

基于深度学习的器官芯片驱动设备运行状态监测方法研究

高超

东南大学，江苏省南京市，210096；

摘要：器官芯片技术在生物医学领域具有广泛应用，其稳定运行依赖于精确的流体驱动设备。蠕动泵作为常见的驱动装置，长期运行过程中可能因机械磨损导致输送异常，影响实验的稳定性。为此，本研究提出了一种基于长短期记忆（LSTM）网络的智能监测方法，通过负载数据分析，实现蠕动泵运行状态的自动分类与故障预警。本研究构建了数据采集系统，获取不同状态下的负载信号，并利用 LSTM 模型进行训练与分类。实验结果表明，该方法能够有效区分正常运行、输送衰减和输送失效三种状态，分类准确率较高，验证了模型的可行性。进一步结合嵌入式微处理器和无线通信模块，可实现远程监测和自动故障报警，提高实验的自动化水平和运行稳定性。本研究为器官芯片驱动设备的智能化监测提供了技术支持，有助于提高生物医学实验的可靠性和维护效率。

关键词：器官芯片；蠕动泵；运行状态监测；长短期记忆网络（LSTM）

DOI:10.69979/3029-2808.24.11.033

1 器官芯片及其驱动设备

1.1 器官芯片概述

近年来，器官芯片技术在生物医学领域的应用日益广泛，其核心目标是在微尺度环境下模拟人体器官的生理功能。这项技术融合了微流控技术、生物工程与细胞培养方法，能够在体外精确重建组织的结构与功能特性，为药物筛选、毒理学研究及个性化医疗提供高效可靠的实验平台。相比传统的二维细胞培养与动物实验，器官芯片能够更真实地再现体内微环境，显著提高实验结果的生理相关性与可靠性。

1.2 器官芯片驱动设备及其作用

在器官芯片的运行过程中，流体驱动设备扮演着至关重要的角色。这类设备种类繁多，包括蠕动泵、微型电磁阀泵、压力驱动流体系统以及电渗泵等，其主要功能是精确控制流体流动，以维持细胞所需的营养供给及代谢废物的排除，从而模拟体内血液或体液的动态循环。此外，流体驱动设备不仅影响营养物质的输送，还决定了流体对细胞施加的剪切应力，适量的剪切应力能够促进内皮细胞的正常功能表达。因此，对流体参数的精准调控不仅影响实验的稳定性，也直接决定了实验结果的可重复性和生物学有效性。

1.3 蠕动泵在器官芯片驱动设备中的应用

蠕动泵是器官芯片中常见的流体驱动设备，其工作原理基于柔性软管的周期性压缩与释放来推动液体流

动。蠕动泵通常由电机驱动滚轮组件旋转，滚轮沿着软管外壁滚动，并对软管施加挤压作用，从而形成一个密封的流体腔室。随着滚轮的连续运动，挤压点沿软管移动，驱动液体按照设定方向流动。这种驱动方式具有无接触污染、流量精确可控、适用于生物活性液体输送等优势。凭借这些特点，蠕动泵被广泛应用于各类器官芯片系统，特别是在需要模拟稳定流体环境的实验中，如肾小管芯片、肠道芯片及肝脏芯片等。

2 故障原因及判断方法

2.1 故障原因

在蠕动泵的长期运行过程中，由于电机轴与滚轮轴之间的机械连接部件受到持续的摩擦、振动和材料疲劳作用，其磨损程度逐渐加剧，进而可能引发培养液泵送异常。该类故障的发生不仅影响液体输送的稳定性，还可能对实验数据的可靠性产生不利影响。因此，对泵送系统运行状态的准确监测与诊断具有重要的工程价值。

根据故障的严重程度，可将运行状态划分为三种典型工况：正常运行状态、输送衰减状态和输送失效状态。在正常运行状态下，泵送液体的体积流量与设定值基本一致，系统保持稳定运行，且电机负载处于预期范围内。在输送衰减状态下，由于连接部件的部分磨损或滚轮挤压力的下降，导致泵送液体的实际流量低于设定流量，但仍存在一定程度的输送能力。在输送失效状态下，连接部件的严重磨损或损坏可能造成滚轮与软管的接触力显著减弱甚至完全丧失，从而使液体无法正常泵送。

