个数的范围可以在 [3, 13]，选取隐藏层神经元数量为 [3, 13] 进行网格搜索实验。将数据集随机划分为 10 个子集，每次使用 9 个子集训练，剩余 1 个子集测试；对每个隐藏层数目，计算 10 次验证的均方误差（mean squared error，MSE）平均值，确保结果稳健性，以 MSE 为评价指标，选择交叉验证误差最小的配置，结果如图 8 所示。最终确定隐藏层神经元个数在 3 时的 MSE 最小，故隐藏层神经元个数应选为 3，并将其神经网络的结构修改为 7-3-1，即 7 个输入层，3 个隐藏层，1 个输出层。网络结构设置为 7-3-1，其中输入层有 7 个神经元，隐藏层有 3 个神经元，输出层有 1 个神经元。网络训练函数采用贝叶斯正则化反向传播的训练函数 Trainbr，该算法通过引入正则化项，避免了过拟合，并且能自适应调整网络的复杂度。设定学习率为 0.01，控制权重更新的步长，确保训练过程稳定。训练过程中的目标 MSE 为 10^{-6}，即期望将误差降至极小值，训练将继续，直到误差小于该设定值时停止。

对神经网络模型的性能通过以下两幅图展示。图 9 呈现了模型输出与真实值之间的线性关系，n_t 和 n_p 分别为归一化处理后的折射率真实值和预测值。图 9(a) 训练集的相关系数 R=0.999 06，表明模型与训练数据之间达到了较完美的线性拟合。而验证集图 9(b) 显示相关系数 R=0.998 86，虽然略低于训练集，但仍然显示出模型具有很高

(a) n=1.335 (b) n=1.345 (c) n=1.355 (d) n=1.365

图 7 不同折射率下采集的实验结果图

Fig.7 Images of experimental results acquired at different refractive indices

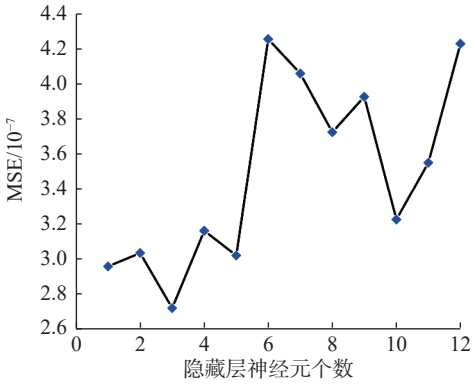


图 8　隐藏层神经元数量对 MSE 的影响

Fig.8　Effect of the number of hidden layer neurons on MSE

的预测准确性，其拟合线与理想线接近，表明模型在未见数据上也具有良好的泛化能力。图 10 展示了模型在训练过程中的损失变化情况。在训练初期，训练损失和验证损失均较高，但随着训练的进行，损失值迅速下降，并在大约 6 个轮次后趋于稳定，接近于零。这表明模型有效地学习了数据特征，并且在训练集和验证集上都达到了良好的性能。训练损失和验证损失曲线的接近进一步证实了模型没有出现过拟合现象，且在新数据上具有稳定的预测能力。综合这两幅图的分析可以证明，所提出的神经网络模型在训练和验证阶段都展现出了优异的性能，具有很高的预测准确性和良好的泛化能力。

