

基于置信规则库推理的机器人焊接特征参数预测研究

袁杰, 王伟, 翟志国, 李维锋, 柳冉, 林永章, 刘海林, 钟洋

海洋石油工程股份有限公司 天津 300461

摘要: 焊接是一个复杂的过程, 其特征工艺参数的准确预测是确保焊缝成形质量的关键。影响焊接成形质量的因素中存在不确定因素, 包括未知规律影响和变量取值不准确等问题。传统的基于数据驱动方法, 包括规则库推理和各种神经网络方法对焊接成形质量进行预测时, 一般都建立确定性模型, 忽视了不确定性问题的影响。通过引入置信规则库推理方法, 可以处理焊接过程中的不确定性问题。在充分考虑各种不确定性的基础上, 建立了焊接过程置信规则库推理模型。相比传统的规则库推理方法和神经网络, 该方法在实际焊接过程参数预测试验中取得了更好的效果。

关键词: 置信规则库推理; 机器人焊接; 特征参数预测; 质量预测

Characteristic parameters prediction of robotic welding based on belief rule base inference

YUAN Jie, WANG Wei, ZHAI Zhiguo, LI Weifeng, LIU Ran, LIN Yongzhang,

LIU Hailin, ZHONG Yang

Offshore Oil Engineering Co., Ltd., Tianjin 300461, China

Abstract: Welding is a complex process, and accurately predicting the characteristic process parameters is crucial to ensuring the quality of weld formation. Among the factors affecting weld formation quality, there are uncertainties, including unknown influences and inaccurate variable values. Traditional data-driven methods, including rule base reasoning and various neural network approaches, generally establish deterministic models when predicting weld formation quality, neglecting the impact of uncertainties. This paper introduces the belief rule-based reasoning method, which can address uncertainties in the welding process. By fully considering various uncertainties, a belief rule base reasoning rule base for the welding process is established. This method has achieved better results in predicting actual welding process parameters compared to traditional rule base reasoning methods and neural networks.

Keywords: belief rule base inference; robotic welding; characteristic parameter prediction; quality prediction

1 序言

焊接是造船、海工、军工等领域的核心技术。机器人焊接可以节约人力成本并提高生产效率, 对

推动我国的制造业向智能制造转型具有重要作用。机器人焊接过程中影响焊接质量的因素很多, 甚至有大量随机不确定因素对焊接质量的影响机理尚

不清楚,这都导致焊接产品的质量难以保证。目前,通过机器人焊接过程中的各个输入参数来预测焊缝成形质量是普遍的做法。基于数据驱动的建模方法,主要是神经网络方法^[1],由于其不需要对过程进行解析,因此使得其在焊接领域特别是焊接质量在线预测方面的研究中发挥了巨大作用。虽然国内外在焊接质量在线预测方面已经做了大量研究工作,但仍然很难真正应用于焊接生产中,主要是所提出的模型难以解决焊接过程中数据不准确的问题,或者无法表达不确定因素对焊接质量造成的影响^[2]。研究人员在处理不准确数据方面已经做了大量的工作,模糊集、区间数、区间神经网络等算法也被大量应用起来^[3],这些方法主要是通过模糊方式解决数据不准确的问题。对于难以定量描述的因素,主要是焊接环境因素,比如温度、风力、磁场等,都是定性描述的,难以在数据模型中起到作用。为了应对复杂建模问题中同时存在的多种类型不确定性信息,YANG等^[4]在产生式规则、模糊集理论和D-S证据理论的基础上提出了置信规则库(Belief Rule Base, BRB)推理模型。该模型能够在解决实际问题时表现出优于传统决策方法的特性,包括更高的决策准确性、推理过程可见和专家可参与等^[5]。

首先,分析了影响焊接的因素变量,包括可测变量和不可测变量。将两种变量统一进焊接置信规则库的规则表达中。根据焊接专家经验赋予各个参数、规则、知识的权重,来建立完整的焊接置信规则库。推理时,在线信息触发各条规则并最终得到焊接特征参数的预测数据。将该方法应用于机器人焊接特征参数预测中,比传统规则推理模型和只考虑准确可测数据模型取得了更好的预测效果。

