

文章编号 1004-924X(2025)13-2020-16

微小型 MEMS-FPI 近红外光谱仪

厉 奔^{1,2*}, 陈方方¹, 王 飞^{1,2}, 郑赞胜³, 邹益波⁴, 虞益挺^{1,2*}

- (1. 西北工业大学 宁波研究院 浙江省高性能 MEMS 芯片规模制造技术重点实验室,
宁波市光学微系统及应用技术重点实验室, 浙江 宁波 315103;
2. 西北工业大学 机电学院 空天微纳系统教育部重点实验室,
陕西省微纳机电系统重点实验室, 陕西 西安 710072;
3. 宁波九胜创新医药科技有限公司, 浙江 宁波 315103;
4. 宁波玄流智造有限公司, 浙江 宁波 315103)

摘要:针对传统近红外光谱仪器体积庞大且成本高昂的现状,基于滨松 MEMS-FPI 近红外光谱传感器 C14272,成功研发了工作波长为 1350-1650 nm 的微小型化近红外光谱仪。该系统采用模块化架构,整合高效信号获取与数据处理单元,显著降低系统成本。通过系统性能评估,包括波长精度、光谱分辨率、动态范围等指标,并通过温度特性补偿算法有效抑制了温度漂移。实验结果表明:该光谱分析系统具备优异的稳定性与重现性,光谱分辨率约为 15.2 nm。结合卷积神经网络算法,构建的葡萄糖溶液浓度预测模型在检测未知样本时表现出高准确性($R^2 > 0.99$)和低误差率(RMSE < 0.2%)。所研制的微小型化近红外光谱仪为生物医学检测与食品质量分析提供了经济高效的解决方案。

关键词: 红外光谱;微小型光谱仪;卷积神经网络;葡萄糖浓度检测

中图分类号: TH741 **文献标识码:** A

doi: 10.37188/OPE.20253313.2020

CSTR: 32169.14.OPE.20253313.2020

Miniaturized near-infrared spectrometer based on MEMS-FPI sensor

LI Ben^{1,2*}, CHEN Fangfang¹, WANG Fei^{1,2}, ZHENG Zansheng³, ZOU Yibo⁴, YU Yiting^{1,2*}

- (1. Key Laboratory of Scale Manufacturing Technologies for High-Performance MEMS Chips of
Zhejiang Province, Key Laboratory of Optical Microsystems and Application Technologies of
Ningbo City, Ningbo Institute of Northwestern Polytechnical University, Ningbo 315103, China;
2. Key Laboratory of Micro/Nano Systems for Aerospace (Ministry of Education), Key Laboratory of
Micro and Nano Electro-Mechanical Systems of Shaanxi Province, School of Mechanical Engineering,
Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
3. Ningbo Chemgoo Pharma Tech Co., Ltd, Ningbo 315103, China;
4. Ningbo Smartflow Co., LTD, Ningbo 315103, China)

* Corresponding author, E-mail: yyt@nwpu.edu.cn; lb17863108129@gmail.com

收稿日期: 2025-04-09; **修订日期:** 2025-05-07.

基金项目: 宁波市重大科技任务攻关项目(科技创新 2025 重大专项)(No. 2022Z138);甬江引才工程“3315 计划”创新团队项目(No. 2021A-041-C);宁波市重点技术研发项目(No. 2023T018)

Abstract: Traditional near-infrared spectrometers are bulky and expensive, limiting their widespread application. Based on Hamamatsu's MEMS-FPI near-infrared spectroscopy sensor C14272, this research successfully developed a miniaturized near-infrared spectrometer operating in the 1350-1650 nm wavelength range. The system adopts a modular architecture, integrating efficient signal acquisition and data processing units, significantly reducing system costs. Through systematic performance evaluation, including wavelength accuracy, spectral resolution, dynamic range, and other metrics, combined with a temperature characteristic compensation algorithm that effectively suppresses temperature drift effects, experimental results demonstrate that this spectroscopic analysis system possesses excellent stability and reproducibility, with a spectral resolution of approximately 15.2 nm. Combined with a convolutional neural network algorithm, the glucose solution concentration prediction model exhibits high accuracy ($R^2 > 0.99$) and low error rates ($RMSE < 0.2\%$) when detecting unknown samples. The developed miniaturized near-infrared spectrometer provides an economical and efficient solution for biomedical detection and food quality analysis.

Key words: infrared spectroscopy; micro-spectrometer; convolutional neural network; glucose concentration detection

1 引 言

近红外光谱技术作为一种重要的分析手段,自 20 世纪 70 年代以来逐渐发展成熟,其工作原理基于物质分子官能团的倍频、合频振动对近红外光的选择性吸收。与中红外区域直接基频振动不同,近红外区域(780~2 500 nm)主要对应分子中 C-H, O-H, N-H 等化学键的倍频和合频振动,其吸收信号虽然相对较弱,但穿透深度更大,适用于更广泛的样品类型^[1-2]。这种技术凭借其非破坏性、多组分分析能力、样品前处理简单及分析速度快等优势,已在生物医学检测、食品安全监控、农产品品质评估以及工业过程监测等领域获得了广泛应用^[3-7]。

传统近红外光谱仪器主要分为色散型和干涉型。色散型光谱仪利用光栅或棱镜元件将不同波长的光分离,如 Zeiss 公司的 MCS611 系列光栅光谱仪;而干涉型光谱仪则基于光的干涉原理,如 Bruker 公司的傅里叶变换近红外光谱仪 MPA 和 MATRIX-F 系列^[8-9]。这些传统仪器虽然具备高分辨率与精确度,但普遍存在体积庞大、结构复杂和成本高昂等局限性。日本岛津、美国 Thermo Fisher 等公司虽然推出了台式近红外光谱仪,如 NIRQuest 系列,但其体积和成本仍难以满足便携应用需求,因此阻碍了近红外光谱

技术在便携式设备和即时检测场景中的应用拓展^[10]。

近年来,随着微机电系统(Micro-Electro-Mechanical Systems, MEMS)技术的快速发展,基于 MEMS 法布里-珀罗干涉仪(Fabry-Perot Interferometer, FPI)的微小型化光谱传感器逐渐成为研究热点。MEMS-FPI 技术由芬兰 VTT 技术研究中心于 2000 年左右提出,其基本原理是通过调节两个部分反射镜片间距离(干涉腔长度)来选择性透射特定波长的光。该技术利用可调谐干涉腔实现波长选择性透射,具有体积小、功耗低及可集成性强等优势^[11]。国际领先的光电元件制造商日本滨松光子学株式会社(简称滨松)、德国 INOSENS 以及美国 Thorlabs 等公司先后推出了基于 MEMS-FPI 技术的微小型光谱传感器产品,为高性能便携式近红外光谱系统的开发奠定了坚实的硬件基础^[12-13]。

随着人工智能技术的进步,深度学习算法在光谱数据处理与分析方面展现出巨大潜力^[14]。传统的光谱分析方法如偏最小二乘法(Partial Least Squares, PLS)通常需要复杂的预处理步骤和专业知识,而深度学习方法,特别是卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)可直接从原始光谱数据中提取特征,简化了分析流程,同时提高了模型的精度和泛化能力^[15]。本

文对 MEMS-FPI 微小型光谱仪系统与深度学习算法进行协同优化,在便携式应用场景下实现了系统集成与性能评估,为生物医学检测提供了高效经济的技术手段。然后,基于 MEMS-FPI 微小型近红外光谱系统结合深度学习算法实现了葡萄糖浓度的高精度定量分析。实验结果表明:基于微小型光谱仪的深度学习方法可实现甚至超越传统大型设备的分析精度,为便携式、现场快速检测应用提供了可行技术路径,在医疗诊断、食品安全等领域具有广阔应用前景。

2 原 理

2.1 C14272 光谱传感器特性分析

图 1(a)是一款由日本滨松研发的超小型 MEMS-FPI 近红外光谱传感器 C14272。该传感器集成了三个关键组件:带通滤光片、MEMS-FPI 可调谐滤波芯片与 InGaAs PIN 光电二极管。带通滤光片用于滤除测量范围(1 350~1 650

nm)外的光线,有效避免不同阶次干涉光的混叠影响;MEMS-FPI 滤波芯片通过精确调节两反射镜片间的空气间隙实现波长选择性透射,其透射波长可通过改变施加的控制电压进行精确调谐;光电二极管则将透过的特定波长近红外光信号转换为电信号输出。这三个组件协同工作,构成功能完整的 C14272 传感器。

