

泄漏蒸汽红外温度场静动态锤尾特性表征与辨识

吴 涛, 熊灿成, 李 聪, 徐媛媛, 李昇平

(汕头大学 机械工程系, 广东 汕头 515063)

摘要: 针对复杂工业现场泄漏蒸汽智能识别需要, 文中提出红外温度场表征与辨识方法。利用模拟分析对蒸汽泄漏过程进行研究, 揭示其温度场发生发展规律, 即扩散特性、锤尾特性、动态特性, 中心向源特性为一体的静动态锤尾特性。通过对温度层划分后的蒸汽温度场进行研究, 提取蒸汽温度分布细节特征, 提出变尺度灰度处理方法, 实现了蒸汽红外温度场的高清化表征。为提高辨识速度和精度, 建立 Mask R-CNN 网络模型, 对泄漏蒸汽的锤尾特征进行学习和动态挖掘, 对单张锤尾样本的识别准确率达到 90.71%, 总体算法识别准确率达到 99.93%, 实现了蒸汽以及泄漏特性的有效辨识。现场实测表明, 该算法对连续 5 帧图像处理时间为 0.48 s, 对于复杂工业现场的蒸汽泄漏辨识达到了快速准确的辨识效果。

关键词: 蒸汽泄漏; 温度场红外表征; 静动态锤尾特性; 变尺度灰度处理

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20220179

Characterization and identification of static and dynamic hammer tail characteristics in infrared temperature field of leaking steam

Wu Tao, Xiong Cancheng, Li Cong, Xu Yuanyuan, Li Shengping

(Department of Mechanical Engineering, Shantou University, Shantou 515063, China)

Abstract: To make intelligent identification of leaked steam in complex industrial field, a temperature field characterization and recognition method using infrared vision technology is proposed. The steam leakage process is simulated to reveal the occurrence and development characteristics of its temperature field, including diffusion characteristics, hammer tail characteristics, dynamic characteristics, and centrality characteristics. The temperature layer of steam temperature field is extracted, the detailed characteristics of temperature distribution are analyzed, and the variable scale gray processing method is proposed to realize the high-definition image representation of steam infrared temperature field. To improve the identification speed and accuracy, the MASK-RCNN model is established to make deep learning and dynamic mining of hammer tail image features of leaked steam. In this way, the recognition accuracy of single hammer tail is about 90.71%, and that of the overall algorithm is up to 99.93%. The algorithm is tested with leaked steam recognition in power plant equipment operation. Results show that time consumed to process 5 consecutive frames is about 0.50 s, and steam leakage of various particle sizes can be identified quickly and accurately.

Key words: steam leakage; infrared characterization of temperature field; static and dynamic hammer tail characteristic; variable scale gray processing

收稿日期: 2022-03-14; 修订日期: 2022-06-08

基金项目: 2021 年广东省科技专项 (210719165864499)

作者简介: 吴涛, 男, 副教授, 博士, 主要从事图像处理、机器视觉技术与应用等方面的研究。

0 引言

在工业应用系统中,蒸汽设备或管道会遭受局部膨胀异常、应力腐蚀、蠕变开裂等问题,泄漏是不可避免的。一旦泄漏发生,需要立即处理,否则可能会造成机组严重损坏,甚至人员损伤等事故。在蒸汽泄漏发生早期对其及时识别至关重要。目前的检测方法主要分为两种,传感器检测和图像检测。传感检测法具有响应快、精度高等特点,如点接触式的气体传感器被广泛应用于工农业生产、环境监测、生命科学等领域^[1]。气体传感器法检测和维护成本高,使用受到很大限制。随着技术发展,基于图像序列的泄漏检测得到快速发展。在可见光图像中,蒸汽与烟雾的视觉效果相似,因此有很多研究通过采集蒸汽的可见光图像,使用与烟雾类似的方法进行分析。Yunji Zhao 提出了一种基于目标感知和深度可分性的 TADS 算法,对火灾蔓延速度进行探测^[2]。Yichao Cao 提出了一种双向长短期记忆网络 (ABi-LSTM),用于基于森林火灾烟雾的视频分析与辨识^[3]。基于可见光图像的辨识方法容易受到光环境的限制,在背景较暗的情况下特征图像采集很困难。与烟雾不同,工业现场的管道水蒸汽具有高温高压特点,在泄漏初期即呈现出明显的热蒸发现象,具有特定温度场,可使用红外热成像技术进行采集。近年来,基于红外热成像的探测方法取得了较大进展^[4]。Kabir Hossain 使用无人机在空中捕获地下管道泄漏的蒸汽,利用区域提取算法进行泄漏蒸汽的提取,使用卷积神经网络进行有效分类和判断^[5]。Se-Oh Kim 提出一种蒸汽泄漏源检测方法,该方法结合多帧蒸汽图像开展分析,通过对泄漏区域进行二值化处理、轮廓线检测及椭圆分析等,对泄漏

源位置进行推测^[6]。红外图像与可见光图像融合分析的方法也得到发展,Shaozhuang Hong 以气体红外图像为基础,引入可见光图像,对多源图像进行综合分析得到形状特性、面积变化扩散特性、飘动特性、灰度特征,建立融合多特征的判别准则进行气体泄漏检测^[7]。

可以发现,现有研究多是针对高清或者红外图像的图像特征进行处理和分析,忽略了泄漏蒸汽本身的发生发展机理,导致对现场和样本依赖性较强,算法普适性不足。文中拟建立蒸汽泄漏模型对泄漏蒸汽温度场的发生发展特性进行研究,从蒸汽扩散机理出发探索蒸汽红外温度场的静动态锤尾特性,继而提出变尺度表征方法实现红外温度场的高清化表征。建立样本库,利用 Mask R-CNN 网络进行温度场锤尾特征的学习,基于此提出泄漏蒸汽的辨识策略,并结合工作现场进行实例验证。目前,该技术已经应用到华能**电厂锅炉运行现场的蒸汽监控。

1 蒸汽泄漏机理分析

使用流体动力学软件 Fluent 建立不同泄漏方向的蒸汽泄漏模型如图 1 所示,图 1(a)~(c) 分别表示的是泄漏方向向上,45°斜向上和水平的蒸汽泄漏模型。模型考虑重力影响,选择长为 2.5 m、高为 2 m 的计算域空间,除靠近泄漏口一侧边界,其余边界均设置为压力出口边界,设置压力出口边界的总压力为大气压,采用非结构化网格,针对泄漏口和扩散主要区域进行网格加密处理,选择多相流 Mixture 模型与压力基求解器,Realizable k-ε 湍流模型选取,使用 Couple 算法求解。

