

基于自适应双重优化的模糊评估算法^{*}

孙一笑 武和雷 徐雪松 王昱东

(南昌大学信息工程学院 南昌 330031)

摘要: 针对现有模糊逻辑评估方法在复杂工业场景中存在的规则优化困难、参数调整复杂以及多场景适应性差等问题,提出一种基于双重优化模糊逻辑的智能评估框架。首先,设计双重优化模糊推理优化机制,结合模糊熵引导规则生成与模糊梯度协同下降,交替优化模型结构与参数,并采用自适应优化调度器,动态协调优化过程。其次,构建多尺度模糊特征提取网络 and 自适应模糊特征融合,前者通过并行多尺度分支提取不同粒度的模糊特征,后者通过模糊通道-空间协同注意力实现特征的智能融合。最后,提出动态模糊权重分配策略,通过场景感知权重生成网络,根据输入特征动态调整模糊规则权重。将该框架应用于天然气管道风险评估和用电设备识别两个典型场景。实验结果表明,在天然气管道风险评估任务中,该框架的评估准确率达到 95.83%;在用电设备识别任务中,识别准确率达到 96.54%,F1 分数达到 96.32%。与传统模糊逻辑方法和深度学习方法相比,所提方法在保持可解释性的同时显著提升了评估精度和泛化能力。

关键词: 双重优化;模糊逻辑;智能评估;自适应融合;动态权重分配

中图分类号: TP391.4;TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Fuzzy evaluation algorithm based on adaptive dual optimization

Sun Yixiao Wu Helei Xu Xuesong Wang Yudong

(School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: To address challenges including rule optimization difficulty, complex parameter tuning, and poor multi-scenario adaptability in existing fuzzy logic evaluation methods for complex industrial applications, this paper proposes an intelligent assessment system based on double-optimized fuzzy inference. First, a double optimization fuzzy inference system is designed, integrating fuzzy entropy-guided rule generation with fuzzy gradient collaborative descent to alternately optimize model structure and parameters, coordinated dynamically by an adaptive optimization scheduler. Second, a multi-scale fuzzy feature extraction network and adaptive fuzzy feature fusion mechanism are constructed, where the former extracts multi-granularity fuzzy features through parallel multi-scale branches while the latter achieves intelligent feature fusion via fuzzy channel-spatial co-attention. Finally, a dynamic fuzzy weighting allocation is proposed, employing a scene-aware weight generation network to dynamically adjust fuzzy rule weights based on input features. Validated in natural gas pipeline risk assessment and electrical equipment identification scenarios, experimental results demonstrate 95.83% assessment accuracy, for pipelines, and 96.54% accuracy with 96.32% F1-score for equipment identification. Compared to conventional fuzzy logic and deep learning methods, the proposed approach significantly enhances evaluation accuracy and generalization capabilities.

Keywords: double optimization; fuzzy logic; intelligent evaluation; adaptive fusion; dynamic weight allocation

0 引言

工业智能评估旨在通过少量样本数据构建可靠的决策模型,从而对复杂工业系统进行准确评价。为解决传统评估方法依赖大量标注数据和专家经验的问题,模糊逻辑凭

借其处理不确定性的独特优势成为重要技术手段^[1]。然而,现有模糊推理系统在面对高维输入、动态环境和多场景应用时,仍存在规则优化困难、参数调整复杂等关键问题。

传统模糊逻辑方法主要依赖专家知识构建规则库。Ibrahim 等^[2]将固定规则的模糊系统应用于混合能源管理,

虽能处理不确定性,但规则设计的主观性限制了推广应用。Shezan 等^[3]在智能电网控制中发现传统模糊系统难以适应动态工业环境。Neugebauer 等^[4]指出现有模糊控制存在规则数量随输入维度指数增长的“维度灾难”。Varshney 等^[5]提出的模糊规则系统综述虽能处理不确定性,但优化效率有待提升。为提升客观性,演化算法被引入优化。Mitrakas 等^[6]使用遗传算法优化隶属函数参数,但存在收敛慢、易陷入局部最优的问题。自适应模糊推理系统(adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS)通过梯度下降自动调整参数^[7],但网格分割导致规则爆炸问题仍未解决。在用电设备识别领域,准确判断设备类型对优化电力资源配置具有重要意义^[8]。Balamurugan 等^[9]采用人工智能技术描述智能电网中电气特征与设备类型的关系,但同样面临规则爆炸问题。Alsalem^[10]引入模糊聚类和学习混合方法减少规则数量,但聚类中心初始化仍依赖经验,对噪声数据鲁棒性不足。双重优化策略为协同优化问题提供了新思路。EI-Nagar 等^[11]设计了基于自适应 alpha 平面的二型模糊控制器,增强不确定性处理能力,但计算复杂度显著增加。在仪器仪表领域,孙非等^[12]、吴文进等^[13]、Chen 等^[14]分别提出模糊反馈线性化控制、变论域模糊 PID 和基于模糊逻辑的负载测量方法,提升了自适应能力,但仍存在参数整定困难、计算复杂度高等问题。

深度学习与模糊逻辑的融合近年来受到广泛关注。杨旭红等^[15]提出基于模糊神经网络的自抗扰控制策略,利用神经网络自动提取特征,在燃料电池控制中效果显著,但深度网络的黑箱特性削弱了可解释性。Aboshosha 等^[16]将模糊系统与神经网络结合应用于物联网预测性维护;Rajput 等^[17]采用模糊卷积神经网络进行故障预测;Kaya 等^[18]通过元启发式算法自适应调整 ANFIS 结构。此外,Pham 等^[19]引入异构网络嵌入提升推荐性能;Liu 等^[20]采用粒子群优化改进水电机组控制;Zhao 等^[21]的图神经网络综述展示了在力学相关领域的应用潜力。

