

基于深度学习的调节阀流道拓扑优化设计与智能选型研究

张心宇

哈电集团哈尔滨电站阀门有限公司，黑龙江 哈尔滨 150001

DOI: 10.61369/SSSD.2025030015

摘 要： 随着时代的不断发展，社会对于能源的需求也在不断加大。在此背景下，火电厂以及核电厂系统的稳定运行备受各界关注。而在这些大型工业设施之中，调节阀作为关键点控制模块，承担着精准调控和维护能源生产的重要职责。但以往的调节阀流道结构设计往往存在“经验主义”问题，这也影响了整体系统的稳定性，而深度学习的应用也为调节阀设计选型带来了新的机遇。本文就基于深度学习的调节阀流道拓扑优化设计与智能选型进行了探讨与分析，仅供相关人士参考。

关 键 词： 深度学习；调节阀；流道拓扑优化；智能选型

Research on Topological Optimization Design and Intelligent Selection of Control Valve Flow Path Based on Deep Learning

Zhang Xinyu

Harbin Electric Corporation Harbin Power Station Valve Co., Ltd., Harbin, Heilongjiang 150001

Abstract： With the continuous development of the times, social demand for energy is also increasing. Against this backdrop, the stable operation of thermal power plants and nuclear power plant systems has attracted widespread attention from all sectors. In these large industrial facilities, control valves, as key point control modules, assume the important responsibility of precise regulation and maintenance of energy production. However, the traditional design of control valve flow path structures often suffers from the problem of "empiricism," which affects the stability of the overall system. The application of deep learning has brought new opportunities for the design and selection of control valves. This paper discusses and analyzes the topological optimization design and intelligent selection of control valve flow paths based on deep learning, providing references for relevant professionals.

Keywords： deep learning; control valve; flow path topological optimization; intelligent selection

引言

调节阀的性能如何直接影响着火电厂与核电厂整体系统运行的稳定性、有效性与安全性，其主要职责是基于控制系统所给到的信号来对流体流量、温度以及压力等参数进行精准调控，从而保障生产过程的稳定性^[1]。而传统的调节阀设计有着一定的局限性，尤其是“经验主义”下的流道结构设计等影响着实际的运行效果。而随着深度学习技术在各个领域的不断应用，调节阀流道结构设计也亟待依托该技术来进行创新和优化，从而更好地保障自身的性能发挥，有效保障火电厂以及核电厂的能源生产效率^[2]。

一、深度学习的内涵概述

（一）深度学习的基本概念与原理

对于深度学习而言，其主要是一种基于人工神经网络的机器学习技术。在实际应用中，其能够通过搭建隐藏层神经网络模型来引导计算机设备从数据信息中学习相应的复杂模式以及特征^[3]。从本质上来看，他相当于是对人类大脑工作方式的一种深度模拟，参照神经元工作模式来促进信息之间的相互传递，同时依托非线性激活函数处理来对数据的模式以及特征等进行识别模拟。

（二）深度学习在机械工程领域的应用

在新时期，随着科学技术的不断发展，深度学习技术也应运而生。其在诞生之后就在机械工程领域得到了广泛的应用，并为机械工程设计等带来了新的机遇与发展。首先，在机械故障诊断过程中，该技术的应用能够精准把握和分析机械运行中的压力、温度以及振动等信息，自动提取其中的故障模型，进而及时和精准地把握机械故障发生情况^[4]。例如，可运用其搭建卷积神经网络，进而对机械轴承运行过程中的振动情况进行分析，有效识别可能存在的内外圈故障等问题，进而更加准确地诊断出具体问

题,有效提高故障诊断与维修效率。其次,在机械设计方面,该技术能够联合优化算法对设计方案的相关指标进行深度预测,辅助相关人员的设计与决策^[5]。例如,在汽车车身结构设计工作中,相关人员可以依托该技术来对车身结构中的碰撞安全性等进行有效预测,然后基于优化算法来对其结构参数组合进行最优化分析,从而有效保障其结构的安全性与合理性,全面降低汽车运行中的能耗问题。除此之外,该技术在机械制造加工参数优化以及质量控制等方面也有着较高的应用率,并在机械产品生产质量的提升中展现了重要的价值^[6]。

