

基于局部背景对比的建筑外墙红外异常区域提取方法

刘政^{1,*}

1. 中国建筑标准设计研究院有限公司, 北京, 100048

摘要: 针对建筑外墙红外图像中日照、材料差异及构件边界形成的非均匀背景易导致全局分割方法误检和异常区域过度扩张的问题, 提出一种基于局部背景对比与双阈值连接的红外异常区域提取方法。采用第2和第98百分位数对单幅图像进行稳健归一化, 以大尺度邻域均值估计缓变背景, 计算像素与局部背景的响应差; 利用高、低阈值分别确定强响应核心和弱响应候选区域, 保留与核心相连的8邻域连通域, 并去除小面积孤立区域。该方法无需模型训练, 参数在 Building Facade RGB-IR Benchmark Dataset 官方验证集上确定后保持固定。193幅测试图像上的精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1值和交并比(IoU)分别为14.11%、46.51%、21.65%和12.14%。F1和IoU较K-means分别提高6.21和3.78个百分点, 较Otsu分别提高8.21和4.94个百分点; 无缺陷图像的平均异常面积占比由K-means的22.21%降至14.19%。结果表明, 该方法可减少非均匀背景引起的大范围误检, 使提取区域更加集中, 但召回率低于两种对比方法, 完全漏检率也较高, 表明背景误检抑制与异常覆盖之间存在权衡。

关键词: 建筑外墙; 红外热像; 异常区域提取; 局部背景; 双阈值连接

Extraction of infrared anomaly regions on building facades based on local background contrast

Zheng Liu^{1,*}

1. China Institute of Building Standard Design & Research Co., Ltd., Beijing 100048, China

Abstract: Non-uniform backgrounds caused by solar irradiation, material differences and component boundaries can lead to false detections and oversegmentation in infrared images of building facades. A training-free method based on local background contrast and dual-threshold connectivity is proposed to extract infrared anomaly regions. Each image is robustly normalised using its 2nd and 98th percentiles. A large-window local mean estimates the slowly varying background, which is subtracted from the normalised response. High and low thresholds identify strong-response cores and weak-response candidates, respectively. Candidate regions connected to the cores through 8-neighbour connectivity are retained, and small isolated regions are removed. Parameters are selected on the official validation split of the Building Facade RGB-IR Benchmark Dataset and remain fixed during testing. On 193 test images, the method achieves a precision of 14.11%, a recall of 46.51%, an F1 score of 21.65% and an intersection over union (IoU) of 12.14%. F1 and IoU exceed those of K-means by 6.21 and 3.78 percentage points, respectively, and those of Otsu by 8.21 and 4.94 percentage points. On images without annotated defects, the mean proportion of extracted anomaly pixels decreases from 22.21% for K-means to 14.19%. These results show that local background contrast reduces large-area false detections and produces more spatially concentrated anomaly regions. However, recall is lower and the complete-miss rate is higher than those of both comparison methods, indicating a trade-off between background false-positive suppression and anomaly coverage.

Keywords: Building facade; Infrared thermography; Anomaly region extraction; Local background; Dual-threshold

connectivity

建筑外墙在长期太阳辐射、温湿循环、风雨侵蚀及材料老化作用下,其饰面层、保温层及界面区域可能出现空鼓、脱粘、受潮等内部状态变化。这些变化会改变墙体局部传热过程,并在适宜的检测时段形成区别于周围区域的红外响应。彭雄等^[1]利用无人机热成像研究了建筑饰面层脱粘区域的温度场分布,结合热源聚类 and 形状特征识别缺陷。已有研究表明,异常响应的方向与热作用阶段有关:升温阶段可表现为相对高响应,降温阶段则可能发生反转^[1-2]。因此,局部区域与邻近背景的响应差异是建筑外墙红外异常识别的重要依据。相关建筑红外诊断研究还表明,围护结构热响应与材料热物性、构造及传热状态密切相关^[3-5]。

实际建筑立面的红外响应具有明显的空间非均匀性。太阳照射角度、阴影、墙面朝向及材料热物性差异会形成缓变背景场,窗洞、金属构件及分格区域也可能产生局部响应。建筑热成像综述指出,现场检测结果还会受到气象条件、表面状态和采集时段等因素影响^[6]。Garrido 等^[7]在建筑饰面砖试件上开展了主动热成像与自动缺陷分割研究,表明图像处理有助于提取不同表面条件下的异常区域。红外图像处理与数据分析方法可为局部热异常识别提供支持^[8]。对于自然环境下采集的外墙热像,背景变化与局部结构响应相互叠加,仍会增加异常区域提取的难度。