尽管上述方法取得了一定进展,但仍存在 3 个核心问题:1)结构与参数优化相互独立,缺乏有效协同机制;2)特征提取能力有限,难以处理多尺度、多模态的复杂工业数据;3)场景适应性差,针对特定任务设计的模型难以迁移到其他应用。

针对上述问题,本研究提出了基于双重优化模糊逻辑的智能评估框架(double optimization fuzzy inference system, DOFIS)。该框架由 4 个核心模块组成:双重优化模糊推理机制(double optimization fuzzy inference mechanism, DOFIM)基于 Thamaraimanalan 等^[22]的自适应神经模糊推理系统,通过引入模糊熵引导规则生成、模糊梯度协同下降和自适应优化调度器,实现结构与参数的交替优化;多尺度模糊特征提取网络(multi-scale fuzzy feature extraction network, MFFEN)基于 Hong 等^[23]的视觉变换器基础模型/vision transformer base/16, ViT-B/

16),结合并行多尺度卷积分支和跨尺度融合机制,捕获不同粒度模糊特征;自适应模糊特征融合(adaptive fuzzy feature fusion, AFFF)基于 Li 等^[24]的小波增强注意力融合模型,改进为模糊通道-空间协同注意力机制,显著降低冗余;动态模糊权重分配策略(dynamic fuzzy weighting allocation, DFWA)基于 Wu 等^[25]的自适应模糊 C 均值聚类过滤,改进为场景感知权重生成网络,实现跨场景适应。通过这些模块的协同优化,DOFIS 框架在评估精度(达 95% 以上)和泛化能力(跨场景迁移 90% 以上)方面显著优于现有方法。

1 方 法

1.1 问题定义

工业智能评估任务面临规则数量随输入维度指数增长的“维度灾难”问题。给定输入空间 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^d$ 和输出空间 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, 将其形式化为双重优化问题, 如式(1)所示。

$$(\mathbf{S}^*, \boldsymbol{\Theta}^*, \mathbf{W}^*) = \underset{(\mathbf{S}, \boldsymbol{\Theta}, \mathbf{W})}{\operatorname{argmin}} L(D; \mathbf{S}, \boldsymbol{\Theta}, \mathbf{W}) + \Omega(\mathbf{S}) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{S}^*$ 为最优规则结构, $\boldsymbol{\Theta}^*$ 为隶属函数参数, $\mathbf{W}^*$ 为规则权重, $\Omega(\mathbf{S})$ 控制结构复杂度。

1.2 框架总体结构

针对问题定义中的双重优化挑战,如图 1 总体架构图所示,本研究提出的 DOFIS 通过 4 个协同模块实现突破:1)DOFIM 打破结构与参数分离优化的局限,通过模糊熵监控和动态资源调度实现真正的协同优化;2)MFFEN 通过多尺度特征提取降低输入维度,缓解“维度灾难”;3)AFFF 自适应融合特征,减少冗余信息,进一步压缩有效特征空间;4)DFWA 根据场景动态调整权重,使固定数量的规则能适应多样化场景。这 4 个模块的协同作用体现在:MFFEN 和 AFFF 联合将高维输入压缩为低维但信息丰富的特征表示,解决了输入维度过高的问题;DFWA 使每条规则的作用范围动态可调,等效于增加了规则的表达能力,缓解了规则数量需求;DOFIM 则确保了整个系统的优化过程高效收敛。4 个功能模块协同工作,DOFIM 通过 3 个组件实现全局优化控制,系统推理流程可表示为式(2)~(5):

$$\mathbf{F}_m = \text{MFFEN}(\mathbf{x}_i) = \{\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2, \mathbf{F}_3\} \quad (2)$$

$$\mathbf{F}_{fused} = \text{AFFF}(\mathbf{F}_m) \quad (3)$$

$$\mathbf{W}_{fuzzy} = \text{DFWA}(\mathbf{F}_{fused}) \quad (4)$$

$$y_i = \text{FuzzyInference}(\mathbf{F}_{fused}, \mathbf{W}_{fuzzy}) \quad (5)$$

通过这种设计,DOFIS 实现了 3 个关键突破:1)维度压缩:MFFEN 将高维原始输入转换为 640 维紧凑表示, AFFF 进一步提取关键特征,有效缓解了“维度灾难”;2)规则优化:DOFIM 确保只在必要时生成规则,避免规则数量指数增长,保证 $R^* \ll R_{\max}$;3)动态适应:DFWA 使有限规则能够根据场景动态调整作用强度,一套规则可应对多种场景,解决了传统方法适应性差的问题。

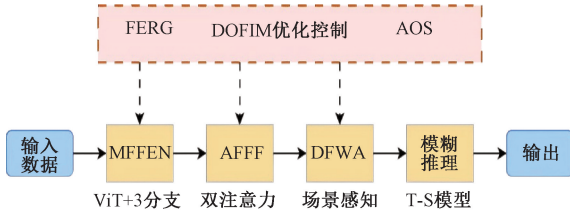


图 1 DOFIS 框架总体结构

Fig. 1 Overall structure of dofis framework

1) 双重优化模糊推理机制

DOFIM 基于 Thamaraimanalan 等^[22]的 ANFIS, 引入模糊熵引导规则生成、模糊梯度协同下降和自适应优化调度器, 实现结构与参数的交替优化使得 DOFIM 打破了传统方法中结构与参数分离优化的局限从而提升了推理效率并增强了对不确定性数据的适应性。如图 2 所示, 系统首先计算模糊熵来评估当前规则的不确定性, 如式(6)所示。

$$H_{fuzzy}(F_m) = - \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^n \mu_k(x_i) \log \mu_k(x_i) \quad (6)$$

