

水闸金属结构腐蚀状态的电磁检测与寿命预测模型

刘志萍

云南航安工程检测有限公司 云南 昆明 650500

摘要: 水闸作为国家水安全体系中的关键基础设施,其金属结构长期服役于复杂多变的水文—化学—力学耦合环境中,不可避免地发生腐蚀损伤。腐蚀不仅导致材料截面削弱,还可能诱发应力集中与疲劳裂纹,严重威胁结构完整性与服役安全性。传统腐蚀评估方法在覆盖性、实时性与量化精度方面存在显著局限。本文从系统工程视角出发,提出一种面向水闸金属结构的通用性腐蚀状态感知与剩余寿命预测框架。该框架以电磁无损检测技术为基础,融合多物理场建模、信号特征提取与数据驱动建模方法,构建“腐蚀—电磁响应—结构退化—寿命演化”的全链条理论模型。重点阐述了涡流检测与磁通泄漏检测在不同类型腐蚀形态下的适用性边界、腐蚀几何参数与电磁信号之间的非线性映射机制、以及基于时变环境因子的寿命预测动力学模型。所提方法不依赖特定工况或局部数据,具备良好的普适性与可扩展性,可为水利基础设施智能运维提供理论支撑与技术路径。

关键词: 水闸; 金属结构; 腐蚀; 电磁无损检测; 寿命预测; 健康监测; 通用模型

引言

水闸在防洪、排涝等重大水利工程中作用关键,其主体金属构件多由特定钢材制成。这些构件长期处于恶劣环境,易发生电化学腐蚀等多种材料劣化形式。腐蚀具有隐蔽性等特点,若不及时识别评估,会引发突发性结构失效,造成重大损失。目前,水闸金属结构腐蚀状态评估主要靠定期人工巡检、局部超声测厚或取样分析,但存在空间覆盖有限、时间分辨率低、主观性强等共性问题。发展非接触、高效率、可量化且适应多种环境的腐蚀状态感知与寿命预测方法,是水利工程安全运维的核心需求。电磁无损检测因对导电/铁磁材料缺陷敏感、无需耦合介质、可在线/水下检测等优势,被视为有效技术路径^[1]。然而,现有研究多聚焦单一检测或特定缺陷,缺乏对复杂多尺度问题的系统性建模,且腐蚀与剩余寿命的映射关系受多重因素影响,传统经验公式难以准确刻画。鉴于此,本文构建具有一般性与普适性的理论框架,融合电磁检测与寿命预测模型,形成完整逻辑链条,适用于各类水闸金属结构腐蚀健康管理。

1 腐蚀机理与结构退化的一般性描述

1.1 腐蚀类型与演化特征

水闸金属结构在服役环境中所经历的腐蚀过程呈现出高度多样性,但可归纳为若干典型模式。均匀腐蚀表现为金属表面整体以近似恒定或缓慢变化的速率减薄,其宏观效应可通过平均腐蚀深度有效表征;而局部腐蚀则包括点蚀、沟槽腐蚀和缝隙腐蚀等形式,具有显著的空间非均匀性,往往在微观尺度上形成深而窄的蚀坑,成为应力集中和裂纹萌生的潜在源头。此外,在特定条

件下,腐蚀过程还会与生物活动、水流冲刷或机械应力相互耦合,衍生出微生物腐蚀、冲刷腐蚀或应力腐蚀开裂等复合劣化机制。这些腐蚀形态虽表现各异,但其本质均体现为材料质量的不可逆损失与几何形貌的持续改变。为统一描述腐蚀状态,可引入一组状态变量,包括最大腐蚀深度、平均腐蚀深度、腐蚀区域面积、表面粗糙度因子以及腐蚀梯度等,这些变量共同构成了结构退化程度的多维表征基础,并为后续力学性能评估提供输入依据^[2]。无论何种形式,腐蚀的本质是材料质量损失与几何形貌改变,其宏观表现可由一组状态变量描述:

$$C(t) = \left[d_{\max}(t), \bar{d}(t), A_c(t), S_f(t), \nabla d(t) \right]^T$$

其中 d_{\max} 为最大腐蚀深度, \bar{d} 为平均腐蚀深度, A_c 为腐蚀面积, S_f 为表面粗糙度因子, ∇d 为腐蚀梯度(反映局部突变程度)。这些变量共同决定了结构的剩余承载能力与疲劳性能。

1.2 结构性能退化模型

设原始设计壁厚为 t_0 ,则剩余有效壁厚为 $t_r(t) = t_0 - \bar{d}(t)$ 。对于受弯或受压构件,其极限承载力 $P_u(t)$ 可表示为:

$$P_u(t) = k \cdot [t_r(t)]^\alpha$$

其中 k 为几何与材料常数, α 为指数(通常 $1 < \alpha \leq 2$)。当 $P_u(t) < P_{req}$ (所需承载力)时,结构进入失效临界状态。