上述不同状态下,电机负载表现出明显的差异性。通常,在输送衰减状态下,电机负载相较于正常状态有所波动,但仍在一定范围内,而在输送失效状态下,由于流体阻力的下降或传动结构的失效,电机负载可能出现异常降低或不稳定的特征。因此,通过实时监测电机的负载特征,可有效识别蠕动泵的运行状态,并对潜在故障进行早期预警,从而提升系统的可靠性和维护效率。

2.2 负载数据收集

在蠕动泵系统的运行过程中,为了实现对电机负载状态的精准监测及运行异常的智能识别,本研究采用 TMC260 芯片作为步进电机的驱动控制单元,并利用其集成的 stallGuard2 算法对电机负载进行实时检测。stallGuard2 算法是一种基于电流反馈的智能负载检测方法,其核心原理是通过采集电机相电流的变化,计算负载指示值,从而间接评估步进电机的运行状态及其所承受的机械阻力。在蠕动泵的不同运行状态下,由于电机负载的变化会直接影响电流特征,负载指示值也会呈现相应的波动。

在本研究中,共选取 25 组蠕动泵进行实验,并依据运行状态进行分类,其中 15 组处于正常运行状态,5 组处于输送衰减状态,5 组处于输送失效状态。每个蠕动泵分别应用于三种不同类型的器官芯片,每个器官芯片设定三种不同流速,每组实验重复三次,最终形成包含 675 组实验数据的完整数据集。在实验过程中,针对不同运行状态下的泵送系统,分别采集电机运行过程中的负载指示值时间序列,构建涵盖多种故障模式的负载特征数据集。为确保数据的科学性与可用于深度学习模型训练,所有实验数据按照 80%训练集与 20%测试集的比例进行划分,从而保证模型训练的充分性及测试结果的可靠性。

3 基于 LSTM 网络的运行状态分类算法

3.1 LSTM 网络

长短期记忆网络是一种特殊类型的递归神经网络,专门用于处理时间序列数据和长期依赖问题。传统的递归神经网络结构虽然能够捕捉序列数据中的时间相关性,但在长序列处理中存在梯度消失和梯度爆炸的问题,使得模型难以有效学习较远时间步的数据依赖关系。而长短期记忆网络通过引入记忆单元和门控机制,能够有效克服这一缺陷,实现对长期依赖关系的建模。

在蠕动泵运行状态监测任务中,电机负载数据本质上是一种典型的时间序列信号,具有复杂的时间依赖性和波动特征。长短期记忆网络具备良好的序列建模能力和波动特征。长短期记忆网络具备良好的序列建模能力,能够有效捕捉负载信号在不同时间步的变化趋势,从而精准识别正常运行、输送衰减和输送失效三种状态。相比于传统的机器学习方法,如支持向量机或随机森林,长短期记忆网络能够自动提取时间序列的深层特征,无需手动设计复杂的特征工程,因此在故障检测与状态分类任务中具有更高的准确性和泛化能力。

3.2 神经网络构建

在蠕动泵运行状态分类任务中,为了有效识别正常运行、输送衰减和输送失效三种状态,本研究基于长短期记忆网络构建深度神经网络模型。

在数据预处理阶段,由于负载信号的时间序列长度存在差异,为了确保输入数据格式的统一性,同时减少填充对训练效果的影响,本研究对数据进行序列长度排序,并采用填充策略,使同一小批量数据的时间步长度尽可能接近,以优化模型的收敛性能。此外,所有数据均经过标准化处理,以消除不同实验条件下负载信号幅值的差异,提高模型的泛化能力。

神经网络的结构由多个层次组成,其中序列输入层用于接收归一化后的负载时间序列数据,其输入维度与负载信号的通道数保持一致。随后,模型采用双向长短期记忆层,以充分提取负载信号的时间特征,该层通过一定数量的隐藏单元进行特征学习,并设置输出模式为最后一个时间步,从而确保模型能够捕捉到整个时间序列中的关键信息。双向结构使得网络能够同时学习正向和反向的信息流,从而增强对长期依赖关系的建模能力,提高分类精度。长短期记忆层的输出随后输入全连接层,该层负责将特征向量转换为类别空间的映射,以便后续分类任务的执行。最终,模型通过 Softmax 层对全连接层的输出进行归一化处理,以计算不同状态类别的预测概率,并将概率最高的类别作为最终分类结果。