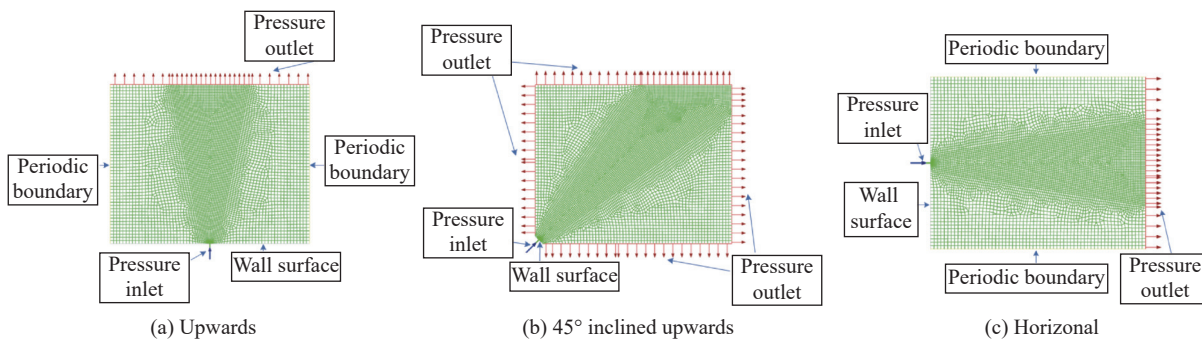


图 1 模型边界条件设置

Fig.1 Settings of model boundary condition

(1) 蒸汽温度场发生过程

设定蒸汽泄漏方向向上, 蒸汽泄漏压力为 0.2 MPa, 泄漏口宽度为 10 mm, 对扩散区域中泄漏蒸汽温度场变化进行模拟。蒸汽泄漏发展过程如图 2 所示, 图 2(a) 表示 0.01 s 时蒸汽的泄漏情况, 此时各温度层呈现出明显的分层, 外围的温度层温度较低, 内部的

温度层温度较高, 且外层对内层形成了层层包裹, 温度层均呈现出类纺锤的形态。图 2(b) 显示, 在 0.02 s 时, 外围温度场分布达到了相对稳定状态。图 2(c) 和图 2(d) 表明在 0.03 s 与 0.04 s 时, 蒸汽中心区域变化程度较小, 而蒸汽尾部呈现出了小幅度的飘动。

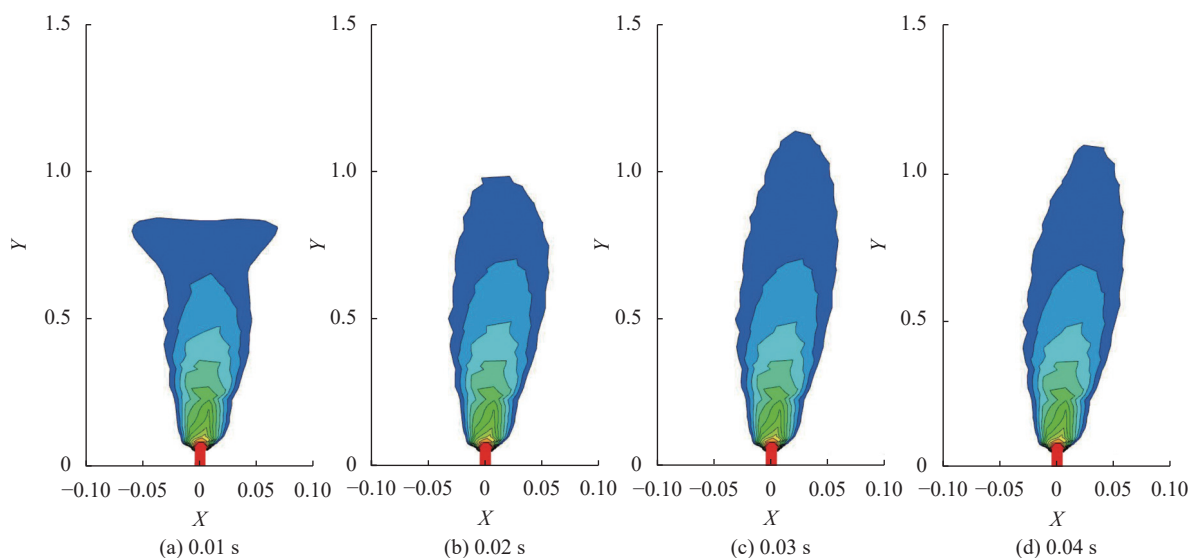


图 2 蒸汽泄漏发展过程

Fig.2 Steam leakage development process

(2) 泄漏压力、泄漏量以及泄漏方向的影响

随泄漏压力、泄漏量以及泄漏方向变化, 温度场特性如图 3 所示。图 3(a)~(c) 分别表示的是压力为 0.15 MPa, 0.2 MPa 以及 0.25 MPa 的蒸汽温度场, 可见随着压力逐渐增大, 各温度层之间的高度和宽度间隔增大, 最高高度以及最大宽度增加; 图 3(d)~(f) 分别表示的是泄漏量为 5 mm, 10 mm 以及 15 mm 的蒸汽温度场, 可见随着泄漏量逐渐增大, 蒸汽内部温度层之间的横向间距和纵向间距扩展加大。图 3(g)~(i) 分别表示的是泄漏方向向上, 45°倾斜和水平的蒸汽温度场。可见随着泄漏方向改变, 蒸汽的形态在大小与形状上均会发生较大的变化, 但温度层还是层层包裹, 且呈现出类纺锤的形态。

(3) 湍流尺度的影响

为尽可能模拟现实中蒸汽泄漏情况, 选择求解大尺度湍流模型, 将 Realizable k-epsilon 模型修改为 SST k-omega SBES 模型。SBES 通过比较湍流长度尺度

与网格间距的大小实现 RANS 与 LES 之间的切换, 设定泄漏口向上, 泄漏压力为 0.2 MPa, 泄漏口直径为 10 mm, 采用 LES 进行大尺度湍流求解, 结果如图 4 所示。图 4(a)~(e) 表示大尺度湍流下 0.02~0.10 s 泄漏蒸汽温度分布情况, 可知大尺度湍流时, 随时间变化蒸汽的扩散方向与扩散面积也在进行无规则的变化。为对细节特征进行分析, 对泄漏蒸汽中心区域进行局部放大, 如图 4(f)~(j) 所示, 随着时间的推移, 中心区域的温度分布均趋于稳定, 蒸汽中心区域由外向内各个温度层呈现层层包裹特性, 在扩散上也能呈现出较为明显的扩散方向, 且中间层的温度层仍呈现出类纺锤的形态。

(4) 实验对比分析

设计实验观察达到相对稳定状态后, 压力以及泄漏量对泄漏蒸汽的影响, 在经历必要的图像处理过程后, 可以观察到的结果如图 5 所示。通过观察可知, 蒸汽内部呈现出较为明显的温度层分层现象, 低温层