根据滨松公司提供的技术规格手册,C14272 传感器的光谱响应覆盖 1 350~1 650 nm 的近红外波段,其典型光谱响应曲线如图 1(b)所示。这一波段涵盖了多种有机分子的特征吸收峰,非常适用于生物样品分析、食品安全检测和化学成分鉴定等应用中。

在标准环境温度(25 °C)条件下,当滤波器控制电压从约 11 V 连续变化至 26 V 时,传感器的峰值透射波长可在 1 350~1 650 nm 内实现连续精确调谐。然而,控制电压与峰值透射波长之间存在明显的非线性关系,该关系可通过滨松公司提供的波长-电压转换公式进行量化,即:

$$U^2 = a_0 \lambda p^5 + b_0 \lambda p^4 + c_0 \lambda p^3 + d_0 \lambda p^2 + e_0 \lambda p + f_0, \quad (1)$$

式中: λp 表示峰值透射波长, U 表示滤波器控制电压(V), $a_0, b_0, c_0, d_0, e_0, f_0$ 均为特定常数,其具体数值由厂家的官方数据手册给出。通过该公式,可以实现传感器控制电压与滤波器峰值透射波长之间的精确映射关系。然而,由于采用 In-GaAs 光电二极管作为光电检测元件,该传感器不可避免地存在温度漂移现象。为此,C14272 内置了高精度温度传感器,能够实时监测内部温度变化,并通过式(2)所述的温度补偿算法进行系统校正,从而显著提高光谱测量的准确性与稳定性。

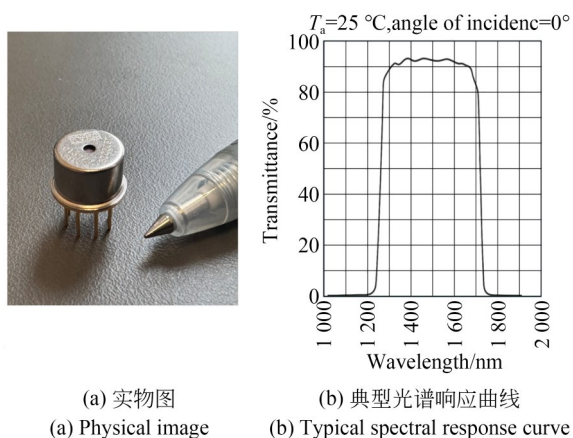


图 1 C14272 传感器和典型响应曲线

Fig. 1 Physical image and typical response curve of C14272 sensor

$$U^2 = a_0 \lambda p^5 + b_0 \lambda p^4 + c_0 \lambda p^3 + d_0 \lambda p^2 + e_0 \lambda p + f_0 + a_1 \lambda p^5 \Delta T + b_1 \lambda p^4 \Delta T + c_1 \lambda p^3 \Delta T + d_1 \lambda p^2 \Delta T + e_1 \lambda p \Delta T + f_1 \Delta T + a_2 \lambda p^5 \Delta T^2 + b_2 \lambda p^4 \Delta T^2 + c_2 \lambda p^3 \Delta T^2 + d_2 \lambda p^2 \Delta T^2 + e_2 \lambda p \Delta T^2 + f_2 \Delta T^2, \quad (2)$$

其中: ΔT 为当前传感器温度与标准环境温度(25 °C)间的温差, $a_i, b_i, c_i, d_i, e_i, f_i$ ($i = 1, 2$) 均为数据手册中给出的温度补偿系数。

2.2 MEMS-FPI 近红外光谱仪驱动电路设计

为了实现滤波器峰值透射波长的精确控制、光电信号高效采集和温度实时补偿,同时兼顾小

型化与成本控制要求,本文设计了 MEMS-FPI 近红外光谱仪的驱动电路。图 2 为电路的模块示意图,系统采用模块化架构,包含滤波器控制电路、光电信号调理电路和温度监测电路,由微控制器进行统一调度与控制。

直流电压控制单元是系统的关键部分,负责

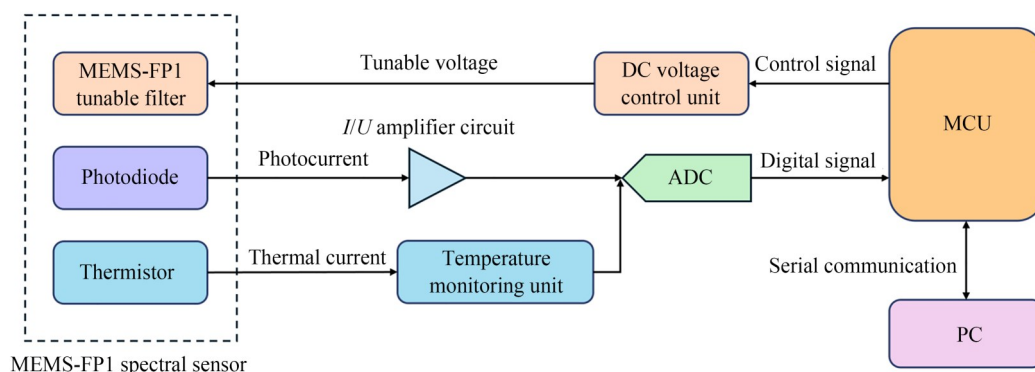


图2 MEMS-FPI近红外光谱仪电路功能模块

Fig. 2 Circuit functional block of MEMS-FPI near-infrared spectrometer

产生精确的控制电压调节 MEMS-FPI 滤波器的空气间隙,实现对滤波器峰值透射波长的精确控制。该电路以亚德诺(ADI)公司的 AD5541BRZ 16 位 DAC(数模转换器)为核心,配合 ADR423 ARZ 精密基准源提供稳定的参考电压。DAC 输出经 AD8628 低偏置运算放大器构成的多级放大电路处理后,能够产生 0~38 V 的驱动电压。控制电路中的精密电阻网络精确设定放大增益,确保驱动电压具备足够的分辨率实现波长精确调谐。输出端配置电压跟随缓冲级,增强驱动能力,并通过限流电阻保护 MEMS-FPI 滤波器免受过压损伤。该控制电路通过微处理器的 SPI 接口进行控制,实现 C14272 传感器在 1 350~1 650 nm 波段的精确波长扫描。

C14272 传感器输出的光电流信号通常为 nA~ μ A 级别,需要高性能信号调理电路进行处理。光电信号调理电路采用 OPA657N 高速低噪声运算放大器构建跨阻放大器,将微弱电流转换为可测量的电压信号。电路设计中,反馈网络经过优化,并在反馈回路中加入补偿电容,改善了频率响应特性,提高了信号带宽。电路采用双电源设计,为运算放大器提供对称电源电压,扩大了动态范围。多级滤波电容组成完善的电源去耦网络,降低了电源噪声对信号的影响。信号调理电路的输出经过多级滤波后连接至外部 16 位高精度 ADC(模数转换器),显著提高了系统的数据采集精度,为后续光谱分析提供高质量的原始数据。

温度变化是影响 MEMS-FPI 传感器测量精度的重要因素,因此,温度监测电路在系统中占据重要地位。该电路利用 C14272 传感器内置的热敏电阻实现温度监测。电路采用电阻分压网络结构,配合 LM358 运算放大器构建信号调理电路,将热敏电阻的阻值变化转换为线性的电压信号。热敏电阻信号经过运算放大器缓冲后连接至微控制器的 ADC 通道,实现传感器内部温度的实时监测,结合温度补偿公式(2),有效降低了温度变化引起的波长漂移对测量结果的影响。

整个系统以 STM32F103C8T6 微控制器为核心,通过 SPI, I²C 等接口与各功能模块通信。微控制器执行波长扫描控制、数据采集、温度补偿等任务,并通过 CH340C 芯片与 USB 接口实现与计算机的数据交互。电路板采用四层设计,合理规划模拟区域和数字区域,通过分隔电源平面和地平面的方式隔离模拟与数字电路,有效降低了系统内部的电磁干扰。整个电路采用表面贴装工艺,提高了集成度,减小了电路板尺寸,特别适合便携式应用场景。

通过上述电路设计,所构建的 MEMS-FPI 近红外光谱仪充分发挥了 C14272 传感器的性能潜力,实现了波长精确调谐、微弱信号高灵敏度采集和温度实时补偿功能。光谱仪实物样机如图 3 所示,光谱仪前端配备了标准 SM905 光纤接口,可与市面上常见的光纤探头和光源兼容,具有良好的通用性。



