文章编号:1008-1542(2025)03-0323-10

基于 SURF 特征改进的空调标签缺陷检测算法

周慧子[1,2],刘跃霖[3],刘　青[4],李建武[1]

(1. 北京理工大学计算机学院,北京　100081;
2. 珠海格力电器股份有限公司大数据中心,广东珠海　519070;
3. 沈阳建筑大学中新国际工程学院,辽宁沈阳　110168;
4. 河北科技大学经济管理学院,河北石家庄　050018)

摘　要:针对深度学习算法无法兼容设备检测及新样本收集、检测时效性及泛化能力差的瓶颈,提出了一种基于 SURF 特征改进的传统模板匹配检测算法。首先,使用 SURF 算法对图像进行特征提取,采用乘积量化理论构建搜索树,结合特征点空间位置信息快速筛选匹配点;其次,根据匹配点获取单应性矩阵和仿射变换矩阵,通过两矩阵结合筛选"内点"进行偏移量计算并执行图像配准;最后,结合局部缺陷密度度量法思想,综合区域前景及区域背景加权方式计算缺陷密度,通过缺陷密度判定标签是否合格,同时针对小字符特征少又含有局部偏移的场景,使用改进方法避免误判。结果表明,所提算法在自建数据集上的准确率、召回率及 F1 分别为 98.67%、97.69%及 98.18%,均优于主流方法,在设备上实际应用时满足实时性要求。该算法能有效提升特征点稳定性和检测精度,为其实际应用提供了技术参考。

关键词:图像处理;缺陷检测;SURF 特征;图像配准;缺陷密度

中图分类号:TP317.4　　**文献标识码**:A　　**DOI**:10.7535/hbkd.2025yx03010

An improved air conditioner label defect detection algorithm based on SURF features

ZHOU Huizi[1,2], LIU Yuelin[3], LIU Qing[4], LI Jianwu[1]

(1. School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. Big Data Center, Zhuhai Gree Electric Appliances Company Limited, Zhuhai, Guangdong 519070, China;
3. Ara Institute of Canterbury International Engineering College (Zhongxin International College of Engineering), Shenyang Jianzhu University, Shenyang, Liaoning 110168, China;
4. School of Economics and Management, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang, Hebei 050018, China)

收稿日期:2024-11-25;修回日期:2024-12-20;责任编辑:冯民
基金项目:国家重点研发计划项目(2024YFE0198300,2019YFB1310803)
第一作者简介:周慧子(1995—),女,辽宁沈阳人,硕士研究生,主要从事计算机视觉方面的研究。
通信作者:李建武,副教授。E-mail:ljw@bit.edu.cn
刘跃霖。E-mail:yuelinliu2024@163.com

周慧子,刘跃霖,刘青,等. 基于 SURF 特征改进的空调标签缺陷检测算法[J]. 河北科技大学学报,2025,46(3):323-332.
ZHOU Huizi, LIU Yuelin, LIU Qing, et al. An improved air conditioner label defect detection algorithm based on SURF features [J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2025, 46(3): 323-332.

Abstract: Aiming at the bottleneck that deep learning algorithms are not compatible with device detection and new sample collection, as well as poor detection timeliness and generalization ability, a traditional template matching detection algorithm based on SURF features was proposed. Firstly, SURF algorithm was used to extract features from the image, and the product quantization theory was used to construct search trees. The matching points were quickly screened based on spatial position information of feature points. Secondly, the homography matrix and affine transformation matrix were obtained from the matching points, and the two matrices were combined to screen the "interior points" for offset calculation and image registration. Finally, combined with the idea of local defect density measurement, the defect density was calculated by integrating the regional foreground and background weighting method, and the qualification of the label was determined by the defect density. At the same time, for the scene of small characters with few features and local offset, an improved method was proposed to avoid misjudgment. The results show that the algorithm improves the stability and detection accuracy of feature point matching. The accuracy, recall and F1 on the self-built data set are 98.67%, 97.69% and 98.18%, respectively, which are better than the mainstream methods. The practical application on the device meets the real-time requirements. The algorithm can effectively improve the stability of feature points and the detection accuracy, meet the detection timeliness of equipment, and provide technical reference for its practicability.

