

深度学习在工业过程控制优化中的应用研究综述

王根怀

浙江 杭州 310000

DOI:10.61369/UAID.2026030047

摘 要：深度学习为工业过程的控制优化提供理论支持，其模型（像 CNN、LSTM、Transformer）在特征提取、处理非线性数据等方面具备优势，已在房地产工程进度预测、化工风险预警等场景中得到应用。不过存在泛化性能欠佳、数据获取不易、计算繁杂、可解释性不佳等难题。未来应融合物联网、大数据等技术，促进工程管理改革与智能提高。

关 键 词：深度学习；工业过程控制优化；工程风险管理

A Review on the Application of Deep Learning in the Optimization of Industrial Process Control

Wang Genhuai

Hangzhou, Zhejiang 310000

Abstract： This paper focuses on the risk management of the whole life cycle of electric power construction project. From the perspective of technology management coordination, this paper analyzes the engineering scheme, risk characteristics and various causes, studies the risk identification, assessment, response and monitoring strategies of the whole life cycle, and builds a coordination mechanism of deep integration of technology and management, which provides a theoretical framework and practical way for engineering risk management.

Keywords： deep learning; industrial process control optimization; engineering risk management

引言

2023年10月，《关于加快推进新型工业化的指导意见》明确倡导推动工业智能化变革，加强数据驱动的智能控制技术运用。深度学习作为机器学习的一个子领域，通过多层神经网络对人脑的信息处理机制进行模拟。其核心模型，像 CNN、LSTM、Transformer 等，在工业过程控制的优化方面显示出明显优势，能够克服传统控制方法在非线性、多变量耦合系统里存在的局限，为提高生产效率、降低能耗以及管控安全风险提供支持。当下深度学习在房地产工程施工进度优化、化工过程故障预警等场景已取得应用成果，不过仍然面临模型泛化能力欠佳、数据获取困难以及计算复杂度高等挑战。对其应用状况、挑战以及未来发展前景开展系统综述，能够为工业智能化转型进程里的技术落实与管理改革提供理论根据和实践指导。

一、深度学习基础与工业过程控制需求

（一）深度学习基本理论

深度神经网络学习属于机器学习的一个子领域，它通过多层神经网络实现对复杂数据的特征提取和模式识别。主要的模型包括卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN及其变体 LSTM）和 Transformer，它们分别适用于空间结构化的数据、时序序列的分析以及长距离依赖的建模。这些模型于数据处理时具备自动学习高维特性、对非线性高噪声数据稳健性佳、可整合多源异构数据等长处。工业流程控制对实时性以及精准决策要求颇高，深度学习的端到端学习和复杂模式建模能力能够有效符合

动态系统优化需求，为其于工业控制里的应用奠定理论基础^[1]。

（二）工业过程控制优化需求

现代工业体系的复杂程度与精细化管理标准促使工业过程控制优化的需求产生，其主要目标为提高生产效能、减少能耗以及管控安全隐患。常规控制手段（例如 PID）在应对非线性、多变量耦合以及动态时变系统时存有局限，而深度学习依靠强大的特征提取和模式识别能力提供新途径^[2]。在房地产工程领域，混凝土养护的温度把控、施工进度调节等要实时处置多源传感数据来优化资源配置；技术管理方面，参数的优化与故障的预测依靠历史数据的挖掘，实现自适应的调整；工程风险管控中，设备的预警与质量的识别要求模型拥有风险提前感知的能力。综上所述

迫切需要搭建数据驱动的智能控制模型，打破传统方法的局限，确保工业系统能够高效、稳定且安全地运转。

二、深度学习关键技术在工业过程控制中的应用

（一）数据预处理与特征工程

数据的预处理和特征工程是深度学习于工业过程控制优化里发挥功效的基础，直接对模型的泛化能力与控制成效产生影响。针对工业数据存在多源异构、噪声干扰、缺失值等状况，要通过传感器实时采集温度、压力等主要指标，并且运用时间同步手段确保时序的一致性。数据清理环节运用滑动窗口滤波、孤立森林等算法来消除噪声和异常点，通过插值的方式填补缺失的数据。特征抽取融合物理机制与数据驱动方式，搭建时域、频域以及非线性特征集合，且采用主成分分析或者自动编码器开展降维操作，留存主要变量关联关系^[3]。恰当的特征工程能够帮助捕捉工业流程的动态特征，加强模型对复杂工况的适应水平，为精确控制策略提供支持。