图3 MEMS-FPI近红外光谱仪样机

Fig. 3 Prototype of MEMS-FPI near-infrared spectrometer

3 MEMS-FPI 近红外光谱仪性能标定

3.1 光谱响应范围

MEMS-FPI 近红外光谱仪的光谱响应范围主要取决于 C14272 传感器的性能。为核定该光谱仪的实际响应波长,本研究采用上海辰昶仪器设备有限公司的 HL-2000 型可调式卤素灯光源进行系统测试。该光源具有 10 级强度精确调节功能,实验中记录了各强度等级下(输出功率从 0.9~9 W 分为十级,等级 1~10 对应功率逐级递增)光谱仪的完整响应曲线。

如图 4 所示,在 1 350~1 650 nm 波长区间内,所有强度等级的光源均显示出明显的光谱响应,且信号强度随光源强度等级的增加呈现系统性增强的趋势。通过对比分析各强度等级下的

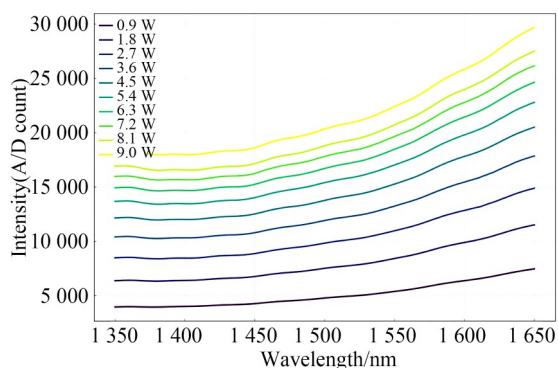


图4 十级可调光源下光谱仪的响应曲线

Fig. 4 Response curves of spectrometer under 10 levels of adjustable light source intensity

信号曲线可见,即使在最低强度等级(输出功率为 0.9 W)下,整个波长范围内的响应信号仍显著高于系统的暗电流水平,表明系统具有良好的信号检测灵敏度。所有响应曲线在整个测量范围内均表现出优异的连续性和稳定性,无明显截止或畸变现象,验证了光谱仪的有效响应波长范围。

此外,从曲线形状分析可知,在 1 500~1 650 nm 波段,光谱响应曲线呈现出较陡的上升趋势,表明系统在该波段具有更高的检测灵敏度;而在 1 350~1 500 nm 波段,曲线相对平缓,但仍保持足够的信号强度与分辨能力。

根据系统性实验测量结果,可确定所研制的 MEMS-FPI 近红外光谱仪在 1 350~1 650 nm 内具有有效且稳定的光谱响应能力,能够准确检测并区分该范围内的光谱特征,为后续特定应用场景下的定量分析奠定了基础。

3.2 光谱分辨率

光谱分辨率为光谱仪区分两个相邻波长的最小能力,是表征光谱仪性能的关键参数。光谱分辨率通常以全宽半高值(Full Width at Half Maximum, FWHM)表示,即光谱线的半高宽。MEMS-FPI 光谱仪的分辨率主要受到干涉腔设计参数、镜面反射率以及光学孔径等因素的综合影响。光谱分辨率值越小,表明光谱仪区分相近波长的能力越强。

本研究采用标准窄带滤光片法对光谱分辨率进行标定,如图 5(a)所示。实验中,使用瑞研光学生产中心波长为 1 550.3 nm,半高宽为 11.01 nm 的高精度窄带滤光片作为标准样品。将滤光片精确放置在光谱仪入射光路中,测量其透过光谱特性。为确保测量环境的稳定性,标定过程中环境温度严格控制在 $(25 \pm 1)^\circ\text{C}$,相对湿度维持在 40%~50%,系统预热 30 分钟后开始测量,每次测量间隔 2 min,确保系统达到热稳定状态。

为提高测量精度和评估系统稳定性,本实验进行了 20 次独立重复测量。通过对所获得的光谱曲线进行精确分析,直接测定峰值波长处的 FWHM。如图 5(b)所示,20 次测量的 FWHM 平均值为 15.17 nm,标准偏差仅为 0.01 nm,表明测量结果具有优异的稳定性与可靠性。从归一

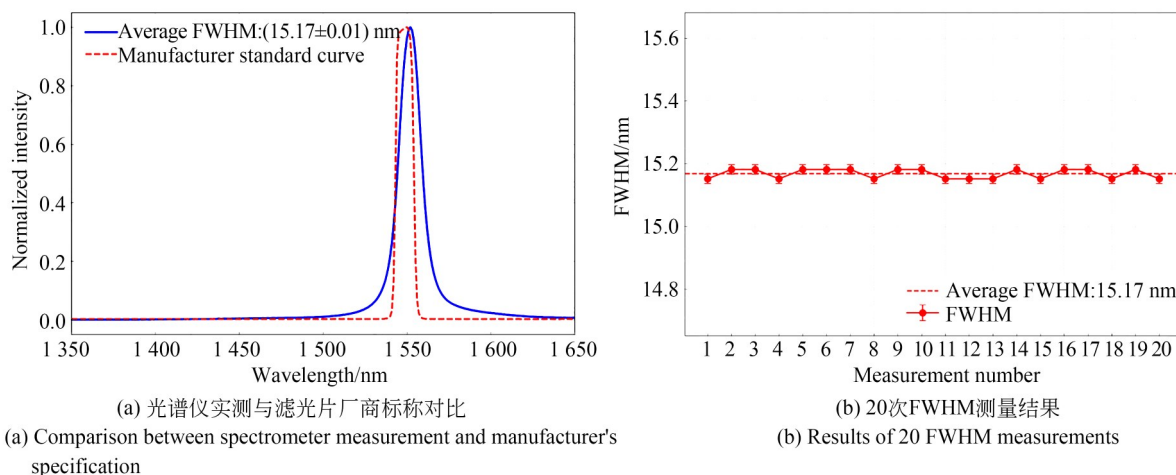


图 5 光谱仪分辨率测量结果(1 550 nm 窄带滤光片)

Fig. 5 Resolution measurement result of spectrometer with 1 550 nm narrow-band filter

化光谱曲线可以观察到:在 1 550 nm 中心波长处,曲线呈现出典型的对称高斯分布特性,FWHM 为 15.17 nm。

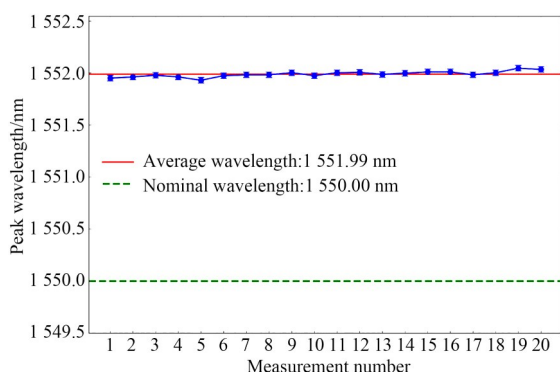


图 6 光谱仪的波长精度和波长重复性测量结果

Fig. 6 Measurement results of wavelength accuracy and repeatability of spectrometer

测量结果表明:MEMS-FPI 近红外光谱仪在 1 550 nm 波长处的光谱分辨率为 (15.17 ± 0.01) nm,这一分辨率水平满足了大多数近红外光谱定性与定量分析的要求,充分验证了系统设计的合理性和有效性。

3.3 波长精度和波长重复性

波长精度和波长重复性是评价光谱仪波长轴性能的两个关键指标。波长精度指测量波长与真实波长的一致程度,反映了光谱仪测量波长的绝对准确性;波长重复性则表征光谱仪在

相同条件下多次测量同一样品时波长位置的稳定性,是衡量仪器稳定性的重要参数。在近红外光谱分析,尤其是多变量定量分析和特征峰识别应用中,这两个指标直接影响光谱匹配精度和模型迁移的可靠性,对实际应用具有决定性影响。

这里基于 1 550 nm 窄带滤光片标准样品,采集 20 组独立测量数据进行波长精度和重复性的系统性标定。为全面评估波长精度,将测得的滤光片透过峰的中心波长与滤光片认证标称值(1 550 nm)进行定量比较;为客观评估波长重复性,对 20 次重复测量中峰值位置进行统计学分析,包括计算均值、标准差、最大值、最小值和极差等统计参数。

图 6 展示了波长精度和重复性测量的详细结果。通过精确分析,20 次测量的峰值波长均值为 1 551.99 nm,与滤光片标称值(1 550 nm)的系统偏差为 +1.99 nm,相对偏差约为 0.13%。从图 7 可见,20 次测量结果呈现出极高的一致性,最大值为 1 552.04 nm,最小值为 1 551.92 nm,极差仅为 0.12 nm。依据式(3)计算得到标准差为 0.03 nm。