Keywords: image processing; defect detection; SURF characteristics; image registration; defect density

随着工业4.0的浪潮推进,标签的质量已经成为衡量企业生产能力和市场竞争力的关键指标之一。为节约成本,大部分企业的空调内机标签是由人工粘贴的,存在人为造成的贴错、贴偏、漏贴等情况,并且生产线上采用人工目视检测的方式来判断产品外观合格性,不能有效保证检测精度,因此需要研制空调内机标签质量自动化检测设备对空调机身外观进行检测,达到省时省力、提高生产效率的目的[1]。

常用的标签缺陷检测方法有2种:基于传统图像处理的检测和基于深度学习模型的检测。关于传统图像处理的检测方法,周阳等[2]采用Halcon展开日化瓶瓶底喷码质量检测算法研究,利用基于形状的模板匹配法实现字符区域的定位;尚玉廷[3]利用专门特殊算法分割提取随机畸变字符集,创建每个独立字符的匹配模板,并记录相对位置区域进行包装箱型号标记缺陷检测;张永宏等[4]采用尺度不变特征转换算子(scale-invariant feature transform,SIFT)进行模板匹配,利用像素差值的方式来实现缺陷检测;BENJELIL等[5]使用交互式信息进行字符检测,找到自动缺陷检测算法检测到的图像与标准图像之间的差异,实现字符缺陷检测;HUA等[6]采用快速鲁棒特征描述子(speeded up robust feature descriptor,SURF)与特征跟踪角检测器进行图像特征提取,解决了拐角检测中拐角信息丢失、位置偏移等问题。此类方法能适应更多类型标签的检测,但由于特征点检测依赖于检测算子,通常因为检测速度慢和特征点不稳定出现误识别,对畸变、旋转等情况适应性较差[7]。关于深度学习模型的检测方法,ZHAO等[8]针对集装箱字符检测提出一种改进的基于DETR的方法,该方法将具有多通道分割注意力结构的ResNet骨干网络引入多尺度位置编码,实现容器字符端到端识别框架,提高了对输入位置信息的敏感度,在其自建集装箱字符数据集中测试精度可达98.6%;KOCH等[9]使用孪生网络(2个共享权重的网络)进行一次性图像识别,可以对2个输入图像判定是否属于同一类别,特别适用于人脸对比及基于模板匹配的缺陷检测;王勇等[10]将YOLOv4网络应用于建筑构件表面缺陷检测,通过多种优化技术提高了模型的检测精度,在构建的结构锯材表面缺陷数据集上达到了96.7%以上的平均检测精度,能够准确检测多种类型的缺陷。此类方法对缺陷有不错的识别能力,但通常需要大规模标注数据才能保证模型的准确性,难以适用于缺陷类型多变及语言字符多变的标签缺陷检测,且获取标注数据代价高,泛化能力较差。为了解决这个问题,研究者开始探索无监督学习策略。LIANG等[11]使用频率编码器将输入图像重建成不同频率图像信息,自适应地选择不同通道来执行不同编码器之间的频率交互以增强模型。LEE等[12]采用基于ViT的模型结构,通过使用多个自注意力层的补丁嵌入构建特征图学习图像块之间的全局关系,利用重建图像误差识别异常区域。ZHANG等[13]提出了一种基于Transformer架构的互注意力机制,重建过程中融合了图像的局部和全局特征,解决了现有Transformer模型融合局部信息效率低的问题。WANG等[14]通过结合对比学习并保留2D-Flow模型的轻量级特性,增强了2D-Flow框架,使网络能够从自生成的标签中学习更精确的映射关系。

虽然近期备受关注的无监督学习策略不依赖特定缺陷标注数据,但仍需要少量无标注的样本,且对于一些业务上可忽略的缺陷,缺陷维度不统一,对模型的调整优化十分困难,在处理复杂纹理和微小缺陷时仍存

在泛化性不足的问题[15-17]。新研发产品生产时无初始样本，且生产计划无法因设备调整而中止，检测设备无法兼顾生产检测及样本收集。另外，检测设备要兼容尺寸跨度非常大的产品，需要用户建模输入产品尺寸调节相机位置，所以采用模板匹配方法框选 ROI(region of interest)区域不会耗费人工过多精力，且所耗时长远小于拍摄多次收集样本并训练模型的时间。基于以上原因，本文提出一种基于 SURF 特征改进的空调标签缺陷检测算法，以解决传统 SURF 算法对相同字符及标签大小多样时标签误识别问题以及解决深度学习算法无法满足检测设备的产品兼容性与检测时效性问题。另外，针对小字符特征少又含有局部偏移的场景提出改进方法。

1　基于 SURF 特征改进方法

为了提高空调内机标签缺陷检测的性能，本文提出了一种基于 SURF 特征改进特征点筛选匹配的空调标签缺陷检测方法，如图 1 所示。所提出的方法包括图像预处理、特征提取、特征过滤、特征匹配、图像配准、缺陷判定几个关键步骤。