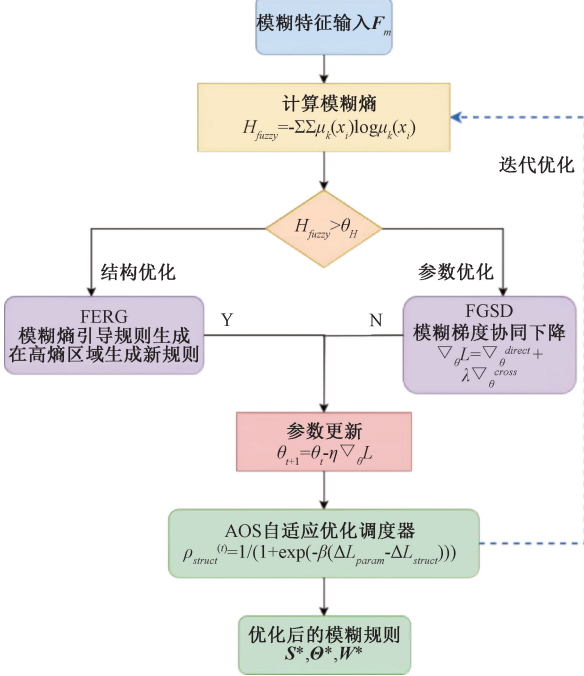


图 2 双重优化模糊推理机制工作流程

Fig. 2 Workflow of dual optimization fuzzy reasoning mechanism

当 $H_{fuzzy} > \theta_H$ 时, 模糊熵引导规则生成 (fuzzy entropy-guided rule generation, FERG) 在高熵区域生成新规则。同时, 模糊梯度协同下降 (fuzzy gradient collaborative descent, FGCD) 通过引入跨模块交叉梯度优化参数, 如式(7)所示。

$$\nabla_{\theta} L = \nabla_{\theta}^{direct} + \lambda_{cross} \cdot \sum_{j \in \{AFFF, DFWA\}} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{F}_j} \cdot \frac{\partial \mathbf{F}_j}{\partial \theta} \quad (7)$$

自适应优化调度器 (adaptive optimization scheduler,

AOS) 根据优化收益动态调整资源分配, 如式(8)所示。

$$\rho_{struct}^{(t)} = \frac{1}{1 + \exp(-\beta \cdot (\Delta L_{param} - \Delta L_{struct}))} \quad (8)$$

式中: 当 $\rho_{struct}^{(t)} > 0.5$ 系统将更多资源分配给结构优化。

2) 多尺度模糊特征提取网络

MFFEN 结合全局和局部特征提取能力, 如图 3 所示。首先使用 ViT-B/16^[23] 提取全局特征, 将 256×256 的输入图像转换为 token 序列, 如式(9)所示。

$$\mathbf{Z}_0 = [\mathbf{x}_{class}; \mathbf{x}_1^T \mathbf{E}; \mathbf{x}_2^T \mathbf{E}; \cdots; \mathbf{x}_p^T \mathbf{E}] + \mathbf{E}_{pos} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{(p^2 \cdot C) \times D}$ 是线性投影矩阵, $\mathbf{E}_{pos}$ 是位置编码。经过 12 层 Transformer 编码器后, 输出 768 维特征 $\mathbf{Z}_L$ 。

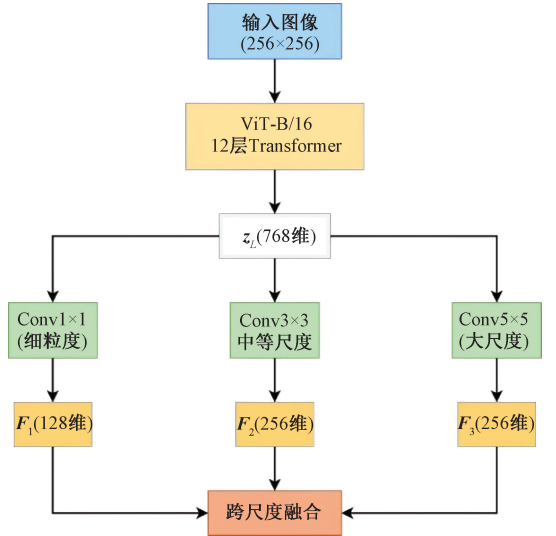


图 3 多尺度模糊特征提取网络结构

Fig. 3 Multi scale fuzzy feature extraction network structure

然后通过 3 个并行分支提取不同尺度的局部特征, 如式(10)所示。

$$\mathbf{F}_k = \sigma_{fuzzy}(\text{Conv}_k(\mathbf{Z}_L)) \otimes \text{FuzzyPool}_k(\mathbf{Z}_L) \quad (10)$$

式中: $k \in \{1, 2, 3\}$, 1×1 分支输出 128 维细粒度特征, 3×3 和 5×5 分支各输出 256 维中等和大尺度特征。

最后通过跨尺度融合增强特征表示, 如式(11)所示。

$$\mu'_k(x_i) = \mu_k(x_i) \oplus_{j \neq k} \beta_{jk} \otimes \mu_j(x_i) \quad (11)$$