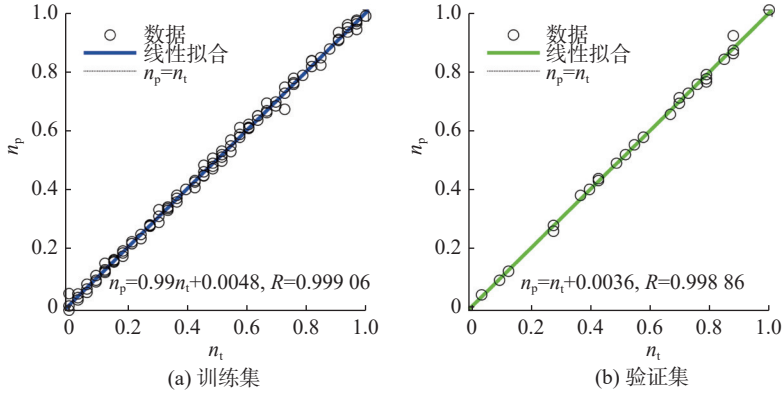


图 9　训练集和验证集相关性

Fig.9　Correlation between the training set and the validation set

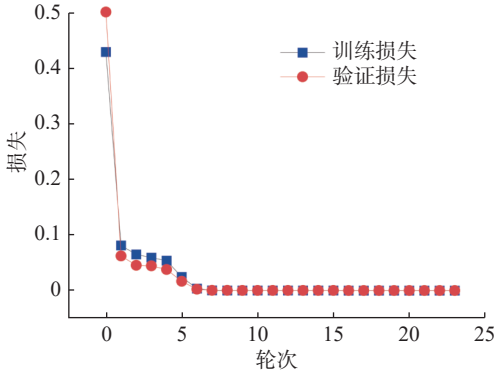


图 10　训练集和验证集损失函数

Fig.10　Loss function of the training set and the validation set

测试集用于进一步量化训练模型的泛化能力。与训练集和验证集不同，测试集包含模型在训练过程中从未训练过的样本，因此可以更准确地评估训练模型的泛化能力和适用性。图 11 展示了神经网络模型在测试集上的预测性能。可以观察到，大多数预测值与真实值非常接近。此外，在折射率误差范围±1×10^{-3} 时，模型准确率达到了 96.2%；在折射率误差范围±5×10^{-4} 时，准确率为 73.1%；而在更小的折射率误差±1×10^{-4} 范围下，准确率为 30.8%。这表明模型在大多数情况下能够提供高精度的预测。

图 12 展示了神经网络模型在测试集上每个样本的折射率预测误差。可以看出，大多数样本的预测误差接近于 0，模型的平均误差为 4.57×10^{-5}，表明模型具有较高的预测精度。整体而言，模型的预测误差分布较为均匀，没有明显的系统性偏差，这进一步验证了模型的稳定性和可靠性。

本文提出的方案具有以下两方面的优越性：一方面，本方案具有较高的识别精度和鲁棒性，训练模型在折射率误差范围±1×10^{-3} 时，绝大部分样本能够被精准预测；另一方面，由于采用 FIB 刻蚀技术，本方案具有良好的重复性和加工精度。加工结构得到的复杂非线性信息，可以使用 BP 神经网络工具处理，并验证该结构的可行性，这个结构可作为一个一般框架扩展到更多的化学

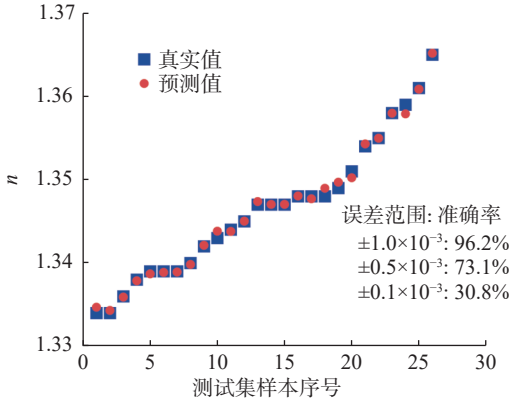


图 11 测试集折射率真实值与预测值比较

Fig.11 Comparison between true and predicted values of refractive index for the test set

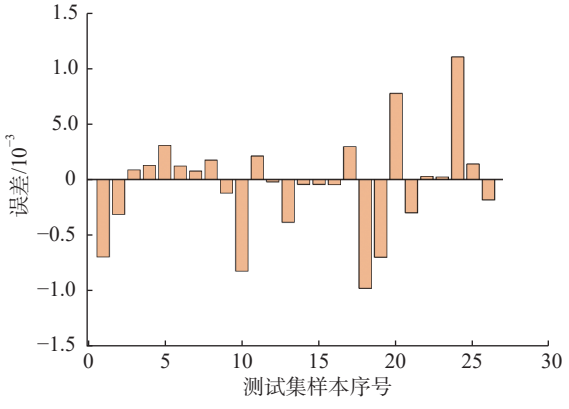


图 12 测试集折射率误差直方图

Fig.12 Histogram of refractive index for the test set

和生物传感应用领域。所提出的折射率识别方案的误差主要来自两个方面：首先，由于模型架构和训练策略的限制，本工作训练的模型可能无法彻底学习透射光能量数据集的演化以及系统误差，导致解调精度逐渐下降；此外，实验过程中的环境光、桌面振动、温度波动和相机性能也会影响系统的精度。一种优化方案是改进模型架构和训练策略，如使用动态调整学习率来提高收敛速度，扩大解空间来进一步学习演变等。另一个保证优化方案是提高系统的稳定性，最大限度地减少系统误差，如封装制造的传感器使用更稳定的光源和摄像头，应用隔振平台等