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}, \quad (3)$$

其中: σ 为标准差(波长重复性), N 为样本数量, x_i 为每个样本的峰值波长, μ 为所有样本的峰值波长平均值。

3.4 光度重复性

光度重复性是评价光谱分析仪器测量稳定性的关键参数,它定量表征了仪器在恒定条件下对同一样品进行重复测量时光谱响应的一致程度。卓越的光度重复性是实现高精度定量分析的基本前提,对构建稳健可靠的校正模型具有决定性意义。特别是便携式近红外光谱仪,由于其结构紧凑化和成本限制,光度重复性通常构成制约其分析精度和应用范围的关键因素。

本研究选取葡萄糖水溶液作为标准样品以系统评估 MEMS-FPI 近红外光谱仪的光度重复性性能。选择葡萄糖的理由在于其分子结构富含羟基(—OH)官能团,在近红外区域呈现明确的特征性吸收峰,尤其在 1 450 nm 附近的 O—H 伸缩振动第一倍频带区域。考虑到 C14272 传感器的有效波长检测范围(1 350~1 650 nm),实验重点关注 1 450 nm 附近的吸收特征。首先,配制了质量浓度为 13% 的葡萄糖标准溶液,采用光程精确控制在 1.5 mm 的高纯度石英比色皿进行透射测量。为最大限度降低样品本身引入的不确定性,所有实验溶液均使用同一批次经分析纯级葡萄糖粉末(纯度>99.5%)通过精密天平(精度为 ± 0.1 mg)称量配制,在整个实验过程中于恒温环境(25 ± 0.5 °C)中保存。

光度重复性测试采用连续测量方案,在严格控制的相同条件下对同一葡萄糖溶液样品进行 20 次连续重复测量,测量间隔精确控制为 2 分钟。测量过程获取的原始数据为绝对光强度值,随后经过规范化数据处理流程转换为吸光度单位。具体而言,首先测量充填蒸馏水的空白比色皿获取参比光强 I_0 ,继而测量葡萄糖溶液获得样品光强 I ,最后依据比尔-朗伯定律计算得到吸光度值,即:

$$A = -\log \frac{I_0}{I}. \quad (4)$$

图 7 呈现了葡萄糖溶液 20 次重复测量得到的完整光谱曲线集。从图中可观察到:全部 20 条光谱曲线呈现高度重叠状态,表明系统具有优异的光谱响应稳定性。从光谱特征分析,葡萄糖溶液在 1 450 nm 附近显示出明显的吸收峰,对应 O—H 键伸缩振动的第一倍频;在 1 550~1 600 nm 区域则呈现相对较弱的吸收带,归属于 C—H 键的组合振动模式。曲线间的微小偏差主要集

中在吸收峰顶区域和基线区域,这一现象揭示了不同信号强度水平下重复性的差异特性。

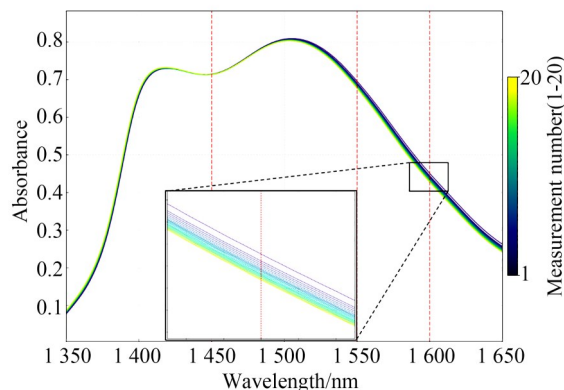


图 7 MEMS-FPI 光谱仪全波段光度重复性测试结果

Fig. 7 Full-band photometric repeatability test results of MEMS-FPI spectrometer

图 8 详细展示了在特征波长 1 450 nm 处的光度重复性曲线。该曲线围绕平均值 0.713 5 呈现小幅波动,且 95% 置信区间($\pm 3\sigma$)为 $\pm 0.000 9$,量化表征了系统在关键吸收波长处的稳定性。

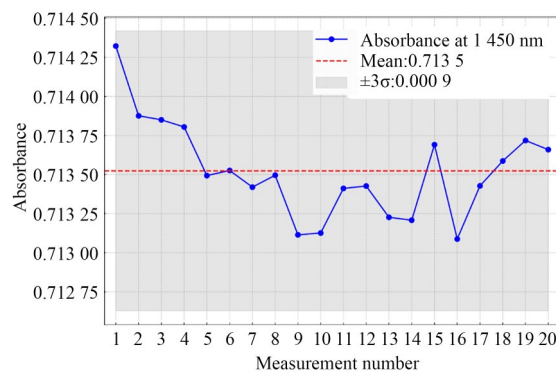


图 8 1 450 nm 处光度重复性曲线

Fig. 8 Photometric repeatability curve at 1 450 nm

由图 8 可知,在初始几次测量后系统迅速达到稳定状态,随后的波动幅度显著降低,这表明系统具有良好的热稳定性和快速的平衡能力。此外光度变化模式不呈现明显的时间依赖性,证实了系统在短期使用过程中不存在显著的漂移现象。

表 1 为 3 个特征波长处的光度重复性测试结果。从表中数据可见:随着波长增加和吸光度减小,相对标准偏差逐渐增大,这与信噪比理论预

期相符。特别是在 1 450 nm 处,系统展现了最优的重复性能(RSD=0.041 8%);而在较低吸光度区域(1 600 nm),相对标准偏差增至 1.3%,仍处于可接受范围内。

表 1 MEMS-FPI 光谱仪光度重复性测试结果
Tab. 1 Photometric repeatability testing results of developed MEMS-FPI spectrometer

波长/nm	平均吸光度	标准偏差	相对标准偏差	最小值	最大值	极差
1 450.0	0.713 5	0.000 3	0.041 8	0.713 1	0.714 3	0.001 2
1 550.0	0.683 1	0.004 9	0.714 1	0.676 8	0.695 6	0.018 8
1 600.0	0.435 2	0.006 1	1.392 7	0.427 2	0.450 9	0.023 7

综合分析表明:所设计的 MEMS-FPI 近红外光谱仪在葡萄糖溶液标准测试中展现出优异的光度重复性和稳定性,整体 RSD 为 0.87%,能够满足大多数定性分析要求并能支持高精度定量分析应用。

3.5 动态范围

动态范围为系统能够准确测量的最大信号强度与最小可检测信号之间的比值。较宽的动态范围意味着光谱仪能够同时处理高透射率和高吸收率样品,无需调整测量参数。对于近红外应用,充分的动态范围对于测量不同光学特性和浓度梯度的样品至关重要,直接影响仪器的适用性和测量准确度。

本研究采用饱和-暗电流对比法标定 MEMS-FPI 近红外光谱仪的动态范围。实验中,使用美国 THORLABS 公司生产的 SLS201L/M 宽谱红外光源通过光纤耦合系统接入光谱仪,并精确记录两个关键信号:最大线性响应信号强度和暗电流信号强度。最大信号测试时,将光源通过单模光纤直接连接至光谱仪的标准 SM905 接口,采集全波段光谱信号;暗电流测试则在完全遮光条件下进行,确保无外部光源干扰,测量系统的本底信号水平。

如图 9 所示,在最大信号测试中,长波段(约 1 580~1 650 nm)的信号已达到 65 535(相对单位),表明 16 位 ADC 已完全饱和($2^{16}-1=65\,535$)。

考虑到光电探测系统的线性响应特性,为避免非线性区域引入的误差,本研究选取线性区域内的最大值 58 981.5(相对单位)作为有效最大信号参考值。在暗电流测试中,通过统计分析 20 次连续采样数据,获得平均暗信号为 304.1(相对单位),标准偏差为 2.9。根据分析化学中广泛采

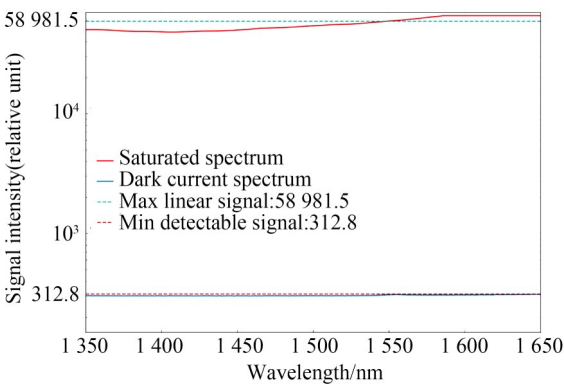


图 9 MEMS-FPI 近红外光谱仪动态范围测试结果
Fig. 9 Dynamic range testing results of MEMS-FPI near-infrared spectrometer