二、调节阀流道拓扑优化设计

（一）调节阀流道结构对性能的影响

流道结构是影响调节阀自身稳定性的重要因素,尤其是其尺寸以及形状的不同往往会对其流道内部流体的流动特性有着直接影响,从而使得阀门的流量控制以及压力损失等产生相应变化。在现实当中,楼当的突然转弯或者是收缩扩张等会导致流体流动出现扭曲、分离等情况,进而形成紊流或者是旋涡等不稳定区域,而这些不稳定性因素也会对流体的机械能带来冲击,从而导致其流动过程中的压力损失增加。具体的压力损失可结合达西-魏斯巴赫公式来进行计算,但在实际应用过程中调节阀流道所面临的实际情况是比较复杂的,如一些不规则的流道设计会直接增加摩擦系数,从而导致压力损失情况进一步加剧。而流道的尺寸如何则直接影响着调节阀对于流量以及流通能力的控制,比如在一些比较大的尺寸之下,其有着更大的流通截面积,这也会使得阀门在特定的压差情况下可以通过更多的流量,而当流量下降之后,其调节分辨率也会因此而出现降低的情况,最终控制的精准度也会受到影响^[7]。同样,流道尺寸较小的情况下虽然有利于调节精度,但在面临大流量需求时也会出现节流加剧等问题,所以,调节阀流道拓扑结构的优化是很有必要的,其对于调节阀性能的提升以及能源损耗的降低有着重要意义。

（二）基于深度学习的流道拓扑优化方法

1. 数据采集与预处理

在基于深度学习的流道拓扑优化过程中,首先要保证的就是数据采集的精准性。通常来说,其主要的途径是实验测试以及数值模拟等等。首先,通过实验测试能够直接获取流道实际工作中的具体性能数据,但是其有着周期性长和成本较高等劣势。其次,数值模拟则主要是依托 ANSYS Fluent 等一些 CFD 软件来对流道的拓扑结构进行模拟分析,从而获取其在实际运行中的流量系数等数据参数^[8]。而采集后的数据也要进行有效的预处理,这里要对那些因传感器故障等因素而出现的数据异常情况;数据归一化将不同量纲数据映射到特定区间,消除量纲影响,加速模型收敛;特征工程则基于最初的数据来提取一些关键特征信息如形状、长径比等等,以此来提升预测的泛化能力和预测精准度。

2. 深度学习模型的构建与训练

卷积神经网络也就是我们常说的 CNN 在流道拓扑优化方面有着重要的应用价值,在 CNN 应用中模型主要包括卷积层、全连接

层、输入层等多个方面。卷积层主要是依托卷积核滑动来对相应的局部特征进行分析和提取;全连接层属于对全局特征的一个连接与整合;输入层主要是接收预处理之后的边界条件以及几何参数等信息。通过模型训练来实现数据更迭的目标,同时借助反向传播算法来对相应的权重参数来进行有效处理,进一步减少可能出现的误差情况。而为了更好地减少过拟合情况,相关人员可以将 Dropout 以及 L1 和 L2 正则化等技术加以应用。前者可以有效提高相关模型的鲁棒性;后者则可以通过添加相应的惩罚项来对权重大小进行有效约束。

3. 优化算法与模型的结合

在流道拓扑优化过程中,优化算法是关键一环。在实际工作中,运用得比较多的算法有模拟退火算法(SA)以及遗传算法(GA)等。以后者为例,他主要是对生物进化机制等进行有效模拟,然后对初始流道拓扑结构种群进行有效的迭代优化。而在每一代当中首先要做的就是将单个几何参数进行深度模型输入,然后基于相应的目标来对其适应度进行计算,在此基础上,挑选那些适应度比较好的个体当作父代,然后基于胶擦以及变异操作等产生相应的子代,而后再经过重复的操作来最终达到拓扑结构优化的目的。在深度学习应用之下,可以对流道结构的性能等进行有效分析,及时把握最优解,进而保证后续设计的科学性与合理性,从而有效避免以往设计过程中存在的“经验主义”问题,全面提高调节阀的应用效果。

三、调节阀智能选型

（一）传统调节阀选型方法的局限性

以往的调节阀选型大多是依靠相关专业人员的自身经验再加上一些简单公式来进行选定的,而这一过程中,专业人员的经验主要包括阀门的基本特性(如流量系数、公称通径等等)、工况情况(如温度、流量以及压力等等),以此来确定阀门的具体型号。在此基础上,基于简单的公式计算(如流量公式等)来确定最终阀门选型。但是这种“经验主义”式的选型方法也存在诸多不足之处^[9]。首先,其有着较强的主观性,加上不同人员之间的经验、观点以及习惯等各有不同,这也会直接影响着选型结果和科学性。其次,这种方式下主要运用的是一些简单的计算公式,这也导致实际选型无法考虑全面,尤其是对于截止的腐蚀性、管道系统动态性等因素无法考虑到,进而在选型过程中出现遗漏、忽视等情况,影响着整个系统的运行效率。再者,以往的选型过程中无法对实际需求、实际工况等进行综合分析,这也影响了最终的“最优化”选型。

（二）深度学习下的调节阀智能选型

1. 明确实际影响因素

在火电厂以及核电厂等大型工业设施当中,调节阀选型受到多方因素的影响。首先,是实际的工况情况,这也是选型首要考虑点。以火电厂为例,其整齐有着压力高、温度高等特点,同时其杂质含量以及湿度等情况有较大差异,所以在选型过程中要重点考虑这一实际情况。其次,是压力参数和温度参数,以核电厂