其中, β_{jk} 是可学习的融合系数。

3) 自适应模糊特征融合

AFFF 基于 Li 等^[24]的小波增强注意力融合模型, 改进为模糊通道-空间协同注意力机制, 实现特征的智能融合降低冗余, 如图 4 所示。通道注意力学习“什么特征重要”, 如式(12)所示。

$$\mathbf{A}_c^{fuzzy} = \sigma_{fuzzy}(\text{MLP}(\text{FuzzyPool}(\mathbf{F}))) \quad (12)$$

式中: 多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP) 为两层全连接网络 ($640 \rightarrow 320 \rightarrow 640$)。

空间注意力学习“哪里重要”, 如式(13)所示。

$$\mathbf{A}_s^{fuzzy} = \sigma_{fuzzy}(\text{Conv}_{7 \times 7}([\text{FuzzyAvg}(\mathbf{F}); \text{FuzzyMax}(\mathbf{F})])) \quad (13)$$

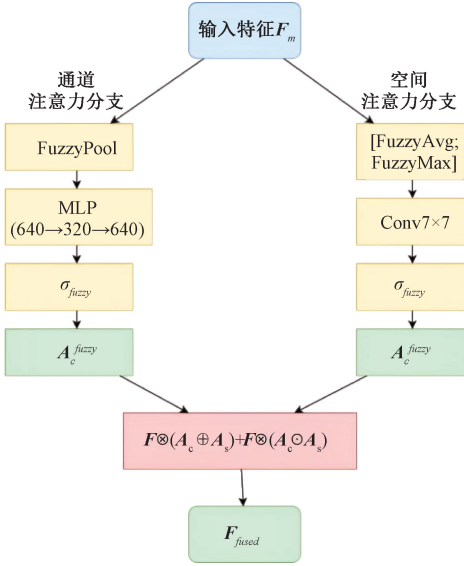


图4 自适应模糊特征融合

Fig. 4 Adaptive fuzzy feature fusion

使用 7×7 大卷积核捕获空间长程依赖。模糊激活函数的设计结合了 sigmoid 门控和高斯模糊特性,如式(14)所示。

$$\sigma_{fuzzy}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda(x))} \cdot \exp(-\gamma \cdot |x - \mu|^2) \quad (14)$$

最终通过双路径协同融合,表达式如式(15)所示。第1项捕获联合效应,第2项捕获交互效应:

$$F_{fused} = F \otimes (A_c^{fuzzy} \oplus A_s^{fuzzy}) + F \otimes (A_c^{fuzzy} \odot A_s^{fuzzy}) \quad (15)$$

4) 动态模糊权重分配

DFWA 基于 Wu 等^[25]的自适应模糊 C 均值聚类过滤,改进为场景感知权重生成网络,实现跨场景适应,DFWA 通过场景感知网络生成动态权重。如图5所示,场景感知权重生成网络(scene-aware weight generation network, SAWGN)采用3层全连接网络架构,逐步从融合特征中提取场景信息并生成自适应权重,整个过程可描述为式(16)~(18),即:

$$h_1 = \text{ReLU}(\text{BN}(W_1 \cdot F_{fused} + b_1)) \in \mathbb{R}^{512} \quad (16)$$

$$s = \text{Softmax}(W_s \cdot h_1 + b_s) \in \mathbb{R}^{512} \quad (17)$$

$$h_2 = \text{ReLU}(\text{BN}(W_2 \cdot [h_1; s] + b_2)) \in \mathbb{R}^R \quad (18)$$

式中: s 为场景识别向量, $[h_1; s]$ 表示特征拼接。最终权重结合网络输出和模糊可信度,如式(19)所示。

$$W_{fuzzy,i} = \frac{\exp(\tau \cdot f_i(h_2)) \cdot \mu_i}{\sum_{j=1}^R \exp(\tau \cdot f_i(h_2)) \cdot \mu_j} \quad (19)$$

式中: $\mu_i = \exp(-\frac{\|h_2 - c_i\|^2}{2\sigma_i^2})$ 反映规则匹配度。

该模块采用 T-S 模糊推理,规则激活度如式(20)所示。

$$\tau^r = \prod_{i=1}^d \mu_{A_i^r}(x_i) \cdot W_{fuzzy}^r \quad (20)$$

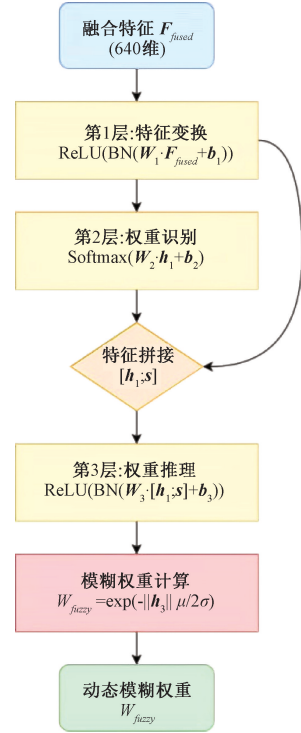


图5 动态模糊权重分配结构

Fig. 5 Dynamic fuzzy weight allocation structure

动态模糊权重分配的最终输出如式(21)所示。

$$\hat{y} = \frac{\sum_{r=1}^{R^*} \tau^r \cdot f^r(x)}{\sum_{r=1}^{R^*} \tau^r} \quad (21)$$

损失函数平衡准确性、简洁性和可解释性,设定如式(22)所示。

$$L = L_{inference} + \lambda_1 L_{structure} + \lambda_2 L_{fuzzy-reg} \quad (22)$$