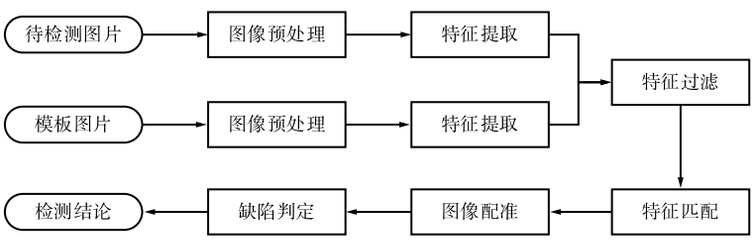
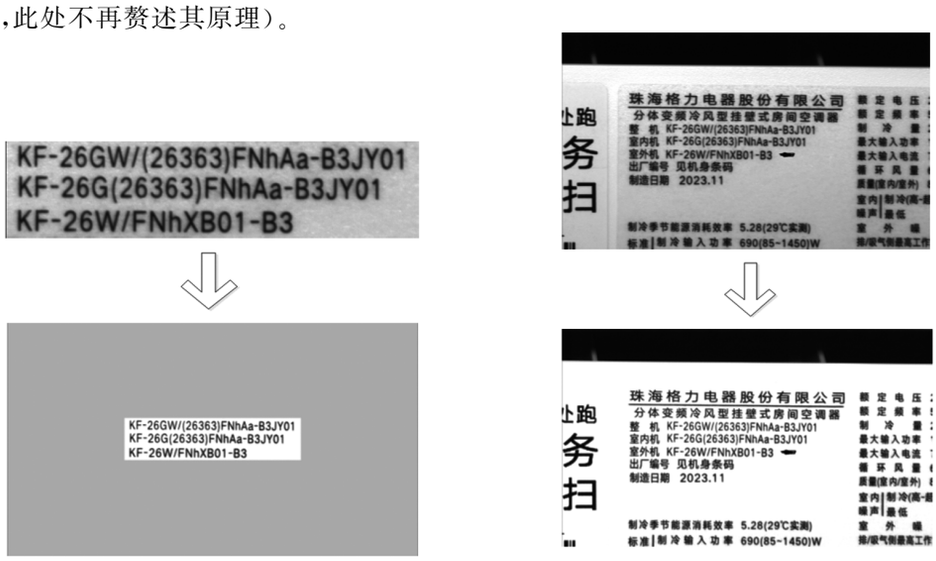


图 1　算法逻辑图

Fig. 1　Algorithmic logic diagram

1.1　图像预处理及特征提取

模板图片带有用户输入的信息，包括 ROI 区域坐标、偏位检测标准和角度检测标准。根据 ROI 区域坐标将模板图片进行裁剪，然后经过中值滤波、二值化及像素填充后得到如图 2 a)所示图像，其中像素填充采用平均灰度值法，根据偏位检测标准以 ROI 区域中心点向四周扩充。根据偏位检测标准扩充 ROI 区域坐标后，将待检测图片进行裁剪、中值滤波及二值化后得到如图 2 b)所示图像，至此就完成了模板图片及待检测图片的预处理操作。因 SURF 算法具有尺度和旋转不变性，且它将特征点描述向量进行归一化处理，也保持了对光照的不变性，所以选用 SURF 算法对图像进行特征提取。将上述进行预处理后的模板图像及待检测图像作为输入，提取 2 张输入图像的 SURF 特征描述，用于后续过程的计算(SURF 算法是广泛使用的特征检测算法，此处不再赘述其原理)。



a) 模板图像预处理　　b) 待检测图像预处理

图 2　图像预处理示意图

Fig. 2　Schematic of image preprocessing

1.2 特征过滤与匹配

实际生产中，人为粘贴的标签会存在角度旋转，若标签旋转角度过大或存在相似图案特征，容易出现特征点匹配的偏移，在匹配后计算特征缺陷时因匹配点效果不佳、缺陷计算错误而出现误识别。另外，提取的特征可能存在部分冗余信息，从提升检测速度方面考虑也应该对特征点进行筛选过滤。所以从减少噪点误匹配影响及提升检测速度角度考虑，本方法采用乘积量化方法对特征点描述进行压缩，构建搜索树[18]。第 i 个特征点的 SURF 描述是一个 64 或 128 维的向量 $\boldsymbol{F}_i$，将其分为 8 个部分 F_{ij}（$1\leqslant j\leqslant 8$）。对所有描述的每个子向量进行类别数为 K 的 K-Means 聚类，具体如式(1)所示。

$$K\text{-Means}_{j=1}^{8}=\{F_{1j},F_{2j},\cdots,F_{ij}\}\ 。\tag{1}$$

计算聚类中心 C_{kj}（$0\leqslant k\leqslant K$）并进行二进制编码以构建搜索树。聚类中心的数量 K 与特征点的数量 N 之间根据式(2)计算，其中 K 的结果向上取整数。

$$K=\log_2\left(\frac{N}{64}\right)\ 。\tag{2}$$

提取待检测图像中特征点描述符，并通过计算描述符的子向量与聚类中心 C_{kj} 之间的距离来确定聚类类别。然后对特征点进行二进制编码，以便快速定位具有相同编码的特征点子集。本方法基于空间信息的特征，计算模板待匹配特征点与待检测图特征点子集中欧氏空间距离，距离最小的点作为相应匹配点，得到如图 3 所示的特征点匹配效果图。