3 结 论

本研究设计了一种纳米狭缝–凹槽阵列结构，利用金属表面的 SPPs 模式对环境折射率的敏感性，实现对环境折射率的传感。该传感结构阵列由 7 个不同传感臂长的 SPPs 干涉仪结构组成，通过构建 BP 神经网络综合分析所有结构的透射光能量值，确定环境折射率的值。实验结果表明，在折射率误差范围±1×10^{-3} 时，模型的识别准确率可达到 96.2%。该方法仅需要对 7 个不同位置的 SPPs 干涉仪结构的透射能量进行测量即可获取传感信息，这不仅简化了测量装置，同时有利于传感器件的集成。本研究工作提出的结构可以加工在七芯光纤的端面，利用不同光纤纤芯将七路光信号从传感区传递到测试端，并利用 BP 神经网络完成环境折射率参数的确定，借助光纤的优势实现远距离无源的传感方法，有望应用于化学和生物传感领域。

参考文献：

[1] 王向贤, 陈函文, 朱剑凯, 等. 金纳米锥阵列与金薄膜耦合结构表面等离子体折射率传感研究 [J]. 光电工程, 2022, 49(12): 220135.

[2] 李聪, 吴倩楠. 基于锑化铟的印章型高灵敏度太赫兹超表面折射率传感器设计 [J]. 传感技术学报, 2024, 37(12): 2023−2028.

[3] DAS A, HURAIYA M A, RAJ R V, et al. Ultra-sensitive refractive index detection with gold-coated PCF-based SPR sensor[J]. Talanta Open, 2024, 10: 100384.

[4] MISHRA A K, MISHRA S K, SINGH A P. Giant infrared sensitivity of surface Plasmon resonance-based refractive index sensor[J]. Plasmonics, 2018, 13(4): 1183−1190.

[5] GENG J, KISHI N. A temperature-insensitive refractive index sensor based on in-line Mach–Zehnder interferometer with micro spindle structures and photonic crystal fibers[J]. Optical Fiber Technology, 2025, 89: 104039.

[6] LIU W, WU X Q, ZHANG G, et al. Refractive index and temperature sensor based on Mach-Zehnder interferometer with thin fibers[J]. Optical Fiber Technology, 2020, 54: 102101.

[7] SAIMON S M, MOHD NOOR M Y, AZMI A I, et al. Single-mode-multimode silica rod-single-mode high refractive index fiber sensor[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(11): 10559−10566.

[8] 廖莎莎, 赵帅, 张伍浩, 等. 基于悬空槽波导的高灵敏度折射率传感器 [J]. 光学学报, 2024, 44(4): 0428001.

[9] 胡劲华, 刘秀红, 赵继军, 等. 一种亚波长高折射率差光栅滤波器的设计与分析 [J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(5): 050502.

[10] 徐亚萌, 付晨阳, 孙士博. 基于亚波长光栅结构的折射率传感研究进展 [J]. 半导体光电, 2022, 43(2): 254−260.

[11] 梁瑞冰, 孙琪真, 沃江海, 等. 微纳尺度光纤布拉格光栅折射率传感的理论研究 [J]. 物理学报, 2011, 60(10):