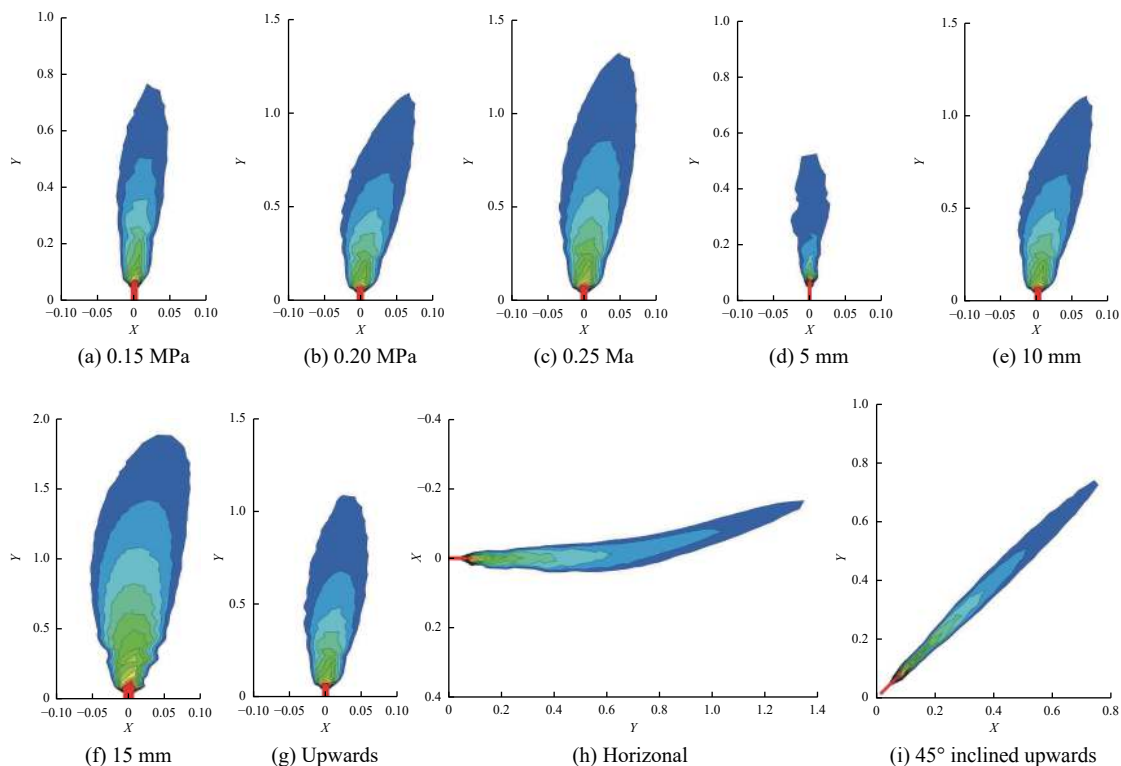


图 3 泄漏压力、泄漏量以及泄漏方向对温度分布影响

Fig.3 Influence of leakage pressure, leakage amount and leakage direction on temperature distribution

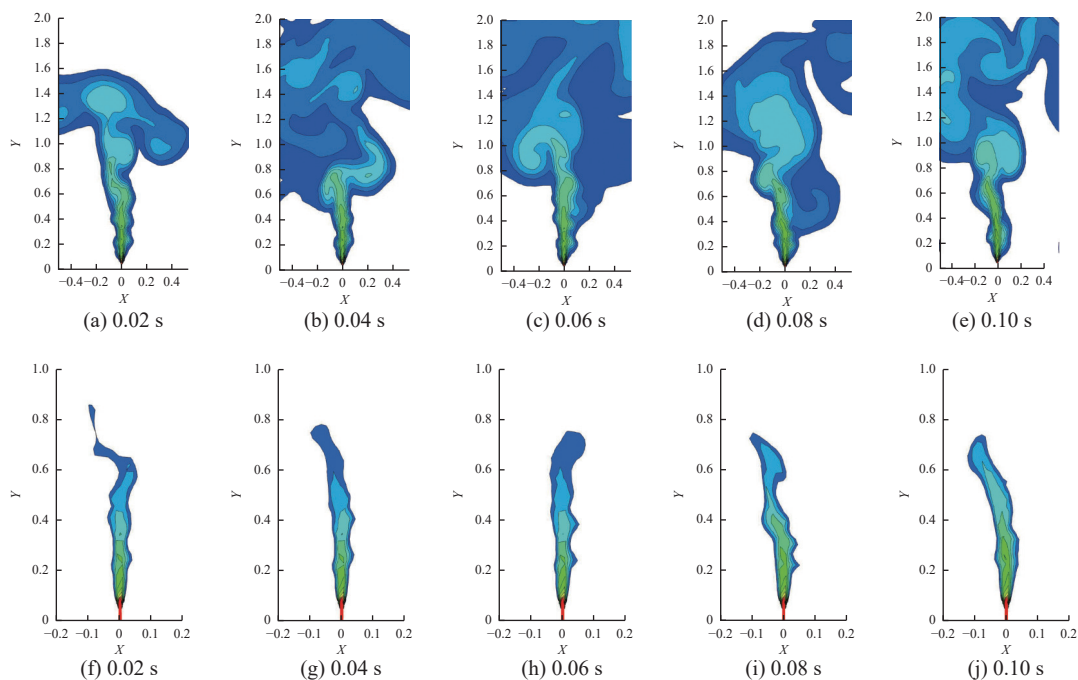


图 4 湍流尺度对温度分布影响

Fig.4 Influence of turbulence scale on temperature distribution

包裹着高温层, 蒸汽内部各温度层的宽度先增大后减小, 呈现出类纺锤的形态。图 5(a)~(c) 分别表示的是

泄漏口宽度为 10 mm 时, 压力为 0.15 MPa, 0.2 MPa 以及 0.25 MPa 的蒸汽温度场。可见随着压力逐渐增

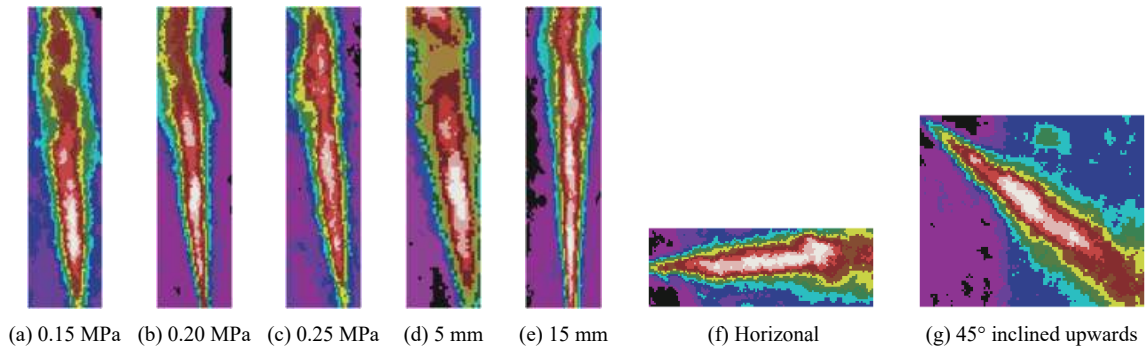


图 5 不同泄漏压力、泄漏量以及泄漏方向下泄漏蒸汽温度分布情况

Fig.5 Temperature distribution of leakage steam under different leakage pressure, leakage volume and leakage direction

大,各温度层之间的高度和宽度间隔增大,最高高度以及最大宽度也逐渐增加。图 5(b)~(e) 分别表示的是泄漏压力为 0.2 MPa 时,泄漏口宽度为 10 mm, 5 mm 以及 15 mm 的蒸汽温度场,可见随着泄漏量增大,温度层之间的横向间距和纵向间距扩展逐渐加大。图 5(b)~(g) 分别表示的是泄漏压力为 0.2 MPa, 泄漏量为中档时,泄漏方向分别为向上,水平以及 45°斜向下的蒸汽温度场。可以观察到,泄漏方向变化时,蒸汽的扩散面积与各温度层的宽度与长度均发生了较大的变化,但温度层的层层包裹性与类纺锤的形态保持不变。

模拟和实测结果显示,蒸汽整体形态与温度场分布呈现静态锤尾特性,具体表现为:

(1) 扩散特性。温度场温度在中心区域较高,并随着向外围扩散逐渐降低,最后与环境温度一致,等温层之间呈现相互包裹的位置形态关系。外围的低温层包裹着内部的高温层,直至泄漏源。

(2) 锤尾特性。泄漏蒸汽温度场每层在泄漏方向上某一处会开始呈现出逐渐减小的形态,此部分形状上类似纺锤的锤尾。

(3) 动态特性。温度场达到相对稳定状态后,在无外界干扰的情况下,其尾部会发生小幅度的摆动,呈现同源异构特点。中心温度层的摆动较小,随着温度层向外扩散,摆动会逐渐变剧烈。

