



基于红外与可见光视觉的高炉铁口铁水温度场在线检测

潘冬 许川 龚旭 蒋朝辉 桂卫华

Online Measurement of Molten Iron Temperature Field at Blast Furnace Taphole Based on Infrared and Visible Vision

PAN Dong, XU Chuan, GONG Peng-Xu, JIANG Zhao-Hui, GUI Wei-Hua

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c240378>

您可能感兴趣的其他文章

基于动态注意力深度迁移网络的高炉铁水硅含量在线预测方法

Online Prediction Method for Silicon Content of Molten Iron in Blast Furnace Based on Dynamic Attention Deep Transfer Network

自动化学报. 2023, 49(5): 949–963 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c210524>

高炉铁水质量鲁棒正则化随机权神经网络建模

Robust Regularized RVFLNs Modeling of Molten Iron Quality in Blast Furnace Ironmaking

自动化学报. 2020, 46(4): 721–733 <https://doi.org/10.16383/j.aas.2018.c170670>

基于多参数灵敏度分析与遗传优化的铁水质量无模型自适应控制

Model Free Adaptive Control of Molten Iron Quality Based on Multi-parameter Sensitivity Analysis and GA Optimization

自动化学报. 2021, 47(11): 2600–2613 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180741>

基于FPDE的红外与可见光图像融合算法

Fusion Algorithm of Infrared and Visible Images Based on FPDE

自动化学报. 2020, 46(4): 796–804 <https://doi.org/10.16383/j.aas.2018.c180188>

基于可见光与红外热图像的行车环境复杂场景分割

Complex Scene Segmentation Based on Visible and Thermal Images in Driving Environment

自动化学报. 2022, 48(2): 460–469 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c210029>

基于最优工况迁移的高炉铁水硅含量预测方法

Prediction Method of Hot Metal Silicon Content in Blast Furnace Based on Optimal Smelting Condition Migration

自动化学报. 2022, 48(1): 194–206 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c200980>

基于红外与可见光视觉的高炉铁口铁水温度场在线检测

潘冬¹ 许川¹ 龚芑旭¹ 蒋朝辉¹ 桂卫华¹

摘要 高炉铁口铁水温度场 (Molten iron temperature field, MITF) 是表征铁水质量、判断炉温状况的重要信息。然而高炉出铁场动态粉尘的干扰使得铁水温度场的在线准确获取充满挑战。为此, 首次提出基于红外与可见光视觉的高炉铁口铁水温度场检测方法, 利用可见光图像为红外视觉测温提供先验粉尘干扰情况。首先, 设计红外与可见光视觉协同的测温系统, 同步获取高炉铁口铁水流的红外图像和可见光图像, 铁水流红外图像表征铁水原始温度场信息, 可见光图像为量化粉尘透射率提供数据基础。其次, 构建基于色彩一致性的可见光图像中粉尘透射率估计模型和基于雾线先验的红外图像中粉尘透射率估计模型, 得到红外波段下粉尘透射率。最后, 结合红外辐射测温原理, 构建基于粉尘透射率的红外测温近似补偿模型, 实现铁水温度场的针对性补偿, 获取误差较小的铁水温度。工业实验表明, 相比于仅利用红外视觉测量铁水温度场, 所提方法能够显著降低粉尘造成的测温误差, 为高炉调控提供连续可靠的铁水温度数据。

关键词 高炉炼铁, 铁水温度场, 红外视觉, 透射率估计, 温度补偿

引用格式 潘冬, 许川, 龚芑旭, 蒋朝辉, 桂卫华. 基于红外与可见光视觉的高炉铁口铁水温度场在线检测. 自动化学报, 2025, 51(2): 1-13

DOI 10.16383/j.aas.c240378

CSTR 32138.14.j.aas.c240378

Online Measurement of Molten Iron Temperature Field at Blast Furnace Taphole Based on Infrared and Visible Vision

PAN Dong¹ XU Chuan¹ GONG Peng-Xu¹ JIANG Zhao-Hui¹ GUI Wei-Hua¹

Abstract The molten iron temperature field (MITF) at blast furnace taphole is an important information for characterizing the molten iron quality and judging the furnace temperature condition. However, the interference of dynamic dust in the blast furnace casting field during the tapping process makes it challenging to obtain the MITF accurately online. To this end, this paper presents for the first time a measurement method for MITF at blast furnace taphole based on infrared and visible vision, which uses visible image to provide prior dust interference for infrared visual temperature measurement. Firstly, the infrared and visible vision coordination temperature measurement system is designed to obtain the infrared image and visible image of the molten iron flow at blast furnace taphole simultaneously. The infrared image of the molten iron flow represents the original MITF information, and the visible image provides the data basis for quantifying dust transmittance. Secondly, an estimation model of dust transmittance in visible images based on color consistency and an estimation model of dust transmittance in infrared images based on haze-line prior are proposed to obtain dust transmittance in infrared band. Finally, combined with the principle of infrared radiation temperature measurement, an approximate infrared temperature compensation model based on dust transmittance is constructed to realize the targeted compensation of MITF and obtain the accurate molten iron temperature with minimal error. Industrial experiments show that compared with only using infrared vision to measure the MITF, the proposed method can significantly reduce the temperature measurement error caused by dust and provide continuous and reliable molten iron temperature data for blast furnace control.

Key words Blast furnace ironmaking, molten iron temperature field (MITF), infrared vision, transmittance estimation, temperature compensation

Citation Pan Dong, Xu Chuan, Gong Peng-Xu, Jiang Zhao-Hui, Gui Wei-Hua. Online measurement of molten iron temperature field at blast furnace taphole based on infrared and visible vision. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(2): 1-13

收稿日期 2024-06-23 录用日期 2024-11-14
Manuscript received June 23, 2024; accepted November 14, 2024

国家自然科学基金 (62303491), 湘江实验室重大项目 (22XJ01005), 湖南省科技创新计划 (2024RC1007), 工业控制技术全国重点实验室开放课题 (ICT2024B05) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62303491), Major Program of Xiangjiang Laboratory (22XJ01005), Science and Technology Innovation Program of Hunan Province (2024RC1007), and National Key Laboratory of Industrial

钢铁工业是重要的原材料支柱产业之一, 高炉炼铁是钢铁制造过程的关键工序, 为后续炼钢提供

Control Technology Open Project (ICT2024B05)

本文责任编辑 陈胜勇

Recommended by Associate Editor CHEN Sheng-Yong

1. 中南大学自动化学院 长沙 410083

1. School of Automation, Central South University, Changsha 410083

了熔融生铁. 在高炉炼铁过程中, 烧结矿、焦炭、熔剂等原料从炉顶按批次投入, 之后在炉内发生复杂氧化还原反应, 生成熔融铁水滴落至高炉炉缸内, 最终经高炉铁口周期性排出^[1], 图 1 简要显示了高炉出铁过程^[2]. 高炉铁水温度是判断炉温状况、评估能耗水平的重要指标, 更是高炉铁水质量闭环控制的关键反馈信息^[3-4]. 如果铁水温度过低, 流动性变差, 导致高炉操作困难, 易引发炉缸冻结等重大事故; 如果铁水温度过高, 将直接导致能耗上升^[5-7]. 因此, 高炉铁水温度的在线准确检测意义重大.

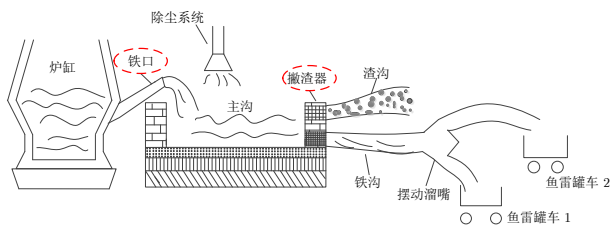


图 1 高炉出铁过程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of blast furnace tapping process

高炉铁水温度超过 1 400 °C, 且高炉出铁场存在动态粉尘干扰, 致使铁水温度的在线检测极具挑战, 现场通常在撇渣器后方使用快速热电偶来检测铁水温度. 然而撇渣器和高炉铁口之间有一定距离, 流经主沟后, 铁水温度存在明显下降且存在较大滞后, 如图 1 所示. 而高炉铁口与炉缸直接相连, 该处铁水温度更能实时反映高炉炉温状况. 因此, 高炉铁口铁水温度场的在线获取一直是行业期望解决的问题.

目前, 高炉铁水温度检测手段分为接触式和非接触式. 接触式测温包括快速热电偶、黑体空腔传感器; 非接触式测温主要指基于红外辐射测温原理的各种测温仪器设备. 快速热电偶通过与铁水直接接触来检测温度^[5], 标称精度为 ± 5 °C, 其测温结果可靠稳定, 不易受到出铁场粉尘干扰, 是高炉现场普遍采用的测温方式. 但需要指出的是, 快速热电偶测温依赖人工操作, 劳动强度大, 危险系数高, 且只能间歇性、单点测温, 无法检测铁口处铁水温度, 难以满足现场铁水温度的在线检测需求. 黑体空腔传感器主要由测量管、测温探头及信号转换电路等组成, 尽管能连续获取撇渣器后方铁水温度, 但其使用寿命短、测量时滞大, 很少应用于高炉现场铁水测温^[7]. 红外测温设备包括红外测温仪^[8]、比色测温仪^[9]、红外热成像仪^[10]等. 红外测温方法可以在线获取铁水温度, 但由于其非接触特点, 测量结果容易受到环境因素的干扰. 红外测温仪和比色测

温仪可以获取点源温度信息, 无法实时动态跟踪运动的铁水流, 致使测温结果误差较大甚至失效. 尽管部分高炉现场在撇渣器处安装了红外测温仪来检测铁水温度, 但测量结果的精度和可靠性有限.

