

一种基于量子经典混合神经网络的激光散斑对比成像系统

韩伟禄¹, 吴水才¹, 陈轶雄², 孙 坤^{1*}

¹北京工业大学化学与生命科学学院, 北京

²北京奥之春科技发展有限公司, 北京

收稿日期: 2025年4月21日; 录用日期: 2025年5月21日; 发布日期: 2025年5月30日

摘 要

本研究旨在开发一种激光散斑对比成像(laser speckle contrast imaging, LSCI)系统, 该系统可实现血流速度的定量测量。LSCI是一种非侵入性的光学成像技术, 广泛应用于微循环血流速度监测, 但现有LSCI系统无法实现血流速度定量测量, 限制了其在临床中的广泛应用。本研究开发了一种基于量子经典混合神经网络的系统, 该系统由硬件设计和算法设计两部分组成, 主要实现数据采集、数据处理和血流速度预测功能。硬件设计部分以光照单元、采集单元和存储单元三部分为核心, 算法设计部分通过混合模型实现血流速度的预测。活体验证中, 系统在手指三个位置的血流速度曲线和传统算法的相关系数分别为0.924、0.867和0.899, 同时可输出定量预测的局部血流速度曲线和血流动态变化图。

关键词

激光散斑对比成像, 血流速度预测, 系统设计, 血流成像

A Laser Speckle Contrast Imaging System Based on a Quantum-Classical Hybrid Neural Network

Weilu Han¹, Shuicai Wu¹, Yixiong Chen², Shen Sun^{1*}

¹School of Chemistry and Life Sciences, Beijing University of Technology, Beijing

²Beijing Aozhichun Technology Development Co., Ltd., Beijing

Received: Apr. 21st, 2025; accepted: May 21st, 2025; published: May 30th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 韩伟禄, 吴水才, 陈轶雄, 孙坤. 一种基于量子经典混合神经网络的激光散斑对比成像系统[J]. 生物医学, 2025, 15(3): 564-576. DOI: 10.12677/hjbm.2025.153065

Abstract

The aim of this study is to develop a Laser Speckle Contrast Imaging (LSCI) system capable of quantitatively measuring blood flow velocity. LSCI is a non-invasive optical imaging technique widely used for monitoring microcirculatory blood flow velocity. However, current LSCI systems are unable to provide quantitative measurements of blood flow velocity, which limits their broader clinical application. This study introduces a system based on a quantum-classical hybrid neural network, comprising hardware and algorithm design, and is mainly responsible for data acquisition, processing, and blood flow velocity prediction. The hardware design centers around three core components: the illumination unit, acquisition unit, and storage unit. The algorithm design employs a hybrid model to predict blood flow velocity. *In vivo* validation showed that the correlation coefficients between the predicted blood flow velocity curves at three finger positions and those from traditional algorithms were 0.924, 0.867, and 0.899, respectively. The system is also capable of outputting quantitatively predicted local blood flow velocity curves and dynamic blood flow variation maps.

Keywords

Laser Speckle Contrast Imaging, Blood Flow Velocity Prediction, System Design, Blood Flow Imaging

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

激光散斑对比成像(laser speckle contrast imaging, LSCI)作为一种非侵入性、无标记的光学成像技术,近年来在生物医学领域受到广泛关注。LSCI 能够实时、高分辨率地评估组织微循环的血流灌注情况,为深入理解组织生理功能及病理机制提供了全新的视角。相较于传统方法, LSCI 具有操作简便、无创等优点,在临床医学、生物医学研究等领域具有广阔的应用前景[1]。例如,在神经外科手术中, LSCI 可实时监测脑血流变化,显著提高手术安全性[2] [3];在糖尿病足溃疡、烧伤、皮肤癌等疾病的诊断和治疗中, LSCI 可早期发现微循环障碍,为临床决策提供重要依据[4]-[6];在眼科, LSCI 可用于评估眼底微循环,早期诊断和监测糖尿病视网膜病变、年龄相关性黄斑变性等眼底疾病,并评估眼部手术后微循环恢复情况[7]。激光散斑对比成像技术基于动态光散射理论,通过捕捉散射体运动引起的散斑模式变化来预测血流速度[8]。其核心在于利用散斑图案的时空变化特性,反演得到组织内部散射粒子的运动信息,从而间接反映微循环血流状态[9]。然而由于反演模型存在着大量不确定性,模型精度和测量准确性制约着这项技术发展。因此,在微循环检测中 LSCI 往往仅提供定性分析而非精确的定量数据,这限制了其在临床实践中的广泛应用。

近年来,机器学习技术在 LSCI 领域展现出广阔的应用前景。研究人员通过引入 K-means 聚类、深度残差网络等算法,实现了对原始散斑图像的噪声去除[10]。在血流参数估计方面,基于多重曝光 LSCI 图像,研究者构建了人工神经网络模型,实现了对血流灌注的精确预测,接近了激光多普勒成像的水平[11]。此外,研究者建立了可以提取流速变化的卷积神经网络模型[12]。通过利用三维卷积神经网络,将连续的视频帧作为输入,研究者建立了一个能够准确预测流速的模型[13]。上述研究表明,通过机器学习

充分挖掘散斑图像的时空特征，可以显著提高血流速度预测的精度。机器学习为 LSCI 技术带来了革新，在图像预处理、特征提取和血流参数定量分析等方面展现出强大的潜力。然而，现有模型仍存在一些挑战，如模型复杂度高、泛化能力有待提高、实时性不足等问题，限制了其在临床应用中的推广。

量子机器学习(quantum machine learning, QML)是一个具有前景的交叉研究学科，结合了量子计算和机器学习的优势，利用量子计算的高并行性来提高机器学习处理分析大数据的能力，为解决传统机器学习面临的挑战提供了新的思路[14][15]。近年来，QML 取得了显著进展，在支持向量机[16]、聚类[17]和主成分分析[18]等多种经典机器学习任务中展现了独特优势。QML 和深度学习相结合的方法在医学图像目标检测[19]和分类[20]任务中得到了应用。散斑图像的动态细微变化包含着血流速度信息，相较于经典机器学习方法，QML 可提升对图像复杂模式和细节特征的提取能力。本研究借助 QML 优势，构建了一种基于量子经典混合神经网络的 LSCI 系统，提取散斑图像中的时空特征，实现对组织微循环血流速度的定量测量。