用的信噪比(SNR)为 3 的检测限标准,计算最小可检测信号为 312.8(即暗信号均值加上三倍标准偏差)。

基于上述精确测量结果,系统的动态范围为:

$$R_D = 20 \log_{10} \frac{S_{\max}}{S_{\min}}, \tag{5}$$

式中: R_D 为动态范围, $S_{\max}$ 为最大线性信号强度, $S_{\min}$ 为最小可检测信号强度。将测量数据代入式(5),计算得到该光谱仪的动态范围为 45.5 dB。

3.6 光谱仪性能对比分析

为全面评估所研制光谱仪的性能水平,本节将它与滨松公司基于同款 C14272 传感器开发的 C17552 型商用光谱仪进行对比。表 2 列出了两种光谱仪的关键性能指标。从表中数据可见,本研究开发的光谱仪在核心技术指标上达到了与商用产品相当甚至部分指标略优的水平,基本可视为测试误差。在光谱分辨率方面,本系统实现了(15.17±0.01) nm 的性能,略弱于 C17552 光谱仪实测的(15.02±0.01) nm;在波长重复性

上,本系统达到 ± 0.03 nm,略优于商用产品的 ± 0.05 nm;在光度重复性方面,本系统的相对标

准偏差(RSD)为0.87%,与商用系统的0.8%相当。

表 2 MEMS-FPI光谱仪与 C17552 光谱仪性能对比

Tab. 2 Performance comparison between MEMS-FPI spectrometer and C17552 spectrometer

光谱仪	光谱分辨率/nm	波长重复性/nm	光度重复性/%	动态范围/dB
MEMS-FPI	15.17 ± 0.01	± 0.03	0.87	45.5
滨松 C17552	15.02 ± 0.01	± 0.05	0.73	47.3

综上所述,本研究开发的 MEMS-FPI 近红外光谱仪以更低的成本实现了与商用产品相当的性能指标,同时提供了更高的系统可定制性,为推动近红外光谱技术在更广泛应用领域的普及提供了可行的技术路径。

4 实验结果与分析

4.1 葡萄糖定量检测实验

葡萄糖浓度的精确检测是近红外光谱技术在生物医学领域的典型应用,具有重要的科研价值和临床意义。在 MEMS-FPI 光谱仪的有效工作波段(1 350~1 650 nm)内,葡萄糖分子呈现明确的特征吸收峰,特别是 1 450 nm 附近的 O—H 基团倍频振动和 1 550~1 600 nm 区域的 C—H 基团组合振动,这些光谱特征与葡萄糖浓度呈现良好的定量相关性^[16]。

为了验证所开发光谱系统的实际检测能力,并探索深度学习算法在微小型光谱仪数据处理中的应用潜力,本文进行了葡萄糖浓度的定量分

析实验。实验流程主要包括样品准备、光谱采集、数据预处理、模型构建和性能评估。

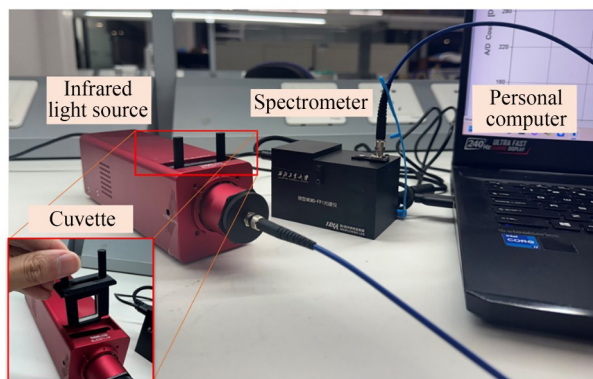
4.2 实验实施与数据获取

4.2.1 样品制备

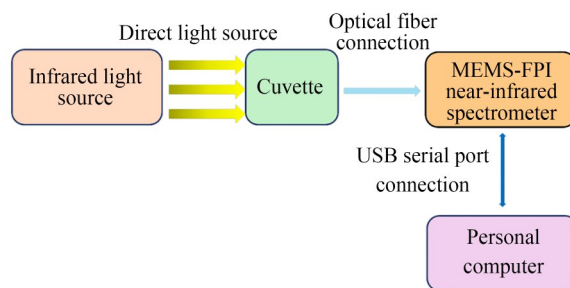
实验采用分析纯 D-葡萄糖(纯度 $\geq 99.5\%$)和超纯水配制一系列不同浓度的葡萄糖水溶液。质量浓度系统性设置为 0%,2%,4%,6%,8%,10%,12%,14%,16%,18% 和 20%,共 11 个浓度水平,覆盖低浓度至高浓度的检测范围。为评估方法的重复性和稳定性,每个浓度梯度配制 4 份独立平行样品。所有样品溶液保存于密封玻璃容器中,测量前恢复至控制室温(25 ± 1) $^{\circ}\text{C}$,以消除温度影响。

4.2.2 光谱采集系统

光谱数据采集采用本研究开发的 MEMS-FPI 近红外光谱仪,配合透射测量模式与 1.5 mm 光程高精度石英比色皿进行,如图 10(a)所示。实验装置包括稳定的近红外光源、样品比色皿支架、MEMS-FPI 光谱仪和数据采集计算机,系统结构示意图如图 10(b)所示。为确保测量稳定



(a) 实物图
(a) Physical image



(b) 结构示意图
(b) Schematic diagram

图 10 葡萄糖浓度检测实验装置

Fig. 10 Experimental setup for glucose concentration detection

性,系统在实验前预热 30 min 达到热平衡状态,环境温度严格控制在 $(25 \pm 1)^\circ\text{C}$,相对湿度维持在 40%~50% 内。每个样品进行 3 次独立重复测量以评估方法精度,波长扫描范围为 1 350~1 650 nm,扫描步长设定为 1 nm,每个样品共采集 301 个波长点的完整光谱信息。

4.2.3 数据集构建

基于采集的高质量光谱数据,构建了用于建模与验证的结构化数据集。完整数据集包含 132 条光谱记录(11 个浓度 $\times$ 4 份平行样品 $\times$ 3 次重复测量),每条记录包含 301 个波长点的光谱强度值及相应的葡萄糖浓度标签。为全面评估模型性能,本研究采用分层抽样策略进行数据划分。将所有浓度为 8%、14% 和 18% 的样品数据作为独立测试集,用于评估模型对未见过浓度的预测能力;其余浓度样品数据按照 9:3 的比例随机划分为训练集和验证集。这种划分方法确保模型能够在训练过程中学习光谱特征与浓度的相关性,同时通过在完全未知浓度上的测试,客观评估模型的实际预测性能和泛化能力。

4.3 数据处理

区别于传统近红外光谱分析中复杂的多步预处理,本研究采用简化的行列归一化方法处理原始光谱数据。这一方法省略了散射校正、基线校正、噪声滤波、导数变换等繁琐步骤,显著简化了数据处理流程,同时保留了光谱的核心特征信息^[17]。

行列归一化处理分为行归一化和列归一化两个连续步骤。行归一化为样本内标准化。对

每条光谱分别进行标准化,消除不同样本间的基线偏移和尺度差异,计算公式如下:

$$X_{\text{row}}[i,:]=\frac{X[i,:]-\mu(X[i,:])}{\sigma(X[i,:])}, \quad (6)$$

其中: $X[i,:]$ 代表第 i 条光谱数据, $\mu(X[i,:])$ 和 $\sigma(X[i,:])$ 分别为该光谱的均值和标准差。

列归一化为特征间标准化。在行归一化基础上,对每个波长点进行标准化,使不同波长的数据分布趋于一致,计算公式如下:

$$X_{\text{row.col}}[:,j]=\frac{X_{\text{row}}[:,j]-\mu(X_{\text{row}}[:,j])}{\sigma(X_{\text{row}}[:,j])}, \quad (7)$$

其中: $X_{\text{row}}[:,j]$ 代表行归一化后第 j 个波长点的所有样本数据, $\mu(X_{\text{row}}[:,j])$ 和 $\sigma(X_{\text{row}}[:,j])$ 分别为该波长点数据的均值和标准差。

图 11 展示了归一化前后的光谱对比。图 11(a)中,原始光谱数据呈现出明显的基线偏移和尺度差异;经过行归一化处理(图 11(b)),样本间的基线差异被有效消除,但不同波长点间的数据分布仍存在差异;最终通过行列归一化(图 11(c)),不同浓度样品的光谱分布在统一的尺度范围内,各浓度间的特征差异得到显著增强,特别是在 1 450 nm 和 1 550~1 600 nm 区域的特征峰更加明显,便于后续模型提取与浓度直接相关的光谱特征变化。