Otsu^[9]和 K-means^[10]等全局方法主要依据整幅图像的灰度分布进行分割,计算过程简单,但统一的判别参考难以适应不同位置的背景差异,易将高响应背景与局部异常同时划为异常区域,造成提取范围扩大。Niblack^[11]、Sauvola^[12]等局部阈值方法引入邻域统计量,使阈值随位置变化,但逐像素判别仍需结合区域的空间连通关系。近年来,建筑外墙缺陷识别开始采用学习型特征和跨模态信息^[13],以利用复杂场景中的多源信息,但这类方法通常需要标注样本和模型训练。对于仅有单幅红外图像的快速分析,无需训练且处理过程可解释的异常区域提取方法仍有应用价值。

针对上述问题,本文提出一种基于局部背景对比与双阈值连接的建筑外墙红外异常区域提取方法。以大尺度局部均值估计缓变背景,计算像素与局部背景的响应差,减弱非均匀背景对异常判别的影响;利用高、低阈值和 8 邻域连通关系提取强响应核心及其相连的弱响应区域,并过滤小面积孤立区域。方法无需模型训练,参数仅依据官方验证集及其标注确定,在独立测试集上评价误检抑制与异常覆盖之间的权衡。

1 建筑外墙红外异常特征与局部背景模型

1.1 红外异常的局部响应特征

设建筑外墙红外图像在位置 $p=(x,y)$ 处的观测响应为 $I(p)$,将其概念性地表示为缓变背景、局部异常及其他扰动之和:

$$I(p) = B(p) + A(p) + n(p) \quad (1)$$

式中, $B(p)$ 表示太阳辐射、墙面朝向、材料及整体传热等因素形成的空间背景; $A(p)$ 表示局部内部状态变化形成的异常响应; $n(p)$ 表示噪声及其他局部扰动。图 1 为背景与局部异常叠加的示意图。外墙背景通常具有较大的空间变化尺度,而异常响应多集中于局部区域,因而可用像素相对于局部背景的偏离程度表征异常。本文以数据集集中的缺陷标注评价红外响应异常区域的提取结果,但红外响应异常与内部缺陷并不严格等同,不能据此直接判定内部缺陷类型。

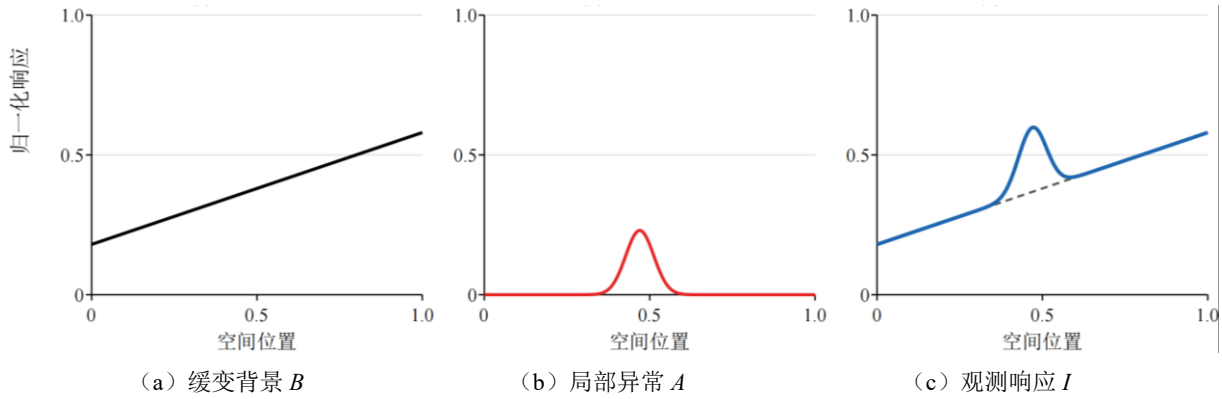


图 1 建筑外墙局部异常响应与非均匀背景示意

Fig. 1 Schematic of local anomaly response and non-uniform facade background

注: $I(p) = B(p) + A(p) + n(p)$, 异常响应可随热作用阶段呈正向或负向。

1.2 全局参考造成的背景干扰

若以整幅图像的统一参考值 I_{ref} 进行异常判别, 则像素响应与参考值之差为:

$$I(p) - I_{ref} = [B(p) - I_{ref}] + A(p) + n(p) \quad (2)$$

当 $B(p)$ 随空间位置明显变化时, 式 (2) 中的背景偏移项可能占比较大, 使全局阈值将正常的高响应背景划为异常。为减弱这一影响, 本文采用位置 p 周围的大尺度邻域估计局部背景, 将判别依据由像素与整幅图像统一参考的差异, 改为像素与邻近背景的差异。后续计算均在图像响应域内进行。