2. 硬件设计

LSCI 硬件部分如图 1 所示，包括光照单元、采集单元和存储单元。光照单元由激光器、单模光纤和激光扩束器组成，该单元用于为散斑成像提供稳定的照明。采集单元以高分辨率 CMOS 相机为核心器件，负责实时捕捉高质量的散斑图像。数据处理单元以计算机为核心，通过相机接口控制传感器实时采集散斑数据。

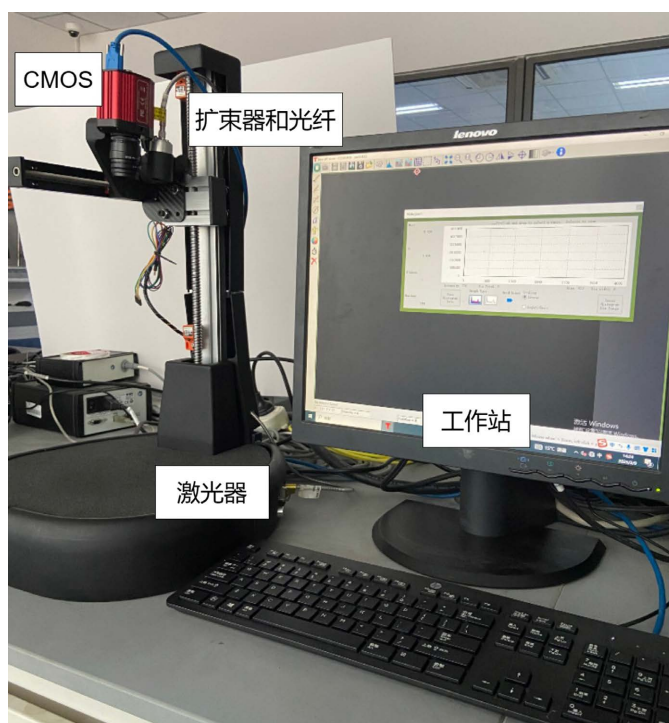


Figure 1. Physical diagram of the LSCI system hardware
图 1. LSCI 系统硬件实物图

在 LSCI 系统的光照单元中，激光器是最重要的组成部分。选择激光器时，激光波长是一个需要重点考虑的关键参数，因为不同波长的激光在生物组织中的穿透能力和散射程度不同。光纤是光传输介质，将光信号从激光器传输到光纤末端，扩束器可以增大激光光束的直径，增大照射面积。本系统激光器采

用的是长春新产业光电技术有限公司的 MRL-III-655L 型激光器，该激光器具体规格参数如表 1 所示。该激光器稳定性好，能够连续长时间工作，输出波长为 655 nm 的红光，具有较好的组织穿透能力，能够被生物组织散射，最大功率为 100 mW，满足高亮度光源需求。

Table 1. MRL-III-655L laser specifications
表 1. MRL-III-655L 激光器规格参数

规格	参数
光纤前输出功率	133.4 mW
光纤后输出功率	100 mW
功率稳定性	<3% rms
光纤	400 um@1m
光纤接口	SMA905
光线后相干	>10 cm

LSCI 系统常用 CCD 和 CMOS 两种传感器对人体生物组织成像，相较于 CCD 传感器，CMOS 传感器能够以更快的速度处理图像信息，每个像素都配备了独立的处理电路，能够实现更高的帧率和快速读取。采集单元使用了美国 Thorlabs 光电仪器公司的 CS505MU 型 CMOS 图像传感器，具体规格参数如表 2 所示，其图像分辨率为 2448 × 2048 像素，最大帧率为 53.2 fps。同时 Thorlabs 公司为 CS505MU 传感器提供了软件开发工具包，支持 Matlab 接口调用，使得数据采集与处理更加便捷高效。该传感器具有较高时间和空间分辨率，支持快速捕获清晰的散斑图像。系统搭建时，要确保激光器、扩束器和被测物体的中心保持在同一直线上，使激光光束可以无损地穿过扩束器，照射到被测目标。

Table 2. CS505MU sensor specifications
表 2. MRL-III-655L 激光器规格参数

规格	参数
传感器类型	CMOS 黑白传感器
有效像素	2448 × 2048
像素尺寸	3.45 μm × 3.45 μm
光学格式	2/3 英寸格式
快门类型	全局快门
曝光时间	21 μs~7330 ms

系统存储单元使用了一台具有 64 GB 内存的工作站，可以确保数据传输的效率和足够的空间保存数据。在使用过程中，该工作站和 CMOS 传感器通过数据线连接，可以实现对 CMOS 传感器的控制和数据的传输。

3. 算法设计

采用量子经典混合神经网络模型 QCNN-LSCI [21]作为算法设计核心部分，该模型结构如图 2 所示。该模型采用了卷积核为 3 × 3 × 5、3 × 3 × 5 和 3 × 3 × 3 的三个卷积层，前两个卷积层后加入了两个大小为 2 × 2 × 2 的 3D 最大池化层。第三个卷积层后使用变分量子电路进行处理。

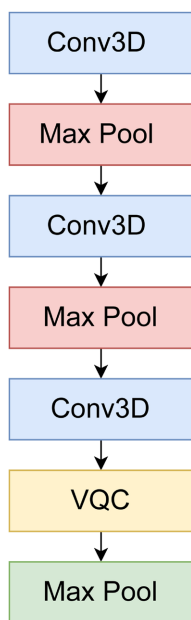


Figure 2. QCNN-LSCI architecture
图 2. QCNN-LSCI 结构

本实验通过如图 3 所示的体模装置模拟组织中血流运动情况，该装置使用粗糙亚克力板模拟皮肤组织中的红细胞，将亚克力板安装到伺服电机上，通过电机控制模拟红细胞运动情况。伺服电机需要配合伺服驱动器和控制器使用。本实验选择 80AIS 系列直流伺服电机，选择 SD300 驱动器和 CS-10 控制器控制伺服电机以精确恒定的角速度转动。