红外热像仪可以获取被测物体的二维面源温度信息, 一定程度上保证被测对象处于检测视场内, 在众多工业过程有着广泛的应用. 一些学者关注到红外热成像测温方法在铁水温度在线检测中的应用前景, 并开展了相关研究. Usamentiaga 等^[11]利用红外热成像仪对鱼雷罐车内的铁水进行测温, 利用阈值从红外图像上识别铁水和炉渣以克服炉渣因素造成的测量误差. Pan 等^[12]基于红外视觉测温原理和氧化层传热模型, 构建铁水流表面氧化层温度的多态检测模型, 实现了撇渣器后方铁水温度的在线检测. 进一步地, Pan 等^[13-14]尝试利用红外热成像技术在高炉铁口测量铁水温度, 并在高炉现场进行了应用.

高炉铁口附近动态非均匀分布的粉尘对基于红外视觉的铁水流温度场精准检测构成了重大挑战. 因此, 针对粉尘干扰进行测温补偿是红外视觉精准测温的关键, 而粉尘物性参数的量化是红外测温补偿的重要依据. 部分文献指出粉尘对非接触式红外测温的影响, 但缺少对粉尘的深入量化研究^[15-16]. 文献 [17] 指出粉尘透射率是量化粉尘对红外测温影响的重要参数, 并研究实验室环境下针对粉尘干扰的温度补偿方法, 但难以应用到复杂的高炉现场. Pan 等^[18]提出基于多类异质图像特征的红外温度分区补偿方法, 一定程度上减小了粉尘对红外视觉测温的影响, 但缺乏对粉尘透射率这一关键物性参数的量化研究. 目前, 红外图像中粉尘透射率计算方法尚未见公开报道.

考虑到可见光图像的纹理细节较红外图像更为丰富, 为定量认知粉尘干扰提供了一定基础. 本文结合红外视觉感知温度场和可见光视觉感知粉尘干扰的优势, 提出协同红外视觉与可见光视觉检测高炉铁口铁水温度场的新方法. 为量化表征动态粉尘干扰, 构建基于色彩一致性的可见光图像中透射率估计模型, 并进一步提出基于雾线先验的红外图像中粉尘透射率估计模型. 为克服粉尘造成的测温误差, 建立了基于粉尘透射率的红外测温近似补偿模型, 实现了动态粉尘干扰环境下高炉铁口铁水流温度场的在线准确检测. 本文具体贡献如下:

1) 提出基于色彩一致性的可见光图像中透射率估计模型, 有效估计粉尘透射率场, 实现了对粉尘干扰程度的量化;

2) 提出基于雾线先验的红外图像中粉尘透射率估计模型, 实现了对红外波段下粉尘透射率场的

估计;

3) 构建基于粉尘透射率的红外测温近似补偿模型, 针对性地补偿了铁水流温度场, 减少了粉尘造成的铁口铁水红外测温误差。

1 红外-可见光视觉协同测温系统

为了获取高炉铁口铁水流红外图像和可见光图像, 设计了红外-可见光视觉协同测温系统。该系统由多源视觉成像设备、冷却气管、三维云台、通信电缆、挡风罩组件和高性能计算机等组成。图 2 显示了安装在高炉铁口附近的测温系统。成像设备由可见光相机和红外相机组成, 主要用于同步获取铁水流红外图像和可见光图像。高炉铁口处铁水流红外图像和可见光图像如图 3 所示。由于铁口铁水流温度超过 1 400 °C, 热辐射强, 环境温度高, 通过冷却气管对成像设备进行冷却降温, 保证设备工作在常温环境下。三维云台用来在现场调节视觉检测设备的位姿, 确保铁水流目标区域始终位于成像视场中。挡风罩组件则由锥形空气通路构成, 用于在多源视觉成像设备的成像窥孔处形成锥形风罩, 确保飞溅的铁水不会损坏光学系统。计算机用于采集并处理多源视觉图像, 最终实现高炉铁口处铁水温度场的

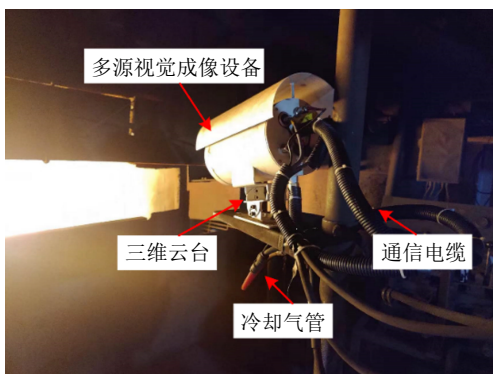


图 2 红外-可见视觉协同测温系统
Fig.2 Infrared-visible vision coordination temperature measurement system

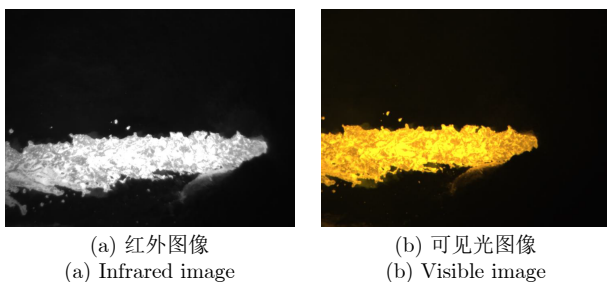


图 3 铁口处铁水流图
Fig.3 Molten iron flow images at the taphole

在线检测与可视化显示。

2 高炉铁口铁水温度场检测方法

图 4 展示了高炉铁口铁水温度场检测方法的整体框架。首先, 利用可见光图像对粉尘透射率进行估计, 在此基础上, 计算红外图像中粉尘透射率, 实现对粉尘的量化认知, 为红外温度补偿提供先验环境信息; 然后构建铁水流温度补偿模型, 实现对高炉铁口铁水流温度场的在线准确检测。

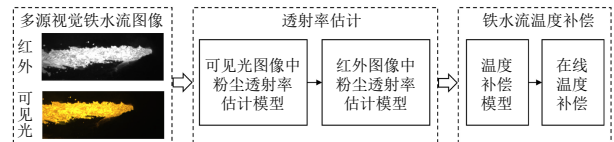


图 4 铁水流温度场检测方法的整体框架
Fig.4 Overall framework of molten iron flow temperature field measurement method

2.1 基于色彩一致性的可见光图像中粉尘透射率估计

由于红外图像纹理细节信息缺失, 难以直接从红外图像估计粉尘透射率这一重要粉尘参数。而可见光图像纹理细节丰富, 为出铁场粉尘透射率估计提供了数据支撑。因此, 本文提出基于色彩一致性的粉尘透射率估计模型, 实现对铁水流可见光图像中粉尘透射率场的估计, 定量描述高炉铁口处动态分布的粉尘。

与常见的日间环境雾霾提升图像亮度, 降低场景对比度的表现不同, 在高炉铁口处间歇性随机分布的粉尘干扰下, 铁水流可见光图像呈现色彩严重偏暗、色调不均的现象, 如图 5 所示。为此, 本文根据大气散射模型式 (1), 对日间雾霾环境和高炉铁口粉尘干扰环境进行分析。

$$I(x, y) = J(x, y) \times t(x, y) + A(1 - t(x, y)) \quad (1)$$

式中, x 和 y 分别描述图像中的横、纵坐标; $I(x, y)$ 和 $J(x, y)$ 分别表示直接用相机采集到的图像和不受传输介质干扰下的理论图像; A 表示大气光值,



图 5 受粉尘干扰的铁水流图像
Fig.5 Molten iron flow image under dust interference

其维度与颜色通道维度一致; $t(x, y)$ 表示透射率。

在日间雾霾场景下, 常常将图像中天空或雾霾区域的亮度最大值作为大气光值 A ^[19], 这使得场景亮度 $I(x, y)$ 被限制在 $[J(x, y), A]$ 的范围内, 提升了场景的整体亮度. 但在高炉铁口粉尘干扰的场景下, 为了估计铁水流区域粉尘的透射率, 需要将铁水流区域视为 $J(x, y)$, 铁水流周围环境光亮度作为大气光值 A . 同时由于铁水流自身高温、高亮的特性, 导致大气光值 A 远低于场景本身色彩 $J(x, y)$ 的亮度, 致使采集的铁水流区域色彩 $I(x, y)$ 在 $[A, J(x, y)]$ 内波动, 降低了场景的整体亮度.