(4) 中心向源特性。沿着泄漏方向进行反向溯源,蒸汽温度场中各等温层中心均指向泄漏源区域,源区一致。

2 蒸汽温度场静态锤尾表征

泄漏蒸汽红外温度场如图 6 所示,其中,沿着各

温度层骨架方向可以得到温度层最大宽度 h_1 、 h_2 、 h_3 和 h_4 ,沿各温度层水平方向可以得到温度层最大宽度 w_1 、 w_2 、 w_3 和 w_4 。相邻温度层的最大高度,最大宽度以及最大高度差值和最大宽度差值均随着温度层向外扩展逐渐增大,各温度层的骨架沿泄漏方向反向溯源均指向泄漏源处。由此可建立起蒸汽温度场静态锤尾特性的表征和量化方法。

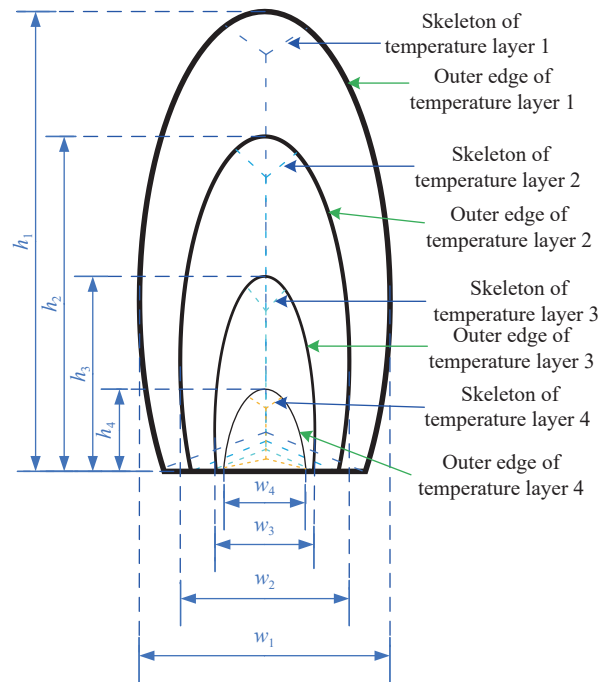


图 6 泄漏蒸汽原理示意图

Fig.6 Schematic diagram of leakage steam

(1) 扩散特性

随着向外扩散,温度逐渐降低,外层对内层绝对包裹,反映了扩散性:假定 $t(x,y)$ 为某点温度值, t_n 为内层等温层最低温度值, t_w 为外层等温层最低温度

值。可知 $t_h > t_w$ 。设温度场某内层红外图像为 $f(x, y) = \begin{cases} 0 & t(x, y) > t_h \\ A \end{cases}$, 某外层为 $g(x, y) = \begin{cases} 0 & t(x, y) > t_w \\ B \end{cases}$, 包裹性判据如公式 (1) 所示:

$$\forall f(x, y) \in f(x, y) \cap g(x, y) \quad (1)$$

选取 1 帧蒸汽图像进行分析, 提取出该蒸汽图像中连续的 3 个温度层图像 a, b 与 c , 处理效果如图 7 所示, 可以观察到温度层 a 完整包裹了温度层 b , 温度层 b 完整包裹了温度层 c 。

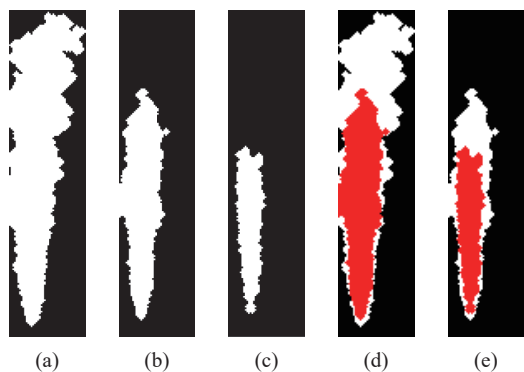


图 7 (a) 温度层 a ; (b) 温度层 b ; (c) 温度层 c ; (d) a 与 b 的交集区域判断结果; (e) b 与 c 的交集区域判断结果

Fig.7 (a) Temperature layer a ; (b) Temperature layer b ; (c) Temperature layer c ; (d) Judgment result of intersection area of a and b ; (e) Judgment result of intersection area of b and c

(2) 锤尾特性

温度层沿泄漏方向的尾部区域形状类似于纺锤的锤尾。假定第 i 层等温层沿泄漏方向采集宽度数据分别为 $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ii}$, 则寻找趋近于零的尾部区域出发, 沿泄漏方向反向增大, 则可清晰定义锤尾: 假定沿泄漏方向某区域横向度量指标为 w_{ik} , 若干段之和 $W_{ik} = \sum_{j=0}^k w_{ij}$, 以 $w_{ik_0=0}$ 区域为起点, 沿泄漏方向, $k_0 < k_1 < \dots < k_i$, 则尾部收缩特性可描述为:

$$x = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a} \quad (2)$$

(3) 动态特性

在达到相对稳定后, 相邻帧的温度场尾部会发生小幅度的摆动。随着温度层向外扩展, 摆动幅度会逐渐增大。动态锤尾特性的表征方法如下: 提取出温度场的图形, 假定某帧图形相邻三层温度值分别为 $T_1 < T_2 < T_3$, $\Delta T = T_2 - T_1 = T_3 - T_2$, 对应图形面积分别为 $s_1 > s_2 > s_3$, 其相邻帧对应的温度值分别为 $T'_1 < T'_2 < T'_3$, 对应面积分别为 $s'_1 > s'_2 > s'_3$, 可以发现相邻帧间, 随温度降低, 面积变化差值变大, 表现为:

$$\Delta s'_1 = abs(s'_1 - s_1) > \Delta s'_2 = abs(s'_2 - s_2) > \Delta s'_3 = abs(s'_3 - s_3) \quad (3)$$

如图 8 所示, a_1 和 b_1 , a_2 和 b_2 , 以及 a_3 和 b_3 的差值区域面积分别为 784.375, 302.625 和 174.625。

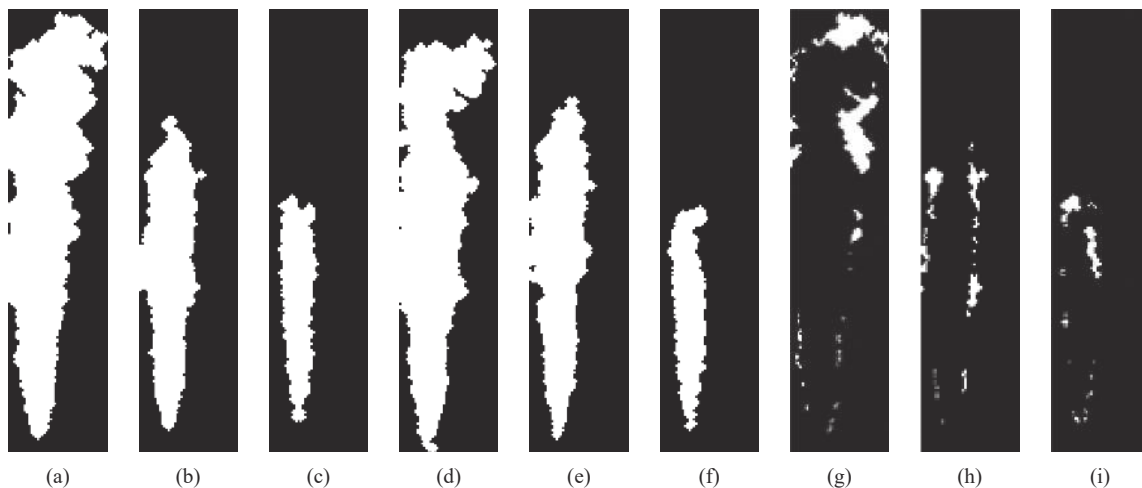


图 8 (a) 温度层 a_1 ; (b) 温度层 a_2 ; (c) 温度层 a_3 ; (d) 温度层 b_1 ; (e) 温度层 b_2 ; (f) 温度层 b_3 ; (h) 温度层 a_1 和 b_1 的差值区域; (i) 温度层 a_2 和 b_2 的差值区域; (j) 温度层 a_3 和 b_3 的差值区域