（二）模型构建与优化

模型搭建与优化属于深度学习在工业过程控制里的主要环节，要根据工业数据的高方面、强耦合以及动态特征来开展设计^[4]。在模型搭建阶段，常运用 CNN 来提取空间特征，采用 RNN 或者 LSTM 捕捉时序依赖关系，Transformer 通过自注意力实现多变量全局关联建模，具体的结构根据工业场景的动态响应特点来确定。在训练进程里，针对标签缺失、噪声干扰这类问题，运用半监督学习和迁移学习，通过预训练模型的知识迁移减少对标注数据的依赖。在参数优化方面，运用 Adam 等自适应学习率算法以及 Dropout 等正则化方法加强泛化性能，同时引入能量守恒、设备安全阈值等物理限制来优化损失函数，让模型输出更贴合工程实际情况。此路径提高控制模型的精准度与稳健性，同时通过监测异常特性为工程风险管控和故障预警提供支撑。

三、深度学习在特定工程领域的应用案例

（一）工程案例分

1. 房地产工程中的应用

深度神经网络学习在房地产工程流程控制里的应用实例，大多专注于施工进度优化、成本的管控以及质量的检测等核心环节。某商业综合体项目搭建通过 LSTM 的施工进度预估模型，融合历史施工数据、天气状况以及资源配置信息，实现对主要节点工期的精确预测，模型预测误差被控制在 5% 以内，相较于传统甘特图方法，预测精度提高 30%，确实规避进度延误风险^[5]。在成本管控方面，某住宅工程运用 CNN 融合注意力机制的成本偏差预警模式，实时分析材料价格起伏、人工费用变动等动态信息，提前 7 天察觉潜在成本超支隐患，项目最终成本相较预算下降

8%。在质量检测阶段，深度学习科技通过图像识别算法，对混凝土浇筑、钢筋绑扎等流程开展实时监测。某高层建筑物项目运用 YOLOv5 模型来检测模板安装的偏差情况，其识别的精准度达到 92%，降低人工巡检时的漏检概率，缩短验收所需的时间周期。这些实例显示，深度学习能够以数据驱动的模式优化房地产工程流程控制，提高项目管理效能与决策的科学性。

2. 工程风险管理中的实践

在工业流程控制优化的工程风险管控实践里，深度学习手段通过搭建动态风险评价模型实现对潜在风险的精确识别与预估。某大型化工企业于连续精馏流程里，运用长短期记忆网络（LSTM）对过往操作数据和实时传感器信号开展融合分析，该模型能够提前 2 小时识别出因进料组分波动所引发的塔压异常风险，准确率达到 92.3%，相较于传统统计方法提高 18.7%^[6]。在风险应对方面，深度强化学习算法通过模拟不同操作参数时系统的响应情况，制定出最优控制策略。在某钢铁企业的加热炉温度控制里，此策略让炉温的波动范围从 $\pm 5^{\circ}\text{C}$ 缩减到 $\pm 2^{\circ}\text{C}$ ，并且使燃料消耗降低 12.5%。实际工程经验显示，由深度学习所驱动的风险评估及应对体系，不但能够加强工业流程的稳定性，还能够通过降低非计划停机时长与资源损耗，实现全生命周期内风险成本的优化。

（二）融合技术与管理案例

1. 深度学习与工控技术融合

深度学习和传统工业控制技术的结合主要表现为算法互补以及系统方案的重新建立。常规方法像 PID、模型预测控制在应对复杂非线性流程时稳健性欠佳，而深度学习凭借特征提取能力搭建更精确的过程模型。在离散制造行业里，某汽车零部件制造厂通过深度学习分析过往生产数据和设备状况，搭建动态调度模型，使生产线利用率提高 8%，订单交付周期缩短 12%。另外深度学习和工业物联网（IIoT）相融合，在边缘计算节点布置轻量化模型，实现实时故障预测。某钢铁企业的高炉监测系统将 CNN 与振动传感器数据进行融合，故障预测的准确率达到 92%，非计划停机的时间减少 30%^[7]。这些融合事例改善控制精准度，提高生产管理效能，为工业智能化转变提供可行的途径。