式中: $L_{structure} = (\frac{R^*}{R_{max}} + \sum_{r=1}^{R^*} H(A^r))$ 。

1.3 框架训练流程

如图6所示,DOFIS 的训练采用端到端的方式,数据流经4个核心模块并由 DOFIM 进行全局优化控制。

训练数据批次(包含图像和对应标签)首先输入到 MFEN 模块,通过 ViT-B/16 骨干网络和3个并行卷积分支提取多尺度特征提取的特征随后传入 AFFE 模块,通过通道注意力和空间注意力机制进行自适应融合,生成融合特征。同时,融合特征被送入 DFWA 模块,通过场景感知网络生成动态模糊权重。融合特征和动态权重共同输入到模糊推理模块,基于 T-S 模型计算最终输出,然后计算损失函数,梯度通过反向传播更新各模块参数。

值得注意的是,DOFIM 在整个训练过程中持续监控和优化各模块:FERG 根据模糊熵动态调整规则结构,FGCD 计算跨模块协同梯度优化参数更新,AOS 根据优化收益在结构和参数优化间动态分配计算资源。这种协同训

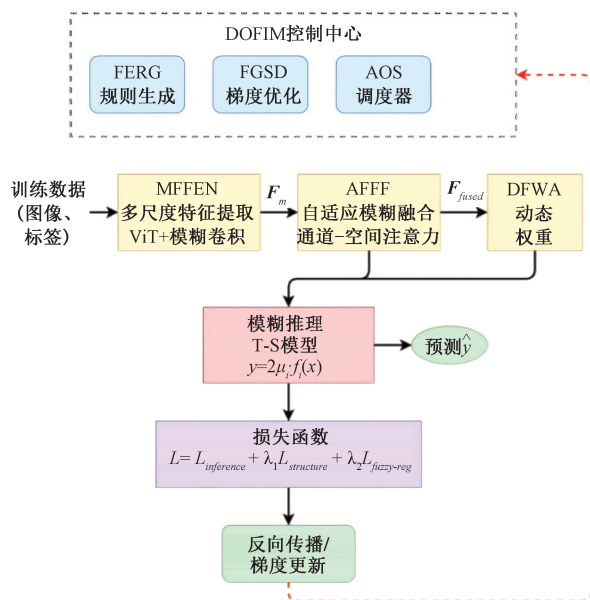


图 6 训练流程

Fig. 6 Training flow

训练机制确保了 4 个模块能够相互配合,共同优化系统性能。

2 实 验

2.1 数据集与实验设置

本研究使用两个分别从国内某天然气管道运营企业和某电力公司采集的实际工业数据集:

天然气管道风险评估数据集:从国内某大型天然气管道运营企业采集,包含管道监测图像、传感器数据等多模态信息。数据集包含 5 个风险等级,每个等级约 1 000 个样本,总计 5 000 个样本。按照 3:1:1 的比例划分训练/验证/测试集,即训练集 3 000 个样本,验证集和测试集各 1 000 个样本。每个样本包含管道状态图像(256×256 分辨率)、压力传感器数据、温度传感器数据、地质环境参数等多维度特征。

用电设备识别数据集:从国内某电力公司的用电监测系统采集,包含各类用电设备的电流波形、功率曲线等特征。数据集重点关注电动汽车充电设备的识别,包含充电设备和其他用电器两类,共计 5 000 个样本(充电设备 2 500 个,其他用电器 2 500 个)。按照 3:1:1 的比例划分训练/验证/测试集。每个样本包含 1 分钟的电流波形数据(采样率 1 kHz)、功率曲线、功率因数等电气特征。

实验环境配置:所有实验在 MATLAB R2023a 环境下进行,运行平台为配备 Intel Core i7-12700K 处理器(3.6 GHz 基础频率,最高 5.0 GHz)、32 GB DDR5 内存和 NVIDIA RTX 3070 Ti GPU(8 GB 显存)的工作站。使用的主要 MATLAB 工具箱包括:Deep Learning Toolbox、Computer Vision Toolbox、Fuzzy Logic Toolbox、Signal Processing Toolbox 和 Parallel Computing Toolbox。

训练细节:使用 MATLAB 的 trainingOptions 函数配置训练参数,优化器设置为'sgdm'(带动量的 SGD),初始学习率 0.1,动量 0.9,L2 正则化系数 5×10^{-4} 。训练批次大小(MiniBatchSize)设为 32,最大训练轮数(MaxEpochs)为 100。学习率调度采用'piecewise'方式,在第 60 和 80 轮时将学习率降低 10 倍。启用 GPU 加速。

数据预处理:使用 imageDatastore 和 augmentedImageDatastore 管理图像数据。图像预处理包括尺寸调整(resize)、归一化(使用 mapminmax 函数将像素值映射到 [0,1])和数据增强(包括随机旋转 $[-15,15]$ 度、随机水平翻转和随机平移)。传感器数据使用 normalize 函数进行标准化处理。

评估协议:在测试阶段,使用 MATLAB 的 classify 函数进行分类预测,confusionmat 函数计算混淆矩阵,通过自定义函数计算准确率、F1 分数等指标。采用 bootstrapping 方法(bootci 函数)计算 95%置信区间。所有实验使用 rng 函数设置随机种子以确保可重复性,每个实验重复 5 次,使用 mean 和 std 函数计算均值和标准差。