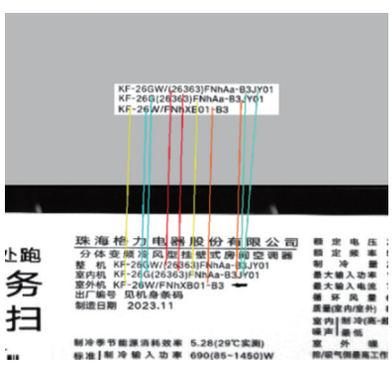
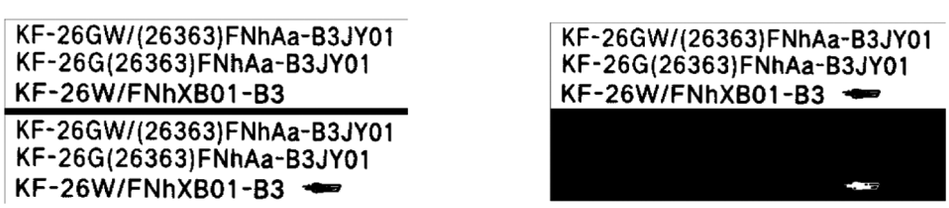


图 3 特征点匹配效果图

Fig. 3 Feature point matching effect diagram

1.3 图像配准与缺陷判定

空调内机在生产线上流转时，因为工艺板与阻挡器的碰撞，会造成机身出现不同程度的轻微偏移，使得待检测面到相机镜头面会有空间上的畸变。根据获取的特征点匹配对，结合随机采样一致性思想[19]，通过上述特征点对计算单应性矩阵、仿射变换矩阵。通过两矩阵结合，计算所有特征点与估计模型之间的误差，将误差小于阈值的特征点对视为“内点”，其余特征点对视为“外点”，选择两矩阵交叉部分“内点”作为最终的估计结果，计算偏移量，再计算仿射变换角度。仿射变换角度用于评估标签的角度偏移量，若超出设定的角度检测标准则视标签存在角度偏差缺陷。最后进行透视变换，使得待检图像变换到与模板图像相同的空间位置，达到配准效果，如图 4 a)所示。使用像素差法提取配准后二值化待检测图像与二值化模板图像之间的缺陷部分，如图 4 b)所示。



a）标签图像配准效果图　　b）像素差法处理效果图

图 4 图像配准示意图

Fig. 4 Schematic of image registration

对于不同种类、不同大小的标签，绝对阈值并不适用于判断缺陷，同时，标签的缺陷有原本字体缺失及空白区域脏污 2 种情况，故需要设计一种自适应缺陷判定方法。结合局部缺陷密度度量法（local defect density of measurement，LDDM）的思想，提出一种综合区域前景及区域背景加权方式计算缺陷密度，使用缺陷密度来衡量缺陷部分是否符合判定阈值的方法，进而判定产品是否合格。首先，使用轮廓搜索方法找到上述像素差法处理后的图像中缺陷轮廓。其次，定义区域背景为以缺陷轮廓中心点画圆的圆形区域（对应真实场景的标签空白区域），定义区域前景为待检测图二值化图像对应像素增加以缺陷轮廓中心点画圆的白色圆形区域再减去模板二值图（对应真实场景的标签原有字体区域），其中圆形区域半径 r 定义为式(3)，缺陷密度计算公式定义为式(4)。

$$r=0.05\min(a,b)\ , \tag{3}$$

$$D=0.5(\mu/\delta+\mu/\sigma)\ , \tag{4}$$

式中：a 表示模板 ROI 区域长；b 表示模板 ROI 区域宽；D 表示缺陷密度；μ 表示缺陷像素面积；δ 表示区域前景像素面积；σ 表示区域背景像素面积。特别的，形如图 4 b)的标签空白区域脏污缺陷在前景像素计算得 0，作为分母时，μ/δ 结果取无穷值，即标签空白区域的脏污一定能有效检出。

在某些特殊情况下，业务上允许标签有一定程度的轻微缺陷（即可忽略），通过上述缺陷密度 D 的计算方式，也可以在一定程度上避免出现检测结果过于严苛的问题（缺陷密度计算是在满足用户容忍度且不影响其他类型缺陷检测结果的前提下设计的）。例如图 5 所示，左侧配准图中最左侧类圆图像因工艺冷却步骤存在缝隙不一致的轻微缺陷（红色矩形框所示部分），在实际业务上允许出现，但是缝隙差距又要符合企业标准不能过大。可明显看到经过像素差法处理后的效果图上缝隙造成的缺陷区域，若其通过上述缺陷密度公式计算后，得到的缺陷密度小于设定阈值，则可以达到忽略的效果。