此外,局部腐蚀引起的应力集中系数 K_t 可建模为:

$$K_t = 1 + 2\sqrt{\frac{d_{\max}}{\rho}}$$

其中 ρ 为腐蚀坑曲率半径。高 K_I 值显著加速疲劳裂纹萌生与扩展。

2 电磁检测的通用建模框架

2.1 电磁检测方法的选择依据

针对水闸金属结构,电磁检测方法的选择应基于材料属性、腐蚀深度、检测环境与精度要求:涡流检测(ECT)适用于非铁磁性或弱磁性材料(如不锈钢部件),对表面及近表面($< 5\text{mm}$)微小腐蚀敏感,响应快,但穿透能力有限;磁通泄漏检测(MFL)专用于铁磁性材料(如Q235、Q345钢),可探测深层($> 10\text{mm}$)腐蚀减薄,信号强度与缺陷体积相关,适合厚壁构件;脉冲涡流(PEC)兼具一定穿透深度与对涂层不敏感特性,适用于带防腐层结构^[3]。在通用框架中,可将检测方法视为一个“黑箱”传感器模型,其输入为腐蚀状态 $C(t)$,输出为电磁响应信号 $S(t)$ 。

2.2 腐蚀—电磁响应的映射关系

电磁信号 $S(t)$ 是激励参数(频率 f 、磁场强度 H)、材料属性(电导率 σ 、磁导率 μ)与缺陷几何 $C(t)$ 的函数:

$$S(t) = \mathcal{G}(C(t); f, H, \sigma, \mu, \Omega)$$

其中 Ω 表示结构几何边界条件。该映射具有强非线性、多解性与噪声敏感性,难以通过解析方法精确反演。在一般性建模中,可将 \mathcal{G} 视为一个高维非线性算子,其逆问题(即从 S 推断 C)构成腐蚀状态识别的核心挑战。

2.3 信号特征提取的通用策略

原始电磁信号通常包含大量冗余与噪声信息,直接用于状态反演效率低下且鲁棒性差。因此,有必要从中提取对腐蚀状态敏感而对于干扰不敏感的特征量。时域特征如信号峰值、过零点位置或上升时间可反映缺陷的宏观尺度;频域分析则通过功率谱密度或主频偏移揭示材料电磁特性的变化;时频联合方法如小波变换或希尔伯特—黄变换能有效捕捉非平稳信号中的瞬态特征,适用于移动扫描场景;而对于阵列式传感器采集的空间分布信号,漏磁场梯度或相位差分布可凸显缺陷边缘与深度信息。理想的特征集应具备低维性、判别性强、计算高效及环境适应性等特性,从而为后续的数据驱动建模提供高质量输入。在通用框架中,特征提取模块应设计为可配置结构,允许根据检测方法与腐蚀类型动态调整特征组合,以最大化信息利用率。特征集 $F = \Phi(S)$ 应满足对腐蚀状态敏感、对环境噪声鲁棒、维度适中等要求,为后续建模提供有效输入。

3 数据驱动的腐蚀状态反演模型

3.1 模型构建原则

在缺乏完备物理模型或解析解的情况下,数据驱动

方法成为连接电磁特征与腐蚀状态的有效桥梁。通用反演模型的构建需遵循若干基本原则:首先,输入应兼容不同电磁检测技术提取的特征向量,确保方法的普适性;其次,输出应涵盖腐蚀状态的关键维度,如最大深度、平均深度与腐蚀面积,以支持多角度评估;再次,模型应在可能范围内嵌入物理先验知识,例如约束最大深度不小于平均深度,以提升预测合理性;最后,模型应具备在线学习能力,能够利用新采集数据动态更新参数,适应环境漂移或材料老化带来的分布变化^[4]。这些原则共同保障了模型在多样化应用场景下的稳定性与可靠性。

3.2 深度学习架构设计

为有效处理电磁信号的时空复杂性,推荐采用混合神经网络架构。卷积分支可高效提取信号中的局部空间模式,特别适用于磁通泄漏阵列数据中缺陷轮廓的识别;循环分支则擅长建模沿扫描轨迹的时间序列依赖,有助于消除因检测速度波动或表面粗糙度引起的信号抖动。两者通过注意力机制或加权融合策略整合,可实现对腐蚀特征的全方位感知。输出层采用多任务回归结构,分别预测不同的腐蚀状态变量,避免单一目标优化导致的信息损失。损失函数设计为加权多目标形式,权重分配可根据工程关注重点动态调整,例如在安全关键区域赋予最大腐蚀深度更高权重。此外,引入正则化项可抑制过拟合,提升模型泛化能力。