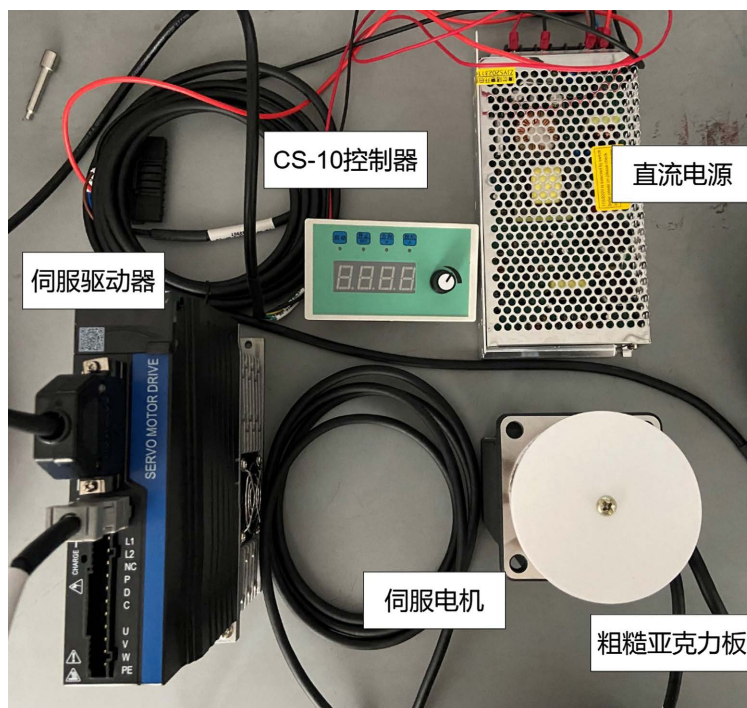


Figure 3. Physical diagram of the phantom device
图 3. 体模装置实物图

LSCI 系统的算法部分使用了 QCNN-LSCI 模型进行血流速度的预测,使用硬件设备采集了带有速度标签的散斑图像数据。本实验使用 CS-10 控制器伺服电机的角速度,设置了 0.083、0.167、0.25、0.333、0.416、0.5、0.583、0.667、0.75、0.83、0.917、1 rad/s 这 12 个角速度。沿亚克力板的半径方向采集了 320×32 像素区域的散斑图像,每个数据采集了 600 帧,每 100 帧取前 15 帧数据,并将数据划分为 $32 \times 32 \times 15$ 像素,共有 2640 个数据用于训练和测试。由于原始数据中的标签是角速度,需要计算获得线速度。半径为每个数据中心到圆心之间的距离,计算得到的线速度为训练数据的标签。

按照 8:2 划分训练集和测试集,其中训练集有 2112 个数据,测试集有 528 个数据,训练集中的数据进行 5 折交叉验证。批大小设置为 16,学习率设置为 0.001,训练轮数设置为 100,选择 Adam 优化器进行参数优化,使用 MSE 作为损失函数。模型训练过程在一台配置 NVIDIA GeForce RTX 2060 GPU 的计算机上,量子部分运行在 PennyLane 库的 default.qubit 模拟器上。训练得到 QCNN-LSCI 模型用于预测。

4. 活体实验验证

本章设计了活体血流速度测量实验,采集人体手背原始激光散斑图像 200 帧。根据预测情况生成了不同手指部位的血流速度变化曲线和整体血流速度动态变化图像,和传统单次曝光 LSCI 算法预测结果进行比较,进行了相关性分析,全面评估了系统在活体数据上的效果。

4.1. 阻塞再充盈实验

阻塞再充盈实验是一种常用的评估人体微循环功能的方法,该实验通过施加外部压力,暂时阻断局部组织的血液循环,随后释放压力,观察组织的再灌注过程。通过分析再灌注过程中血流恢复的速度和程度,可以评估微血管的通透性、血管反应性等功能。本实验让 25 岁健康成年男性作为受试者,实验开始前告知受试者实验目的和风险。实验中让受试者在温度适宜的实验室内静坐 15 分钟,使其心率保持稳定。实验过程如图 4 所示,首先调整实验座椅固定受试者体位,确保前臂与心脏处于同一水平面。将受试者被测手放到实验平台上,调整位置直到处于相机采集图像的中心,打开激光器并调整使激光垂直照射到手背上,使用程序驱动相机进行图像采集。在实验过程中连续采集 3 次阻塞再充盈过程的散斑图像。

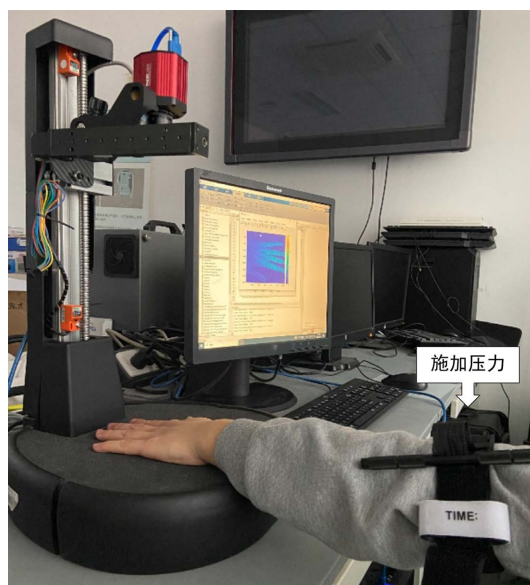


Figure 4. Photograph of the subject during the occlusion-reperfusion experiment

图 4. 受试者进行阻塞再充盈实验过程的照片

4.2. 血流速度曲线图

通常使用空间对比度 K 对散斑图案的模糊程度进行量化，计算公式如下：

$$K = \frac{\sigma_s}{\langle I \rangle} \quad (1)$$

其中 σ_s 为散斑原始数据在像素周围小区域的空间标准差， $\langle I \rangle$ 是该像素周围的平均强度。动态光散射近似模型可知 K 与 τ_c 呈近似线性关系，传统单次曝光 LSCI 算法计算血流速度公式 2 所示[22]：

$$V = \frac{\lambda}{2\pi\tau_c} \quad (2)$$

其中 λ 是相干光的波长，散斑对比度 K 与散射粒子的速度 V 成反比。

按照传统单次曝光 LSCI 对上述阻塞再充盈活体数据进行计算，获取血流速度分布情况如图 5 所示，其中红色方框区域为将要进行对比验证实验的三个部位，分别是大拇指、中指和小拇指，大小都为 32×32 像素的区域。