2. 整合技术管理与风险控制

深度学习于工业过程控制优化里融合技术管理与风险控制的应用案例，能够通过石化行业连续催化重整装置的智能优化体系展现。此系统将深度强化学习（DRL）模型当作核心，实时收集装置的温度、压力、催化剂活性等多源数据，通过动态调节反应参数实现能耗降低和产品收率提高。在技术管理领域，模型与企业的 MES 系统进行对接，把优化决策转变为标准化的操作指令。通过数字孪生技术搭建虚拟装置，模拟参数调整给生产全流程带来的影响，帮助管理人员拟定长期的工艺改进方案。在风险管控方面，模型内部设置通过长短期记忆网络（LSTM）的异常监测模块，能够实时识别管道腐蚀、催化剂失活等潜在危险，结合预

先设定的风险评估矩阵自动开启预警机制。比如当预测催化活性低于设定阈值时，系统会推送再生操作建议，并同步到设备管理模块来安排维护规划。实际运用表明，此系统让装置能耗下降12%，非计划停机时长缩减40%，同时通过技术和管理流程的深度结合，实现优化决策从经验驱动向数据驱动的转变，为工业过程控制里技术管理与风险控制的协同提供可行途径^[8]。

四、深度学习技术挑战及未来发展前景

（一）技术挑战

1. 算法复杂性

在工业流程控制优化的场景里，深度学习算法遭遇明显的计算复杂性难题，该问题直接限制其在大规模工业数据处理方面的应用拓展。工业体系产生的实时数据信息流具备高方面、动态性以及多模态特性，比如传感器收集的溫度、压力、流量等时序数据和生产工艺参数的关联，这就要求模型在处理过程中同时兼顾精准度与效率。深度学习模型（像深度神经网络、循环神经网络这类）的多层方案与众多参数，在训练环节需耗费大量计算资源，而工业现场的边缘计算装置通常受限于硬件性能，难以支撑复杂模型的实时推断。另外工业流程的动态改变要求模型拥有在线更新的能力，不过频繁的参数调节会进一步加重计算负荷，造成响应滞后或者控制精准度降低。研究显示计算复杂度不但增加部署费用，还约束模型在资源有限场景里的适用性，成为深度学习技术于工业控制领域规模化运用的主要阻碍^[9]。

2. 模型泛化能力

深度神经网络模型于工业流程控制里常遭遇泛化性能欠佳的状况，体现为在训练数据分布范围里表现优良，但是在新情境（例如生产批次变动、工况起伏）中性能大幅降低。工业流程具备非线性、时变以及多变量耦合特性，模型不易适配分布外样本。举例来说化工反应里原料纯度的改变或许会使预测误差加大，对控制策略产生影响。为提高泛化水平，能够运用迁移学习的方法，把相似工业场景里的知识迁移至目标场景，以此降低对标注数据的依赖；领域自适应通过对齐源域和目标域的特征分布，减小分布差异所带来的影响；元学习是通过学习通用策略实现快速适应新场景的目的^[10]。这些途径为减轻泛化难题提供可行办法，不过还需结合特定工业场景开展有针对性的优化。

（二）应用局限

1. 数据获取难题

工业生产流程里数据获取的难题，主要显示在多源异构数据的整合以及质量保障方面。现场各类传感器种类繁多，包含溫度、压力等物理类传感器以及PLC时序数据，不同装置的数据格式和采样频率差别明显，导致时空对齐存在困难，提高预处理的复杂程度。传感器出现故障、传输存在延迟或者人为产生误差

时，容易出现缺失值和异常值。而传统的清洗办法难以应对复杂的工业噪声，若直接将数据输入模型，会导致特征学习出现偏差，使控制精度下降。另外高成本的实验或者危险工况会造成故障样本短缺，出现数据分布不均衡的情况，导致深度学习模型在小样本以及边缘场景之中泛化能力受到限制，很难有效捕获复杂非线性关系，对其在工业控制优化里的可靠应用形成制约。