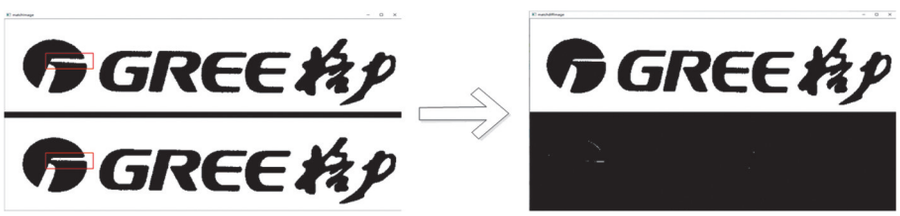


图 5　轻微缺陷忽略示意图

Fig. 5　Schematic of ignoring minor defects

1.4　小字符局部偏位改进

若待检测 ROI 区域字符或图案特征较少且周围存在相似特征时，在图像配准阶段会因相似干扰特征点造成图像配准误差，误判为不合格。但若为增加特征扩大 ROI 区域，当扩大后的 ROI 区域内存在图案局部偏位时，会因配准后的图像在使用像素差法进行缺陷区域计算时，未对齐部分影响判断结果。如图 6 所示，部分标签因批次不同，字符存在局部偏位现象，业务上人们仅关注“2023.10”字符是否存在缺陷，但因其特征较少且邻域内存在相近字符，所以仅框选此部分作为 ROI 区域会因图像配准误差而误判。图 6 上半部分“见机身条码”和“2023.10”与图 6 下半部分中相比（绿色矩形框所示），字符间相对位置不同，所以若为了增加字符特征框选 ROI 区域范围较大，会因字符间相对位置偏位造成批量误判。