2 基于局部背景对比的异常区域提取方法

方法流程如图 2 所示, 包括稳健归一化、局部背景估计、局部对比计算、双阈值连接和小区域过滤。双阈值连接采用滞后阈值判别的思路, 保留与强响应核心相连的弱响应候选区域。输入为单幅红外图像, 输出为异常区域的二值掩膜。

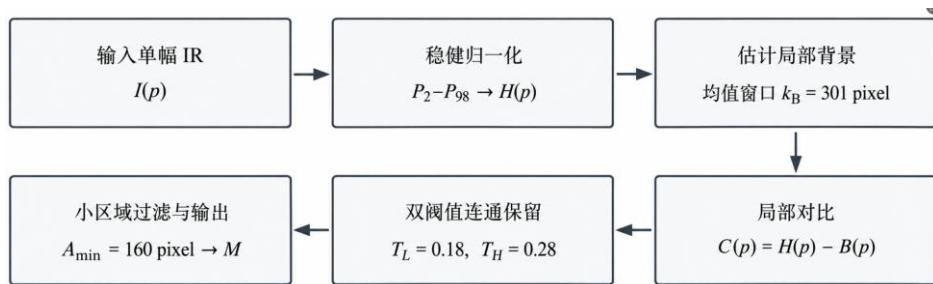


图 2 基于局部背景对比与双阈值连接的方法流程

Fig. 2 Workflow of the method based on local background contrast and dual-threshold connectivity

2.1 稳健归一化

不同红外图像的响应范围存在差异。为减小少量极端响应值对归一化尺度的影响, 采用当前图像的第 2 和第 98 百分位数进行稳健归一化:

$$H(p) = \text{clip} \left[\frac{I(p) - P_2}{P_{98} - P_2 + \varepsilon}, 0, 1 \right] \quad (3)$$

式中, P_2 和 P_{98} 分别为当前图像响应的第 2 和第 98 百分位数; clip 表示将数值截断至 $[0, 1]$ 区间; ε 为防止分母为零的极小量。计算时, 先将 8 位图像的像素值除以 255, 再计算百分位数, ε 取 10^{-20} 。归一化响应 $H(p)$ 用于后续背景估计和阈值判别。

2.2 局部背景估计

采用边长为 k_B 的方形均值窗口估计位置 p 处的局部背景:

$$\hat{B}(p)=\frac{1}{|\Omega_B(p)|}\sum_{q\in\Omega_B(p)}H(q)$$
(4)

式中, $\Omega_B(p)$ 表示以 p 为中心的局部邻域, $|\Omega_B(p)|$ 为邻域内的像素数, 图像边界采用反射填充。大尺度窗口通过邻域平均估计缓变背景, 归一化响应与该背景之差定义为局部对比响应:

$$C(p)=H(p)-\hat{B}(p)$$
(5)

图 3 展示了测试样本 00441 的中间处理结果。从左至右、从上至下, 六个子图依次为原始红外 (infrared, IR) 图像、归一化响应 H 、局部背景估计、局部对比响应 C 、弱响应候选与强响应核心, 以及最终提取结果。归一化保留了墙面局部响应差异, 局部均值主要反映缓变背景, 两者相减得到正、负对比响应。双阈值确定核心和候选区域后, 经连通域保留及面积过滤得到最终结果。