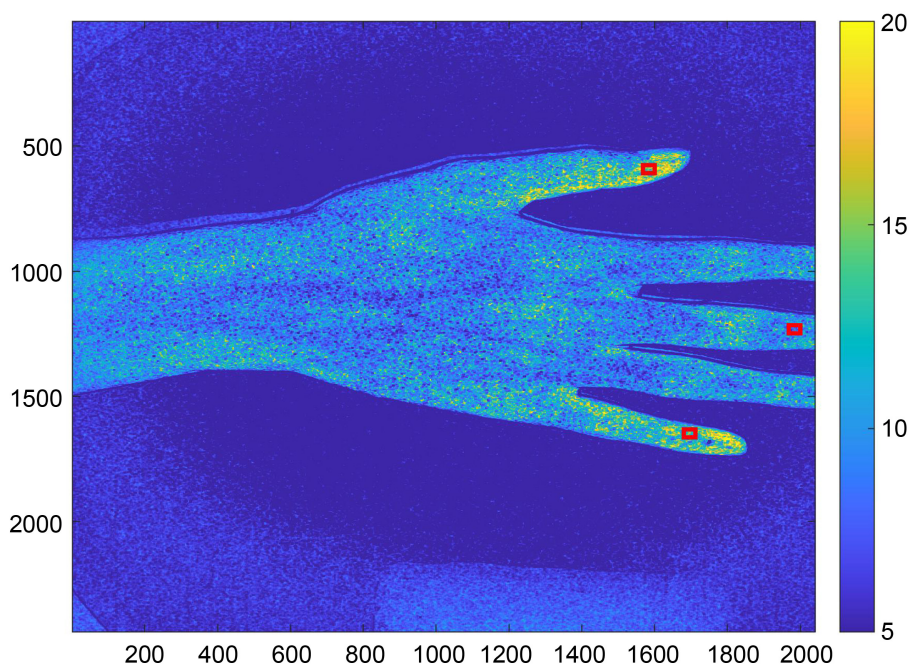


Figure 5. Single-exposure LSCI image and the three selected locations

图 5. 单次曝光 LSCI 图像和三个选定位置

使用单次曝光 LSCI 算法计算结果作为对照，对 3 个位置的平均速度进行分别计算，根据 200 帧散斑图像计算得到了 200 个速度值，按照时间顺序进行排列，生成的血流速度变化曲线如图 6 所示。图中展示了 3 段阻塞再充盈过程。

使用 LSCI 系统预测得到血流速度变化曲线如图 7 所示，系统对原始散斑数据进行了处理，在相同的三个部位使用 15 帧滑窗，以步长为 5 帧进行滑动划分，200 帧数据划分为 38 个数据，每个数据大小为 $32 \times 32 \times 15$ 。

从曲线图可以看出 LSCI 系统预测的血流速度变化和单次曝光 LSCI 算法的变化趋势相同，且 3 个部位具有明显的阻塞再充盈周期，同时显示出相似的变化趋势。

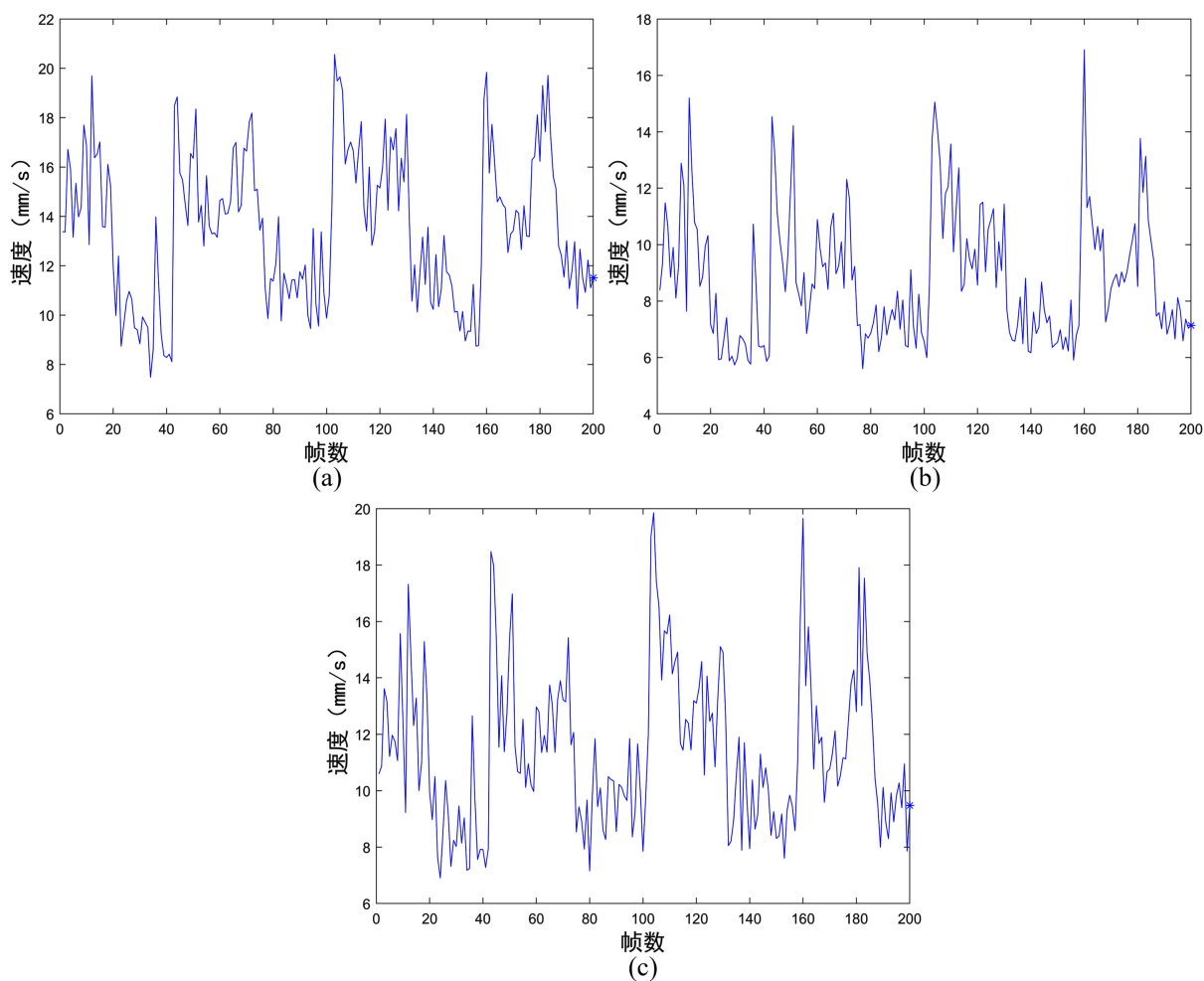


Figure 6. The blood flow velocity curve graph of single-exposure LSCI at three locations. (a) Thumb; (b) Middle finger; (c) Little finger