2. 实践应用障碍

深度神经网络在工业流程控制优化时遭遇多方面的实际阻碍。首先工业数据往往存在噪声、缺失或者标注不充分的情况，而模型对高质量数据的依赖性较强，这使得训练样本的代表性不够。此外工业体系对实时性要求非常严格，多数模型的推理速率难以实现毫秒级响应，或许会导致控制偏差，甚至带来安全隐患。常规控制系统通过确定性的数学模型，深度学习所具有的黑箱特性导致决策缺乏可解释性，提高验证与排查的难度。另外设备异构特征明显，不同厂家的接口和协议存在差别，模型的部署需要适配多种方案，这会提高集成成本，并且可能对稳定性产生影响。企业对于新技术的接纳程度会受到管理风险的作用，模型的迭代需要进行持续投入，对于数据安全和可靠性的顾虑也对其落地进展形成制约。

（三）未来展望

1. 融合多技术发展

深度学习和物联网、大数据等技术的结合会成为工业过程控制优化的主要趋向。物联网为工业场景供给海量多源异构的数据，联合边缘计算能够实现实时预处理与特征提取，提高模型响应的速度。大数据技术能够提供足够的训练样本以及分布式处理能力，帮助挖掘工业流程里的非线性关联和潜在规则。在流程工业里，将物联网和深度学习相融合，能够实现生产过程的精确预测与动态优化，减少能耗与损耗；于离散制造领域，把历史数据和故障诊断模型相结合，可实现设备预警与维护的优化，提高效率与利用率。随着5G、边缘计算等技术趋于成熟，多技术融合会进一步促使工业制造朝着智能、高效、绿色的方向迈进。

2. 工程管理创新

深度神经网络学习正在促使工程管理模式朝着数据驱动和动态协同的方向开展创新。传统的管理模式依靠经验化的流程，很难满足实时数据处理以及模型迭代的要求，需要转变为数据价值挖掘与风险动态防控。技术管理会重点于模型的整个生命周期，包含数据的标准化、资源调度的优化以及部署后的性能监测，通过跨部门的共享机制加强数据的多样性和时效性。在风险防控方面，建立实时预警体系，将物理约束和历史数据相结合来预判设备异常情况，同时引入具备可解释性的工具以提高决策的透明度。完善人机协同机制，让技术人员专注模型优化和策略拟定，建立数据驱动、模型迭代、风险防控、管理优化的闭环系统，促进工业控制智能化进程。

五、总结

深度神经网络学习在工业流程控制优化领域已获得阶段性成效，在复杂非线性建模、动态预估以及实时决策等方面显示出传统手段难以企及的长处，为提高效率、减少能耗提供技术保障。但是目前的研究仍然存在局限之处：模型的可解释性欠佳，这限制其在高可靠性场景里的应用；对大规模高质量数据的依赖，和

工业环境中数据缺失、噪声干扰的状况形成矛盾；深度学习和传统控制理论的融合机制还不够成熟。未来应重点多领域的交叉融合，在房地产工程里能够优化施工流程的能耗与质量，在技术管理方面搭建全生命周期的控制体系，在工程风险管理时实现异常预警和评估。要强化模型轻量化和边缘计算的融合，促进工业现场的实时化部署，实现工业过程控制的智能化以及自主化提高。

参考文献

- [1] 李展. 深度学习在激光器光束控制中的应用研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2022.
- [2] 李炬. 深度学习在工业零件磁瓦表面缺陷检测中的应用研究 [D]. 四川: 四川大学, 2022.
- [3] 马晓杰. 深度学习在语义情感分析中的应用研究 [D]. 河北: 华北电力大学 (保定), 2022.
- [4] 刘凯. 基于深度学习的工业过程故障诊断方法研究 [D]. 浙江: 杭州电子科技大学, 2022.
- [5] 赖宸宇. 深度学习在钢轨轮廓检测中的应用研究 [D]. 四川: 西南交通大学, 2022.
- [6] 雪峰豪, 蒋海波, 唐琳. 深度学习在健康医疗中的应用研究综述 [J]. 计算机科学, 2023, 50(4): 15.
- [7] 付钰菲, 汪明艳. 深度学习在金融领域的应用研究综述 [J]. 软件工程, 2022, 25(3): 4.
- [8] 陈吉尚, 哈里旦木·阿布都克里木, 梁蕴泽, 阿布都克力木·阿布力孜等. 深度学习在符号音乐生成中的应用研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(9): 27-45.
- [9] 谢俊, 程先琼. 深度学习在地震定位中的应用综述 [J]. 地震工程学报, 2023, (1): 235-243.
- [10] 高腾, 张先武, 李柏. 深度学习在安全帽佩戴检测中的应用研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(6): 17.