2.2 实验结果与分析

为全面评估本研究方法的性能,选择了 6 种具有代表性的对比方法进行实验验证。这些方法涵盖了当前模糊推理领域的主流技术路线。其中,基于原型网络的模糊推理方法^[16](prototype-based fuzzy inference method,FuzzyProto)代表了经典模糊系统与深度学习的结合方式;深度模糊网络^[17](deep fuzzy network,DMFN)采用深度模糊网络架构,通过卷积神经网络提取特征后进行模糊推理;自适应网络模糊推理系统^[18](adaptive network fuzzy inference system,AdaFuzz)使用元启发式算法优化 ANFIS 结构;元学习模糊推理系统^[19](meta-learning fuzzy inference system,MetaFIS)通过元学习机制提升模糊系统的泛化能力;双层优化方法^[20](dual-layer optimization method,DualOpt)是最接近本研究工作的对比基线,但其仅在参数层面进行双重优化,缺乏结构优化机制,选择这组对比方法覆盖了不同的技术路线;分层融合模糊图神经网络^[21](hierarchical fusion fuzzy graph neural network,HFGN)展示了图结构在模糊推理中的应用潜力,也为验证本研究提出的 DOFIS 框架在结构-参数协同优化、多尺度特征提取和跨场景迁移等方面的优势提供了充分的实验基础。

1) 天然气管道风险评估任务

表 1 展示了不同方法在天然气管道风险评估数据集上进行 5-way 分类的结果。

DOFIS 在 1-shot 设置下相比 DualOpt 提升了 28.06%,在 5-shot 设置下提升了 14.12%。

图 7 展示了 DFWA 模块的动态权重分配机制,从图 7(a)可知,压力监测、温度异常等关键安全指标获得较高权重(约 0.72),而管道老化等规则权重较低但分布范围大,体现了 DFWA 的灵活性。

表 1 天然气管道风险评估数据集上的实验结果

方法	5-way 1-shot		5-way 5-shot	
	Accuracy	F1-score	Accuracy	F1-score
	%			
FuzzyProto ^[16]	49.42±0.78	48.56±0.81	68.20±0.66	67.85±0.68
DMFN ^[17]	43.56±0.84	42.89±0.87	55.31±0.73	54.76±0.75
AdaFuzz ^[18]	50.44±0.82	49.78±0.85	65.32±0.70	64.89±0.72
MetaFIS ^[19]	52.86±0.84	52.15±0.86	66.85±0.76	66.42±0.78
DualOpt ^[20]	67.77±0.32	67.12±0.34	84.60±0.43	84.25±0.45
HFGN ^[21]	50.33±0.36	49.65±0.38	66.41±0.63	65.98±0.65
DOFIS	95.83±0.22	95.46±0.24	98.72±0.15	98.65±0.16

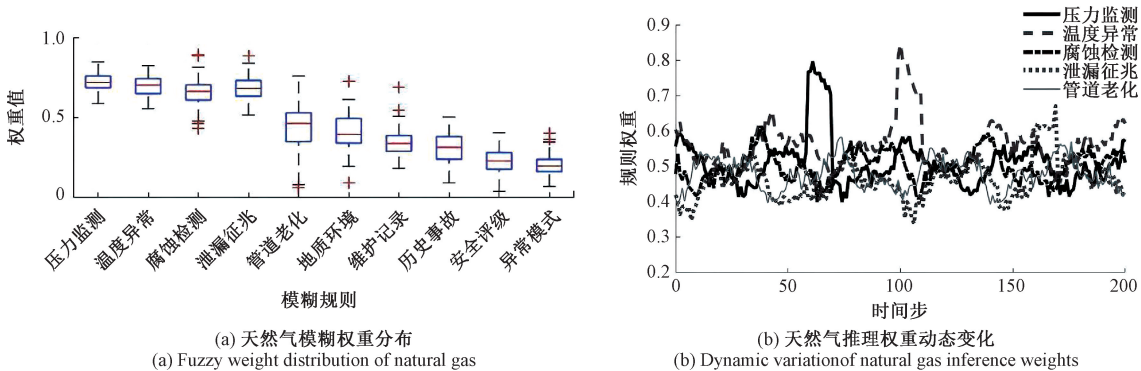


图 7 DFWA 模块的动态权重分配机制

Fig. 7 Dynamic weight allocation mechanism of the dfwa module

从图 7(b)可知系统对异常事件的实时响应能力,在检测到压力异常(第 60 步)、温度异常(第 100 步)和泄漏征兆(第 160 步)时,相应规则权重迅速提升。

2) 用电设备识别任务

表 2 展示了用电设备识别任务的结果。DOFIS 在 1-

shot 和 5-shot 设置下分别达到 96.54% 和 99.16% 的准确率,显著优于其他方法。

图 8 展示了用电设备识别场景的权重分配模式。与管道风险评估不同,由图 8(a)可知电流波形、功率特征等电气指标获得更高权重(约 0.73)同样体现了 DFWA 的灵

表 2 用电设备识别数据集上的实验结果

方法	2-way 1-shot		2-way 5-shot	
	Accuracy	F1-score	Accuracy	F1-score
	%			
FuzzyProto ^[15]	71.88±0.91	71.32±0.93	87.42±0.48	87.05±0.50
DMFN ^[16]	72.36±0.90	71.78±0.92	83.64±0.60	83.21±0.62
AdaFuzz ^[17]	68.65±0.91	68.12±0.93	84.05±0.55	83.67±0.57
HFGN ^[20]	70.53±0.97	69.98±0.99	83.09±0.61	82.68±0.63
MetaFIS ^[18]	71.24±0.94	70.69±0.96	85.26±0.58	84.88±0.60
DualOpt ^[19]	75.71±0.47	75.18±0.49	91.48±0.33	91.15±0.35
DOFIS	96.54±0.28	96.32±0.30	99.16±0.12	99.08±0.13

活性。图 8(b)显示了多阶段识别策略:定型识别(第 40 步)、甄别阶段(第 80 步)、精确分类(第 120 步)和深度校验(第 160 步),体现了 DOFIS 场景自适应能力。