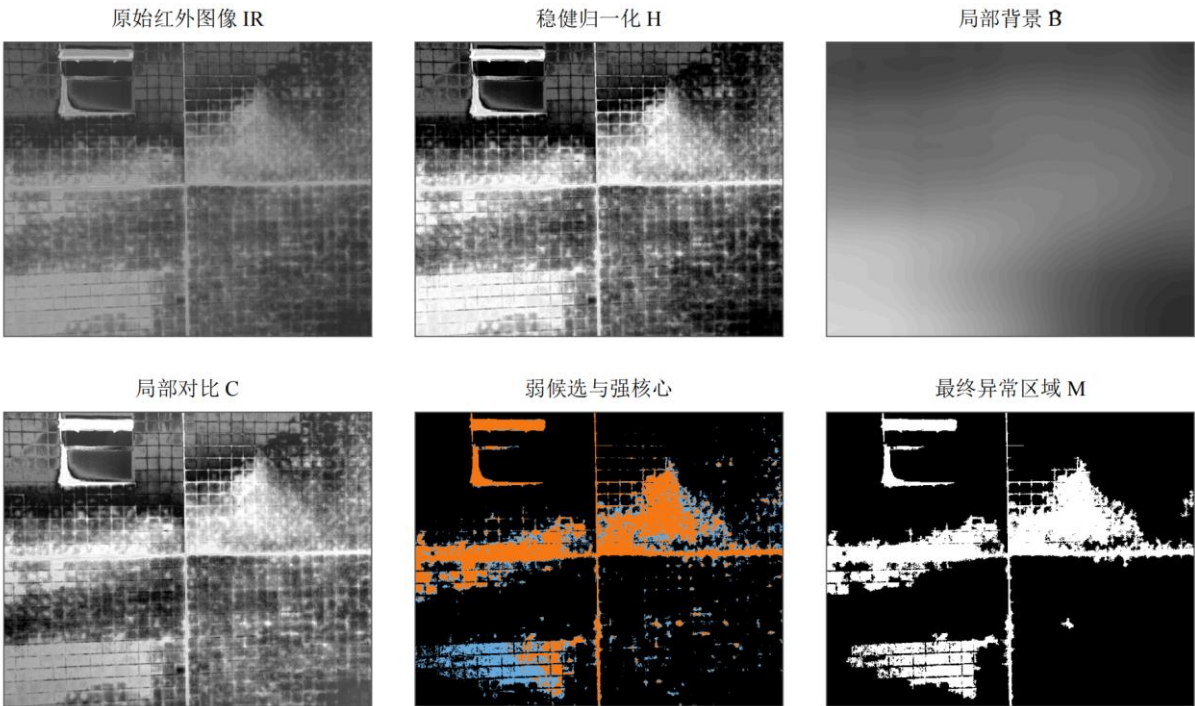


图 3 局部背景对比与双阈值处理过程

Fig. 3 Processing steps for local background contrast and dual-threshold connectivity

注: C 显示范围为 $[-0.5,0.5]$; 蓝色表示弱响应候选区域, 橙色表示强响应核心区域。

2.3 响应方向确定

异常可随热作用阶段表现为正向或负向响应。本文仅利用验证集比较正向、负向及双向三种设置。正向设置对 C 执行阈值判别和连通处理, 负向设置对 $-C$ 执行相同处理, 双向设置取两者结果的并集。比较结果见表 1。

表 1 验证集响应方向比较

Table 1 Comparison of response polarities on the validation set

响应方向	Precision/%	Recall/%	F1/%	IoU/%
正向	11.29	44.33	18.00	9.89
负向	2.87	12.27	4.66	2.38
双向	6.91	56.61	12.31	6.56

由表1可知,双向设置虽然提高了 Recall,但也引入了更多背景响应,F1和IoU均低于正向设置。因此,本文采用验证集上F1和IoU最高的正向设置进行测试。该选择仅适用于当前数据集条件,其他检测时段下负向或双向响应的适用性仍需验证。正向响应定义为:

$$C^+(p) = \max[C(p), 0] \quad (6)$$

2.4 双阈值连接

对 $C^+(p)$ 设置低阈值 T_L 和高阈值 T_H , 且 $T_H > T_L$, 分别得到弱响应候选区域和强响应核心区域的二值掩膜 M_L 、 M_H :

$$M_L(p) = [C^+(p) > T_L] \quad (7)$$

$$M_H(p) = [C^+(p) > T_H] \quad (8)$$

式中,方括号表示条件成立时取1,否则取0。高阈值用于确定强响应核心,低阈值用于提取核心周围的弱响应候选区域。对 M_L 进行8邻域连通域标记,仅保留与 M_H 存在交集的连通域,再删除像素数小于 $A_{\min}$ 的连通域,得到最终异常区域:

$$M = F_{A_{\min}}[R_8(M_L, M_H)] \quad (9)$$

式中, R_8 表示保留低阈值掩膜 M_L 中与高阈值核心 M_H 相交的8邻域连通域; F 表示删除像素数小于 $A_{\min}$ 的连通域。该处理可保留与强响应核心相连的外围弱响应区域,同时排除不含核心的孤立候选区域。

