

机器视觉与数字融合赋能锅炉热胀监测实践剖析

燕宁江 王增慧 郑波 李纪勇 蒋云政 贾瑞鑫

贵州省习水鼎泰能源开发有限责任公司 贵州遵义 564611

摘要: 在“双碳”目标与能源转型背景下, 燃煤锅炉的高效安全运行至关重要。传统巡检方式难以应对复杂环境。本文剖析机器视觉与数字孪生技术在锅炉热膨胀监测中的创新应用, 通过高精度建模、实时数据融合与智能分析, 实现精细化管理。研究表明, 该技术能预测锅炉热膨胀趋势, 预防管道拉裂, 提升能效, 降低运维成本, 为燃煤锅炉智能化转型提供支撑。

关键词: 机器视觉; 数字孪生; 燃煤锅炉; 热膨胀监测; 智能分析

1 引言

近年来, 国务院先后发布《关于推进安全生产领域改革发展的意见》和保障安全生产系列政策, 当前安全生产已成为企业发展的重中之重。如何利用信息化手段提升安全保障, 解决生产安全隐患, 提高生产效率、降本增效已成为各行业发展的必经之路。

火电厂锅炉在深度调峰等操作中, 温度变化快易致水冷壁与集箱膨胀差, 引发拉裂事故。目前采用人工巡检机械表盘记录膨胀数据, 难以及时监测异常。因此, 测量锅炉受热面热膨胀量, 为运维提供准确健康诊断数据, 对保证火电机组安全稳定运行意义重大。

机器视觉与数字孪生技术融合为锅炉热膨胀监测提供新方案。机器视觉高精度采集受热面图像, 数字孪生建立虚拟模型实现实时联动。本文将探讨此技术在锅炉热膨胀监测中的创新实践, 为燃煤锅炉智能化转型提供参考^[1]。

2. 机器视觉与数字孪生技术基础

机器视觉通过计算机视觉技术实现自动化检测识别, 获取物体图像并用算法分析识别, 完成检测、测量、定位。在锅炉热膨胀监测中, 它采集锅炉受热面图像, 提取热膨胀特征, 为智能分析提供数据。

数字孪生结合物理和信息世界, 创建反映实体状态并预测未来的虚拟模型。在锅炉监测中, 它创建与锅炉对应的虚拟模型, 实时采集数据映射其中, 实现动态监测和预测^[2]。

3. 机器视觉与数字孪生融合在锅炉热膨胀监测中关键技术创新

3.1 非接触位移采集与处理

传统技术在锅炉外壁上焊接一根金属杆, 金属杆的另

一端安装一个指针, 指针通过弹簧紧贴在一个带有刻度且空间位置不变的金属面板上, 通过锅炉的热膨胀带动指针移动, 从而在金属面板上画下刻痕, 通过人工监测刻痕的长度与方向, 确定锅炉膨胀的变化。但其安全监测靠人工采集、处理数据, 存在主观误差, 且只能观察两个方向变化。同时当电厂出现紧急情况时, 不能及时和连续完成数据采集, 难以实时监控锅炉膨胀量和评估锅炉的安全状况。

本文提出了一种基于 yolo 模型图像识别的非接触式锅炉热膨胀在线测量系统, 可以实现非接触式、自动化、高频率的膨胀量数据采集与分析, 尤其适用于高温、振动等复杂工业环境。以下是完整的技术方案与实施步骤:

硬件组成: 机器视觉, 选用高分辨率(如 2000 万像素)、防尘防爆的摄像头, 支持高温环境。边缘计算设备, 部署工控机或嵌入式 AI 处理器, 用于实时图像处理。

软件流程: 图像采集 -> 预处理 -> 特征提取 -> 位移计算 -> 存储 / 报警

技术实现: 在火电厂锅炉膨胀指示器的图像识别监测中, 关键技术涉及图像预处理、特征提取、位移计算和异常检测的底层原理。以下从算法、数学模型和工程角度详细说明:

(1) 图像预处理 —— 畸变校正

原理: 工业相机镜头因制造工艺或安装角度会产生径向畸变和切向畸变, 导致标尺刻度线弯曲或比例失真。

标定板法: 使用棋盘格标定板, 拍摄多角度图像。

建立畸变模型: 基于 Brown-Conrady 模型, 求解畸变系数 (K_1, K_2 为径向畸变系数; P_1, P_2 为切向畸变系数)。

反向映射矫正: 对原始图像每个像素点应用畸变逆变换, 生成无畸变图像。公式示例(矫正后的坐标计算):

$$x_{corrected}=x(1+k_1 r^2+k_2 r^4)+2p_1 xy+p_2 (r^2+2x^2)$$

$$y_{corrected}=y(1+k_1 r^2+k_2 r^4)+2p_2 xy+p_1 (r^2+2y^2)$$

其中 $r^2 = x^2 + y^2$, (x, y) 为归一化图像坐标。

(2) 图像预处理 -- 图像去噪与增强

高斯滤波: 消除高频噪声 (如传感器噪声)。对图像进行二维高斯核卷积, 模糊细节但保留边缘。核函数:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \sigma \text{ 控制模糊程度。}$$