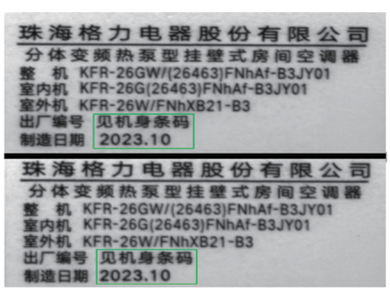


图 6　存在局部偏移示意图

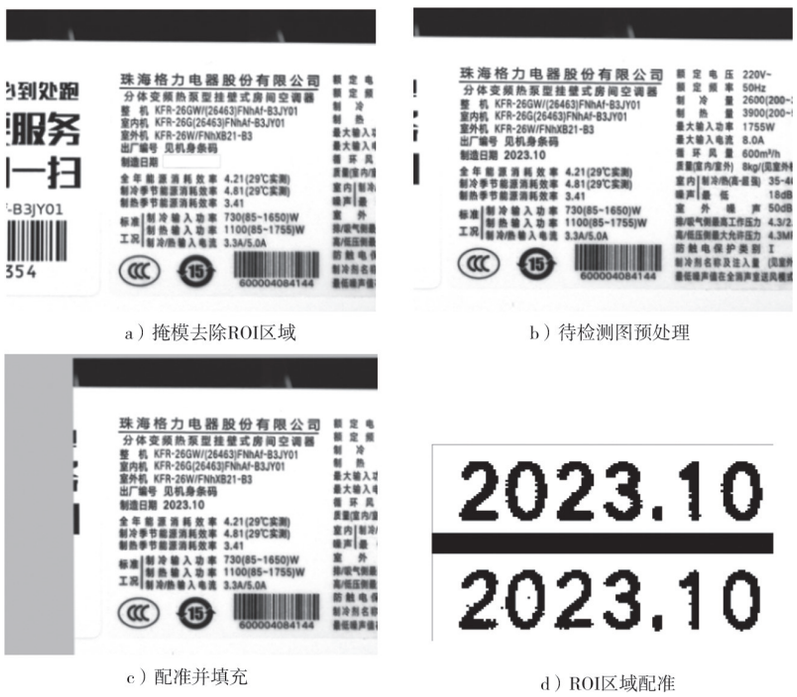
Fig. 6　Schematic with local offset

为此，提出一种针对小字符特征少及邻域存在相似特征影响配准效果并且存在局部偏位现象的改进检测方法。针对小字符 ROI 区域“2023.10”，首先在模板图中 ROI 区域邻域扩展偏位检测标准并掩模去除 ROI 区域，将其按照 1.1 节方式预处理得到如图 7 a)所示的去除 ROI 区域过程图；然后，将待检测图按照 1.1 节方式预处理得到图 7 b)，将图 7 a)与图 7 b)进行图像配准，同时利用平均像素值进行填充，得到图 7 c)，在图 7 c)的基础上裁剪轻微扩充后 ROI 区域坐标（扩充 10 像素，目的是避免图像配准空间误差），与模板图 ROI 区域配准后进行缺陷判断，如图 7 d)所示。通过先找小字符邻近区域的较多特征进行配准，再单独提取小字符 ROI 区域进行缺陷判定，这样在一定程度上可以减少因小字符特征少而误判的情况。但以上处理过程因在提取特征计算配准时引入了周围较多特征，所以计算资源耗费较多，在一定程度上会降低检测效率。实际应用在设备上时为其专属设定了一种算法属性，即仅在 ROI 区域内存在小字符局部偏移的情况才选择使用本算法属性，否则默认使用 1.1 节至 1.3 节介绍的方法。

2　实验结果

2.1　数据集

实际生产中，空调内机的标签复杂多样，本文将标签种类分为 3 类：仅文本、仅图案和混合文本图案。按照企业标准，标签粘贴位置应与标准规定位置上下左右横向偏差在 1 cm 之内、角度偏差在±5°以内。本文



a）掩模去除ROI区域　　b）待检测图预处理

c）配准并填充　　d）ROI区域配准

图 7　小字符改进过程示意图

Fig. 7　Schematic of small character improvement process

将缺陷标签的类型分为印刷缺陷、位置偏差、角度偏差。印刷缺陷包括多印、错印和漏印(不含颜色缺陷)，如图 8 a)所示。位置偏差是指由于标签粘贴位置上下左右横向偏移，整个标签没有出现或局部出现在偏位检测标准区域内，如图 8 b)所示。角度偏差是指标签粘贴的倾斜角度超出上述企业标准 5°，则将此类标签视为角度偏差缺陷，如图 8 c)所示。综合考虑工控机算力、多路相机通信带宽负荷及检测设备成本，本文使用 2 000 万像素黑白工业相机(MV-CE200-10GM)采集空调机身灰度图像(分辨率为 5 472×3 648)并制作了 3 600 组标签的标注数据与图像样本，其中 2 400 组按照训练集与验证集为 7∶3 的比例用于训练深度学习模型(此处深度学习模型用于进行算法性能的对比分析，本文提出的方法无需样本训练)，1 200 组作为不同算法的公共测试集，数据集分布情况如表 1 所示。

a）标签印刷缺陷

b）标签位置偏差缺陷

c）标签角度偏差缺陷

图 8　标签缺陷的类型示意图

Fig. 8　Schematic of the types of label defects

表 1　数据集分布情况

Tab. 1　Distribution of data sets

数据集类型	标签种类	良品	印刷缺陷	位置偏差	角度偏差	总计
训练集	仅有文字	280	100	100	80	560
	仅有图案	280	96	92	92	560
	混合图案	280	113	95	72	560
	总计	840	309	287	244	**1 680**
验证集	仅有文字	120	43	38	39	240
	仅有图案	120	40	40	40	240
	混合图案	120	51	36	33	240
	总计	360	134	114	112	**720**
测试集	仅有文字	150	88	32	30	300
	仅有图案	150	63	48	39	300
	混合图案	300	204	56	40	600
	总计	600	355	136	109	**1 200**

2.2　评估指标

在检测空调内机标签缺陷时为了评估检测性能，采用准确率（Precision，P）、召回率（Recall，R）以及综合指标 F1 作为主要评价指标，见式（5）—（7）。

$$P=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}}\ , \tag{5}$$

$$R=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FN}}\ , \tag{6}$$

$$\mathrm{F1}=\frac{2\times P\times R}{P+R}\ 。 \tag{7}$$

其中真正例（TP）、假正例（FP）和假反例（FN）分别对应实际良品判定为良品的数目、实际良品判定为缺陷的数目和实际缺陷判定为良品的数目。

2.3　消融实验

为了验证本文所提出的方法相较于传统 SURF 算法的改进性和有效性，本文在上述全部 3 600 组自制标签数据集上，将传统的 SURF 特征点匹配算法（Classic-SURF）与本文提出的基于 SURF 特征改进特征点筛选匹配的空调标签缺陷检测方法（Our-SURF）对标签进行特征提取，并结合 3 种缺陷判定方法（绝对缺陷面积法 ADAM[20]、局部结构相似度法 LSSM[21]、本文提出的局部缺陷密度度量法 LDDM）设置了最优判断阈值，计算上述 3 个评估指标，测试结果如表 2 所示。