图 6. 单次曝光 LSCI 在 3 个部位的血流速度曲线图。(a) 大拇指；(b) 中指；(c) 小拇指

为了验证 QCNN-LSCI 预测结果和经典 LSCI 算法计算结果之间是否有相关关系，我们采用 Pearson 相关性分析方法。对于两组数据 X 和 Y ，计算 Pearson 相关系数的公式为：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (3)$$

计算得到相关系数后，需要进行显著性检验，检验统计量的计算公式表示为：

$$t = \frac{r \cdot \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (4)$$

其中 n 为样本个数， r 为相关系数。之后可以计算得到 p 值。当相关系数 p 值满足 $0.01 < p < 0.05$ 时，在相关系数右上角用 “*” 标记为显著，当相关系数 p 值满足 $p < 0.01$ 时，在相关系数右上角用 “**” 标记为非常显著。

QCNN-LSCI 模型预测的时间序列长度为 38，每隔 5 帧计算 15 帧图像的平均速度，单次曝光 LSCI

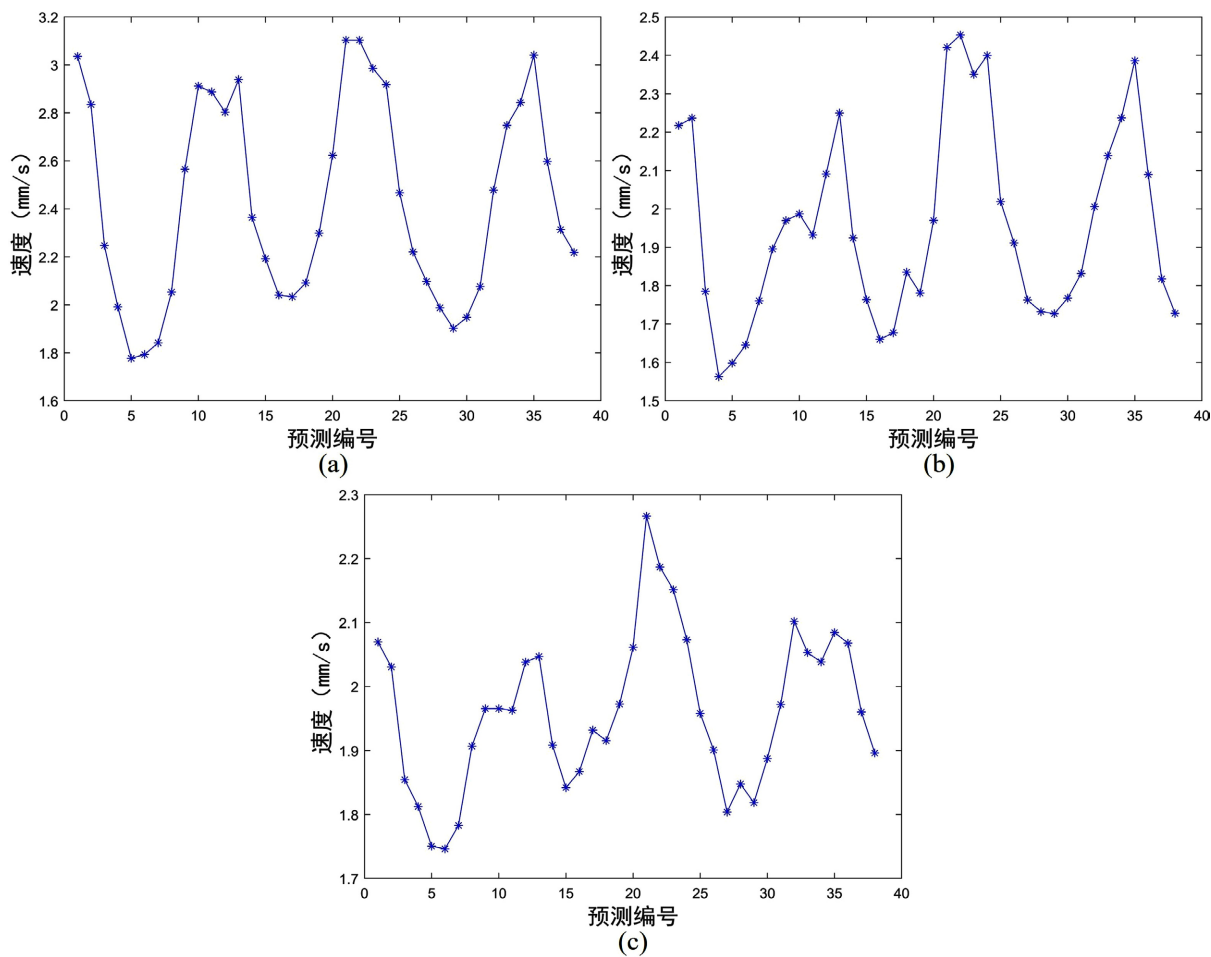


Figure 7. The blood flow velocity curve graph predicted by the LSCI system at three locations. (a) Thumb; (b) Middle finger; (c) Little finger

图 7. LSCI 系统在三个位置预测的血流速度曲线图。(a) 大拇指；(b) 中指；(c) 小拇指

算法时间序列长度为 200, 为了使两种方法得到的时间序列能够进行相关性分析, 需要统一单次曝光 LSCI 算法的序列长度。在 200 帧数据上以 5 帧为步长, 每 15 帧取一个平均值, 即获得了这一段时间内的平均血流速度, 这样两种方法的时间序列长度都为 38, 根据公式计算得到的相关系数如表 3 所示:

Table 3. The correlation coefficients of blood flow velocity predicted by QCNN-LSCI and single-exposure LSCI