这种行列归一化方法具有几个显著优势:首先,它有效消除了样品间的系统性干扰,如光路变化和仪器漂移;其次,它保留了原始光谱的本质特征形态信息;最重要的是,它无需复杂的参数调优,减少了人为因素的影响,提高了方法的

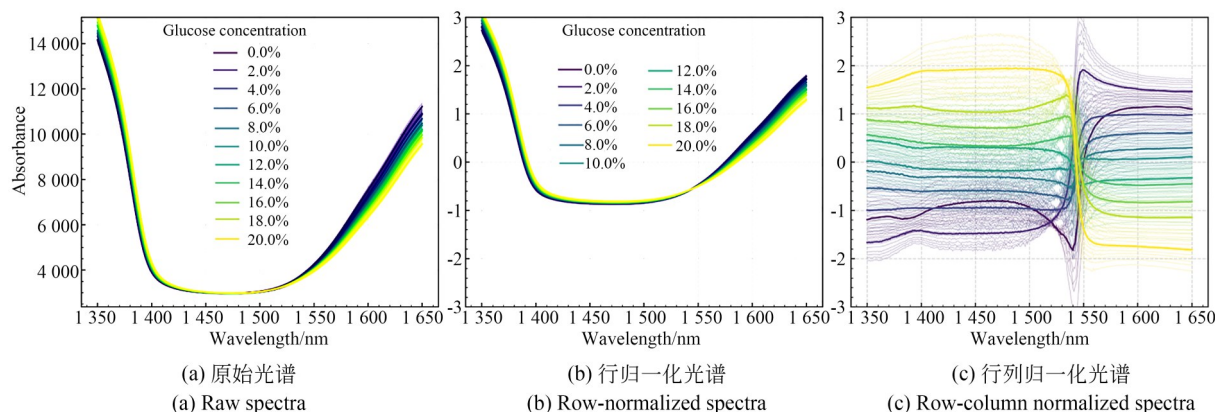


图 11 葡萄糖溶液光谱数据处理

Fig. 11 Spectral data processing of glucose solutions

稳定性、可重复性和适用性,特别适合与深度学习算法结合应用于便携式光谱系统的实时分析场景。

4.4 深度学习模型构建

近年来,Transformer 广泛应用于自然语言处理和计算机视觉领域,然而,其应用于光谱分析却存在限制。首先,Transformer 的自注意力机制计算复杂度与输入序列长度呈二次关系($O(n^2)$),在处理 301 维光谱数据时计算负担过重;其次,Transformer 通常需要大规模数据集才能充分发挥其表达能力,而光谱分析领域的样本数量往往有限;最重要的是,Transformer 模型参数量通常高达数百万至数千万,难以部署于资源受限的嵌入式系统中。相比之下,CNN 的卷积操作能够高效捕捉光谱数据中的局部特征模式,特别适合检测近红外区域 OH 基团(1 450 nm)和 CH 基团(1 550~1 600 nm)等特征吸收峰,同时保持较低的计算复杂度和模型体量。因此,本研究采用适用于近红外光谱数据分析的一维卷积神经网络(1D-CNN)模型^[18],该模型能够直接处理经过简单归一化的光谱数据,实现葡萄糖溶液浓度的准确预测。

4.4.1 网络架构设计

构建的 1D-CNN 模型设计用于处理行列归一化后的光谱数据,能自动提取光谱特征并建立与葡萄糖浓度的精确映射关系。网络结构如下:

输入层:接收归一化后的全谱数据(301 个波长点,对应 1 350~1 650 nm 波段)。

卷积层 1:包含 16 个过滤器,卷积核大小为 11,使用 ReLU 激活函数。

最大池化层:池化大小为 2,减少特征维度并提取显著特征。

卷积层 2:包含 32 个过滤器,卷积核大小为 11,进一步提取高级特征。

全局平均池化层:对整个特征图进行池化,减少参数数量。

全连接层:64 个神经元,使用 ReLU 激活函数。

输出层:单个神经元,线性激活函数,预测葡萄糖浓度值。

为防止过拟合,模型在全连接层前实现了 Dropout 层(失活率 0.3),并应用批标准化(Batch

Normalization)技术提高模型稳定性和收敛速度。整个模型架构总参数约为 5 000 个,计算复杂度较低,特别适合部署在资源受限的嵌入式设备上。

该网络架构优势如下:(1)直接处理归一化后的全谱数据,无需人工特征选择;(2)通过精心设计的卷积核尺寸有效捕捉近红外光谱的特征模式;(3)轻量级设计确保高效计算;(4)端到端学习过程省略了传统光谱分析中繁琐的预处理流程。

4.4.2 模型训练与评估

模型训练采用 Adam 优化器,初始学习率设为 0.001,并实现学习率衰减机制以确保稳定收敛。损失函数选择均方误差(Mean Square Error, MSE),同时将 MSE 和决定系数(R^2)作为训练过程的实时监控指标。为提高模型泛化能力和避免过拟合,采用早停策略(patience=150)和正则化技术。训练批次大小设为 16,最大训练周期数为 3 000。实际测试表明,模型通常在 100 轮左右即可达到收敛状态。

模型评估采用严格的数据集划分策略。训练集用于模型参数学习,验证集用于早停判断和超参数优化;测试集则被严格隔离,仅用于最终模型性能评估,确保结果的客观性和可靠性。评价指标包括决定系数(R^2)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)、偏差性能比(RPD)和相对预测误差(RPE)。

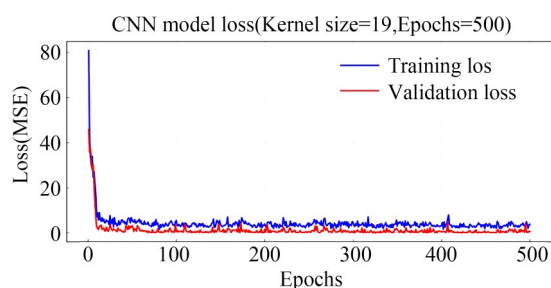
本研究同时构建了传统的偏最小二乘回归(Partial Least-Square Regression, PLSR)模型进行对比,以验证深度学习方法的优势^[19]。

4.5 结果与讨论

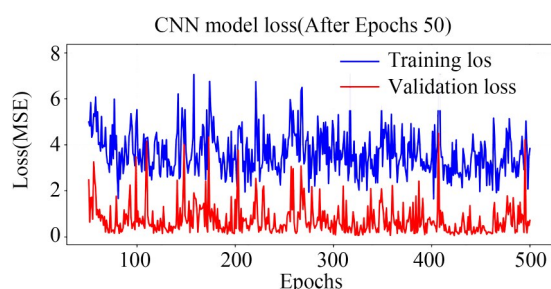
4.5.1 模型训练过程分析

图 12 展示了卷积核大小为 19、训练周期为 500 的 CNN 模型在训练过程中的损失函数变化曲线。如图 12(a)所示,训练初期(0~50 轮)损失函数值呈指数式快速下降,反映了模型对数据特征的高效学习能力。随着训练进行,损失曲线趋于平缓,约在 80 轮后基本稳定在较低水平,表明模型已达到收敛状态。验证集损失曲线与训练集曲线保持相近趋势且差异较小,模型未发生显著过拟合现象,具有良好的泛化能力。

图 12(b)展示了训练 50 轮后的详细损失变化情况。可以观察到,训练集损失始终高于验证集损失,这一现象表明模型在验证集上表现出色,未出现过拟合迹象。损失曲线的微小波动反映了批次训练过程中的随机性,但整体保持稳定,进一步验证了模型结构设计和训练参数设置的合理性。



(a) 完整训练过程
(a) Complete training process



(b) 训练后期详细变化
(b) Detailed changes in later training stages

图 12 CNN 模型训练过程损失曲线

Fig. 12 Loss curves during CNN model training

4.5.2 模型预测性能分析

采用卷积核大小 19、训练周期 500 的 CNN 模型对完整数据集进行预测,结果如图 13 所示。该模型在训练集、验证集和测试集上均表现出优异的预测能力,所有数据点紧密分布在理想预测线(对角虚线)周围,表明模型成功捕捉了光谱与葡萄糖浓度间的内在关系。训练集、验证集和测试集的决定系数(R^2)分别达到 0.998 1, 0.998 8 和 0.999 0, RMSE 分别为 0.279 6%, 0.228 8% 和 0.158 4%, 显示出模型在各数据集上的一致性。