2 置信规则库模型

置信规则库模型属于数据驱动模型的一种。与一般数据驱动方法不同的一点是,置信规则库既可以正常使用采集到的数据,又可以处理离散、模糊及不确定性的变量。该方法由IF-THEN模糊规则的模型发展而来。在推理时,考虑了变量的权重、规则的权重和变量触发强度等不确定性问题^[6]。

2.1 置信规则库模型规则

置信规则库模型的规则库由大量置信规则构

成。假设有 M 个前提属性 U_i ($i=1, 2, \dots, M$)和1个结果属性 D 。其中,第 i 个前提属性包含 J_i 个参考等级,结果属性 D_n ($n=1, 2, \dots, N$)包含 N 个参考等级。

则置信规则库规则中的第 k 条规则 R_k 表示为

$$\begin{aligned} R_k: & \text{if } U_1 \text{ is } (A_{1,j}, \alpha_{i,j}^k) \wedge U_2 \text{ is } (A_{2,j}, \alpha_{i,j}^k) \wedge \\ & \dots U_M \text{ is } (A_{M,j}, \alpha_{i,j}^k) \\ & \text{then } D \text{ is } (D_n, \beta_{i,j}^k) \\ & \text{with } \theta_k \text{ and } \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_M\} \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $\alpha_{i,j}^k$ 和 $\beta_{i,j}^k$ ——第 k 条规则在第 i 个前提属性的参考等级 $A_{i,j}$ 和结果属性的参考等级 D_n 上的置信度;

θ_k ——第 k 条规则的权重;

δ_i ——第 i 个前提属性的权重。

规则的权重可以通过大量试验或者专家经验给出。一般地,每条规则的权重可以与传统规则推理一致,定为1。如果规则的权重有差别,为了在后续推理时不至于出现小权重规则冲淡大权重规则,导致结论失真,则应当使权重赋值不一致。

2.2 置信规则库建模方法

在置信规则库基本形式的基础上,可通过置信规则库推理模型的建模方法按如下步骤将训练数据集转换为式(1)所示的置信规则。

步骤1:确定基础参数值。在生成置信规则时,需要依赖专家经验事先确定置信规则库模型的基础参数,包括 M 个前提属性的权重 $\{\delta_i, i=1, 2, \dots, M\}$ 、 M 个前提属性各自 J_i 个隶属函数。

步骤2:计算置信度。假设有 L 组输入输出数据 $\{(x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,M}, y_k); k=1, 2, \dots, L\}$ 。其中 y_k 为结果属性上第 k 个输出数据。计算输入值在步骤1中隶属函数的置信度。

2.3 置信规则库推理方法

在得到置信规则库推理模型后,对于任意给定输入数据,可通过置信规则库推理方法计算相应的输出值,置信规则库推理方法主要包含以下3个步骤。

步骤1:计算个体匹配度。假设输入数据为 $x = \{x_i, i=1, 2, \dots, M\}$,根据置信规则库建模方法中步骤,可将输入数据转化为置信度,其中第 i 个输入数据的置信度表示为 $S(x_i) = \{(A_{i,j}, \alpha_{i,j}) ; j$

$=1, 2, \dots, J_i\}$ 。常见的置信度函数可以为三角函数式、钟形函数式等。这样,任何一个输入,都可以得到一个匹配度。

步骤2: 计算激活权重。根据步骤1计算得到的个体匹配度 $\{(S_k(x_i, U_i); k=1, 2, \dots, L; i=1, 2, \dots, M)\}$, 并使用规则权重 $\{\theta_k; k=1, 2, \dots, L\}$ 和属性权重 $\{\delta_i; i=1, 2, \dots, M\}$, 可计算BRB中 L 条置信规则的激活权重。