损失函数可设计为加权多目标形式:

$$\mathcal{L} = w_1 \left\| \hat{d}_{\max} - d_{\max} \right\|^2 + w_2 \left\| \hat{d} - \bar{d} \right\|^2 + w_3 \left\| \hat{A}_c - A_c \right\|^2 + \lambda \cdot \mathcal{R}$$

其中 \mathcal{R} 为正则项(如平滑性约束),权重 w_i 反映工程关注重点。

3.3 不确定性量化

任何预测模型都不可避免地存在不确定性,其来源包括测量噪声、模型简化假设及训练数据偏差等。在寿命预测等高风险决策场景中,仅提供点估计是不够的,还需量化预测结果的可信区间。为此,可在神经网络中引入贝叶斯推断机制,或将蒙特卡洛Dropout技术应用于推理阶段,通过多次前向传播获得预测分布。由此得到的均值与方差不仅反映腐蚀状态的最可能值,还指示了当前评估的置信水平。当不确定性超过阈值时,系统可自动触发复检或人工干预,从而形成更加稳健的健康管理闭环。

4 基于时变环境的寿命预测通用模型

4.1 腐蚀演化动力学

腐蚀深度随时间的演化可建模为:

$$\frac{dd(t)}{dt} = v_c(t) = f_c(T(t), pH(t), [Cl^-](t), DO(t), bio(t))$$

其中 f_c 为环境—腐蚀速率函数，各环境因子 T, pH 等均为时间函数。该函数可基于Arrhenius方程、Nernst方程或经验幂律构建，体现腐蚀过程的时变性与非线性。对于局部腐蚀，最大深度演化可引入随机过程（如Gamma过程）描述其突发性和不可预测性。

4.2 剩余寿命定义与计算

结构剩余寿命（Remaining Useful Life, RUL）定义为从当前时刻 t_0 到失效时刻 t_r 的时间间隔：

$$RUL = t_r - t_0$$

失效准则可设定为：

承载力准则： $P_u(t_r) = P_{req}$

几何准则： $\bar{d}(t_r) = \eta \cdot t_0$ （ η 为允许腐蚀比例，如0.3）

裂纹准则：裂纹长度 $a(t_r) = a_c$ （临界尺寸）

通过数值积分求解腐蚀演化方程，并结合结构力学模型，可得 t_r 的解析或数值解。

4.3 寿命预测的闭环更新机制

在实际应用中，寿命预测应是一个动态更新过程。每次电磁检测获得新的 $\mathbf{C}(t)$ 后，可校正腐蚀速率模型参数（如 (k, n) in $d = kt^n$ ），进而更新未来演化轨迹与RUL估计。该机制形成“检测—评估—预测—再检测”的闭环，提升长期预测可靠性。

5 系统集成与通用性保障

为确保所提框架的普适性，需在系统层面进行高度抽象与模块化解耦。检测模块应支持多种电磁传感器的即插即用，通过标准化数据接口输出统一格式的特征向量；反演模块采用可配置神经网络架构，其权重可通过迁移学习快速适配新材料或新环境，避免从零训练；预

测模块接收外部环境监测数据（如水质、气象）作为输入，动态调整腐蚀演化参数；决策模块则基于剩余寿命与风险等级生成分级维护建议。整个系统不依赖特定水闸的几何尺寸、地理位置或历史腐蚀数据，仅需提供基本材料属性与实时环境信息即可运行，从而实现真正意义上的通用部署。

6 结语

本文构建了一个面向水闸金属结构腐蚀状态评估与寿命预测的通用理论框架。该框架以电磁无损检测为感知基础，通过建立腐蚀几何—电磁响应—结构性能—寿命演化之间的多层级映射关系，实现了从物理信号到工程决策的系统性转化。核心贡献在于提出了腐蚀状态的多维描述体系，建立了电磁检测方法选择与信号特征提取的一般性准则，设计了数据驱动的腐蚀参数反演模型架构，构建了融合时变环境因子的寿命预测动力学模型，并通过模块化系统设计确保方法适用于各类水闸金属结构。本框架为水利基础设施的智能化健康管理提供了普适性技术路线，未来可进一步与数字孪生、物联网、边缘计算等技术融合，推动水利工程运维模式从“被动响应”向“主动预防”转型。

参考文献

- [1]刘明杰,苗圃,刘伯宇,等.龚庄子进水闸金属结构安全检测及评估[J].科技资讯,2023,21(08):134-137.
- [2]曾华,罗朝传,李冰源.浅析史河总干渠两座泄水闸金属结构设计[J].四川水利,2020,41(03):44-46.
- [3]吴文豪.鱼珠湾水闸机电及金属结构设计[J].水电站机电技术,2024,47(10):85-87+104.
- [4]周翔.基于水闸结构时变可靠度模型的水闸工程寿命预测研究[J].水利科技与经济,2025,31(06):37-42.