根据上述分析, 本文提出基于色彩一致性的透射率估计模型, 用于准确估计高炉铁口铁水流区域的粉尘透射率. 首先假定粉尘在一个大小为 Ω_w 的局部空间内透射率是恒定的, 记为 \tilde{t} . 对大气散射模型在局部空间 Ω_w 和颜色通道 c 中分别进行最大化操作, 可得:

$$\max_c \left(\max_{(x, y) \in \Omega_w} (I(x, y)) \right) = \max_c \left(\max_{(x, y) \in \Omega_w} (J(x, y)) \right) \tilde{t} + A^c (1 - \tilde{t}) \quad (2)$$

其中, A^c 表示通道 c 对应的大气光值; 其次, 根据色彩一致性先验, 即在无粉尘干扰下的铁水流 (光源区域) 在局部空间内色彩最大值 J_{\max} 总是趋近于恒值 const .

$$\max_c \left(\max_{(x, y) \in \Omega_w} (J(x, y)) \right) = J_{\max} = \text{const} \quad (3)$$

将式 (3) 代入式 (1) 后, 经过化简, 便可得到基于色彩一致性的粉尘透射率估计模型.

$$\tilde{t} = \frac{\max_c \left(\max_{(x, y) \in \Omega_w} (I(x, y)) \right) - A^c}{J_{\max} - A^c} = \frac{I_{\max \Omega_w}^c - A^c}{J_{\max} - A^c}, \quad (I_{\max \Omega_w}^c - A^c)(J_{\max} - A^c) > 0 \quad (4)$$

式中, $I_{\max \Omega_w}^c$ 表示在局部区域 Ω_w 内各个色彩通道的最大值.

2.2 基于雾线先验的红外图像中粉尘透射率估计

根据朗伯-比尔定律可知, 粉尘透射率与波段有关. 由于铁水流原始温度场通过红外视觉方式获取, 从铁水流可见光图像估计的粉尘透射率难以直接用作红外图像中的粉尘透射率. 红外图像中色彩通道单一, 本质上为红外辐射信号的可视化, 难以从多个维度衡量铁水流区域中粉尘的干扰. 为了获取红外波段下对应的粉尘透射率场, 本文提出基于雾线先验的粉尘透射率场估计方法, 联合红外与可

见光视觉, 估计红外图像中的粉尘透射率场, 为后续铁水流温度在线补偿提供重要参数依据. 基于雾线先验的粉尘透射率场估计方法融合了红外与可见光图像, 从三维色彩空间解算模型参数, 估计得到红外波段下的粉尘透射率场. 该方法主要包括色彩通道替换、模型参数计算和透射率场优化三个部分, 如图 6 所示. 为了确保红外与可见光图像中对应同一空间位置的像素点能一一对应, 在预处理步骤中进行了图像的空间变换.

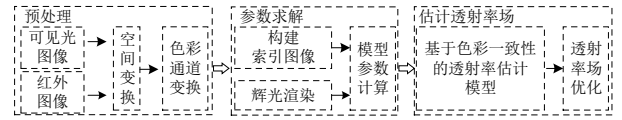
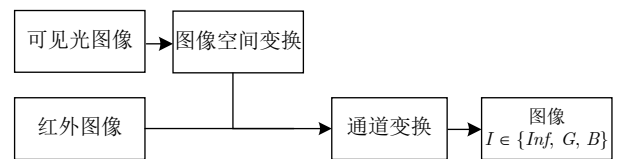


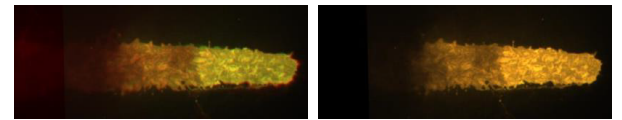
图 6 基于雾线先验的粉尘透射率场估计
Fig. 6 Estimation of dust transmittance field based on haze-line prior

1) 色彩通道替换

通过分析不同恶劣环境下的去雾方法, 如沙尘暴^[20]、水下^[21]、海面^[22]等极端环境, 发现在这些场景下的去雾方法均涉及到色彩偏移等问题. 为此, 许多研究人员在彩色图像的色彩通道上提出许多修正方法, 如白平衡^[23]、色彩校正^[24]、通道反转^[25]等方法. 受这些思路的启发, 本文选取可见光图像中与近红外波段较远、图像差异较大的蓝色和绿色通道用于辅助近红外图像, 即色彩通道替换, 从多个维度上衡量铁水流区域中粉尘的干扰. 图 7(a) 展示了色彩通道替换的具体流程 (将图像的红色通道 R 替换为近红外通道 Inf); 图 7(b) 和图 7(c) 则展示了色彩通道替换前后的铁水流图像.



(a) 通道变换流程图
(a) Flow chart of channel transformation



(b) 可见光图像
(b) Visible image
(c) 通道变换后图像
(c) Image after channel transformation

图 7 色彩通道变换

Fig. 7 Color channel transformation

2) 模型参数计算

为了能更为准确地计算透射率估计模型中的参

数, 本文结合雾线先验^[26], 将受粉尘、雾气干扰后的场景色彩 $I(x, y)$ 约束在不受干扰的场景原色彩 $J(x, y)$ 和大气光值 A 构成的线段中, 如图 8(a) 所示. 雾线先验认为受雾气影响的场景色彩将会被约束在由未受雾气影响的场景色彩和大气光值构成的线束 (雾线) 中. 具体表现为当场景中受雾气或粉尘干扰越严重的时候, 场景色彩越趋近于大气光值; 当受雾气或粉尘干扰越微弱的时候, 场景色彩越趋近于未受雾气影响的场景色彩. 因此, 可以在三维空间中, 通过各种不同色彩的雾线汇聚的交点来确定大气光值 A , 而雾线当中的各个色彩最大值即为场景原色彩 $J(x, y)$, 如图 8(b) 所示.

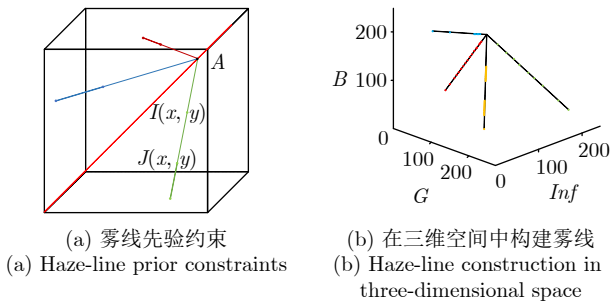


图 8 雾线先验确定 A 和 $J(x, y)$
Fig.8 Determination of A and $J(x, y)$
using haze-line prior

在求解雾线聚簇交点时, 本文先将铁水流图像转为聚簇索引图像, 然后通过霍夫投票的方式^[27], 加速计算大气光值. 具体地, 在霍夫投票的过程中, 本文构造了如式 (5) 所示的目标函数, 用于确定各个候选大气光值点的权重. 值得注意的是, 式中不仅考虑了场景中色彩低于大气光值 A 的贡献, 也考虑了场景中色彩高于大气光值 A 的贡献.

$$\arg \max_A \sum_{n=1}^N \left(\omega_n^{high} f(d) \times Z(d < \tau) \times Z(A > I_n) + \omega_n^{low} f(d) \times Z(d < \tau) \times Z(A < I_n) \right) \quad (5)$$

式中, n 是色彩的聚簇索引, 通过将图像 I 转化为索引图像 $\{I_n\}_{n=1}^N$; 上标 $high, low$ 则表示场景色彩聚簇 I_n 与大气光值 A 间的关系; ω 表示权重, 阐述了该像素簇的重要性; $d = |(A - I_n) \times (\cos\theta_{k_3}, \sin\theta_{k_3})|$ 表示场景色彩 $I_n(x, y)$ 以其为圆心, 与 x 轴的夹角为 θ_{k_3} 时所构成的直线到大气光值 A 的直线距离; $f(d) = 1 + 4e^{-d}$ 是一个快速衰减的权重, 表示优先考虑像素点周围的大气光值 A ; $Z(\cdot)$ 是一个指示函数, 当其值为 1 时, 表明输入参数为真; τ 是一个阈值, 表示场景色彩聚簇 I_n 与大气光值 A 间的距离限制关系, 由 $\tau = \tau_0(1 + d_2/\sqrt{3})d_2 = \|I_n - A\|$ 计算

得到^[28], 其中 d_2 表示欧氏距离.

由于高炉铁口图像对比度高、粉尘干扰区域分布广泛和成像曝光时间短等因素, 导致图像中铁水流周围辉光亮度较低, 影响对大气光值的估计. 为此, 对铁水流图像中的铁水流区域 (光源区域) 进行了光源强度重估计, 通过高斯函数模拟光源的大气点扩散模型 (Atmospheric point spread function, APSF)^[29], 对铁水流图像中的光源区域与高斯函数卷积, 并将其归一化像素亮度作为式 (5) 中的像素簇权重 ω_n^{high} . 具体地, 光源强度重新估计结果如图 9 所示.