Fig.8 (a) Temperature layer a_1 ; (b) Temperature layer a_2 ; (c) Temperature layer a_3 ; (d) Temperature layer b_1 ; (e) Temperature layer b_2 ; (f) Temperature layer b_3 ; (h) Difference area between temperature layer a_1 and b_1 ; (i) Difference area between temperature layer a_2 and b_2 ; (j) Difference area between temperature layer a_3 and b_3

(4) 中心向源特性

温度场由多层等温层构成, 中间区域温度较高, 由中心源区向四周进行扩散温度逐渐降低。泄漏源方向为低温区域指向高温区域, 对蒸汽温度层整体进行骨架提取, 并结合温度层形态可以实现泄漏源方向表征, 如图 9 所示。

$$\theta = \begin{cases} x = x_{max} - x_{min} \\ y = y_{min} - y_{max} \\ \arctan(y/x), x > 0 \\ \arctan(y/x) + \pi, y \geq 0, x < 0 \\ \arctan(y/x) - \pi, y < 0, x < 0 \\ +(\pi/2), y > 0, x = 0 \\ -(\pi/2), y < 0, x = 0 \\ undefind, y = 0, x = 0 \end{cases} \quad (4)$$

具体计算过程如公式 (2)~(4) 所示, 其中拟合直线温度值高点位置为 (x_{max}, y_{max}) , 温度值低的端点位置为 (x_{min}, y_{min}) , 图像坐标系的 Y 轴方向与直角坐标系方向相反。

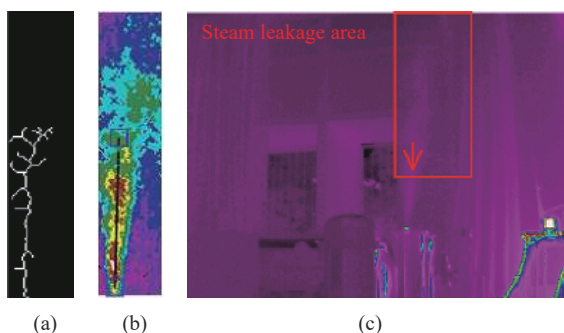


图 9 (a) 骨架; (b) 拟合直线; (c) 泄漏源预测方向

Fig.9 (a) Skeleton; (b) Fitting line; (c) Direction of leakage source prediction

3 静动态锤尾特性变尺度提取

模拟分析与实测均显示, 高温蒸汽一旦泄漏, 将在约 0.03 s 内完成压力泄放, 并达到常温水平。在复杂工业现场, 由于气压释放与扩散很快, 很容易受到热燥干扰, 难以捕捉。为此, 选择先确定区域, 然后对区域进行精细辨识的策略。

(1) 蒸汽红外温度场域提取

蒸汽弥散在空气中, 其温度场如图 10(a) 所示。其中矩形标识部分为蒸汽, 最主要特征在于动态变化性, 可采用帧间差分相乘法进行提取: 假设 $f_1(x, y)$, $f_2(x, y)$, $f_3(x, y)$ 为图像序列中相邻的 3 帧, 则:

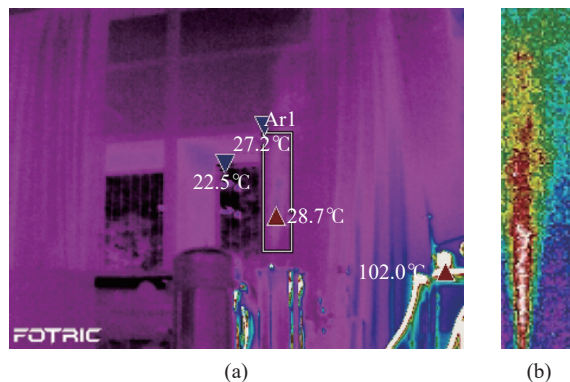


图 10 (a) FOTCRIC 686 采集的泄漏蒸汽红外图像; (b) 提取出的疑似蒸汽区域

Fig.10 (a) Infrared image of leakage steam collected by FOTCRIC 686; (b) Extracted suspected steam area

$$M(x, y) = |f_1(x, y) - f_2(x, y)| \times |f_2(x, y) - f_3(x, y)| \quad (5)$$

对提取出疑似蒸汽区域的灰度图进行线性变换并使用映射表进行伪彩色处理, 处理效果如图 10(b) 所示。喷嘴区域蒸汽运动相对稳定, 变化较小, 实际能够提取到的蒸汽区域一般距离泄漏源有一定距离, 在场景中呈现为弱温区域 (图示内外温差 1.5 °C), 存在较多的散粒噪声。

(2) 热噪处理

蒸汽热成像中存在大量散粒噪声^[8-9], 与椒盐噪声类似, 适合使用自适应中值滤波进行滤除。该算法在进行计算时模板窗口尺寸会根据脉冲密度的变化自适应的改变, 能够滤除更大概率的随机噪声, 同时能够更好的保护细节信息。

自适应中值滤波器算法分为两个过程, A 过程为: (1) 计算 $A_1 = Z_{med} - Z_{min}$, $A_2 = Z_{med} - Z_{max}$; (2) 如果 $A_1 > 0$ 且 $A_2 < 0$, 则执行 B, 否则增大窗口的尺寸; (3) 如果增大的尺寸 $\leq S_{max}$, 则重复 A, 否则直接输出 Z_{med} 。B 过程为: (1) 计算 $B_1 = Z_{xy} - Z_{min}$, $B_2 = Z_{xy} - Z_{max}$; (2) $B_1 > 0$ 且 $B_2 < 0$, 则输出 Z_{xy} , 否则输出 Z_{med} 。

其中 S_{xy} 为滤波器窗口所覆盖的区域, 该区域中心点为图像中第 y 行第 x 列个像素点。 Z_{min} 为 S_{xy} 中最小的灰度值, Z_{max} 为 S_{xy} 中最大的灰度值, Z_{med} 为 S_{xy} 中所有灰度值的中值, Z_{xy} 为图像中为第 y 行第 x 列个像素点的灰度值, S_{max} 为 S_{xy} 所允许的最大窗口尺寸。

处理效果如图 11 所示, 温度分布信息更加清晰, 等温层之间的对比区分更加鲜明。

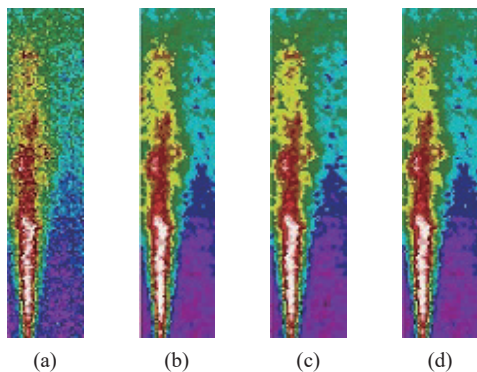


图 11 (a) 原图; (b) 自适应中值滤波 (窗口尺寸 5×5); (c) 自适应中值滤波 (窗口尺寸 11×11); (d) 自适应中值滤波 (窗口尺寸 25×25)