表 3. QCNN-LSCI 和单次曝光 LSCI 算法预测血流速度相关系数

部位	大拇指	中指	小拇指
Pearson 相关系数	0.924**	0.867**	0.899**

从表中可以看出, 在大拇指、中指和小拇指三个部位, QCNN-LSCI 预测值和单次曝光 LSCI 算法计算值的相关系数为 0.924**、0.867**和 0.899**。表明 QCNN-LSCI 模型预测结果和单次曝光 LSCI 算法计算结果显著正相关。

4.3. 血流速度动态变化图

将 200 帧散斑图像以 5 帧为步长, 每 15 帧划分为一组数据, 划分成 38 组数据, 每组数据在空间上

划分为 19,304 个 $32 \times 32 \times 15$ 像素的三维数据，将数据输入到模型并将预测值按照空间顺序排列后，得到 38 帧显示血流速度动态变化的图像，这里展示了一个阻塞再充盈的动态变化过程。图 8 为第 1~5 帧为阻塞过程手背血流分布变化情况，手背颜色显示了血流速度的分布情况，红色和黄色部分表示血流速度较高，蓝色表示血流速度较低。从图中可以看出手指和手腕部位由红色变为黄色和浅蓝色，手背中心由浅蓝色变为深蓝色，这个过程是血流速度减小的过程。

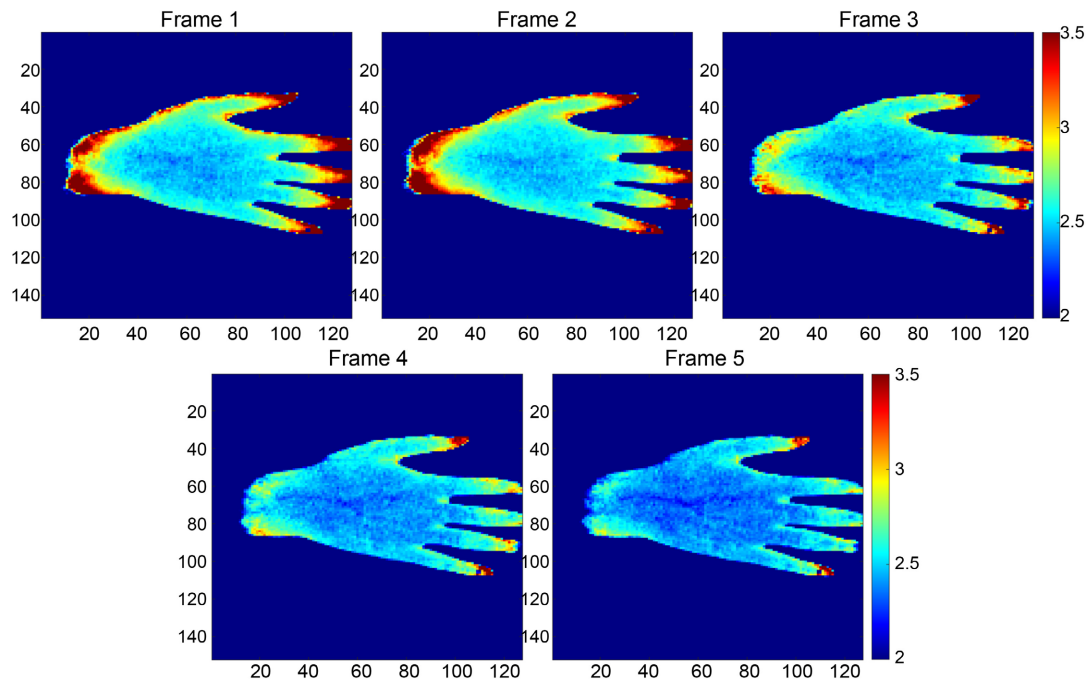


Figure 8. The variation in blood flow velocity during the occlusion process
图 8. 阻塞过程血流速度变化

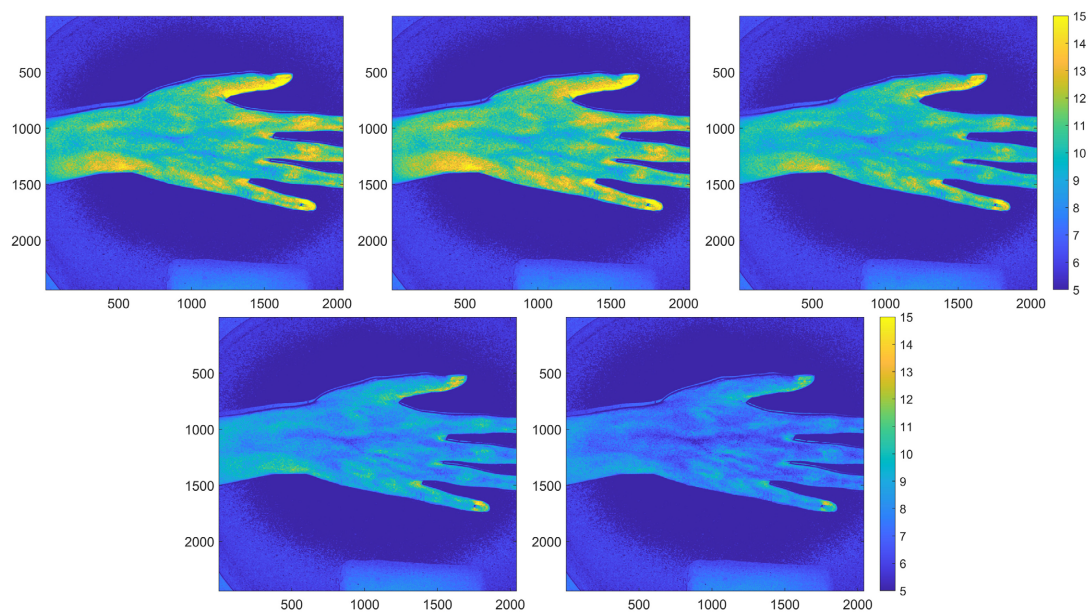


Figure 9. The variation in blood flow velocity during the occlusion process as calculated by the classic algorithm
图 9. 经典算法计算的阻塞过程血流速度变化