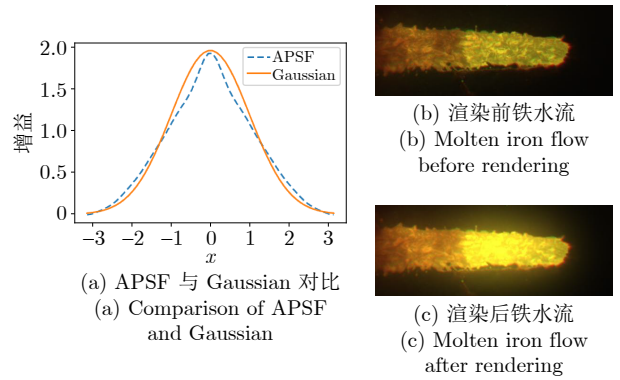


图 9 光源渲染
Fig.9 Light source rendering

此外, 考虑到透射率会因光源波段的变化而发生改变, 因此在估计大气光值 A 的过程中, 并没有直接取图像 I 的 $\{Inf, G, B\}$ 通道的均值, 而是采用加权平均的方式来得到 A , 具体的算法流程如算法 1 所示. 由于红外图像色彩通道单一, 难以获得红外图像中场景各元素的原色彩. 铁水流图像 $I \in \{Inf, G, B\}$ 作为三通道图像, 能从多个色彩通道中量化粉尘的干扰程度, 再结合大气光值, 可以构建雾线聚簇索引. 随后, 通过 KD 树这种高效的数据结构, 对铁水流图像中的各个元素进行精确分类, 并记录其中各个元素分类的图像坐标. 最后, 再将这些坐标映射到红外图像中, 即可在红外图像中实现对各个元素的分类, 具体的算法流程如算法 2 所示.

在得到场景原色彩 J 和大气光值 A 后, 便可以通过前文提出的透射率估计模型得到透射率场 \tilde{t} . 图 10(b) 展示了利用上述方法, 自动选取场景原色彩 J 和大气光值 A 后估计得到的透射率场 \tilde{t} .

3) 透射率场优化

在上述基于雾线先验估计粉尘透射率场 \tilde{t} 的过程中, 仅考虑了图像场景中色彩对透射率 \tilde{t} 的约束关系, 而没有考虑空间对透射率场 \tilde{t} 的约束关系. 因此, 透射率场 \tilde{t} 在局部空间内会出现突变现象, 这与

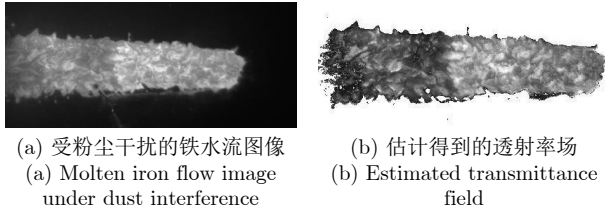


图 10 透射率场估计

Fig.10 Transmittance field estimation

透射率场连续变化的先验矛盾. 为了降低透射率场 \hat{t} 在局部空间内出现的突变现象, 构建如式 (6) 所示的目标函数, 旨在从空间上对透射率场 \hat{t} 加以约束, 避免不自然的突变.

$$\arg \min_{\hat{t}} \sum_{(x, y) \in \Omega_w} \omega (\hat{t} - \tilde{t})^2 + \lambda \left(a_x \frac{\partial \hat{t}}{\partial x} + a_y \frac{\partial \hat{t}}{\partial y} \right)^2 \quad (6)$$

式中第一项为透射率场的保真项, 用于保证平滑细化后的透射率场 \hat{t} 与估计的透射率场 \tilde{t} 尽可能地相似, 其中的 ω 是权重, 表示 \tilde{t} 在该像素上估计的准确度; 第二项为透射率场的正则化项, 用于确保透射率场 \hat{t} 的平滑性, 具体是通过平滑度权重 a_x, a_y 对透射率场 \hat{t} 在 x, y 两维度上的梯度变化加以控制. 最后 \hat{t} 为优化后的透射率场, λ 用于维持两项之间的平衡. 权重 ω 根据式 (7) 计算.

$$\omega = \min \left(1, \max \left(0.01, \frac{3 \text{count}(\text{ind}(x, y))}{\max(\text{count}(\text{ind}(x, y))) \times \sigma(x, y)} \right) \right) \quad (7)$$

式中, $\sigma(x, y)$ 是透射率场 \tilde{t} 的标准差, 衡量了透射率 $\tilde{t}(x, y)$ 的波动性; 计数函数 $\text{count}(\text{ind}(x, y))$ 用于统计雾线聚簇 $\text{ind}(x, y)$ 的数量, 体现聚簇数量对权重 ω 的影响.

算法 1. 大气光值 A 的估计算法

输入. 原始铁水流图像 I , 高斯卷积函数 $f_{gauss}(x, y)$.

输出. 大气光值 A .

- 1) 初始化. 图像 I 转换为索引图像 $\{n \in [1, \dots, N]\} \leftarrow I$; 调色板 $\{I_n\}_{n=1}^N$; 辉光图像 $H = I \times f_{gauss}(x, y)$, ($I > 0.6 \times 255$); 像素簇权重 $\omega_n^{high} = \sum H(n) / \max(H)$, $\omega_n^{low} = \sum n / \max(\sum n)$.
- 2) 遍历近红外和绿色通道、近红外和蓝色通道、绿色和蓝色通道 $\{InfG, InfB, GB\}$, 若满足条件 $(c_1, c_2) \in \{InfG, InfB, GB\}$, 则执行步骤 3).
- 3) 遍历大气光值 A , 若满足条件 $A = (k_1 \times \Delta A, k_2 \times \Delta A)$, $k_1, k_2 \in \{0, \dots, 255\}$, 则执行步骤 4).

- 4) 遍历场景色彩夹角 $\theta_{k_3} = \pi/k_3$, 若满足条件 $k_3 \in \{1, \dots, 120\}$, 执行步骤 5).
- 5) 遍历色彩的聚簇索引 n , 若满足条件 $n = 1 \sim N$, 则 $d = |(A - I_n(c_1, c_2)) \times (\cos\theta_{k_3}, \sin\theta_{k_3})|$, 并执行步骤 6).
- 6) 判断直线距离是否满足小于阈值 τ 且大气光值高于场景色彩亮度 $(d < \tau) \wedge (k_1 \Delta A > I_n(c_1)) \wedge (k_2 \Delta A > I_n(c_2))$. 若满足该条件, 则投票该大气光值 A , $\text{accum}_{c_1, c_2}(k_1, k_2, k_3) += \omega_n^{high} \times f(\|A - I_n\|)$. 若不满足, 则执行步骤 7).
- 7) 判断直线距离是否小于阈值 τ 且大气光值低于场景色彩亮度 $(d < \tau) \wedge (k_1 \Delta A < I_n(c_1)) \wedge (k_2 \Delta A < I_n(c_2))$. 若满足该条件, 则投票该大气光值 A , $\text{accum}_{c_1, c_2}(k_1, k_2, k_3) += \omega_n^{low} \times f(\|A - I_n\|)$.

为获得平滑后的透射率场 \hat{t} , 本文选用加权最小二乘法对式 (6) 进行求解. 为易于计算, 先将式 (6) 转化为矩阵形式后, 可得:

$$\arg \min_{\hat{t}} \left(\omega (\hat{t} - \tilde{t})^T (\hat{t} - \tilde{t}) + \lambda (\hat{t}^T D_x^T A_x D_x \hat{t} + \tilde{t}^T D_y^T A_y D_y \tilde{t}) \right) \quad (8)$$

式中, 变量 D_x 表示对透射率场 \hat{t} 在 x 轴的微分, 其值是 $[-1, 1]$; D_y 则表示对透射率场 \hat{t} 在 y 轴的微分, 其值是 $[-1, 1]^T$; A_x 和 A_y 则为平滑度权重 a_x 和 a_y 的对角权值矩阵形式.

当满足线性系统式 (9) 时, 即可实现对式 (6) 中 \hat{t} 的求解.

$$(I^o + \lambda L_g) \hat{t} = \tilde{t} \quad (9)$$

其中 I^o 为单位矩阵; $L_g = (D_x^T A_x D_x + D_y^T A_y D_y) / \omega$.

因此, 对式 (9) 求解后, 便得到优化后的透射率场 \hat{t} , 如式 (10) 所示.

$$\hat{t} \approx \frac{\tilde{t}}{I^o + \lambda L_g} \quad (10)$$

2.3 铁水流温度场补偿

当高炉铁口处的铁水流不受粉尘干扰时, 红外探测器接收到的辐射信号主要来自铁水流发射的辐射亮度、周围环境的辐射亮度以及大气辐射亮度, 其电压信号可以表示为^[30]:

$$s(T_{inf}) = \tau_a [\varepsilon_0 s(T_0) + \rho_0 s(T_u)] + (1 - \tau_a) s(T_a) \quad (11)$$

式中 T_{inf} 、 T_0 、 T_u 和 T_a 分别表示无粉尘干扰时红外相机测得的温度、铁水流自身温度、周围环境的温度以及大气温度; ε_0 表示铁水流发射率; τ_a 表示大气透射率; ρ_0 表示铁水流的反射率; $s(\cdot)$ 表示物体发出的辐射信号.