Fig.11 (a) Original image; (b) Adaptive median filter (window size 5×5); (c) Adaptive median filter (window size 11×11); (d) Adaptive median filter (window size 25×25)

(3) 变尺度提取

温度场图像可呈现出蒸汽温度分布细节特征。为进行蒸汽特征分析,需要对温度场按照温度进行温度层划分。以 0.1 °C 为温度阈值对温度场进行温度层划分,具体如图 12 所示,图 12(a) 表示的是提取的 26.5~27.7 °C 温度场域,图 12(b)~(l) 为按照 27.7~0.1 °C 规则逐渐形成的各等温场图。

可以发现,图 12(b)~(e) 分别表示的 27.6~27.7 °C, 27.5~27.7 °C, 27.4~27.7 °C, 27.3~27.7 °C 温度场,这部分蒸汽接近泄漏源,面积较小,锤尾特征不明显。而图 12(i)~(l) 分别描述 26.9~27.7 °C, 26.8~27.7 °C, 26.7~27.7 °C, 26.6~27.7 °C 温度场,这些区域与环境温度非常相近,干扰太多。真正有价值的是图 12(f)~(h)。如何在复杂工业现场快速准确定位这三幅图,成为辨识蒸汽的关键。

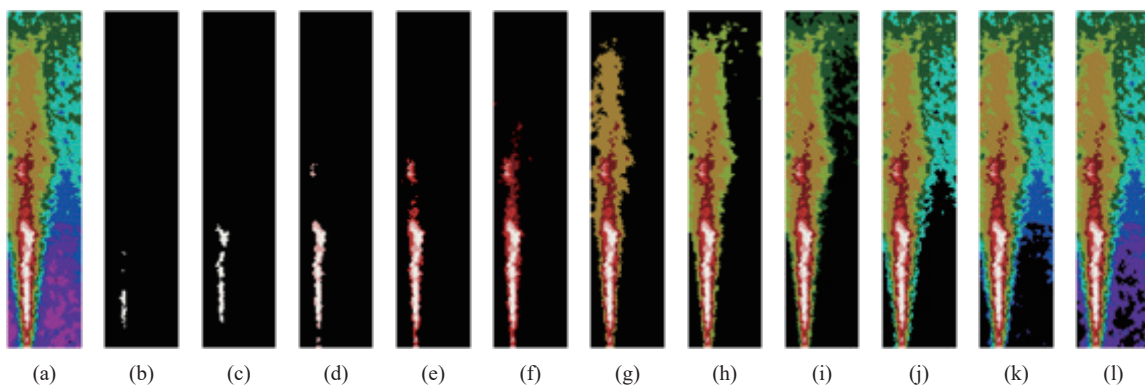


图 12 温度层提取效果

Fig.12 Temperature layer extraction effect

问题描述:假定中心区温度为 T_1 ,外围环境温度 T_2 ,红外摄像机温度精度为 ∇T ,温度分层数为 $N = (T_1 - T_2) / \nabla T$ 。图 12 中, $N = (27.7 - 26.5) / 0.1 = 12$ 。算法需要从 12 层中挑选出需要的 3 层。假定挑选层数为 i ,尺度分别为 $k_1, k_2, k_i, k_1 > k_2 \geq \dots \geq k_i$,则挑选的温度层为:

$$\begin{cases} T_{k_1} = T_1 + k_1 \cdot \nabla T \\ T_{k_2} = T_1 + k_1 \cdot \nabla T + k_2 \cdot \nabla T \\ T_{k_i} = T_1 + \sum_{j=0}^{j=i} k_j \cdot \nabla T \end{cases} \quad (6)$$

其中,距离中心越近,温度跨越尺度越大,距离中心越远,温度跨越尺度越小。选取 $i = 3, k_1 = 5, k_2 = 1, k_3 = 1$,结果如图 13 所示,图 13(a) 表示 27.2~27.7 °C

时的温度场域,图 13(b)~(c) 为按照 27.2~0.1 °C 规则形成的两张等温场图。

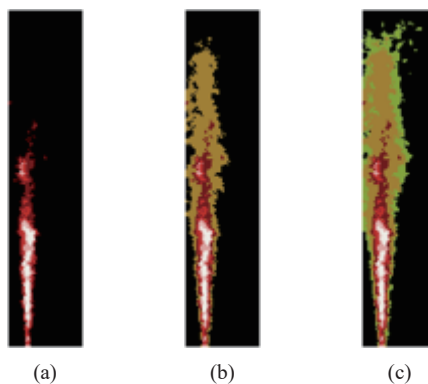


图 13 变尺度提取处理效果

Fig.13 Variable scale extraction processing effect

4 基于 Mask R-CNN 网络的特征挖掘

考虑到实际温度场很复杂,为了提高辨识速度和精度,采用深度学习方法进行锤尾特性辨识。选用 Mask R-CNN 框架对数据集进行特征挖掘。Mask R-CNN 框架由骨干网 (backbone)、区域建议网络 (RPN)、Head 分支 3 部分构成。如图 14 所示,其中骨干网用于对输入的图像进行特征提取,RPN 网络用来生成建

议区域。Head 分支的作用包含对建议区域进行像素级分类以及边界框的回归。Mask R-CNN 能够在有效检测目标的同时输出高质量的实例分割 mask 用于标注目标所在的位置。由于在模型训练过程中提供了像素级别的标注,因此可以获取到的信息量更大,对目标的分类也更加精细,适用于对温度场锤尾特征进行挖掘^[10-11]。

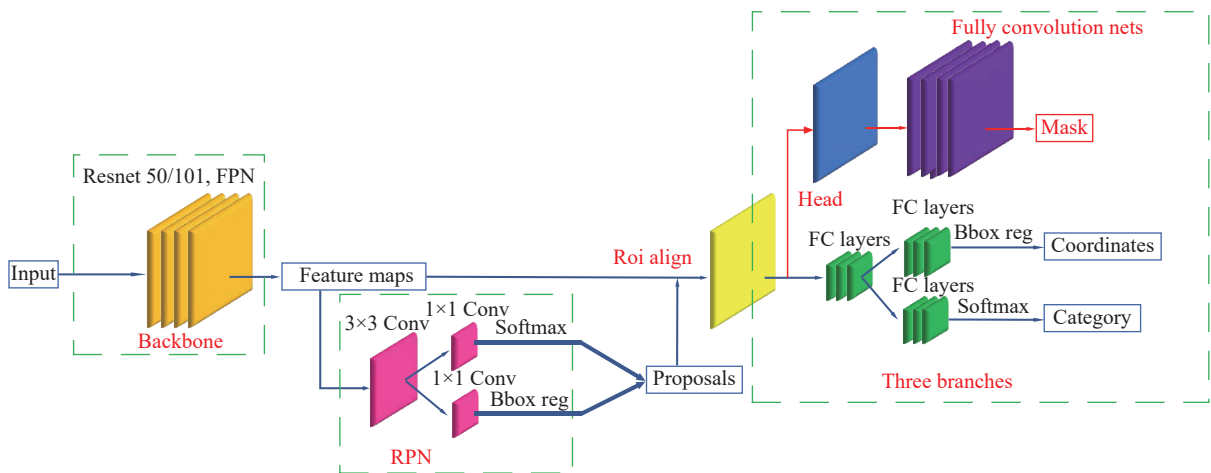


图 14 Mask R-CNN 框架图

Fig.14 Frame diagram of Mask R-CNN

(1) 温度场锤尾样本空间

将各温度层图像进行二值化处理,尺寸调整为 200 pixel×100 pixel。采集 377 张温度层图像作为锤尾样本集,使用 labelme 打标签,效果如图 15 所示。