2.5 参数确定

所有参数仅利用192幅验证图像确定,测试阶段保持固定,取值见表2。图4为验证集上的单因素参数敏感性分析结果;每次仅改变横轴对应的参数,其余参数保持表2中的取值。

表2 方法参数

Table 2 Parameters of the proposed method

参数	含义	数值
k_B	局部背景窗口边长/像素	301
T_L	低阈值	0.18
T_H	高阈值	0.28
$A_{\min}$	最小连通域像素数	160

k_B 由61增至301像素时,IoU由5.06%提高至9.89%,表明在当前图像尺度和考察范围内,较大的背景窗口更有利于异常区域提取,本文取 $k_B=301$ 像素。 T_L 由0.10增至0.22时,Precision由9.68%提高至11.78%,Recall由54.27%降至39.07%,体现了覆盖范围与误检之间的平衡;本文取 $T_L=0.18$ 。

T_H 在0.26~0.34范围内变化时,F1为17.93%~18.43%,IoU为9.85%~10.15%,变化较小,本文取 $T_H=0.28$ 。 $A_{\min}$ 在40~320像素范围内变化时,IoU由9.83%变为9.95%,说明聚合结果对该参数相对不敏感,本文取 $A_{\min}=160$ 像素。上述取值为当前验证条件下选定的固定工作参数。

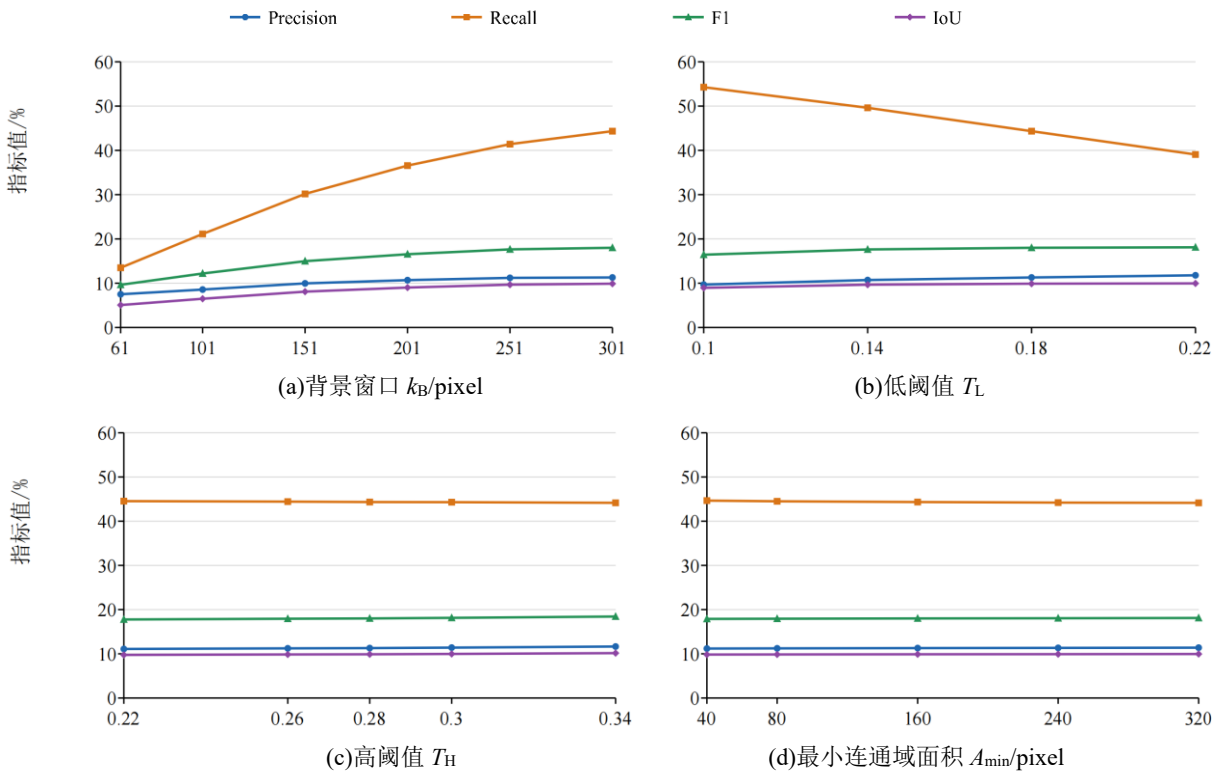


图 4 验证集参数敏感性分析

Fig. 4 Parameter sensitivity analysis on the validation set

3 实验与结果分析

3.1 数据集与实验设置

采用 He 和 Zhang 发布的 Building Facade RGB-IR Benchmark Dataset^[14]。该数据集包含 1028 组建筑外墙 RGB-IR 配准图像，本文仅使用其中尺寸为 640×512 像素的 8 位 IR 图像及二值缺陷标注，不使用 RGB 信息，也不进行模型训练。采用官方 wo_spalling 划分，其中 192 幅图像用于验证，193 幅图像用于测试。测试集中 128 幅图像含缺陷标注，65 幅图像不含缺陷标注。以数据集提供的二值缺陷标注作为各方法的统一评价参照。