尤为重要的是,测试集(包含完全未参与训练的 8%, 14% 和 18% 浓度样品)的预测结果同样表现出高度准确性,证实了模型对未知样本的

卓越泛化能力。不同浓度水平的预测精度保持一致,未出现明显的系统偏差或异常预测值,进一步验证了 MEMS-FPI 光谱仪结合深度学习方法在葡萄糖浓度检测中的应用潜力。

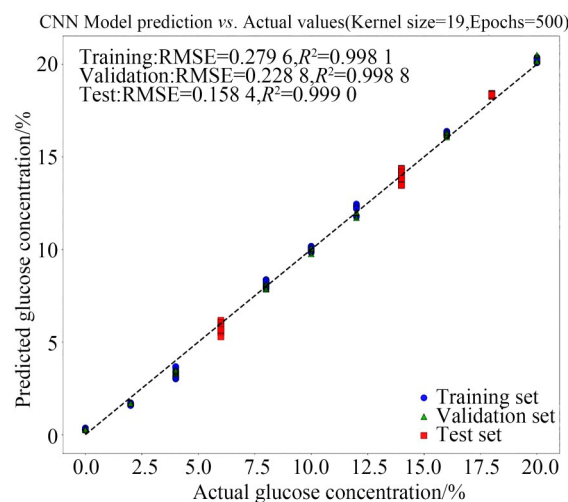


图 13 CNN 模型对葡萄糖浓度预测结果

Fig. 13 Glucose concentration prediction results of CNN model

4.5.3 CNN 与 PLS 模型预测性能对比

为客观评估 CNN 模型相较于传统方法的优劣,将最优 CNN 模型(卷积核大小 19、训练周期 500)与经过优化的 PLS 回归模型进行了系统对比,结果如图 14 所示。使用相同的测试集数据,最优 CNN 模型的 $R^2 = 0.999 0$, RMSE =

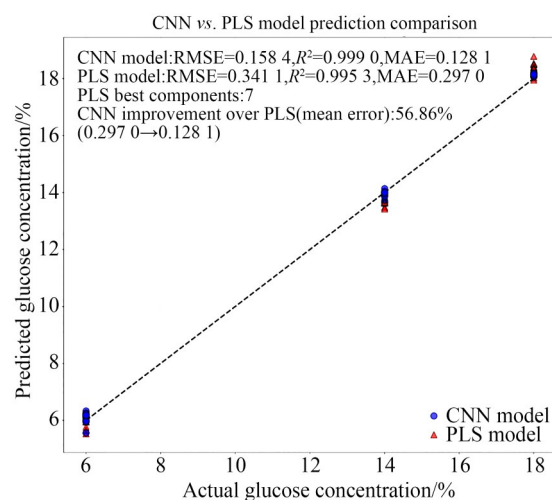


图 14 CNN 与 PLS 模型预测性能对比

Fig. 14 Comparison of prediction performance between CNN and PLS models

0.158 4%,而 PLS 模型(最佳主成分数为 7)的 $R^2=0.995\ 3$,RMSE=0.341 1%。这表明 CNN 模型在预测精度上比传统 PLS 方法提高了约 53.6%,充分展示了深度学习方法在光谱分析中的潜力。

图 14 展示了两种模型的预测结果:CNN 模型预测值(圆点)与 PLS 模型预测值(三角形)均分布在理想预测线附近,但 CNN 模型在各浓度区域表现出更低的离散性和更好的稳定性,尤其在高浓度区域(18%)。CNN 模型对测试集的平均相对误差为 1.01%,优于 PLS 模型的 2.34%。

值得注意的是,即使是配置较简单的 CNN 模型(卷积核大小 11、训练周期 300),也能达到与传统方法相当的性能水平。该基础 CNN 模型的 $R^2=0.995\ 5$,RMSE=0.332 8%,与 PLS 模型($R^2=0.995\ 3$,RMSE=0.341 1%)性能相近。这一发现具有重要实用价值,说明在计算资源受限或对预测速度有更高要求的应用场景中,可以采用参数量更少、训练周期更短的简化 CNN 模型,仍能保持与传统方法相当的性能。

CNN 模型的优势不仅体现在预测精度上,更体现在数据处理流程的大幅简化。PLS 模型需要复杂的数据预处理步骤,包括多元散射校正、标准正态变量转换和导数变换等,这些步骤

不仅增加了分析复杂度,还依赖专业人员的经验判断。相比之下,CNN 模型仅需简单的行列归一化预处理即可获得优异性能,显著降低了分析门槛和人为干预需求。

CNN 的多层网络结构能够自动学习和适应数据中的非线性模式。在葡萄糖浓度预测任务中,光谱特征与浓度间存在一定非线性关系,CNN 模型成功捕捉了这种复杂关系,从而实现了更准确的预测。

4.5.4 CNN 模型参数优化结果

在 CNN 模型的实际应用中,参数配置对模型性能具有显著影响。因此,本文对不同卷积核大小与训练周期组合下的模型性能进行了全面评估,结果如表 3 所示。实验数据表明,卷积核大小与训练周期是影响模型性能的两个关键因素,其中卷积核大小对模型表达能力具有更为本质的影响。当卷积核大小为 15、训练周期为 300 时,CNN 模型的决定系数 R^2 显著提升至 0.998 0,均方根误差 RMSE 降至 0.220 6%,较基础配置(卷积核 11、周期 300)改善约 35%。进一步增加训练周期至 500 轮并调整卷积核至 19 时,模型性能达到最优,决定系数 R^2 升至 0.999 0,RMSE 降至 0.158 4%,相对预测误差(RPE)仅为 1.011 6%,偏差性能比(RPD)高达 33.97,表明模型具有极高的预测准确性和稳定性。

表 3 不同参数配置下 CNN 模型与 PLS 模型性能对比

Tab. 3 Performance comparison between CNN models with different parameter configurations and PLS model

模型	训练周期	卷积核大小	成分数	R^2	RMSE(%)	MAE(%)	MAPE	RPD	SEP(%)	PRE(%)
PLS	/	/	7	0.995 3	0.341 1	0.297 0	2.557 4	14.634 3	0.340 9	2.344 7
CNN	300	11	/	0.995 5	0.332 8	0.292 8	2.755 9	15.094 9	0.330 5	2.311 4
CNN	300	15	/	0.998 0	0.220 6	0.188 8	2.045 8	22.764 4	0.219 2	1.490 1
CNN	300	19	/	0.992 4	0.434 9	0.366 2	3.210 3	19.338 4	0.258 0	2.891 1
CNN	500	11	/	0.998 1	0.216 8	0.156 7	1.662 4	24.676 0	0.202 2	1.236 7
CNN	500	15	/	0.996 0	0.314 9	0.255 4	2.255 6	17.424 1	0.286 3	2.016 1
CNN	500	19	/	0.999 0	0.158 4	0.128 1	1.424 5	33.965 2	0.146 9	1.011 6
CNN	1 000	11	/	0.998 3	0.208 5	0.165 6	1.497 8	23.932 4	0.208 5	1.307 5
CNN	1 000	15	/	0.998 1	0.215 2	0.192 1	1.974 7	23.604 1	0.211 4	1.516 2
CNN	1 000	19	/	0.998 7	0.181 8	0.141 3	1.629 4	27.843 1	0.179 2	1.115 8

注: R^2 -决定系数;RMSE-均方根误差;MAE-平均绝对误差;MAPE-平均绝对百分比误差;RPD-偏差性能比;SEP-预测标准误差;RPE-相对预测误差。

值得注意的是,虽然延长训练至1 000轮可获得稳定的高性能($R^2=0.9987$, $RMSE=0.1818\%$),但与500轮训练相比提升有限($RMSE$ 改善约12%),而计算成本增加一倍。这表明,在资源受限的场景下,通过模型优化能够在计算资源与预测精度间可找到合理平衡点。

从参数影响规律看,卷积核大小的增加能显著提升模型捕捉光谱特征的能力,特别是在本研究中,19×1的卷积核尺寸最适合近红外光谱中葡萄糖特征吸收峰的空间尺度。这一发现与光谱物理特性相符,近红外区域中葡萄糖的OH键(1 450 nm)和CH键(1 550~1 600 nm)吸收带宽度约10~20 nm,与19个波长点的卷积核覆盖范围相近,使模型能够最有效地提取这些特征峰的形态信息。

训练周期方面存在明显的拐点,超过500轮后性能提升趋于平缓,表明模型已接近最优状态。不同参数配置下的学习曲线在初期阶段(0~100轮)呈现相似的快速下降趋势,而后期的收敛行为则因卷积核大小而异。较大卷积核配置(19×1)的模型在训练前期略显不稳定,但后期收敛至更低的误差水平;而较小卷积核配置(11×1)模型虽收敛更快,但最终精度较低。