3) 消融实验

表 3 的消融实验结果表明,MFFEN 贡献最大(去除后

性能下降 7.16%)。

AFFF 和 DFWA 分别贡献 5.32% 和 3.65% 的性能提升。通道-空间协同注意力比单一注意力机制效果更好。

4) 跨场景迁移实验

由于 DMFN、HFGN 等方法缺乏有效的跨场景迁移机

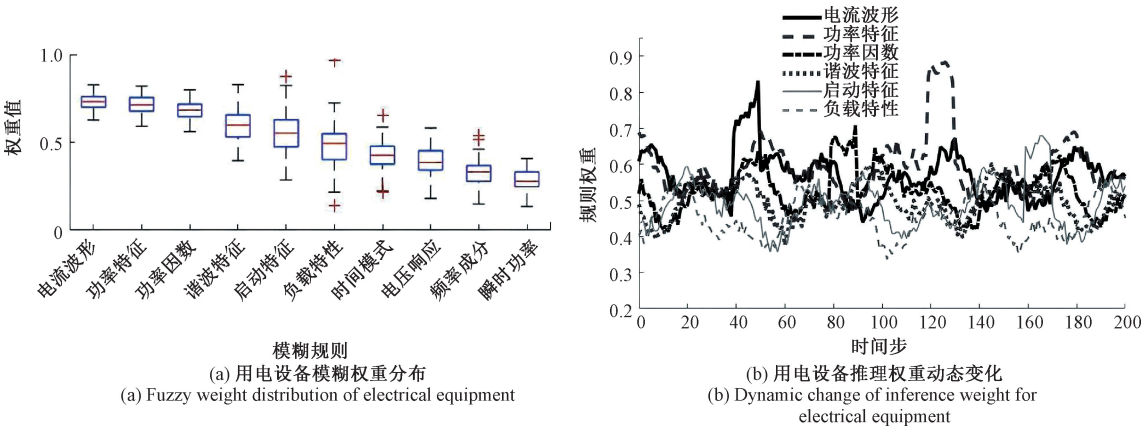


图 8 用电设备识别场景的权重分配模式
Fig. 8 Weight distribution pattern of electrical equipment recognition scenes

表 3 消融实验
Table 3 Ablation experiment

模型变体	1-shot		5-shot	
	Accuracy	F1-score	Accuracy	F1-score
完整模型(DOFIS)	95.83±0.22	95.46±0.24	98.72±0.15	98.65±0.16
去除 MFEN(单尺度)	88.67±0.35	88.21±0.37	94.49±0.28	94.34±0.30
去除 AFFF(直接级联)	90.51±0.33	90.08±0.35	95.26±0.26	95.12±0.28
去除 DFWA(固定权重)	92.18±0.31	91.78±0.33	96.48±0.24	96.35±0.26
仅通道注意力	93.45±0.30	93.08±0.32	97.23±0.22	97.11±0.24
仅空间注意力	93.32±0.31	92.95±0.33	97.10±0.23	96.98±0.25

制,选择了支持迁移学习的 FuzzyProto、AdaFuzz 和 DualOpt 3 种方法进行对比,结果如表 4 所示。DOFIS 在两个方向的迁移任务中都保持了 90% 以上的准确率,远超其他方法,证明了其作为通用工业评估框架的潜力。

表 4 跨场景迁移实验

Table 4 Cross scenario migration experiment			%
方法	管道风险→ 设备识别	设备识别→ 管道风险	
FProto ^[15]	58.34	38.56	
AdaFuzz ^[17]	61.23	42.15	
DualOpt ^[19]	73.45	62.34	
DOFIS	95.26	93.87	

表 4 跨场景迁移实验的优异结果充分证明了 DOFIS 的泛化能力。传统方法在跨场景迁移时性能大幅下降,即使是表现较好的 DualOpt 在迁移后准确率也仅为 73.45% 和 62.34%。而 DOFIS 通过动态模糊权重分配机制,能够自动识别新场景的特征分布并调整评估策略,在两个方向的迁移任务中都保持了 90% 以上的准确率。

3 结 论

本研究提出了一种基于双重优化模糊逻辑的智能评估框架,通过多尺度模糊特征提取网络、自适应模糊特征融合和动态模糊权重分配的有机结合,有效解决了传统模糊推理系统在处理复杂工业评估任务时的局限性。在天然气管道风险评估和用电设备识别两个不同场景的实验中,DOFIS 均取得了优异的性能。在天然气管道风险评估数据集的 5-way、1-shot 任务中,准确率达到 95.83%,相比 DualOpt 提升 28.06%;在用电设备识别数据集的 2-way、1-shot 任务中,准确率达到 96.54%,相比 DualOpt 提升 20.83%。消融实验验证了各个模块的有效性,其中 MFEN 贡献最大,去除后性能下降 7.16%。跨场景迁移实验表明,DOFIS 具有良好的泛化能力,能够有效适应不同场景的特征分布。本研究为工业智能评估提供了一个高效的双重优化框架,证明了结构-参数协同优化在提升模糊推理系统性能方面的重要价值。

参考文献

[1] POWROŹNIK P, SZCZEŚNIAK P, SULIGA M. Fuzzy logic in smart meters to support operational