直方图均衡化: 提升低对比度区域的可见性, 将图像灰度直方图分布拉伸为均匀分布, 增强全局对比度。

多帧融合抗蒸汽干扰: 蒸汽会导致单帧图像局部模糊, 但蒸汽团是动态的, 多帧叠加可恢复清晰区域。采集连续 N 帧图像 (如 10 帧 / 秒), 对每个像素取中值或加权平均。

(3) 特征提取与识别 -- Canny 边缘检测:

1. 高斯滤波: 平滑图像, 抑制噪声。
2. 计算梯度: 用 Sobel 计算水平和垂直向的梯度。
3. 非极大值抑制: 仅保留梯度方向上最大值, 细化边缘。
4. 双阈值滞后处理: 设定高、低阈值, 强边缘保留, 弱边缘若与强边缘连接则保留。

5. Hough 变换检测直线, 将图像空间中的直线转换为 $\rho - \theta$ 空间的正弦曲线, 通过累加器统计交点确定直线参数。

参数方程: $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$, 其中 ρ 为直线到原点的距离, θ 为直线角度。

工程优化: 限定 θ 范围 (如标尺刻度线近似水平或垂直, θ 在 $\pm 5^\circ$ 或 $85^\circ \sim 95^\circ$ 内搜索)。

(4) 特征提取与识别 -- 指针 / 标记物识别:

1. 模板制作: 在无膨胀状态下截取指针区域的 ROI。
2. 定位最佳点: 取 NCC 最大值位置作为指针尖端坐标。

$$\text{公式 (NCC 计算): } NCC = \frac{\sum (T(x,y) - \bar{T})(I(x+i,y+j) - \bar{I})}{\sqrt{\sum (T(x,y) - \bar{T})^2 \sum (I(x+i,y+j) - \bar{I})^2}}$$

其中 T 为模板图像, I 为待匹配图像, $\bar{T}$ 和 $\bar{I}$ 为均值。

3. 深度学习方案 (YOLO 模型)

数据准备: 标注膨胀指示器图像中的指针位置。

模型训练: 使用 Darknet-53 提取多尺度特征; 检测头, 输出边界框坐标 (x, y, w, h) 、置信度及类别; 损失函数, 综合考虑重叠区域、中心点距离和长宽比; 推理优化, 采用 TensorRT 加速, 在边缘设备实现实时检测 ($>30 \text{ FPS}$)。

(5) 位移计算 -- 物理尺寸标定

单目视觉标定: 通过已知物理尺寸的参照物 (如标尺上固定长度的刻度间隔), 建立像素与毫米的转换关系。

$$\text{公式: 实际位移} = \frac{\text{像素位移} \times \text{参照物物理长度}}{\text{参照物像素长度}}$$

动态校准: 若摄像头安装位置可能偏移, 需定期自动重标定 (如检测标尺上的固定标记)。

(6) 位移计算 -- 三维膨胀量合成

场景: 当单摄像头无法覆盖多方向时, 部署多个摄像头。

坐标统一: 通过标定确定各相机间的空间变换矩阵, 将各方向位移数据转换到同一坐标系。

(7) 异常检测算法 -- 动态阈值设定

冷态基准: 锅炉停机时膨胀量归零, 记录初始位置。

热态阈值: 根据历史数据统计正常运行时的最大膨胀

$$\text{量。公式: } \mu_{upper} = \mu_{history} + k\sigma_{history}$$

其中 k 为安全系数 (通常取 2~3)。

(8) 异常检测算法 -- 时序趋势分析

$$\text{膨胀速率计算: } v(t) = \frac{\Delta s}{\Delta t} = \frac{s(t) - s(t - \Delta t)}{\Delta t}$$

异常判断: 若 $v(t)$ 超过启停曲线的允许速率 (如冷态启动时纵向膨胀速率 $\leq 1 \text{ mm/min}$)。

(9) 异常检测算法 -- 温度 - 膨胀相关性验证

输入数据: 锅炉金属温度、蒸汽压力、膨胀量。

模型: 建立膨胀量 s 与温度 T 的经验公式 (如 $s = \alpha L \Delta T$, α 为线膨胀系数, L 为部件长度)。

异常检测: 实测 s 与理论值的残差超过阈值, 触发报警。

3.2 数字孪生模型构建与优化

通过 WebGL 实时渲染, 工程师可突破空间限制, 毫米级精度观察锅炉管壁受热膨胀; 结合温度场数据映射, 实现热力与形变耦合可视化; 依托 three.js 模拟材料应力变化。相较于传统 CAD, 此 Web 解决方案跨平台、融合多源数据、实时交互, 使监测从事后分析转为过程预判, 提升故障诊断与培训可视化水平。本文聚焦 three.js 在锅炉热膨胀可视化中的创新实践, 通过构建参数化三维模型体系, 实现温度 - 应力 - 形变的动态关联表达。以下是技术方案步骤:

(1) 采集膨胀数据: 采用上述图像识别的膨胀变化数据, 每个测点在 x, y, z 三个方向的变化。

(2) CAD 制作锅炉三维模型

1. 基础结构建模: 参考图纸导入, 将锅炉二维工程图 (平面 / 剖面图) 导入 CAD 背景视图 (视图 > 配置视图 > 背景)

作为建模参考。

2. 主体结构构建：炉膛，使用圆柱体（参数化对象）+ 布尔运算切割开口；管道系统，通过样条曲线（螺旋 / 直线）+ 扫描生成器（添加圆形截面）创建蛇形管束；支撑框架，使用立方体与克隆工具（线性 / 放射式）生成桁架结构。

3. 材质与纹理设置：反射通道，添加 GGX 反射 + 粗糙度贴图模拟氧化层；法线通道，导入锈蚀 / 磨损法线贴图。温度可视化贴图，使用顶点贴图（Vertex Map）标记高温区域，导出时保留顶点色数据供 Three.js 读取。

4. 轻量化处理 使用减面工具（Mesh > Reduce）控制面数，保留关键结构特征。LOD 分级，创建高 / 中 / 低细节版本，通过实例对象管理。拓扑优化，对弯曲部位使用四边形拓扑（避免三角面扭曲变形）。

5. 导出配置：格式选择，glTF/GLB，通过 CAD to glTF 插件导出，保留 PBR 材质与动画数据。

（3）页面渲染：首先安装 Node.js，需要通过它来加载、管理依赖项和运行接下来的构建工具。然后通过 JavaScript 开发语言编写钩子函数 mounted 获取该容器元素引用，将渲染器的 domElement 添加到容器中。通过 loader 加载锅炉三维模型文件，添加到场景中，实现静态模型渲染。然后进行数据绑定，通过 http 请求获取每个顶点膨胀后的三维坐标，通过循环锅炉模型每个 mesh 物体获取其中的顶点信息，并修改每个顶点的坐标位置，实现锅炉膨胀变化效果。

（4）智能分析与预测：本系统用克里金插值算法，基于 II 型锅炉表面 62 个监测点的热膨胀数据，构建整个锅炉三维动态形变场。此算法在工程应用上为热应力分析、疲劳寿命预测及维修决策提供可视化支持。

输入数据：冷态坐标，62 个监测点和全表面虚拟三维坐标的三维坐标（ x_i, y_i, z_i ）；热态偏移，各点三维位移向量（ $\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i$ ）。

约束条件嵌入：虚拟约束点，在顶层平面（ $z=z_{top}$ ）添加约 247 个虚拟点，位移强制为 0；方向修正，在垂直方向，强制所有位移垂直向下；在垂直于各个面的方向上，强制所有位移垂直于面向外；在其他方向上，强制所有位移为朝锅

炉膨胀向外的方向。

核心算法： $Z(s)=\mu+\epsilon(s)$

$Z(s)$: 位移场随机过程； μ : 全局均值； $\epsilon(s)$: 空间残差。

半变异函数：
$$\gamma(h)=\begin{cases} c_0+c\left(\frac{1h}{2a}-\frac{h^2}{2a^2}\right) & \text{if } h\leq a \\ c_0+c & \text{if } h>a \end{cases}$$

c_0 : 块金效应； c : 基台值； a : 变程。

核函数的选择：在克里金插值（Kriging）中，球形核函数（Spherical Variogram Model）是一种常用的半变异函数模型，用于描述空间数据的相关性。球形核函数的特点是：在一定的距离范围内，空间相关性逐渐减弱，超过该范围后，相关性为 0。

适用范围：适合描述中等强度的空间相关性。当数据在变程内表现出明显的空间自相关性时，球形核函数是一个较好的选择。

实现过程：全程借助 python 和其相关克里金算法库计算完成。算法将膨胀量分为三个方向建模， $\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i$ ，基于假设的方向，计算出整个锅炉表面所有点位的热态偏移量，通过相加得到热态偏移后的实际三维坐标 $\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i$ ，最后导出到前端页面进行动态展示与报警提醒等^[2]。

算法优势：通过位移约束假设与便宜方向假设此方法有相当可观的准确性，基于球形核函数的选择，能有效实现三维可视化的平滑性。

4. 结论

机器视觉与数字孪生技术的融合为锅炉热膨胀监测提供了新的解决方案。实现了对锅炉热膨胀趋势的实时监测和预测，有效预防了管道拉裂等安全隐患的发生。同时，该方案还为燃煤锅炉的智能化转型提供了有力支撑，提高了运行效率和安全性，降低了运维成本。未来，随着技术的不断发展和完善，将为工业智能化的发展注入新的活力。

参考文献：

- [1] 程乐峰 机器学习在能源与电力系统领域的应用和展望 电力系统自动化 2019
- [2] 袁纲 面向智能制造的人工智能发展与应用态势分析 机械与电子控制工程 2023