步骤3: 合成激活规则。计算激活权重后, 选出激活权重 >0 的置信规则作为激活规则, 并使用证据推理析算法, 合成激活规则的结果属性置信度分布。

3 焊接成形参数预测规则

3.1 焊接过程变量及特征参数预测逻辑

焊接过程是十分复杂的, 且过程中还存在各种变量。有可测变量, 如热输入参数(焊接电流、

电弧电压、送丝速度、焊接速度)、运动参数(摆动频率、摆动幅度、侧停时间)、位姿参数(焊枪角度、干伸长、TCP)、气体成分(气体成分、流量)及预热温度等; 还有一些不可测或者很难测量的影响因素, 如环境因素中的磁场分布。不同焊接环境下的磁场分布不同, 可能会对电弧产生一定影响。不同季节的环境温度也会对焊接产生影响。这些影响因素不能定量测量, 只能人为给出一定的离散数值表示影响大小^[7]。

为了提高机器人焊接的质量, 研究人员已针对焊接工艺过程中的输入工艺参数和焊接特征参数之间的关系进行了研究。焊接机器人的焊接特征参数预测从广义上可以归结为从一组已知的焊接输入参数到另一组输出的焊缝形貌参数(焊缝熔宽、焊缝熔深和焊缝余高等)的映射^[8]。基本逻辑如图1所示。

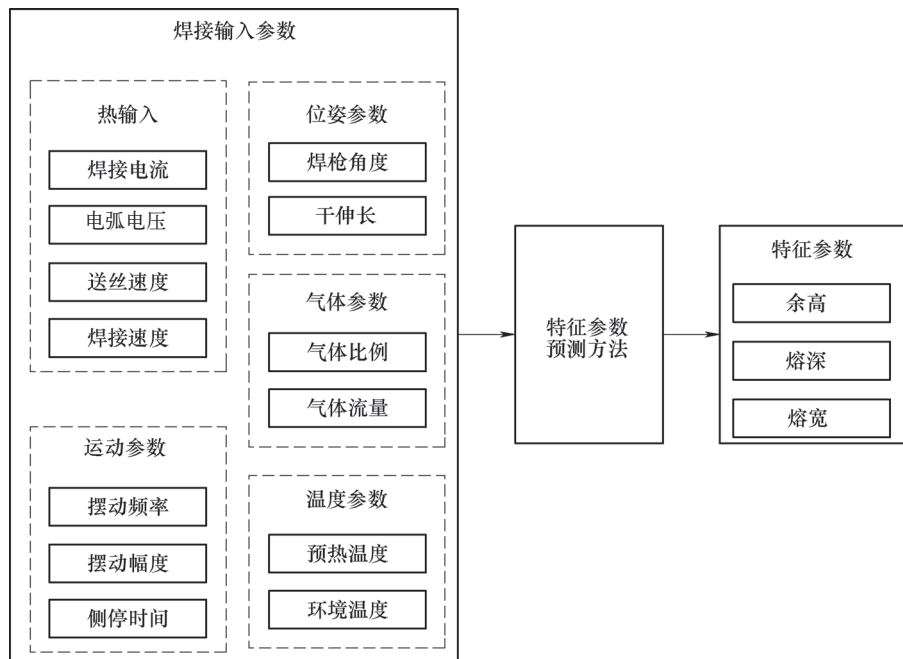


图1 焊接参数预测的基本逻辑

3.2 建立焊接置信规则库

根据以上分析, 描述焊接的特征参数有多个, 包括焊缝熔宽、焊缝熔深和焊缝余高等。针对每种特征参数, 建立一个子置信规则库。每个子置信规则库内置信规则的结论部分均是针对这一种参数的不同描述。

以其余高为例, 子置信规则库的建模步骤如下。

步骤1: 需要依赖专家知识事先确定置信规则库模型的基础参数, 包括 M 个前提属性的权重、 M 个前提属性内部各自 J_i 个模糊函数。模糊函数的数目依赖焊缝余高取值范围, 假如工艺要求的焊接余高为 $0 \sim 3\text{mm}$, 则可在其取值范围内部 1mm 、 2mm 、 3mm 单位上设立一个模糊隶属度函数, 一般可以用三角隶属度或正态分布隶属度。规则权重统一设置