3.2 对比方法

采用 Otsu、K-means 与本文方法进行对比。三种方法均采用基于 P_2 和 P_{98} 的稳健归一化，并统一删除像素数小于 160 的 8 邻域连通域。Otsu 和 K-means 以归一化响应映射得到的 8 位灰度图为输入。Otsu 将高于自动阈值的像素判定为异常；K-means 仅沿灰度维度聚类，将中心灰度最高的一类判定为异常。为保证结果可重复，K-means 按灰度直方图的分位位置初始化聚类中心，并采用直方图加权更新。

仅在验证集上比较 K-means 聚类数 $K=2、3、4、5$ 时的结果，见表 3。K=4 时 F1 和 IoU 最高，因此测试阶段固定 $K=4$ 。

表 3 K-means 聚类数的验证集比较

Table 3 Comparison of K-means cluster counts on the validation set

K	Precision/%	Recall/%	F1/%	IoU/%
2	5.86	68.72	10.81	5.71
3	7.12	61.13	12.76	6.82
4	7.75	48.54	13.36	7.16
5	7.71	34.71	12.62	6.73

Niblack 和 Sauvola 尚未在与主要对比实验一致的预处理和后处理条件下完成比较, 因此不纳入统一条件下的方法比较。

3.3 评价指标

采用像素级精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 值和交并比 (IoU) 评价预测区域与标注区域的空间一致性。TP 为预测区域与标注区域重合的像素数, FP 为预测区域中未与标注重合的像素数, FN 为标注区域中未被预测覆盖的像素数。总体指标先累加全部测试图像的 TP、FP 和 FN, 再按下式计算:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (12)$$

$$IoU = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (13)$$

对含缺陷标注的图像, 进一步计算聚合 IoU、逐图 IoU 中位数和完全漏检率; 完全漏检是指含缺陷标注的图像中 TP=0, 完全漏检率为此类图像数占全部含缺陷标注图像数的比例。对不含缺陷标注的图像, 先计算每幅图像中预测异常面积占整幅图像面积的比例, 再对 65 幅图像取均值, 以评价背景误检范围。下文将两类图像分别简称为含缺陷图像和无缺陷图像。

3.4 整体对比结果

由表 4 可知, 本文方法在 193 幅测试图像上的 Precision、F1 和 IoU 分别达到 14.11%、21.65% 和 12.14%, 均高于 Otsu 和 K-means。与 K-means 相比, F1 由 15.44% 提高至 21.65%, IoU 由 8.36% 提高至 12.14%, 分别提高 6.21 和 3.78 个百分点; 与 Otsu 相比, F1 和 IoU 分别提高 8.21 和 4.94 个百分点。Otsu 的 Recall 较高, 但 Precision 仅为 7.35%, 说明采用单一全局阈值时, 大范围背景响应容易被划为异常。本文方法通过局部背景差分减弱空间缓变背景对阈值判别的影响, 使提取区域更加集中, 因而获得了较高的 Precision、F1 和 IoU。但其 Recall 为 46.51%, 低于 K-means 的 50.43% 和 Otsu 的 78.41%, 表明误检抑制同时伴随着异常覆盖程度的下降。测试集中的 65 幅无缺陷图像不贡献 TP 和 FN, 其预测异常像素均计为 FP, 从而降低总体 Precision、F1 和 IoU。表 5 进一步列出含缺陷图像的提取结果与无缺陷图像的误检面积占比, 以区分两类图像对总体指标的影响。

表 4 193 幅测试图像的整体结果

Table 4 Overall results on 193 test images

方法	Precision/%	Recall/%	F1/%	IoU/%
Otsu	7.35	78.41	13.44	7.20
K-means	9.11	50.43	15.44	8.36
本文方法	14.11	46.51	21.65	12.14