算法 2. 场景中原色彩 J 的估计算法

输入. 大气光值 \hat{A} , 图像 I , 预设的三维曲面 $points$.

输出. 场景原色彩 J .

- 1) 初始化场景原色彩 $J = \text{zeros}(h, w)$, $(h, w) \in \text{size}(I)$;
- 2) 构建以 \hat{A} 为中心的雾线 $lines = I - A./\|I - A\|^2$;
- 3) 按 $points$ 构建 KD 树;
- 4) 以 KD 树对 $lines$ 进行划分, 得到索引 $ind(x, y)$, $(x, y) \in (h, w)$, $J_{ind} = \max(I_{inf}(ind(x, y)))$.

进而可以将铁水流发出的辐射信号表示为:

$$s(T_0) = \frac{1}{\varepsilon_0 \tau_a} s(T_{inf}) - \frac{\rho_0}{\varepsilon_0} s(T_u) - \frac{1 - \tau_a}{\varepsilon_0 \tau_a} s(T_a) \quad (12)$$

当高炉铁口处的铁水流受粉尘干扰时, 红外相机接收的红外辐射相比于不受粉尘干扰时接收到的红外辐射, 增加了来自粉尘的辐射亮度和从粉尘反射的红外辐射亮度这两项红外辐射, 并且粉尘的存在也会导致原有辐射项发生变化. 因此, 当光路中存在粉尘干扰时, 红外探测器输出的电压信号可以表示为:

$$s(T_{inf}) = \varepsilon_0 \tau_a \tau_{dust} s(T_0) + \rho_0 \tau_a \tau_{dust} s(T_u) + \varepsilon_{dust} \tau_a s(T_d) + \rho_{dust} \tau_a s(T_u) + \varepsilon_a s(T_a) \quad (13)$$

式中, T_d 表示粉尘的温度; ε_{dust} 、 τ_{dust} 和 ρ_{dust} 分别表示粉尘的发射率、透射率和反射率; ε_a 表示大气发射率.

同理, 可得铁水流对外发出的辐射信号为:

$$s(T_0) = \frac{1}{\varepsilon_0 \tau_a \tau_{dust}} s(T_{inf}) - \frac{\rho_0}{\varepsilon_0} s(T_u) - \frac{\varepsilon_{dust}}{\varepsilon_0 \tau_{dust}} s(T_d) - \frac{\rho_{dust}}{\varepsilon_0 \tau_{dust}} s(T_u) - \frac{\varepsilon_a}{\varepsilon_0 \tau_a \tau_{dust}} s(T_a) \quad (14)$$

由基尔霍夫定律可知^[31], 任何材料的发射率、吸收率和透射率之和为 1. 对于不透明物体, 可以将其透射率视为 0, 如铁水流; 对于透明物体, 则可以将其反射率视为 0, 如大气. 因此, 可以将铁水流的反射率、大气和粉尘的发射率分别表示为:

$$\begin{cases} \rho_0 = 1 - \varepsilon_0 \\ \varepsilon_a = 1 - \tau_a \\ \varepsilon_{dust} = 1 - \tau_{dust} - \rho_{dust} \end{cases} \quad (15)$$

将式 (15) 代入式 (12) 中, 可得:

$$s(T_0) = \frac{1}{\varepsilon_0 \tau_a} s(T_{inf}) - \frac{1 - \varepsilon_0}{\varepsilon_0} s(T_u) - \frac{\varepsilon_a}{\varepsilon_0 \tau_a} s(T_a) \quad (16)$$

同理, 当光路中存在粉尘干扰时, 铁水流发出

的红外辐射对应的信号为:

$$s(T_0) = \frac{1}{\varepsilon_0 \tau_a \tau_{dust}} s(T_{inf}) - \frac{1 - \varepsilon_0}{\varepsilon_0} s(T_u) - \frac{1 - \tau_{dust} - \rho_{dust}}{\varepsilon_0 \tau_{dust}} s(T_d) - \frac{\rho_{dust}}{\varepsilon_0 \tau_{dust}} s(T_u) - \frac{\varepsilon_a}{\varepsilon_0 \tau_a \tau_{dust}} s(T_a) \quad (17)$$

当光路受粉尘干扰时, 由于红外相机自身并未考虑光路中粉尘的干扰, 直接测量的具有误差的温度 T'_0 , 可以用下式表示.

$$s(T'_0) = \frac{1}{\varepsilon_0 \tau_a} s(T_{inf}) - \frac{1 - \varepsilon_0}{\varepsilon_0} s(T_u) - \frac{\varepsilon_a}{\varepsilon_0 \tau_a} s(T_a) \quad (18)$$

因此, 在将式 (18) 和式 (17) 联立后, 可以得到粉尘影响下带误差的红外测温结果与未受影响下的红外测温结果之间的关系.

$$s(T_0) = \frac{1}{\tau_{dust}} s(T'_0) + \left(1 - \frac{1}{\tau_{dust}} + \frac{1 - \tau_{dust} - \rho_{dust}}{\varepsilon_0 \tau_{dust}} \right) s(T_u) - \frac{1 - \tau_{dust} - \rho_{dust}}{\varepsilon_0 \tau_{dust}} s(T_d) \quad (19)$$

当红外探测器的光谱响应率在红外波段范围内不随波长变化时, 红外相机电压信号强度与被测物体表面温度间的关系可以表示为下式^[32].

$$s(T) = CT^m \quad (20)$$

式中, C 和 m 是拟合系数, 与红外相机的光圈和探测器类型相关.

将式 (20) 代入式 (19), 可以得到铁水流温度场补偿模型:

$$T_0 = \tau_{dust}^{-\frac{1}{m}} T'_0 \left\{ 1 + \frac{1}{T_0^m} \left[(\tau_{dust} - 1 + \varepsilon_0^{-1} (1 - \tau_{dust} - \rho_{dust})) T_u^m - \varepsilon_0^{-1} (1 - \tau_{dust} - \rho_{dust}) T_d^m \right] \right\}^{\frac{1}{m}} \quad (21)$$

根据 Pan 等^[33] 的研究, 当未补偿实测温度与环境温度间的倍数关系 M 满足条件 $M \geq |100(1 - \tau_{dust})|^{1/m}$ 时, 可得:

$$\frac{1}{T_0^m} \left\{ [\tau_{dust} - 1 + \varepsilon_0^{-1} (1 - \tau_{dust} - \rho_{dust})] T_u^m - \varepsilon_0^{-1} (1 - \tau_{dust} - \rho_{dust}) T_d^m \right\} \approx 0 \quad (22)$$

由于在高炉出铁场处未补偿的实测温度远远高

于环境温度, 满足式 (22) 的适用条件. 因此, 可将式 (22) 代入式 (21), 化简得到温度场近似补偿模型:

$$T_0 \approx \tau_{dust}^{-\frac{1}{m}} T'_0 \quad (23)$$

在得到温度场近似补偿模型后, 将估计得到的粉尘透射率场代入近似温度补偿模型中, 即可实现对铁水流温度场的补偿.

3 工业验证

为了验证所提红外-可见光协同测温方法的有效性, 在某钢铁集团炼铁厂 2 号高炉出铁场安装了自主设计的红外-可见光视觉协同测温系统, 并开展了铁水测温实验, 如图 2 所示. 本文所采用的数据集为从某炼铁厂不同铁口采集的多炉次铁水流图像数据, 实验环境为 Inter(R) Core(TM) i7-10700 2.90 GHz, 内存 32 GB RAM, 显卡 NVIDIA GeForce RTX3060. 长时间的工业实验表明所提方法能够为高炉现场提供连续在线准确的铁水温度数据. 具体实验过程如下.

3.1 粉尘透射率估计结果分析

为了验证本文所提透射率估计方法的有效性, 本文选用了暗通道先验去雾方法 (Dark channel image dehaze, DCID)^[19]、非局部区域去雾方法 (Non-local image dehaze, NLID)^[26]、饱和线先验去雾方法 (Saturation line image dehaze, SLID)^[34] 和夜间辉光去雾方法 (Nighttime haze removal with glow, NHRG)^[35] 等代表性透射率估计方法进行对比. 然而, 由于无法获得高炉出铁场粉尘透射率场的真实值, 难以直接评价各个方法所估计的粉尘透射率场的性能. 因此, 为了更直观地展示本文所提的透射率估计方法的有效性, 本文将从两个角度进行分析对比: 一是直接从可见光图像中估计得到的透射率场, 二是去粉尘干扰后的图像效果. 此外, 本文选取在多个不同高炉铁口采集到的受粉尘干扰的铁水流图像作为图像数据集, 并在图 11 展示了不同方法在这个数据集中估计得到的透射率场和去粉尘干扰效果.