为1。在1mm、2mm、3mm余高位置分别设置正态分布隶属度函数，如图2所示。

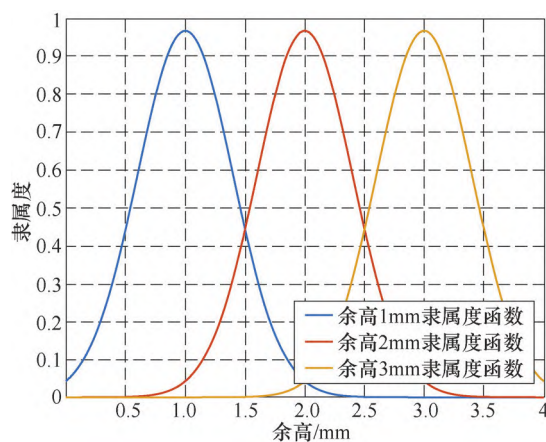


图2 不同余高的隶属度函数

步骤2：给出每条规则结论的置信函数。

从上述隶属度函数的设置可看出，置信规则库

方法在计算每条规则前件的隶属度时，已经使用了模糊方法。因此，用于激活规则前件数据测量的准确与否已经不重要。

但是，在一些传统的规则推理及常见的神经网络方法中，对数据的测量准确性要求较高。不准确的数据可导致完全不同的结论。

3.3 推理过程

步骤1：通过每个属性输入数值，计算每个属性的匹配度。

步骤2：激活该子置信规则库内部的所有规则，并计算激活权重。

步骤3：合成激活规则。得到该子置信规则库的结论。

步骤4：每个子置信规则库得到一个结论。多个子置信规则库的结论综合得到所有的焊接特征参数。其推理逻辑如图3所示。

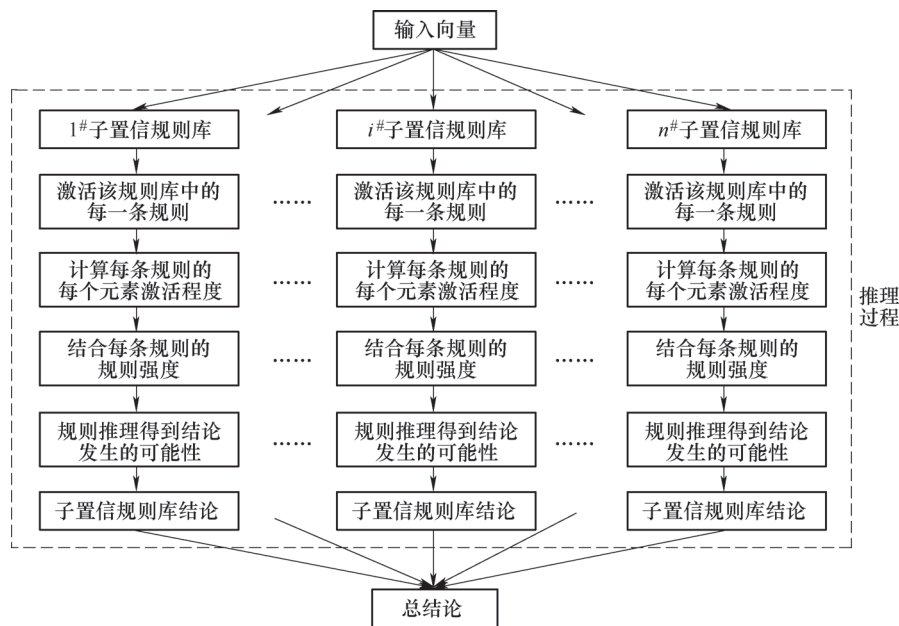


图3 多个子规则库的推理逻辑

4 试验

在实验室中验证方法的可行性。其中，焊接系统中是库卡KR 1810-2机器人，使用该系统实现平板V形坡口的焊接。采集上文所述的主要规则属性，试验设备如图4所示。

以焊缝余高的子置信规则库为例，其中某一条规则可以表达为：IF焊接电流（120A，0.95）、电弧电压（16.5V，0.95）、送丝速度（2800mm/

min，0.95）、焊接速度（180mm/min，0.95）、摆动幅度（8mm，0.95）、侧停时间（0.3s，0.95）、焊枪角度（90°，0.9）、干伸长（1.5cm，0.9）、气体成分（0.8，0.95）、流量（20L/min，0.9）、预热温度（90℃，0.9）、环境温度（30℃，0.85）、磁场环境（1表示弱，0.8），THEN 余高（2mm，0.95）with 规则权重 $\theta_k=1$ ；每个变量都采用正态分布隶属度函数，形式如图2所示。