为例其一回路压力非常高，可以达到15-16MPa，而这也要求阀门的流量参数要和这些实际情况相匹配，从而保证其运行效率。再者，是阀门自身的性能指标。例如，阀门自身的响应速度和调节精度等都会对系统控制的及时性以及准确性等带来直接影响，而在对应的场域之中需要选用那些响应快速和精度较高的调节阀，从而保障实际的生产质量和效率。

2. 数据收集和预处理

智能选型模型的构建要求要对历史选型数据等进行充分分析，其中涵盖了不同项目下的调节阀选型实际应用数据等等，如企业设备运行记录、相关项目档案以及实际标准等等。收集数据过程中要重点做好对工况参数、阀门参数以及实际运行效果的收集，以此来为后续的预处理和选型奠定坚实基础^[10]。而面对这些数据可能存在的异常值以及数据格式不统一等问题，要进行针对性的预处理，如对于数据缺失的情况，可以通过回顾预测以及均值填充等方法来进行补齐处理；对于格式不统一问题，可以进行重新的编码处理来保证数据格式一致；对于异常值问题，可以依托箱线图以及 3σ 原则识别并进行及时的剔除处理。除此之外，要注意运用标准化的方法来归一化处理数值型数据，让其能够分布在[0,1]或[-1,1]区间，进而达到消除量纲差异对于实际模型训练影响的目的。

3. 模型架构的设计

模型架构的设计主要依托多层感知机（MLP）来展开，这一过程中，基于影响因素的分析来明确输入层数神经元数量，同时将预处理的实际参数与指标等数据进行输入。隐藏层方面可以设

置2-3层，同时借助交叉验证以及试错法等来对神经元数量进行明确，如可以采用“256-128-64”的结构，每层神经元和其他层的神经元之间是通过权重而相连的。而这一过程中神经元的计算和前面MLP是相同的，即先对相关输入数据进行相应的加权处理，然后激活ReLU等函数处理，再基于阀门型号分类数量来明确实际的神经元。如果出现10个相应的型号，那么则需要在输出层设计10个神经元并对应型号预测概率。此外，为了更好地保障模型的实际性能，也要引入注意力机制，即将注意力模块添加到相应的隐藏层之中，时期能够聚焦关键选型因素，从而提高选型准确性。

4. 模型训练与优化

基于深度学习的调节阀智能选型可运用交叉熵损失函数来进行模型训练，从而更好地把握模型与实际型号之间存在的不同。依托随机梯度下降（SGD）算法对模型参数进行针对性地优化处理，同时在训练之中对学习率进行不断调整，从而全面提高模型收敛速度。此外，为了减少模型过拟合的情况，可以应用Dropout以及L2正则化技术，如通过L2正则化技术应用来约束权重大小。而手机的数据可以按照相应比例（如7:2:1，训练集、验证集、测试集等）进行划分，通过训练与优化来保障选型的科学性。

总之，基于深度学习的调节阀流道拓扑优化设计与智能选型有着重要意义。在新时期，面对能源需求不断加大的大背景，火电厂以及核电厂的调节阀流道拓扑优化设计以及智能选型也要注重和新方法、新技术的融合，以此来全面提高自己的生产效率，推动社会经济的进步与发展。

参考文献

- [1] 廉嘉庚, 袁俊杰, 叶灵宋. 高压差迷宫式调节阀的流道设计理论及模拟研究 [J]. 流体测量与控制, 2021, 2(02): 15-21.
- [2] 徐祥微, 王国付, 王玉福, 等. 直通调节阀内流场流道分析 [J]. 阀门, 2024, (04): 466-470.
- [3] 金建云. 不同开度下多层套筒调节阀流道流动特性分析 [J]. 阀门, 2023, (06): 731-738.
- [4] 唐腾飞, 肖莉, 高翔. 迷宫式调节阀节流碟片的流道优化研究 [J]. 液压与气动, 2021, 45(05): 109-113.
- [5] 谈斐棋. 基于统计学习的气动调节阀故障诊断研究 [D]. 浙江大学, 2016: 1-8.
- [6] 代伟, 黄金昊, 王聪, et al. 基于多特征融合的工业气动调节阀快速自学习故障诊断方法 [J]. 控制与决策, 2023, 38(10): 2934-2942.
- [7] 陈黎明. 气动调节阀故障机理分析与智能诊断 [D]. 中国矿业大学, 2020: 1-2.
- [8] 池渊. 基于混合模型与特征迁移的调节阀健康评估研究 [D]. 哈尔滨工程大学, 2021: 1-28.
- [9] 黄爱芹. 基于数据驱动的调节阀故障诊断方法研究 [D]. 山东大学, 2015: 1-2.
- [10] 王笑霖. 基于深度学习的气动调节阀智能诊断研究 [D]. 大连理工大学, 2024.