由于本文所提的透射率估计方法得到的是红外图像中的透射率场, 为了能得到可见光波段下的透射率场, 本节在透射率估计方法的执行过程中跳过了色彩通道替换和场景原色彩值映射两个环节, 从而实现直接在可见光图像中估计得到透射率场. 图 11 展示了不同方法在去除铁水流图像中粉尘干扰后的效果, 可以发现, DCID 和 NLID 并没有较好地改善铁水流中受粉尘干扰区域的色彩亮度, 这可能是由于在透射率估计中选取了错误的大气光值导致

的. SLID 与 DCID 方法表现类似, 在受粉尘干扰的铁水流区域其色彩亮度仍远低于不受粉尘干扰的区域, 甚至在某些图像中出现了色调变化的现象. 在 NHRG 的去粉尘干扰结果中, 甚至出现了在粉尘影响较低的区域, 粉尘的透射率估计值却相对较高以及铁水流变色等现象, 这可能是由于在去除图像中辉光项干扰时引入的灰色世界先验与高炉铁口高温高亮的铁水环境相互冲突导致的. 相比上述方法, 本文方法能较为有效地降低粉尘对铁水流的干扰, 受粉尘干扰的区域其透射率相比不受粉尘干扰的区域有较为明显的降低; 同时, 在去粉尘干扰后的铁水流图像中也能较为直观地发现受粉尘干扰的区域的亮度与不受粉尘干扰的区域亮度近乎相同, 且能够维持铁水流的纹理细节, 使得铁水和炉渣仍然清晰分明.

此外, 为了能更全面和客观地评价本文方法在消除粉尘对可见光图像干扰方面上相对其他方法的优越性, 本文选取了雾度感知评估器 (Fog aware density evaluator, FADE)^[36] 和恢复后的边缘可见性 (Edges newly visible after restoration, ENVR)^[37] 作为评价去除图像中粉尘干扰的性能指标. FADE 是一种基于自然统计和雾度感知统计的无参考感知雾度预测模型, 当 FADE 值越小时, 场景中可见性越高. ENVR 是一种能见度增强的评价指标, 当 ENVR 值较大时, 说明图像中感知雾度较低, 对比度增强效果较好. 此外, 本文采用标准差 (Standard deviation, STD)、自然图像质量评估器 (Natural image quality evaluator, NIQE)^[38] 和视觉信息保真度 (Visual information fidelity, VIF)^[39] 作为评价图像质量的指标. STD 表示数据偏离平均值的程度, 本文采用 STD 表示去除粉尘干扰后铁水流颜色的变化程度, STD 值越小, 表明粉尘去除效果越好. NIQE 是一种无参考图像质量评估方法, 其值越大表明图像对比度相对越大, 人眼感知效果越好. VIF 是基于自然场景统计和人类视觉系统模型提出的图像质量评价指标, 其值越大, 图像清晰度越高, 质量越好.

表 1 展示了不同方法在去除粉尘对铁水流干扰后生成图像的性能指标对比. 从其中可以看出, 本文方法在 FADE、NIQE 和 STD 三项指标上均表现出最优的性能. 在指标 FADE 方面, 本文方法有效地提高了图像的可见性. 在衡量图像对比度的指标 NIQE 上, 本文方法达到了所有对比方法中的最高值 5.9588, 这表明本文方法有效地降低了铁水流整体的色彩对比度, 减少了粉尘对铁水流的干扰. 从数据波动指标 STD 来看, 经本文方法处理后的铁水流色彩波动明显降低, 铁水流整体的色调和亮

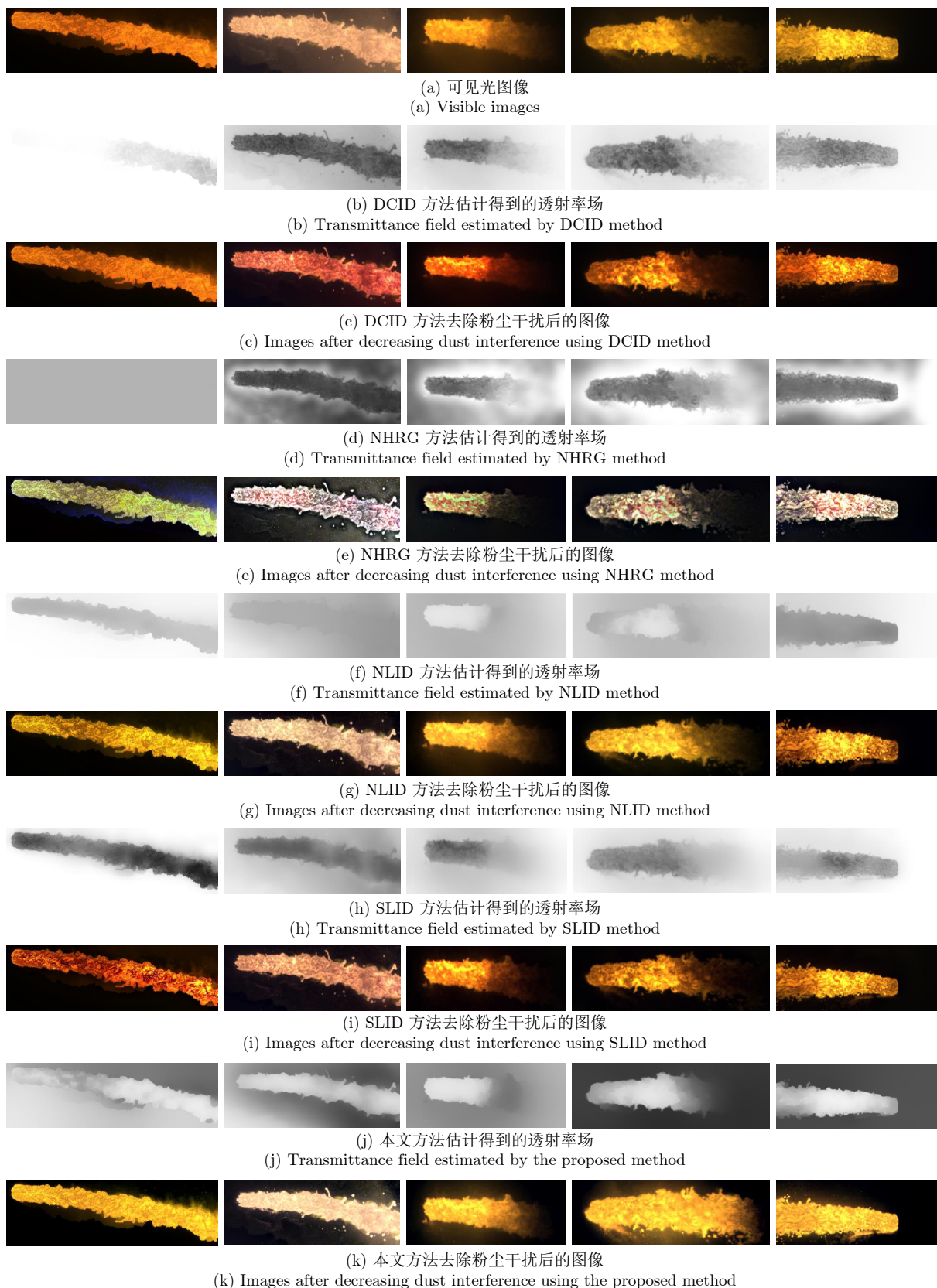


图 11 高炉铁口铁水流图像的透射率场估计结果和去除粉尘干扰后的图像

Fig. 11 Transmittance field estimation results of molten iron flow images at blast furnace taphole and the images after decreasing dust interference

表 1 不同方法去除粉尘对铁水流干扰后的图像性能指标
Table 1 Performance indexes of molten iron flow images after removing dust interference using different methods

方法	FADE	ENVR	NIQE	VIF	STD
DCID	0.6121	1.0568	5.7528	0.8151	42.6041
NHRG	0.4867	5.9504	5.7233	1.1632	59.4452
NLID	0.4343	2.6741	5.5326	1.1110	50.6340
SLID	0.4839	3.3695	5.0503	1.0318	52.0414
本文方法	0.3348	2.4984	5.9588	1.0712	25.9634

度趋于一致,表明所提方法在估计粉尘透射率上的有效性.

3.2 铁水温度场检测结果分析

图 12 展示了针对粉尘干扰补偿前后的铁水流温度场. 由图 12 可知, 经过补偿后, 粉尘造成的铁水流区域局部偏暗现象得到显著改善. 受限于测温仪器设备和现场环境, 目前除了快速热电偶测温方法、红外测温方法等, 尚未有报道能在高炉铁口处检测铁水温度的方法. 快速热电偶是接触式测温, 也是工业现场认为较为可靠的测温方法. 由于难以直接获取出铁过程中铁水流温度场的真实值, 本文以快速热电偶的铁水测温结果作为参考温度, 验证本文所提方法的准确性. 同时, 将仅利用红外测温方法的结果作为对照 (直接利用红外图像计算铁水温度, 没有针对粉尘干扰进行补偿, 即为补偿前的测温结果), 以验证本文方法的有效性.