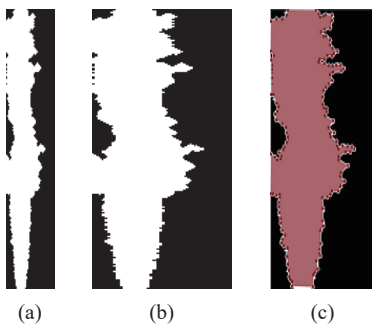


图 15 (a) 二值化处理; (b) 尺寸调整; (c) 打标签

Fig.15 (a) Binarization processing; (b) Dimensional adjustment; (c) Labeling

表 1 数据集切分结果

Tab.1 The results of data set segmentation

Label name	Total data	Training data (70%)	Validation data (20%)	Testing data (10%)
Total data	377	265	75	37
Hammer-tail	349	244	70	35
Not a hammer-tail	28	21	5	2

(2) Mask R-CNN 网络架构与锤尾特征辨识

选择 ResNet50-FPN 组成骨干网对输入的温度层图像进行特征提取,主要相关参数如表 2 所示。

Batch Size 设置为 1,调整迭代轮数以及学习率,得到的训练结果如表 3 所示。

选取训练一的模型作为锤尾特征辨识模型。辨识效果如图 16 所示。经过测试,单张温度层图像辨识速度为 0.036 s 左右。

对数据集进行切分,切分结果如表 1 所示。

表 2 主要相关参数设置

Tab.2 Main relevant parameter settings

Parameter name	Parameter setting
Number of FPN network layers and output layers	[256, 512, 1024, 2048], 256
Transform scale parameters of FPN network	[0.25, 0.125, 0.0625, 0.03125]
Number of RPN channels and threshold	256, 0.5
Positive and negative IoU confidence	0.7, 0.3

表 3 训练结果

Tab.3 The results of training

Model	The number of iterations	Learning rate	Accuracy rate
Training one	12	0.00125	0.9071
Training two	12	0.0025	0.8307
Training three	20	0.00125	0.9045
Training four	12	0.00062	0.8975
Training five	12	0.00080	0.8790

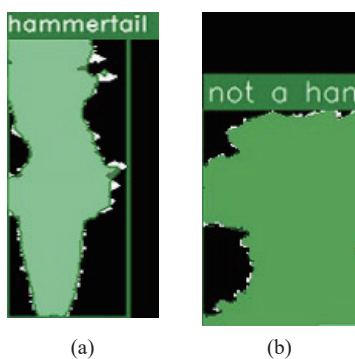


图 16 (a) 判断为锤尾; (b) 判断非锤尾

Fig.16 (a) Judged as hammer-tail; (b) Judged as not a hammer-tail

5 蒸汽温度场辨识算法与测试

(1) 蒸汽温度场辨识算法流程

针对单帧图像中的静态锤尾特性以及连续多帧图像中的动态锤尾特性, 蒸汽辨识算法如图 17 所示。在采集红外图像后, 首先进行温度场提取与热噪处理, 随后进行变尺度提取与 Mask R-CNN 模型辨识处理, 累计判为锤尾的相邻温度层图像达到 6 张以后, 依次进行扩散性判别, 锤尾特性判别和动态锤尾特性判别, 若不满足则判为非蒸汽, 若均满足则进行泄漏源方向预测, 最后输出结果。

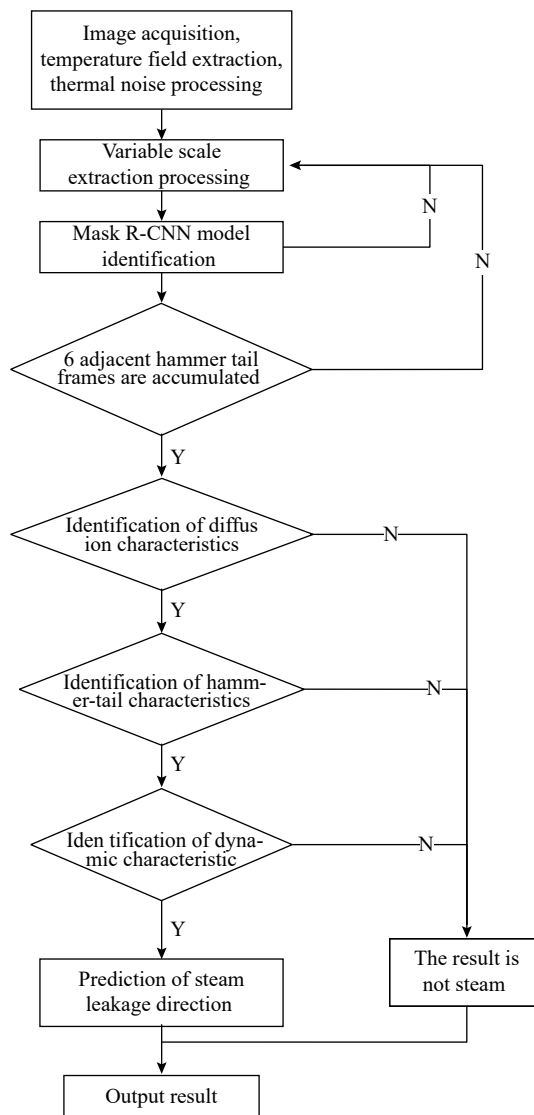


图 17 蒸汽温度场辨识算法流程图

Fig.17 Flow chart of steam temperature field identification algorithm

(2) 实验平台搭建与测试分析

设计和搭建实验平台如图 18 所示, 对蒸汽泄漏检测算法进行测试。

采集到的热值图像与预处理后, 得到连续两帧红外图像序列 A, B, 具体如图 19 所示。

通过变尺度提取, 可以得到 A 中连续 3 个温度层 a_1, a_2 和 a_3 , 对应图 20(a), 20(b), 20(c); 以及 B 中连续 3 个温度层 b_1, b_2 和 b_3 , 对应图 20(d), 20(e), 20(f)。