而传统的规则推理方法表达为：IF焊接电流是



图4 试验设备

120A, 电弧电压是16.5V, 送丝速度是2800mm/min, 焊接速度是180mm/min, 摆动幅度是8mm, 侧停时间是0.3s, 焊枪角度是90°, 干伸长是1.5cm, 气体成分是0.8, 流量是20L/min, 预热温度90℃, THEN 余高是2mm。

需要注意的是, 置信规则库的规则中, 将变化规律尚不明确、平时不可测的磁场强度信息也考虑在内, 而磁场强度对电弧稳定性和焊接成形有重要影响。

传统的规则推理不考虑各种不确定性, 属性的权重都是1, 且属性的激活程度也都是1。同时, 传统规则推理和传统的神经网络模型也不再考虑不能测量和描述的变量, 这就导致置信规则库推理考虑的变量信息更多、更全面, 预测的效果也会更好一些。

余高子置信规则库就是由很多条这样的规则构成。每次有一组监测的输入时, 都会激活所有这些规则。最终, 这些规则的结论有发生强度的差别。关于余高尺寸的结论由所有余高子置信规则库规则的结论融合得到。熔深和熔宽子置信规则库的结论也同样由相应的子规则库推理得到, 最终汇总成为全面描述焊接质量的结论。

首先, 在相同条件下对基于确定性的规则推理方法和置信规则方法进行对比分析。取200组焊接试验样本, 每组样本均由13个试验变量和3个焊接特征组成。其中, 13个试验变量分为11个确定性变量和2个不确定性变量。所有变量的权重也都在置信规则

库中给出。而在确定性的规则推理中, 只用11个确定性的变量, 所有变量都认为是准确的, 且权重一致。在200组样本中, 焊接余高分为0mm、1mm、2mm、3mm共4种类型。通过准确的焊接规则推理和置信规则库推理, 分别得到200条焊接样本的分类结果, 如图5所示。由图5可看出, 置信规则库推理的识别结果在某些样本上比传统的规则推理更接近真实值, 精度更高。

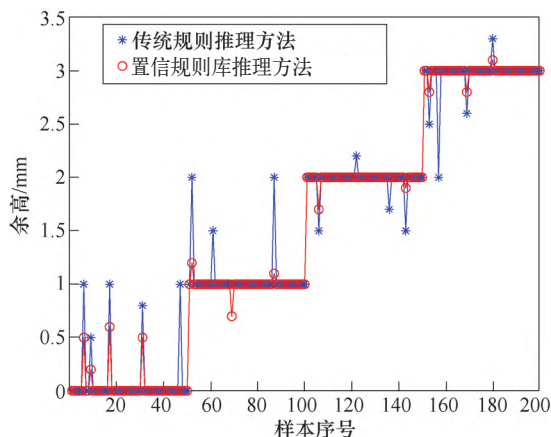


图5 传统规则推理和置信规则库推理预测焊接余高

将置信规则库模型与传统的规则推理模型以及BP神经网络进行准确率比较。置信规则库方法和传统规则推理方法的模型如前文所述。BP神经网络建模采用了200组数据, 进行了1000组迭代, 模型收敛。共进行1000组样本的识别, 准确率试验结果见表1。由表1可看出, 置信规则库模型准确率最高, 且具有较好的鲁棒性。

表1 3种方法预测准确性比较 (%)

模型	平均识别准确率
置信规则库方法	96
传统的基于规则推理方法	93
BP-NN	94

5 结束语

本文在焊接特征参数预测中引入了不确定性的概念, 对一些不可测变量进行了描述, 并在不确定性前提下, 使用置信规则库推理进行了焊接特征参数的预测, 取得了比传统规则推理和神经网络更准确的结论。置信规则库推理强调了多种信息不确定性, 更符合现场操作的实际情况, 提高了经验知识 (下转第55页)