3.5 分层结果

在 128 幅含缺陷图像上, 本文方法的聚合 IoU 为 16.67%, 高于 K-means 的 11.46%; 逐图 IoU 中位数由 8.40% 提高至 10.03%。在 65 幅无缺陷图像上, 平均异常面积占比为 14.19%, 低于 K-means 的 22.21% 和 Otsu 的 48.02%。但本文方法有 9 幅含缺陷图像完全漏检, 完全漏检率为 7.03%, 高于 K-means 的 3.91% 和 Otsu 的 1.56%。这表明误检范围缩小的同时, 图像级完全漏检比例有所增加。

低响应区域可能因未达到高阈值或最小面积要求而被剔除，但各处理步骤对漏检的具体影响仍需通过消融实验确认。

表 5 含缺陷与无缺陷图像的分层结果
Table 5 Stratified results for defect-positive and defect-negative images

方法	含缺陷图像 聚合 IoU/%	含缺陷图像 IoU 中位数/%	完全漏检率/%	无缺陷图像 平均异常面积占比/%
Otsu	10.65	6.59	1.56	48.02
K-means	11.46	8.40	3.91	22.21
本文方法	16.67	10.03	7.03	14.19

3.6 典型结果分析

图 5 按原始 IR 图像的背景变化程度选取低、中、高三个层级的含缺陷样本。首先将原始灰度值除以 255，以边长为 301 像素的均值窗口估计背景，再计算背景图第 95 与第 5 百分位数之差。按该差值排序，选取接近 1/6、1/2 和 5/6 分位位置的样本 00059、00441 和 00361，选样不依据预测 IoU。各方法的结果叠加于原始 IR 图像上，绿色、红色和蓝色分别表示 TP、FP 和 FN，子图下方标注相应的逐图 IoU。

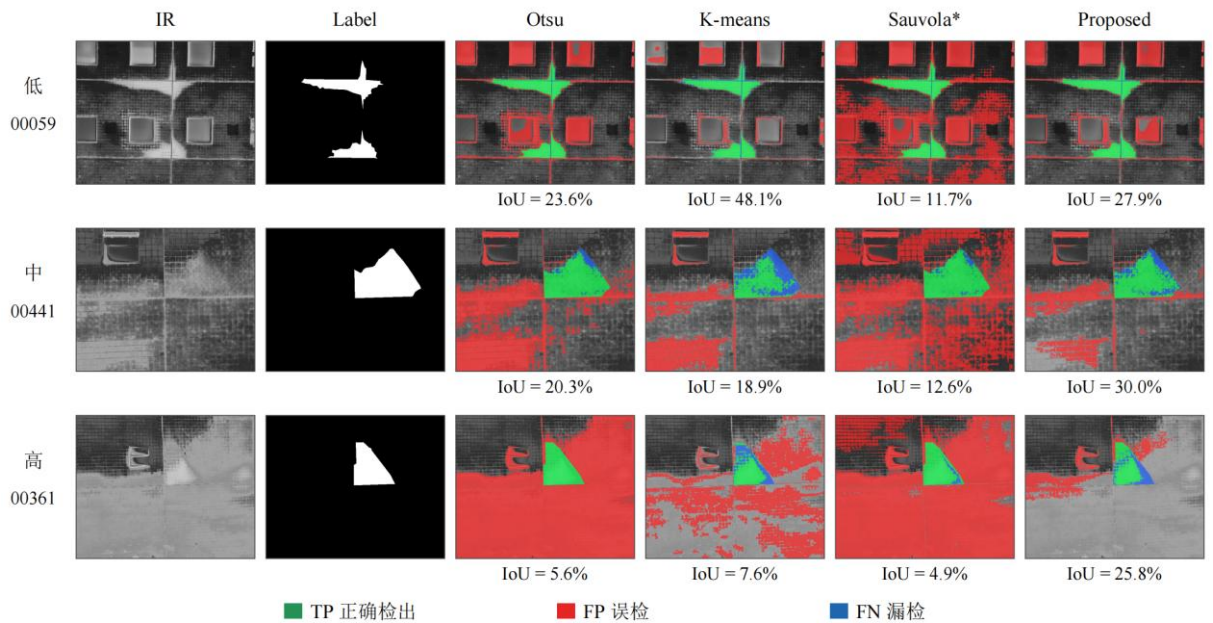


图 5 不同方法的建筑外墙红外异常区域提取结果

Fig. 5 Comparison of infrared anomaly region extraction results on building facades