104221.
[12] 曹桂芳. 基于微环谐振器的溶液浓度传感器研究 [J]. 光学仪器, 2014, 36(5): 432−437.
[13] CHAPARALA R, KOLLI V R, TALABATTULA S, et al. Integrated optic microring resonator for various sensing applications: design and analysis[J]. Journal of Optics, 2024：02177-2.
[14] 刘春娟, 桑常林, 吴小所, 等. 一维光子晶体槽型微环谐振器及其传感特性 [J]. 光学学报, 2020, 40(24): 2413002.
[15] DUAN Q L, LIU Y N, CHANG S S, et al. Surface plasmonic sensors: sensing mechanism and recent applications[J]. Sensors, 2021, 21(16): 5262.
[16] 沈常宇, 隋文博, 周俊, 等. 表面等离子共振生物传感器研究进展 [J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(11): 1106004.
[17] 施伟华, 王华晋, 上官铭宇. 金纳米粒子增强表面等离子体共振传感 [J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(13): 1306003.
[18] HOMOLA J. Surface Plasmon resonance sensors for detection of chemical and biological species[J]. Chemical Reviews, 2008, 108(2): 462−493.
[19] 赵晓君, 陈焕文, 宋大千, 等. 表面等离子体子共振传感器 I: 基本原理 [J]. 分析仪器, 2000(4): 1−8.
[20] MARKOWICZ P P, LAW W C, BAEV A, et al. Phase-sensitive time-modulated surface Plasmon resonance polarimetry for wide dynamic range biosensing[J]. Optics Express, 2007, 15(4): 1745−1754.
[21] ASHRAFI T M S, MOHANTY G. Surface Plasmon resonance sensors: a critical review of recent advances, market analysis, and future directions[J]. Plasmonics, 2025, 20(8): 6825−6845.
[22] LALANNE P, HUGONIN J P. Interaction between optical nano-objects at metallo-dielectric interfaces[J]. Nature Physics, 2006, 2(8): 551−556.
[23] 陈越, 罗彬彬, 黄瑶, 等. 基于 Ti_3C_2-MXene 增敏的无芯光纤表面等离子体共振折射率传感器 [J]. 光学学报, 2025, 45(2): 0206005.
[24] LIU H S, KARI N, LIU J D, et al. Sensitivity improvement of an optical fiber SPR sensor based on gallium sulfide[J]. Optical Fiber Technology, 2024, 84: 103736.
[25] 程灿儿, 黄川洋, 张秋楠, 等. 基于 SPR 效应的双凹槽单通道光子晶体光纤高折射率传感器 [J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2024, 42(6): 117−125.
[26] CHEN J H, WANG L, CHEN J X, et al. A refractive index sensor based on the MIM waveguide with a semi-elliptical and a rectangular ring resonant cavity[J]. Modern Physics Letters B, 2023, 37(30): 2350141.
[27] 徐堃, 玄成聪, 张燕青, 等. 基于飞秒激光刻写的微腔型波导马赫−曾德干涉器及其折射率传感性能研究 [J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2024, 37(5): 76−83.
[28] TEMNOV V V, WOGGON U, DINTINGER J, et al. Surface Plasmon interferometry: measuring group velocity of surface plasmons[J]. Optics Letters, 2007, 32(10): 1235−1237.
[29] WANG Z, BRYANSTON-CROSS P J, WHITEHOUSE D J. Phase difference determination by fringe pattern matching[J]. Optics & Laser Technology, 1996, 28(6): 417−422.
[30] LI X W, TAN Q F, BAI B F, et al. Non-spectroscopic refractometric nanosensor based on a tilted slit-groove plasmonic interferometer[J]. Optics Express, 2011, 19(21): 20691−20703.
[31] WEN Q L, HAN X, HU C, et al. Non-spectroscopic surface Plasmon sensor with a tunable sensitivity[J]. Applied Physics Letters, 2015, 106(3): 031113.
[32] LI X, CHEN Y R, WANG S H. One kind of high precision non-contact displacement sensor and its application[J]. Advanced Materials Research, 2011, 328–330: 2102–2107.
[33] NGUYEN T T, LEE E C, JU H. Bimetal coated optical fiber sensors based on surface plasmon resonance induced change in birefringence and intensity[J]. Optics Express, 2014, 22(5): 5590−5598.
[34] FELIX-RENDON U, BERINI P, DE LEON I. Ultrasensitive nanoplasmonic biosensor based on interferometric excitation of multipolar plasmonic modes[J]. Optics Express, 2021, 29(11): 17365−17374.
[35] FUJIWARA E, DA SILVA L E, CABRAL T D, et al. Optical fiber specklegram chemical sensor based on a concatenated multimode fiber structure[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(19): 5041−5047.
[36] GU L L, GAO H, HU H F. Demonstration of a learning-empowered fiber specklegram sensor based on focused ion beam milling for refractive index sensing[J]. Nanomaterials, 2023, 13(4): 768.
[37] CHEN S M, WU H J, SONG Y X, et al. A fiber-optic surface Plasmon resonance sensor for bio-detection in visible to near-infrared images[J]. Biosensors, 2022, 12(1): 9.

（编辑：董　伟）