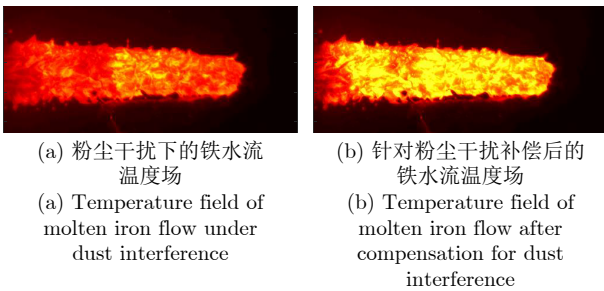


图 12 铁水流温度场

Fig. 12 Temperature field of molten iron flow

图 13 展示了在同一高炉的不同出铁周期中, 采用不同测温方法得到的铁水温度. 图中黑色点表示快速热电偶测量的铁水温度, 红色虚线和橙色实线分别表示仅采用红外测温方法和本文方法得到的铁水温度, 也可将其分别看作补偿前后的测温结果. 从图 13 中可知, 没有补偿前, 仅采用红外测温的结果与快速热电偶测温结果相比, 存在较大的偏差. 经过补偿后, 本文方法在整个出铁周期内测得的铁

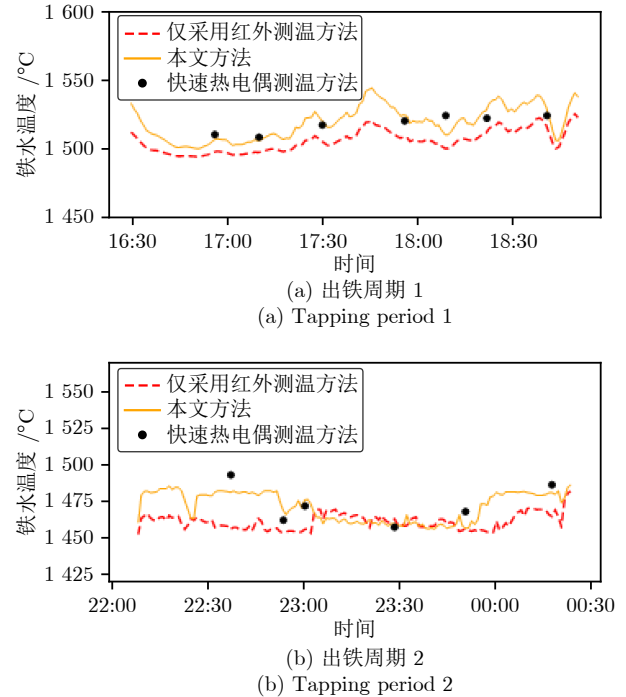


图 13 不同出铁周期得到的铁水温度

Fig. 13 Molten iron temperature obtained at different tapping periods

水温度与快速热电偶测温结果较为接近, 且变化趋势一致. 需要说明的是, 铁水温度是通过计算铁水流温度场中铁水区域温度均值的方式得到的.

此外, 本文也计算了不同方法相对于参考温度的绝对误差, 如图 14 所示. 由图 14 可知, 本文方法的测温绝对误差比仅采用红外测温的绝对误差更小, 且大部分均在 $\pm 5^\circ\text{C}$ 以内, 即相比于补偿前的测温误差, 补偿后测温结果的误差显著减小, 说明本文方法得到的铁水温度是可靠的.

为了能更为客观地分析本文方法相比仅采用红外测温方法的优越性, 本文采用最大温度测量误差 ME_{\max} , 最小温度测量误差 ME_{\min} , 测温误差均值 ME_{avg} , 测温误差均方差 ME_{std} 作为评价本文方法测温结果有效性的性能指标.

$$ME_{\max} = \max(\text{abs}(T(i) - T_{\text{true}}(i))), i \in N \quad (24)$$

$$ME_{\min} = \min(\text{abs}(T(i) - T_{\text{true}}(i))), i \in N \quad (25)$$

$$ME_{\text{avg}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{abs}(T(i) - T_{\text{true}}(i)) \quad (26)$$

$$ME_{\text{std}} = \frac{\sum_{i=1}^N (T(i) - ME_{\text{avg}})^2}{N} \quad (27)$$

式中 $T_{\text{true}}(i)$ 为快速热电偶的第 i 个测温结果;

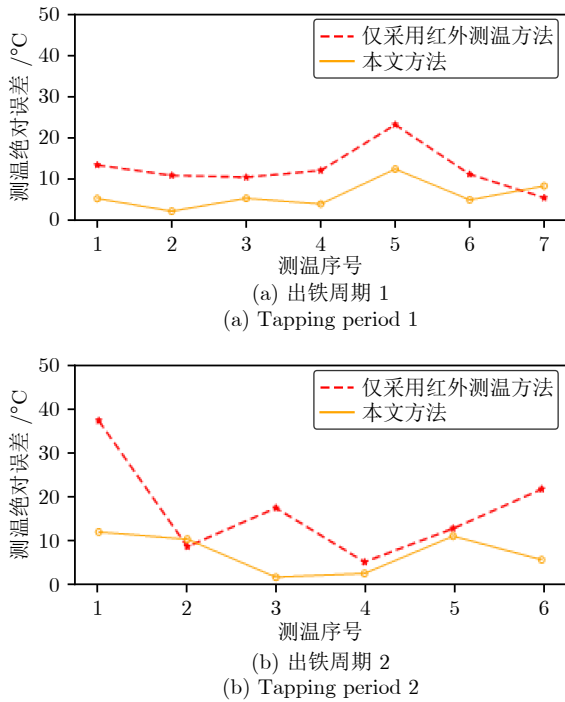


图 14 不同出铁周期测温绝对误差

Fig. 14 Absolute error of temperature measurement at different tapping periods

$T(i)$ 为同一时刻其他测温方法的测温结果; N 为快速热电偶的测温结果数量.

表 2 显示了不同方法在 10 个出铁周期上的性能指标. 由表 2 可知, 本文方法在最大测温误差、最小测温误差、测温误差均值和测温误差均方差等 4 项指标中取得了最佳表现. 相比于仅利用红外视觉进行测温, 本文方法在这四个指标上显著降低, 测温误差均值由 $14.5571\text{ }^{\circ}\text{C}$ 降低到 $6.5563\text{ }^{\circ}\text{C}$, 表明本文方法能在一定程度上降低粉尘对仅使用红外测温的影响, 提高铁水连续在线测温的精度.

表 2 不同测温方法的性能指标对比 ($^{\circ}\text{C}$)Table 2 Comparison of performance indexes of different temperature measurement methods ($^{\circ}\text{C}$)

测温方法	ME_{\max}	ME_{\min}	ME_{avg}	ME_{std}
红外测温	37.4963	4.9702	14.5571	8.4503
本文方法	12.5136	1.4967	6.5563	3.7164

3.3 工业应用

为在高炉现场应用所提多源视觉协同测温方法, 研发了高炉铁口铁水流温度场监控软件. 软件基于 Visual Studio C# 语言开发, 软件界面如图 15 所示. 软件集成了铁口出铁状态自动检测与切换、粉尘透射率估计、温度场在线补偿等功能, 能够为



图 15 高炉铁水流温度场监控软件界面

Fig. 15 Monitoring software interface of MITF at blast furnace

高炉操作人员提供实时在线准确的铁水温度信息, 降低了现场人员的劳动强度, 改变了高炉现场人工测量铁水温度的现状, 为高炉铁水质量调控、炉温状态分析、能耗水平评估提供可靠的温度数据支撑.

3.4 讨论

工业实验表明所提红外与可见光视觉协同测温方法能够在线准确地获取高炉铁口铁水温度, 为高炉操作调控提供重要的反馈信息. 在一次完整出铁过程 (2~3 个小时) 中, 使用快速热电偶测温频次为 3 次左右, 本文所提方法的单次响应时间为 5 s 左右, 测温时效性能满足高炉炼铁现场的生产要求. 此外, 本文所提透射率估计方法的去粉尘效果虽没有在所有指标上都表现最佳, 但在三个指标上表现最佳, 与现有方法相比仍有一定的竞争力. 未来我们将进一步探索粉尘透射率估计方法, 以达到更好的去粉尘效果.

需要指出的是, 所提铁水温度检测方法及系统为高炉铁口铁水温度变化趋势分析、铁水流流出状态识别、铁口磨损情况监测、铁口堵口时间判断等提供了直观清晰的铁水流图像, 未来可以结合人工智能方法, 开展高炉铁口温度变化趋势智能分析、铁水流状态智能识别、铁口磨损程度智能监测、铁口堵口时间智能决策等方面的研究, 提升高炉出铁过程的数字化智能化水平.

4 结束语

高炉铁口铁水流温度场在线准确检测对于铁水质量调控和炉温调节意义重大. 本文提出基于红外与可见光视觉的高炉铁口铁水温度场检测方法, 构建基于粉尘透射率的红外测温近似补偿模型, 能够实现动态粉尘干扰下的铁水流温度场针对性补偿. 同时, 协同铁水流红外及可见光图像, 构建基于雾线先验的粉尘透射率场估计模型, 为红外测温补偿模型提供了关键的粉尘透射率参数. 高炉现场实验

结果表明所提方法能够实现动态粉尘干扰下铁口处铁水温度的在线准确检测, 为高炉炼铁过程的精细化调控提供关键数据支撑. 由于高炉出铁场环境的复杂性, 未来将对粉尘透射率估计方法深入研究, 进一步减小粉尘环境下红外测温误差.