- processes in energy management systems [J]. *Electronics*, 2025, 14(12): 1-25.
- [2] IBRAHIM O, BAKARE M S, AMOSA T I, et al. Development of fuzzy logic-based demand-side energy management system for hybrid energy sources[J]. *Energy Conversion and Management*; X, 2023, 18: 1-13.
- [3] SHEZAN S A, ISHRAQUE M F, SHAFIULLAH G M, et al. Optimization and control of solar-wind islanded hybrid microgrid by using heuristic and deterministic optimization algorithms and fuzzy logic controller[J]. *Energy Reports*, 2023, 10: 3272-3288.
- [4] NEUGEBAUER M, AKDENIZ C, DEMIR V, et al. Fuzzy logic control for watering system[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 1-12.
- [5] VARSHNEY A K, TORRA V. Literature review of the recent trends and applications in various fuzzy rule-based systems [J]. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2023, 25: 1234-1256.
- [6] MITRAKAS C, XANTHOPOULOS A, KOULOURIOTIS D. Techniques and models for addressing occupational risk using fuzzy logic, neural networks, machine learning, and genetic algorithms: A review and meta-analysis [J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(4): 1-65.
- [7] MEHDI R, AHMED I E, MOHAMED E A. Rating the impact of risks in banking on performance: Utilizing the adaptive neural network-based fuzzy inference system(ANFIS)[J]. *Risks*, 2025, 13(5): 1-23.
- [8] ABDELLAOUI C, LAGMICH Y. Fuzzy logic detector for photovoltaic fault diagnosis[J]. *Computer Sciences and Mathematics Forum*, 2025, 10(1): 1-10.
- [9] BALAMURUGAN M, NARAYANAN K, RAGHU N, et al. Role of artificial intelligence in smart grid-a mini review[J]. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2025, 8:1-7.
- [10] ALSALEM K. A hybrid time series forecasting approach integrating fuzzy clustering and machine learning for enhanced power consumption prediction[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 1-16.
- [11] EI-NAGAR A M, EL-BARDINI M, KHATER A A. A class of general type-2 fuzzy controller based on adaptive alpha-plane for nonlinear systems [J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 133: 1-15.
- [12] 孙非,崔特,曹宇赫,等. 基于模糊反馈线性化和自适应扩张状态观测器的 USM 六自由度镇定控制[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(5): 311-318.
- SUN F, CUI T, CAO Y H, et al. USM six degrees of freedom stabilization control based on fuzzy feedback linearization and adaptive extended state observer[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(5): 311-318.
- [13] 吴文进,吴晶,郭海婷,等. 基于变论域模糊 PID 算法的锂电池组级联式均衡控制[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(8): 137-144.
- WU W J, WU J, GUO H T, et al. Cascaded equalization control of lithium batteries based on variable discourse domain fuzzy PID algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(8): 137-144.
- [14] CHEN J X, DU X, FEI ZH Y, et al. A fuzzy logic based approach to measure complex load dynamics for accurate motion control of hydraulic actuators [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 1-12.
- [15] 杨旭红,于嘉炜,张苏捷,等. 基于模糊神经网络的 PEMFC 输出电压自抗扰控制策略[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(4): 62-70.
- YANG X H, YU J W, ZHANG S J, et al. PEMFC output voltage active disturbance rejection control strategy based on fuzzy neural network[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(4): 62-70.
- [16] ABOSHOSHA A, HAGGAG A, GEORGE N, et al. IoT-based data-driven predictive maintenance relying on fuzzy system and artificial neural networks [J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 1-13.
- [17] RAJPUT D S, MEENA G, ACHARYA M, et al. Fault prediction using fuzzy convolution neural network on IoT environment with heterogeneous sensing data fusion[J]. *Measurement: Sensors*, 2023, 26: 1-11.
- [18] KAYA E, KAYA A, KAYA C B. Adaptive network-based fuzzy inference system training using nine different metaheuristic optimization algorithms for time-series analysis of brent oil price and detailed performance analysis[J]. *Symmetry*, 2025, 17(5): 1-28.
- [19] PHAM P, NGUYEN L T T, NGUYEN N T, et al. A hierarchical fused fuzzy deep neural network with heterogeneous network embedding for recommendation[J]. *Information Sciences*, 2023, 620: 105-124.
- [20] LIU D, ZHAO SH CH, ZHANG J J, et al. Adaptive PID control of hydropower units based on particle swarm optimization and fuzzy inference [J]. *Water*, 2025, 17(10): 1512.
- [21] ZHAO Y X, LI H R, ZHOU H S, et al. A review of graph neural network applications in mechanics-related

domains[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(11): 315.

[22] THAMARAIMANALAN T, GOPAL D, VIGNESH S, et al. Exploiting adaptive neuro-fuzzy inference systems for cognitive patterns in multimodal brain signal analysis[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 1-28.

[23] HONG SH, WU J, ZHU L, et al. Brain tumor classification in ViT-B/16 based on relative position encoding and residual MLP[J]. PLoS One, 2024, 19(7): e0298102.

[24] LI C, LIANG J CH, NI ZH, et al. Wavelet-enhanced attention fusion model for airfoil flow field prediction[J]. Physics of Fluids, 2025, 37(9): 093607.

[25] WU R R, ZORN S R, KANG S, et al. Application of fuzzy c-means clustering for analysis of chemical ionization mass spectra: Insights into the gas phase

chemistry of NO₃-initiated oxidation of isoprene[J]. Atmospheric Measurement Techniques, 2024, 17(6): 1811-1835.

作者简介

孙一笑, 硕士研究生, 主要研究方向为模糊评判、模式识别与智能系统。

E-mail:1341664530@qq.com

武和雷(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为模式识别与智能系统。

E-mail:69439110@qq.com

徐雪松, 博士, 教授, 主要研究方向为多旋翼无人机视觉导航及容错控制。

E-mail:cedarxu@163.com

王昱东, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别与智能系统。

E-mail:1015800648@qq.com