表 2　不同设置对方法的影响

Tab. 2　Effect of different Settings on methods

算法	P/%			R/%			F1/%		
	仅有文字	仅有图案	混合图案	仅有文字	仅有图案	混合图案	仅有文字	仅有图案	混合图案
Classic-SURF	83.82	82.73	80.29	82.76	81.83	79.04	83.29	82.28	79.66
Our-SURF＋ADAM	92.73	86.91	84.71	92.06	84.90	83.17	92.39	85.89	83.93
Our-SURF＋LSSM	88.91	94.18	92.57	85.04	92.67	92.31	86.93	93.42	92.44
Our-SURF＋LDDM	98.91	98.55	98.43	98.37	97.66	96.91	98.64	98.10	97.66

从表 2 可以看出，在准确率、召回率和 F1 方面，本文提出的基于 SURF 的改进特征点筛选匹配方法整体效果明显优于传统 SURF 算法，这是因为本文提出的方法同时考虑了特征点的局部特征和特征点的空间位置信息，对于复杂图案，特别是有重复子图案的标签检测效果有显著提升。图 9 a）为传统的 SURF 特征点匹配算法匹配效果图，图 9 b）为本文方法匹配效果图。由图可知，由于有很多相似的“五角星”子图案，局部特征比较相似，在进行特征点匹配时图 9 a）中出现了大量误匹配。从图 9 b）可以看出，本文方法将特征点的相对空间信息纳入考量后，误匹配大大减少，匹配效果得到提升。此外，本文提出的方法相较于传统 SURF 算法，因去除了部分冗余特征点，所以在图像配准计算速度方面提升了约 100 ms。另由表 2 还可以看出，本文提出的改进特征点筛选匹配方法结合局部缺陷密度法（Our-SURF＋LDDM）在标签缺陷检测的各项指标上均表现出色，能够适应字符或图案大小的变化，具有更好的适应性和鲁棒性。

a）传统的SURF特征点匹配算法　　b）本文改进的匹配算法

图9　特征点算法匹配比较

Fig. 9　Feature point algorithm matching comparison

2.4　缺陷检测算法比较

为验证本文方法的性能，在上述1 200组自建复杂数据测试集上将本文方法（Our-SURF＋LDDM）与传统模板匹配（TTM）[22]、孪生网络（Siamese network，SN）模型[9]及YOLOv4（you only look once）模型[10]进行对比。在显卡为NVIDIA GeForce GTX 1060 6 GB的计算机上进行实验。训练2个深度学习模型时，设置batch_size＝32，epoches＝100，使用自适应梯度下降Adam优化器并设置初始学习率为0.000 5。SN模型是将模板图像与标注图像（良品及缺陷）作为匹配对，根据1.1节介绍的预处理过程后加上匹配对是否合格的label输入网络；YOLOv4模型则将良品图像作为负样本，缺陷图像作为正样本，加上标定框输入网络。

对比结果见表3。可见本文方法准确率、召回率和F1分别为98.67%，97.69%和98.18%，与TTM，SN，YOLOv4算法相比，本文方法在自建复杂数据集上检测效果有大幅提升。TTM通过在图像中查找最佳匹配点和匹配系数来确定是否合格，但在多目标检测时有较高的漏检率和误报率。SN对图像变形有较强的鲁棒性，但无法针对标签的角度进行具体的量化判定，在角度偏差缺陷上特别容易误判。YOLOv4能快速检测，但对小目标或密集小目标容易出现漏检，并且无法对未经训练的印刷缺陷类型进行检测，另外它无法对标签的位置偏差、角度偏差进行精确检测，在本场景下误判较大，业务上导致漏掉很多实际缺陷，不利于产品的质量控制。通过以上对比分析可以看出，本文方法不仅可以检测标签的印刷缺陷，还可以判断标签的角度和位置，且针对小字符局部偏位情况作出了改善，满足了这类缺陷检测的需求。本文方法通过目标匹配的方式简化了检测的复杂程度，提高了检测目标的匹配正确率，有较强的泛化能力。通过与不同算法比较，验证了本文方法的准确性和可靠性。

表3　不同算法在自建复杂数据集上检测效果比较

Tab. 3　Comparison of detection effect of different algorithms on self-built complex data sets

算法	TP	FP	FN	P/%	R/%	F1/%
TTM	404	196	216	67.33	65.16	66.23
SN	571	29	119	95.17	82.75	88.53
YOLOv4	575	25	287	95.83	66.71	78.66
Our-SURF＋LDDM	592	8	14	98.67	97.69	98.18