建造安装领域为例, 该设备已累计部署超过30套, 专门应用于外径 $D_e \leq \phi 273\text{mm}$ 的工艺管道焊接作业, 累计完成焊缝超过6万余道焊口, 且焊缝质量卓越, 合格率高达99%以上。图14、图15所示为某预制车间内的焊接现场与焊后成形效果。由图15可知, 所完成的焊接接口呈现出优异的成形质量, 焊接合格率高, 且在多数情况下无需进行焊后表面打磨处理(对于需进行超声波检测的接头除外)。此外, 该设备的设计充分考虑了易用性, 拆卸、搬运及操作过程均极为便捷, 为用户提供了极大的便利。



图14 预制车间焊接现场



图15 焊后成形效果

6 结束语

开放式全位置自动焊接设备的研发成果, 已在核电工程现场的小尺寸管道对接焊施工中取得了

成功应用, 且成效显著, 彰显出极高的推广价值与广阔的发展前景。该设备的研发与实际应用, 不仅标志着我国在小尺寸管道自动焊接装备技术领域的突破, 更为后续同类设备的研发提供了宝贵的可借鉴、可复制的成熟经验, 对于推动我国自动焊技术的进一步发展具有重要意义。

参考文献:

- [1] 李莹, 孙玉兵. 我国核电发展现状、问题和建议[J]. 当代化工研究, 2021 (22): 175-177.
- [2] 冯英超, 党文智, 李青霞, 等. 核电站辅助管道预制中自动焊技术应用研究[J]. 焊接技术, 2013, 42 (9): 29-33.
- [3] 张毅, 张锋, 苗群福, 等. 长输管道自动焊数字化现状及发展趋势——数据采集及无线传输技术[J]. 天然气工业, 2022, 42 (7): 110-117.
- [4] 冯英超, 凌张庆, 王健. 台山EPR核电站核岛安装工程小管预制自动焊应用技术研究[J]. 电焊机, 2010, 40 (8): 35-39.
- [5] 王志华, 杜双明. 焊接工艺[M]. 北京: 北京师范大学出版社, 2011.
- [6] 靳孝义, 王更杰, 徐俊. 三代核电站小径薄壁不锈钢管的焊接工艺[J]. 焊接技术, 2017, 46 (1): 39-42.

MW 20250125

(上接第48页)

在识别算法中的重要性, 具有很强的实践操作性。

参考文献:

- [1] 徐洪飞, 咸云飞, 吴佰胜. 基于模糊BP神经网络的钢箱梁焊接质量评价方法[J]. 科技和产业, 2020, 20 (12): 233-236.
- [2] 苟肖辉, 张朝林, 张浩军, 等. 安全气囊发生器激光焊接在线监测技术探究[J]. 金属加工(热加工), 2021 (3): 25-28.
- [3] YUAN J, WANG S, WANG F, et al. Abnormal condition identification via OVR-IRBF-NN for the process industry with imprecise data and semantic information[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2020, 59 (11): 5072-5086.
- [4] YANG J B, LIU J, WANG J, et al. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning Approach-RIMER[J]. IEEE Transactions on

Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans, 2006, 36 (2): 266-285.

- [5] CALZADA A, LIU J, WANG H, et al. A new dynamic rule activation method for extended belief rule-based systems[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2015 (4): 27.
- [6] 杨隆浩, 陈江鸿, 叶菲菲, 等. 基于规则聚类 and 参数学习的扩展置信规则库推理模型[J]. 控制与决策, 2024, 39 (8): 2685-2693.
- [7] 侯震. 基于激光视觉传感的造船分段中厚板机器人多层多道自主焊接技术研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2021.
- [8] 吴月玉, 张弓, 林群照, 等. 焊接机器人特征参数预测方法的研究综述与展望[J]. 机床与液压, 2021, 49 (15): 168-173, 199.

MW 20241212