为了验证 LCSi 系统预测血流速度动态图的准确性,和经典单次曝光 LSCI 算法的计算结果进行了对比。LCSi 系统每 15 帧图像预测 1 个平均速度,将经典方法的结果按照以 5 帧为步长,每 15 帧计算一个均值作为速度平均值,共生成 38 帧显示血流速度动态变化的图像,其中阻塞过程的血流速度分布图像如图 9 所示。与图 8 相比较,发现 LCSi 系统预测的和经典算法的图像有相同的血流速度分布和变化趋势,血流速度都逐渐减小。

LSCI 系统预测的再充盈过程血流分布变化情况如图 10 所示。从图中可以看出手指和手腕部位由浅蓝色变为红色和黄色,手背中心由深蓝色变为浅蓝色,这个过程是血流速度增大的过程。

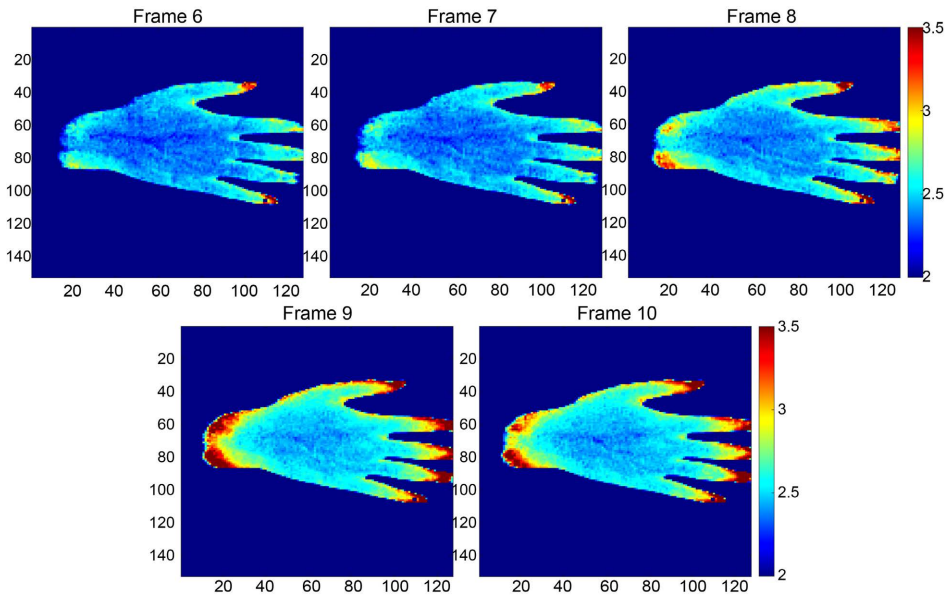


Figure 10. The variation in blood flow velocity during the reperfusion process
图 10. 再充盈过程血流速度变化

经典单次曝光 LSCI 算法计算的阻塞过程血流速度变化如图 11 所示。

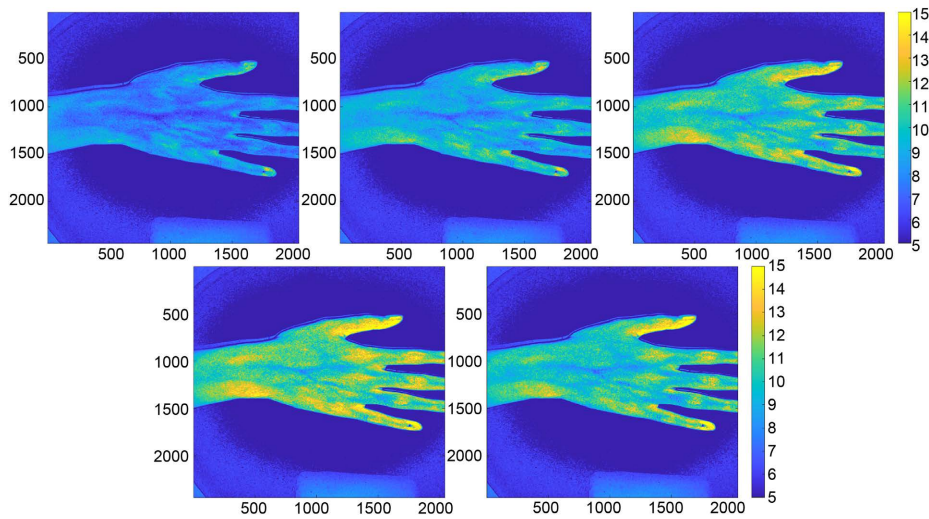


Figure 11. The variation in blood flow velocity during the reperfusion process as calculated by the classic algorithm
图 11. 经典算法计算的阻塞过程血流速度变化

通过对比,发现 LSCI 系统和经典算法得到的图像有相同的血流速度分布和变化趋势,血流速度都逐渐增大。

5. 结论

本研究设计了一个可以定量预测血流速度的 LSCI 系统,介绍了包括硬件部分和算法部分的设计。其中硬件部分包含光照单元、采集单元和存储单元,根据硬件参数和生物组织特性选择合适的元件进行硬件系统的搭建,为后续采集体模和活体组织的散斑图像提供了硬件基础。算法部分使用了 QCNN-LSCI 模型对血流速度进行预测。使用旋转散射板体模装置模拟人体红细胞运动情况并采集了训练数据集。

在系统验证过程,发现使用系统预测得到的结果和使用单次曝光 LSCI 算法计算得到的结果有相同的变化趋势,并且相关性分析证明了两种方法的血流速度变化曲线显著相关。血流速度动态图像进一步验证了该系统能够反映组织血流速度变化,提供定量的血流速度数据。本研究有望推动激光散斑对比成像技术从定性分析向定量分析转变,为深入研究组织微循环生理病理机制提供新的工具。