如图 21 所示, 使用 Mask R-CNN 网络模型对二值化处理与尺度调整后的各温度层图像进行辨识, 6 个温度层图像均辨识为锤尾。

对两帧温度层图像分别进行扩散特性判断, 如

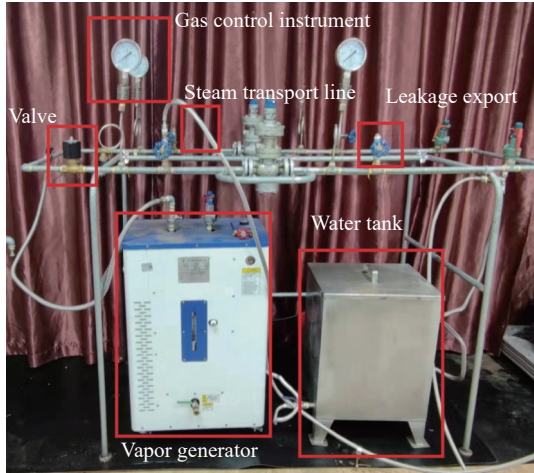


图 18 蒸汽实验平台

Fig.18 Steam experimental platform

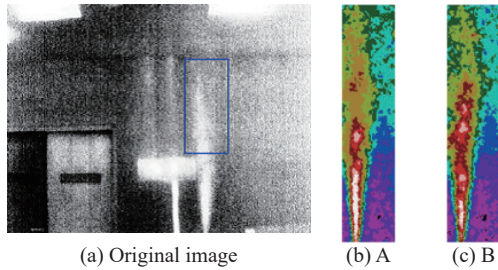


图 19 采集到的原始图像与连续两帧红外图像序列

Fig.19 Original image and two consecutive infrared image

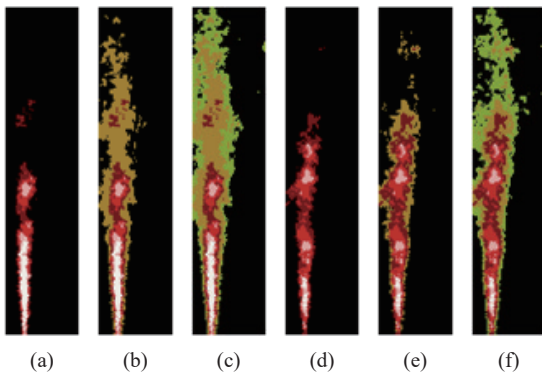


图 20 变尺度提取效果

Fig.20 Variable scale extraction processing

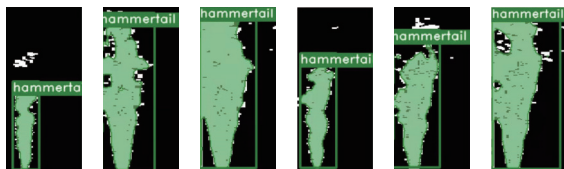


图 21 Mask R-CNN 网络模型辨识结果

Fig.21 Results of Mask R-CNN network model identification

图 22 所示, 温度层之间形成了完整包裹关系。

对温度层进行动态锤尾特性判断, 如图 23 所示, 图 23(a)~(c) 分别表示相邻帧连续三个温度层的差值面积。通过计算得知, a_1 和 b_1 , a_2 和 b_2 , 以及 a_3 和 b_3 的差值区域面积分别为 225.5, 955.4 和 994.2, 可知随温度层往外扩展, 面积变化差值逐渐变大。满足动态锤尾特征。

经过判断, 所采集到的区域为蒸汽, 对蒸汽区域进行泄漏源方向预测, 效果如图 24 所示。

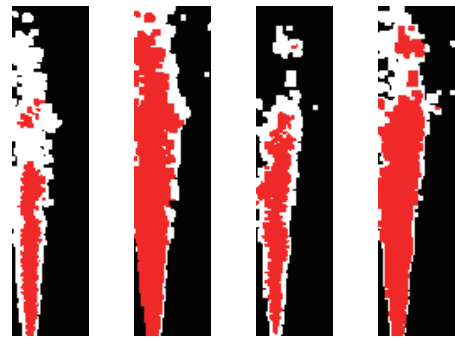


图 22 扩散特性判断结果

Fig.22 Judgment results of diffusion characteristic

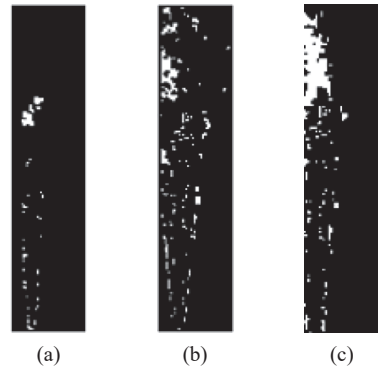


图 23 动态锤尾特征判断结果

Fig.23 Judgment results of dynamic hammer tail characteristics

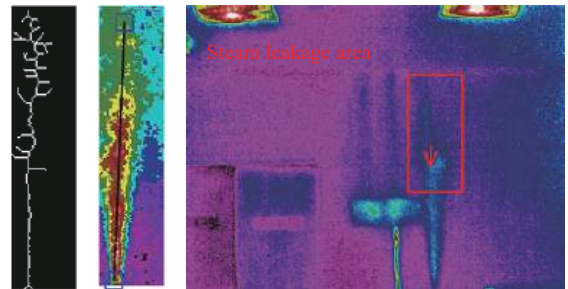


图 24 蒸汽泄漏方向预测结果

Fig.24 Prediction results of steam leakage direction

针对所采集到的实验样本进行算法处理,对连续 5 帧图像进行处理时间约为 0.48 s,整体识别准确率为 99.93%,达到了快速准确的辨识效果。

6 结 论

红外温度场是泄漏蒸汽的最本质特性。文中建立温度场的多相流模型对蒸汽发生发展过程进行了模拟,揭示出蒸汽温度场集中心向源性、层次包裹特性,扩散特性,尾部收缩为一体的动态锤尾特性,以及具体表征和量化方法。提出了变尺度灰度处理方法,充分利用温度场内外区面积/温度变化率的差别性,合理选择代表性的温度锤尾,实现了红外温度场的高清化表征。建立了蒸汽红外温度场锤尾样本库,使用 Mask R-CNN 网络建立锤尾特征辨识模型,对有效锤尾进行挖掘。基于这些分析,文章提出了有效的蒸汽温度场辨识算法,经实测,算法对连续 5 帧蒸汽红外图像处理时间约为 0.48 s,整体识别准确率为 99.93%。该算法可有效进行泄漏蒸汽的表征和辨识,并能有效预测蒸汽泄漏源方向。

文中第一次从机理出发揭示泄漏蒸汽红外温度场发生发展特性,并利用这种特性引导红外温度场的图像识别,对于泄漏蒸汽的辨识是一种创新性的做法,目前主要用于是否有泄漏的识别,该方法还应该可以用来对泄漏特性进行准确辨识,包括泄漏量、压力、时间,以及泄漏现场情况等,相关工作有待后续研究。

参考文献:

- [1] Chen C, Ren Q, Wang Y Z. Review on multi gas detector using infrared spectral absorption technology [J]. *Applied Spectroscopy Reviews*, 2019, 54(5): 425-444.
- [2] Zhao Y J, Zhang H B, Zhang X L, et al. Fire smoke detection based on target-awareness and depthwise convolutions [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80: 27407-27421.
- [3] Cao Y C, Yang F, Tang Q F. An attention enhanced bidirectional LSTM for early forest fire smoke recognition [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 154732-154742.
- [4] Zhang X, Jin W Q, Li L, et al. Research progress on passive infrared imaging detection technology and system performance evaluation of natural gas leakage [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(S2): 0204001. (in Chinese)
- [5] Kabir H, Frederik V, Søren F. UAV image analysis for leakage detection in district heating systems using machine learning [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2020, 140: 158-164.
- [6] Kim S O, Jeon H S, Son K S, et al. Location estimation method of steam leak in pipelines using [J]. *Leakage Area Analysis*, 2016, 36(5): 384-390.
- [7] Hong S Z, Hu Y, Yu H W. A vocs gas detection algorithm based on infrared thermal imaging[C]//Proceedings of the 31st China Control and Decision Conference, 2019: 330-335.
- [8] Wang E, Jiang P, Hou X K, et al. Infrared stripe correction algorithm based on wavelet analysis and gradient equalization [J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(10): 1993.
- [9] Lu C H. Stripe non-uniformity correction of infrared images using parameter estimation [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 107: 103313.
- [10] He K M, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961-2969.
- [11] Aparna S, Muppavaram K, Ramayanam C, et al. Mask RCNN with resnet50 for dental filling detection [J]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2021, 12: 717-720.