References

- Xu C, Jiang Z H, Pan D, Yu H Y, Huang J C, Zhou K, et al. Multiscale neighborhood adaptive clustering image segmentation for molten iron flow slag-iron recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, **54**(8): 4642–4654
- Liu Y, Zhou P, Sun X, Chai T Y. Optimal tracking control of blast furnace molten iron quality based on Krotov's method and nonlinear subspace identification. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, **71**(8): 9610–9619
- Wen Liang, Zhou Ping. Model free adaptive control of molten iron quality based on multi-parameter sensitivity analysis and GA optimization. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(11): 2600–2613
(温亮, 周平. 基于多参数灵敏度分析与遗传优化的铁水质量无模型自适应控制. 自动化学报, 2021, **47**(11): 2600–2613)
- Zhou P, Zhang S, Chai T Y. Adaptive constraint penalty-based multiobjective operation optimization of an industrial dynamic system with complex multiconstraint. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, **54**(8): 4724–4737
- Pan Dong, Jiang Zhao-Hui, Xu Chuan, Gui Wei-Hua. Research progress of measurement methods of molten iron temperature in blast furnace. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, **44**(11): 280–296
(潘冬, 蒋朝辉, 许川, 桂卫华. 高炉铁水温度检测方法的研究进展. 仪器仪表学报, 2023, **44**(11): 280–296)
- Jiang Zhao-Hui, Xu Chuan, Jiang Ke, Gui Wei-Hua. Prediction method of hot metal silicon content in blast furnace based on optimal smelting condition migration. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(1): 194–206
(蒋朝辉, 许川, 蒋珂, 桂卫华. 基于最优工况迁移的高炉铁水硅含量预测方法. 自动化学报, 2022, **48**(1): 194–206)
- Ma J C, Meng L H, Liu Z D, Z X. Rapid identification of liquid steel temperature in tundish based on blackbody cavity sensor. *ISIJ International*, 2024, **64**(11): 1691–1698
- Shao H D, Li W, Cai B, Wan J F, Xiao Y M, Yan S. Dual-threshold attention-guided GAN and limited infrared thermal images for rotating machinery fault diagnosis under speed fluctuation. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2009, **19**(9): 9933–9942
- Vollmer M, Möllmann K P. *Infrared Thermal Imaging: Fundamentals, Research and Applications*. Hoboken: John Wiley & Sons, 2017.
- Osornio-Rios R, Antonino-Daviu J, Romero-Troncoso R. Recent industrial applications of infrared thermography: A review. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, **15**(2): 615–625
- Usamentiaga R, Molleda J, Garcia D F. Temperature measurement of molten pig iron with slag characterization and detection using infrared computer vision. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, **61**(5): 1149–1159
- Pan D, Jiang Z H, Xu C, Gui W H. Polymorphic temperature measurement method of molten iron after skimmer in ironmaking process. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, **71**: 1–11
- Pan D, Jiang Z H, Chen Z P, Gui W H, Xie Y F, Yang C H. Temperature measurement and compensation method of blast furnace molten iron based on infrared computer vision. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, **68**(10): 3576–3588
- Pan D, Jiang Z H, Li Y T, Yu H Y, Gui W H. A novel compensation method for infrared temperature measurement using infrared vision and visible light vision under water mist interference. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, **68**(10): 3576–3588
- Zhang Y, Xie Z, Hu Z, Zhao S, Bai H. Online surface temperature measurement of billets in secondary cooling zone end-piece based on data fusion. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, **72**: 1–9
- Tripathy H P, Bej D, Pattanaik P, Mishra D K, Kamilla S K, Tripathy R K. Measurement of zone temperature profile of a resistive heating furnace through RVM model. *IEEE Sensors Journal*, 2018, **18**(11): 4429–4435
- Pan D, Jiang Z, Li Y, Yu H, Gui W H. Intelligent compensation method of infrared temperature measurement for multiple interference factors. *IEEE Sensors Journal*, 2022, **22**(19): 18550–18559
- Pan D, Jiang Z H, Chen Z P, Jiang K, Gui W H. Compensation method for molten iron temperature measurement based on heterogeneous features of infrared thermal images. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, **16**(11): 7056–7066
- He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **33**(12): 2341–2353
- Liu J, Liu R W, Sun J, Zeng T. Rank-one prior: Real-time scene recovery. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, **45**(7): 8845–8860
- González-Sabbagh S, Robles-Kelly A. A survey on underwater computer vision. *ACM Computing Surveys*, 2023, **55**(13): 1–39
- Hu H M, Guo Q, Zheng J, Wang H, Li B. Single image defogging based on illumination decomposition for visual maritime surveillance. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, **28**(6): 2882–2897
- Emberton S, Chittka L, Cavallaro A. Underwater image and video dehazing with pure haze region segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2018, **168**: 145–156
- Ding X, Wang Y, Zhang J, Fu X. Underwater image dehaze using scene depth estimation with adaptive color correction. In: Proceedings of the OCEANS 2017. Aberdeen, UK: IEEE, 2017. 1–5
- Cheng Y, Jia Z, Lai H, Yang J, Kasabov N K. Blue channel and fusion for sandstorm image enhancement. *IEEE Access*, 2020, **8**: 66931–66940
- Berman D, Avidan S. Non-local image dehazing. In: Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE, 2016. 1674–1682
- Jiang Z H, Chang Z R, Xu C, Pan D, Yu H Y, Gui W H. Detection method of molten iron flow velocity at blast furnace taphole combining visual perception and jet mechanism. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 1972, **73**: 1–11
- Berman D, Treibitz T, Avidan S. Single image dehazing using haze-lines. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, **42**(3): 720–734
- Narasimhan S G, Nayar S K. Shedding light on the weather. In: Proceedings of the 2003 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Madison, USA: IEEE, 2003. I–I
- Yang Li, Yang Zhen. *Principle and Technology of Infrared Thermal Imaging Temperature Measurement*. Beijing: Science Press, 2012. 15–28
(杨立, 杨桢. 红外热成像测温原理与技术. 北京: 科学出版社, 2012. 15–28)
- Usamentiaga R, Venegas P, Guerediaga J, Vega L, Molleda J, Bulnes F G. Infrared thermography for temperature measurement and non-destructive testing. *Sensors*, 2014, **14**(7): 12305–12348
- Zhang Z M, Tsai B K, Machin G. *Radiometric Temperature Measurements: I. Fundamentals*. Massachusetts: Academic press, 2009.
- Pan D, Jiang Z, Gui W, Jiang K, Maldague X. Compensation method for the influence of dust in optical path on infrared tem-

- perature measurement. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, **70**: 1–11
- 34 Ling P, Chen H, Tan X, Jin Y, Chen E. Single image dehazing using saturation line prior. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2023, **32**: 3238–3253
- 35 Li Y, Tan R T, Brown M S. Nighttime haze removal with glow and multiple light colors. In: Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE, 2015. 226–234
- 36 Choi L K, You J, Bovik A C. Referenceless prediction of perceptual fog density and perceptual image defogging. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(11): 3888–3901
- 37 Hautiere N, Tarel J P, Aubert D. Blind contrast enhancement assessment by gradient ratioing at visible edges. *Image Analysis and Stereology*, 2008, **27**(2): 87–95
- 38 Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, **20**(3): 209–212
- 39 Ding K, Ma K, Wang S Q, Simoncelli E P. Image quality assessment: Unifying structure and texture similarity. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, **44**(5): 2567–2581



潘冬 中南大学自动化学院副教授。主要研究方向为红外热成像, 视觉检测, 深度学习, 图像处理和误差建模与补偿。

E-mail: pandong@csu.edu.cn

(PAN Dong Associate professor at the School of Automation, Central South University. His research interest covers infrared thermography, vision-based measurement, deep learning, image processing, error modeling and compensation.)



许川 中南大学自动化学院博士研究生。主要研究方向为图像处理, 数据分析, 深度学习和复杂工业过程建模。本文通信作者。

E-mail: csuxuchuan@csu.edu.cn

(XU Chuan Ph.D. candidate at the School of Automation, Central

South University. His research interest covers image processing, data analysis, deep learning and modeling of complex industrial process. Corresponding author of this paper.)



龚芑旭 中南大学自动化学院硕士研究生。主要研究方向为图像处理, 数据分析, 机器学习以及复杂工业过程建模和优化控制。

E-mail: agongpxz@163.com

(GONG Peng-Xu Master student at the School of Automation, Central South University. His research interest covers image processing, data analysis, machine learning, modeling and optimal control of complex industrial process.)



蒋朝辉 中南大学自动化学院教授。主要研究方向为检测技术与自动化装置, 图像处理, 工业 VR 以及复杂工业过程的建模和优化控制。

E-mail: jzh0903@csu.edu.cn

(JIANG Zhao-Hui Professor at the School of Automation, Central South University. His research interest covers detection technology and automatic equipment, image processing, industrial VR, modeling and optimal control of complex industrial process.)



桂卫华 中南大学自动化学院教授。主要研究方向为复杂工业过程检测、建模与控制。

E-mail: gwh@csu.edu.cn

(GUI Wei-Hua Professor at the School of Automation, Central South University. His main research interest is measurement, modeling and control of complex industrial process.)