在网络训练过程中,采用交叉熵损失函数作为优化目标,以提高模型在分类任务中的判别能力,并使用 Adam 优化算法进行梯度更新,从而加快模型的收敛速度,并减少陷入局部最优解的可能性。为优化小批量训练的效果,训练数据按照序列长度进行排序,并采用无随机打乱策略,以保持序列数据的时间相关性,使模型能够充分捕捉长期依赖特征,提高学习效率和泛化能力。

实验结果表明，最终模型的收敛情况良好，训练精度随训练轮次的增加而持续上升，损失函数逐步下降，并最终稳定在较低水平

3.3 效果

基于长短期记忆网络模型，对蠕动泵测试集运行状态进行分类，并利用混淆矩阵对分类结果进行了可视化分析。从实验结果可以看出，该模型在不同运行状态下均表现出较高的分类准确性。

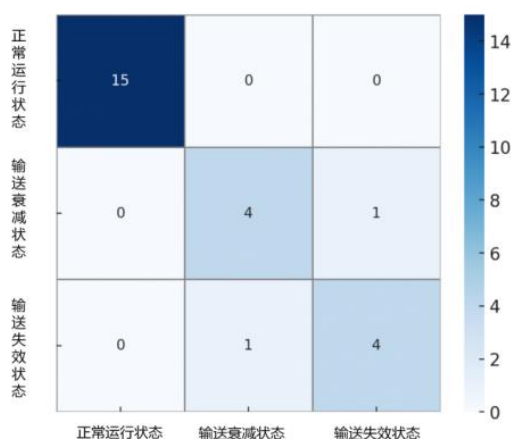


图 3-1 蠕动泵状态识别混淆矩阵

4 应用及结论

本研究提出了一种基于长短期记忆网络的器官芯片驱动设备运行状态监测方法，该方法在实验中展现出较高的分类准确率和良好的收敛性，能够有效识别正常运行、输送衰减和输送失效三种状态。训练得到的模型不仅适用于计算机端推理，还可部署于嵌入式微处理器，通过微处理器从 TMC260 芯片读取步进电机的负载数据，并结合模型进行实时处理，从而实现器官芯片驱动设备的智能化监测。此外，结合 4G 通信模块，该系统能够在无需打开培养箱、不影响细胞培养环境的前提下，实现远程数据传输和设备运行状态监测，并在发生异常时自动触发故障报警机制，使实验人员能够及时获取设备状态信息，并迅速采取维护措施，从而提高实验

的安全性和稳定性。

实验结果表明，该模型在分类准确率、收敛稳定性及实时性方面均表现出优越性能，表明模型能够精准学习负载特征并做出正确判断。然而，在输送衰减状态和输送失效状态之间，仍存在一定的误分类现象，主要原因可能是部分样本的负载特征存在相似性，导致模型在边界状态下的识别能力受到一定影响。因此，未来研究可以通过优化网络结构、增加数据样本及引入多传感器融合技术，进一步提升模型在复杂工况下的分类能力和鲁棒性。

综上所述，本研究提出的智能诊断方法能够有效提高器官芯片驱动设备的运行监测精度，降低设备维护成本，并提升实验的自动化程度。随着生物医学实验的需求不断增长，该方法在远程监测、智能维护及故障预警等方面具有广泛的应用前景，为器官芯片技术的智能化发展提供了技术支持。

参考文献

- [1]Zhang, B. , Korolj, A. , Lai, B. F. L. , & Rad isic, M. (2018). Advances in organ-on-a-chip e ngineering. Nature Reviews. Materials, 3(8), 2 57 - 278.
- [2]Ma, C. , Peng, Y. , Li, H. , & Chen, W. (2021). Organ-on-a-Chip: A New Paradigm for Drug Deve lopment. Trends in Pharmacological Sciences (R egular Ed.), 42(2), 119 - 133.
- [3]Aazmi, A. , Zhang, D. , Mazzaglia, C. , Yu, M. , Wang, Z. , Yang, H. , Huang, Y. Y. S. , & Ma, L. (2024). Biofabrication methods for reconstruc ting extracellular matrix mimetics. Bioactive Materials, 31, 475 - 496.

作者简介：高超（1998），男，汉，江苏连云港，在读硕士研究生，研究方向：生物医学。