参数优化结果表明,针对MEMS-FPI光谱仪采集的葡萄糖浓度光谱数据,CNN模型的最优配置为卷积核大小19、训练周期500,在保持模型复杂度适中的同时实现了最佳预测精度。

5 结 论

本文成功开发了一种基于滨松C14272 MEMS-FPI传感器的微型近红外光谱系统,并通过葡萄糖浓度定量检测实验验证了其实际应

用性能。所设计的MEMS-FPI近红外光谱仪实现了1 350~1 650 nm的有效覆盖,光谱分辨率(FWHM)为 (15.17 ± 0.01) nm,波长重复性标准差仅为0.03 nm,光度重复性RSD为0.87%,动态范围达到45.5 dB。通过结合卷积神经网络算法,系统在葡萄糖浓度定量分析中取得了卓越性能。优化后的CNN模型(卷积核大小19、训练周期500)在2%~20%浓度内实现了 $R^2=0.9990$, $RMSE=0.1584\%$ 的高精度预测,较传统PLS方法($RMSE=0.3411\%$)提升了53.6%,展示了深度学习方法在简化预处理流程同时提高预测精度方面的显著优势。参数优化研究揭示了卷积核大小与训练周期对模型性能的影响,实验结果表明:在资源受限情况下,通过合理参数配置(如500轮训练而非1 000轮)可在计算效率与精度间取得平衡,模型性能仅轻微下降($RMSE$ 从0.1584%增至0.1818%),而计算资源需求降低50%。此外,即使是未经复杂优化的CNN模型(卷积核大小11、训练周期300)也能达到与传统方法相当的性能($RMSE=0.3328\%$)。本研究为近红外光谱技术在便携式医疗诊断、食品安全与工业过程监控等领域的应用提供了可行的技术路径,后续研究将进一步探索在复杂生物样本分析中的应用潜力,推动微型近红外光谱技术的实际应用。

作者贡献声明:

厉奔:模型设计,论文构思和撰写;

陈方方:算法实现和论文审核;

王飞:电路设计和实现;

郑赞胜:样品配置;

邹益波:实验设计和操作;

虞益挺:方案设计和论文审核。

参考文献:

- [1] 褚小立,陈瀑,李敬岩,等. 近红外光谱分析技术的最新进展与展望[J]. 分析测试学报, 2020, 39(10): 1181-1188.
- CHU X L, CHEN P, LI J Y, *et al.* Progresses and perspectives of near infrared spectroscopy analytical technology [J]. *Journal of Instrumental Analysis*, 2020, 39(10): 1181-1188. (in Chinese)

- [2] ZUBAIR T, HASAN M M, RAMOS R S, *et al.* Conjugated polymers with near-infrared (NIR) optical absorption: structural design considerations and applications in organic electronics [J]. *Journal of Materials Chemistry C*, 2024, 12(23): 8188-8216.
- [3] 张进,胡芸,周罗雄,等. 近红外光谱分析中的化学计量学算法研究新进展[J]. 分析测试学报, 2020, 39(10): 1196-1203.
- ZHANG J, HU Y, ZHOU L X, *et al.* Progress of

- chemometric algorithms in near-infrared spectroscopic analysis [J]. *Journal of Instrumental Analysis*, 2020, 39(10): 1196-1203. (in Chinese)
- [4] 任瑞娟, 岳明祥, 刘祥. 近红外光谱技术在食品微生物检测中的研究进展[J]. *职业与健康*, 2024, 40(11): 1567-1571.
- REN R J, YUE M X, LIU X. Advances of near infrared spectroscopy technology in food microbiological detection[J]. *Occupation and Health*, 2024, 40(11): 1567-1571. (in Chinese)
- [5] TIAN S, HUANG W X, HU J R, *et al.* Exploring the frontiers of plant health: harnessing NIR fluorescence and surface-enhanced Raman scattering modalities for innovative detection[J]. *Chinese Chemical Letters*, 2025, 36(3): 110336.
- [6] 宋健超, 张雷, 马维光, 等. NIRS-XRF联用的煤炭发热量高稳定检测[J]. *光学精密工程*, 2023, 31(13): 1880-1889.
- SONG J CH, ZHANG L, MA W G, *et al.* Highly stable analysis of coal calorific value using combined NIRS-XRF[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2023, 31(13): 1880-1889. (in Chinese)
- [7] 刘婧怡, 潘越, 姚路, 等. 小型化中红外直接吸收 CO₂ 光谱仪[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(9): 1330-1337.
- LIU J Y, PAN Y, YAO L, *et al.* Mid-infrared laser absorption spectroscopy CO₂ spectrometer [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(9): 1330-1337. (in Chinese)
- [8] 杨琨. 傅里叶变换红外光谱仪若干核心技术研究及其应用[D]. 武汉: 武汉大学, 2010.
- YANG K. *Research and Application of Some Core Technologies of Fourier Transform Infrared Spectrometer* [D]. Wuhan: Wuhan University, 2010. (in Chinese)
- [9] TAN Y L, ZHU J. Direct design method for holographic grating imaging spectrometer and corresponding recording system[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2024, 173: 107920.
- [10] ZHU C X, FU X P, ZHANG J Y, *et al.* Review of portable near infrared spectrometers: current status and new techniques[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2022, 30(2): 51-66.
- [11] RISSANEN A, AVILA C, GUO B, *et al.* MEMS Fabry-Perot interferometer based spectral sensors for industrial applications [C]. *Imaging and Applied Optics 2017 (3D, AIO, COSI, IS, MATH, pcAOP)*. San Francisco, California. OSA, 2017: ATu1A.1.
- [12] RISSANEN A, KANTOJÄRVI U, BLOMBERG M, *et al.* Monolithically integrated microspectrometer-on-chip based on tunable visible light MEMS FPI[J]. *Sensors and Actuators A: Physical*, 2012, 182: 130-135.
- [13] OTTO J, KRIEGER K L, ANDRESEN H. Development of a compact NIR sensor using MEMS-FPI NIR spectral detectors [C]. *Sensors and Measuring Systems; 21th ITG/GMA-Symposium*. May 10-11, 2022, Nuremberg, Germany. VDE, 2022: 1-8.
- [14] SIMEONE M L F, PIMENTEL M A G, QUEIROZ V A V, *et al.* Portable near-infrared (NIR) spectroscopy and multivariate calibration for reliable quality control of maize and sorghum grain chemical composition[J]. *Journal of Food Composition and Analysis*, 2024, 134: 106502.
- [15] SILVA PEREIRA EDA, CRUZ-TIRADO J P, LOURENÇO CRIPPA B, *et al.* Portable near infrared (NIR) spectrometer coupled with machine learning to classify milk with subclinical mastitis [J]. *Food Control*, 2024, 163: 110527.
- [16] 戚栋铭, 杨强, 刘强. 基于近红外光谱的无创血糖检测系统研究综述[J]. *北京石油化工学院学报*, 2024, 32(2): 5-10, 59.
- QI D M, YANG Q, LIU Q. Review of non-invasive blood glucose measurement system based on near-infrared spectrum[J]. *Journal of Beijing Institute of Petrochemical Technology*, 2024, 32(2): 5-10, 59. (in Chinese)
- [17] 尼珍, 胡昌勤, 冯芳. 近红外光谱分析中光谱预处理方法的作用及其发展[J]. *药物分析杂志*, 2008, 28(5): 824-829.
- NI ZH, HU CH Q, FENG F. Progress and effect of spectral data pretreatment in NIR analytical technique[J]. *Chinese Journal of Pharmaceutical Analysis*, 2008, 28(5): 824-829. (in Chinese)
- [18] CUI C H, FEARN T. Modern practical convolutional neural networks for multivariate regression: Applications to NIR calibration[J]. *Chemometrics*

and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 182: 9-20.

- [19] ZHENG R Y, JIA Y Y, ULLAGADDI C, *et al.* Optimizing feature selection with gradient boosting

machines in PLS regression for predicting moisture and protein in multi-country corn kernels *via* NIR spectroscopy [J]. *Food Chemistry*, 2024, 456: 140062.

作者简介:



厉 奔 (1998—), 男, 硕士研究生, 2020 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 主要从事计算光学成像与集成电路设计等方面的应用研究。E-mail: lb17863108129@gmail.com

通讯作者:



虞益挺 (1980—), 男, 浙江宁波人, 博士, 教授, 博士生导师, 2003 年、2006 年、2010 年于西北工业大学分别获得学士、硕士和博士学位, 主要从事微纳光学成像与传感方面的应用基础研究。E-mail: yyt@nwpu.edu.cn