注：从上至下依次为背景变化程度低、中、高的样本；Sauvola*仅作补充展示，不参与统一条件下的方法比较。

由图 5 可见，在背景变化较弱的样本 00059 中，K-means 能够较好地分离局部高响应区域，IoU 为 48.1%，高于本文方法的 27.9%。在背景差异较大的样本 00441 中，Otsu 将左下方墙面大面积划为异常，本文方法缩小了该区域，并保留右上方的异常主体，IoU 由 Otsu 的 20.3%和 K-means 的 18.9%提高至 30.0%。在样本 00361 中，Otsu 和 K-means 受高响应背景干扰，IoU 分别为 5.6%和 7.6%；本文方法通过局部背景对比减少了连续误检区域，IoU 为 25.8%。这三个样本表明，局部背景对比的作用主要体现在对明显缓变背景引起的大范围误检的抑制，其表现与总体及分层统计结果一致。

4 结论

(1) 针对日照、构件及材料差异引起的建筑外墙红外图像背景非均匀问题,提出了基于局部背景对比与双阈值连接的异常区域提取方法。该方法以局部背景为判别参考,通过高、低阈值和连通关系提取强响应核心及其相连的弱响应区域,无需模型训练。

(2) 在193幅官方测试图像上,本文方法的Precision、F1和IoU均高于Otsu和K-means,但Recall低于二者。其优势主要表现为减少非均匀背景引起的大范围误检,异常召回率并未提高。与K-means相比,F1和IoU分别提高6.21和3.78个百分点;与Otsu相比,分别提高8.21和4.94个百分点。

(3) 在含缺陷图像上,本文方法的聚合IoU为16.67%;在无缺陷图像上,平均异常面积占比为14.19%。完全漏检率为7.03%,高于两种主要对比方法,表明背景误检抑制与异常覆盖之间存在权衡。

(4) 响应方向、背景窗口和阈值的选取依赖当前验证集,固定正向设置对其他热作用阶段的适用性尚未得到验证,固定阈值对弱响应异常的覆盖也仍有限。后续需结合多时段热像、辐射测温数据和独立数据集开展验证,并通过消融实验分析各处理步骤对漏检的影响。

参考文献

- [1] 彭雄,钟新谷,赵超,等.基于无人机热成像的建筑饰面层脱粘缺陷识别[J].红外技术,2022,44(2):189-197.
- [2] Tomita K, Chew M Y L. A review of infrared thermography for delamination detection on infrastructures and buildings[J]. Sensors, 2022, 22(2): 423.
- [3] Balaras C A, Argiriou A A. Infrared thermography for building diagnostics[J]. Energy and Buildings, 2002, 34(2): 171-183.
- [4] Grinzato E, Vavilov V, Kauppinen T. Quantitative infrared thermography in buildings[J]. Energy and Buildings, 1998, 29(1): 1-9.
- [5] Barreira E, Freitas V P. Evaluation of building materials using infrared thermography[J]. Construction and Building Materials, 2007, 21(1): 218-224.
- [6] Lucchi E. Applications of the infrared thermography in the energy audit of buildings: A review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 82: 3077-3090.
- [7] Garrido I, Barreira E, Almeida R M S F, et al. Introduction of active thermography and automatic defect segmentation in the thermographic inspection of specimens of ceramic tiling for building façades[J]. Infrared Physics & Technology, 2022, 121: 104012.
- [8] Ibarra-Castanedo C, González D, Klein M, et al. Infrared image processing and data analysis[J]. Infrared Physics & Technology, 2004, 46(1-2): 75-83.
- [9] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [10] MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C]//Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. Vol. 1. Berkeley: University of California Press, 1967: 281-297.
- [11] Niblack W. An introduction to digital image processing[M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1986.
- [12] Sauvola J, Pietikäinen M. Adaptive document image binarization[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(2): 225-236.
- [13] He S, Zhao G, Chen J, et al. Weakly-aligned cross-modal learning framework for subsurface defect segmentation on building façades using UAVs[J]. Automation in Construction, 2025, 170: 105946.
- [14] He S, Zhang S. Building Facade RGB-IR Benchmark Dataset[DS/OL]. DataSpace@HKUST, 2025[2026-09-20]. DOI: 10.14711/dataset/BEC8FI.

基金项目: 中国建设科技集团科技创新基金青年科技基金项目(Z2025Q48)。

1*第1作者&通讯作者简介: 刘政(1993-),男,博士,工程师,研究方向:智能检验检测、工程智能监测。E-mail: lzdeity@163.com。