参考文献

- [1] Heeman, W., Steenbergen, W., van Dam, G.M. and Boerma, E.C. (2019) Clinical Applications of Laser Speckle Contrast Imaging: A Review. *Journal of Biomedical Optics*, **24**, Article ID: 080901. <https://doi.org/10.1117/1.jbo.24.8.080901>
- [2] Mangraviti, A., Volpin, F., Cha, J., Cunningham, S.I., Raje, K., Brooke, M.J., *et al.* (2020) Intraoperative Laser Speckle Contrast Imaging for Real-Time Visualization of Cerebral Blood Flow in Cerebrovascular Surgery: Results from Pre-Clinical Studies. *Scientific Reports*, **10**, Article No. 7614. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-64492-5>
- [3] Miller, D.R., Ashour, R., Sullender, C.T. and Dunn, A.K. (2022) Continuous Blood Flow Visualization with Laser Speckle Contrast Imaging during Neurovascular Surgery. *Neurophotonics*, **9**, Article ID: 021908. <https://doi.org/10.1117/1.nph.9.2.021908>
- [4] Zharkikh, E., Dremin, V., Zherebtsov, E., Dunaev, A. and Meglinski, I. (2020) Biophotonics Methods for Functional Monitoring of Complications of Diabetes Mellitus. *Journal of Biophotonics*, **13**, e202000203. <https://doi.org/10.1002/jbio.202000203>
- [5] Dijkstra, A., Guven, G., van Baar, M.E., Trommel, N., Hofland, H.W.C., Kuijper, T.M., *et al.* (2023) Laser Speckle Contrast Imaging, an Alternative to Laser Doppler Imaging in Clinical Practice of Burn Wound Care Derivation of a Color Code. *Burns*, **49**, 1907-1915. <https://doi.org/10.1016/j.burns.2023.04.009>
- [6] Tchvialeva, L., Dhadwal, G., Lui, H., Kalia, S., Zeng, H., McLean, D.I., *et al.* (2012) Polarization Speckle Imaging as a Potential Technique for *in Vivo* Skin Cancer Detection. *Journal of Biomedical Optics*, **18**, Article ID: 061211. <https://doi.org/10.1117/1.jbo.18.6.061211>
- [7] Feng, X., Yu, Y., Zou, D., Jin, Z., Zhou, C., Liu, G., *et al.* (2021) Functional Imaging of Human Retina Using Integrated Multispectral and Laser Speckle Contrast Imaging. *Journal of Biophotonics*, **15**, e202100285. <https://doi.org/10.1002/jbio.202100285>
- [8] Hellmann, M., Kalinowski, L. and Cracowski, J. (2022) Laser Speckle Contrast Imaging to Assess Microcirculation. *Cardiology Journal*, **29**, 1028-1030. <https://doi.org/10.5603/cj.a2022.0097>
- [9] Thompson, O., Andrews, M. and Hirst, E. (2011) Correction for Spatial Averaging in Laser Speckle Contrast Analysis. *Biomedical Optics Express*, **2**, 1021-1029. <https://doi.org/10.1364/boe.2.001021>
- [10] Cheng, W., Lu, J., Zhu, X., Hong, J., Liu, X., Li, M., *et al.* (2020) Dilated Residual Learning with Skip Connections for Real-Time Denoising of Laser Speckle Imaging of Blood Flow in a Log-Transformed Domain. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **39**, 1582-1593. <https://doi.org/10.1109/tmi.2019.2953626>
- [11] Fredriksson, I., Hultman, M., Strömberg, T. and Larsson, M. (2019) Machine Learning in Multiexposure Laser Speckle Contrast Imaging Can Replace Conventional Laser Doppler Flowmetry. *Journal of Biomedical Optics*, **24**, Article ID: 016001. <https://doi.org/10.1117/1.jbo.24.1.016001>
- [12] Yu, C., Chammas, M., Gurden, H., Lin, H. and Pain, F. (2023) Design and Validation of a Convolutional Neural Network for Fast, Model-Free Blood Flow Imaging with Multiple Exposure Speckle Imaging. *Biomedical Optics Express*, **14**, 4439-4454. <https://doi.org/10.1364/boe.492739>
- [13] Hao, X., Wu, S., Lin, L., Chen, Y., Morgan, S.P. and Sun, S. (2023) A Quantitative Laser Speckle-Based Velocity Prediction Approach Using Machine Learning. *Optics and Lasers in Engineering*, **166**, Article ID: 107587. <https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2023.107587>

-
- [14] Martín-Guerrero, J.D. and Lamata, L. (2022) Quantum Machine Learning: A Tutorial. *Neurocomputing*, **470**, 457-461. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.02.102>
 - [15] Zeguendry, A., Jarir, Z. and Quafafou, M. (2023) Quantum Machine Learning: A Review and Case Studies. *Entropy*, **25**, Article No. 287. <https://doi.org/10.3390/e25020287>
 - [16] Kusumoto, T., Mitarai, K., Fujii, K., Kitagawa, M. and Negoro, M. (2021) Experimental Quantum Kernel Trick with Nuclear Spins in a Solid. *NPJ Quantum Information*, **7**, Article No. 94. <https://doi.org/10.1038/s41534-021-00423-0>
 - [17] DiAdamo, S., O'Meara, C., Cortiana, G. and Bernabe-Moreno, J. (2022) Practical Quantum K-Means Clustering: Performance Analysis and Applications in Energy Grid Classification. *IEEE Transactions on Quantum Engineering*, **3**, Article ID: 3102316. <https://doi.org/10.1109/tqe.2022.3185505>
 - [18] Xin, T., Che, L., Xi, C., Singh, A., Nie, X., Li, J., *et al.* (2021) Experimental Quantum Principal Component Analysis via Parametrized Quantum Circuits. *Physical Review Letters*, **126**, Article ID: 110502. <https://doi.org/10.1103/physrevlett.126.110502>
 - [19] Ovalle-Magallanes, E., Avina-Cervantes, J.G., Cruz-Aceves, I. and Ruiz-Pinales, J. (2022) Hybrid Classical-Quantum Convolutional Neural Network for Stenosis Detection in X-Ray Coronary Angiography. *Expert Systems with Applications*, **189**, Article ID: 116112. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116112>
 - [20] Wang, A., Mao, D., Li, X., Li, T. and Li, L. (2025) HQNet: A Hybrid Quantum Network for Multi-Class MRI Brain Classification via Quantum Computing. *Expert Systems with Applications*, **261**, Article ID: 125537. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.125537>
 - [21] Chen, Y., Han, W., Bin, G., Wu, S., Morgan, S.P. and Sun, S. (2024) Quantum Machine Learning Enhanced Laser Speckle Analysis for Precise Speed Prediction. *Scientific Reports*, **14**, Article No. 27665. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-78884-4>
 - [22] 李晨曦, 陈文亮, 蒋景英, 等. 激光散斑衬比血流成像技术研究进展[J]. 中国激光, 2018, 45(2): 86-95.