2.5　实用情况

将本文方法在自动化检测设备上应用实施，视觉设备工控机参数如表4所示。在实际应用时，采用高分辨率工业相机（MV-CE200-10GM）同时传输多路数据，涉及空调机身4个检测面共计6台相机。算法方面采用线程池的处理方法提升检测速度，每个检测面开一个线程且每个检测面上每个ROI区域开一个线程，大大提升了整体检测速度。以6个面、每个面15个ROI区域、每个ROI区域300×300像素计算比较说明：单线程计算共耗时约7.92 s，线程池计算共耗时约1.23 s，整体效率提升约84.47%。以2.1节数据集进行测试，本文方法对每一张测试图片都可以在1.5 s内完成计算，平均耗时1.18 s，符合生产线节拍，具备良好的实时性。另外，针对1.4节提出的小字符局部偏位改进方法也在工控机上进行了测试，当模板ROI区域扩充偏位检测标准后，图像像素尺寸在300×300内，1.4节优化算法平均耗时2.45 s，也可满足生产线节拍。

表4　设备工控机参数表

Tab. 4　Parameter list of industrial control computers for equipment

规格	详细参数
CPU	I7-10700K
内存	32 GB DDR4
存储	4TB-SSD固态硬盘
系统	专业版win10（64位）
电源	500 W

3　结　语

针对深度学习算法无法兼容设备检测及新样本收集、检测时效性及泛化能力差的瓶颈，本文提出了一种应用于空调内机标签检测设备，基于 SURF 特征改进特征点筛选匹配的标签缺陷实时检测方法。

本文方法使用 SURF 算法对图像进行特征提取，为了快速准确地提取特征匹配点，采用乘积量化的思想，为模板图像中的特征点构建搜索树，快速筛选匹配的特征点子集；结合特征点的空间位置信息，在特征点的邻域坐标一定范围内过滤目标特征点，进一步确定匹配点，加快过滤过程；再结合随机采样一致性思想进一步剔除误匹配点，根据匹配点对获取单应性矩阵和仿射变换矩阵；通过两矩阵结合的形式筛选“内点”，通过“内点”进行偏移量计算及图像配准，减少由于相同子图案在仿射变换时带来的匹配不准的情况；最后结合局部缺陷密度度量法的思想，综合区域前景及区域背景加权方式计算缺陷密度，使用缺陷密度来衡量缺陷部分是否符合判定阈值的方法判定产品缺陷，同时还针对小字符特征少又含有局部偏移的场景，提出了改进方法，避免了此场景的误判。实验结果表明，本文算法可以提升特征点匹配稳定性及检测精度，在自建数据集上其准确率、召回率和 F1 分别为 98.67%，97.69%和 98.18%，均优于主流方法，同时可以有效检测标签的偏移角度，满足检测设备的新产品兼容性与检测时效性，有较强的泛化能力，在设备上实际应用时可满足实时性要求，实现更优、更全面的检测效果，有较高的实用性。

本方法不足之处在于，对密集小字符的缺陷检测方法的改进虽然使整体准确率有所提升，但是因为过程计算的繁琐，造成对小字符缺陷检测的耗时更长，因此后续会考虑如何加快计算速度，同时考虑多种特征提取方法相融合的方式，提升算法对小字符特征点提取能力，进一步提高算法检测的准确率、鲁棒性和检测速度。另外，通过本文方法的实际落地使用，不断地自动化收集标签样本，未来可利用这些标记好的样本数据进行基于深度学习模型的新算法的创新尝试。

参考文献/References：

[1] 张豪，张纲，蒋家东，等. 中国制造业产品质量提升策略研究[J]. 中国工程科学，2022，24(2)：38-47.
ZHANG Hao，ZHANG Gang，JIANG Jiadong，et al. Strategy for improving product quality of manufacturing industry in China[J]. Strategic Study of CAE，2022，24(2)：38-47.

[2] 周阳，沈婷婷，席志远，等. 基于 Halcon 的日化瓶瓶底喷码质量检测算法研究[J]. 仪表技术与传感器，2020(11)：101-104.
ZHOU Yang，SHEN Tingting，XI Zhiyuan，et al. Research on quality detection algorithms based on Halcon for bottom spray code of daily chemical bottles[J]. Instrument Technique and Sensor，2020(11)：101-104.

[3] 尚玉廷. 包装箱型号标记缺陷检测系统设计与实现[J]. 包装工程，2021，42(1)：214-223.
SHANG Yuting. Design and implementation of defect detection system for packing case type mark[J]. Packaging Engineering，2021，42(1)：214-223.

[4] 张永宏，黄晓华. 基于 SIFT 匹配算法的 PCB 板缺陷检测[J]. 计算机测量与控制，2012，20(9)：2328-2330.
ZHANG Yonghong，HUANG Xiaohua. Detection of PCB defect based on SIFT matching algorithm[J]. Computer Measurement & Control，2012，20(9)：2328-2330.

[5] BENJELIL M，KANOUN S，MULLOT R，et al. Arabic and Latin script identification in printed and handwritten types based on steerable pyramid features[C]//2009 10th International Conference on Document Analysis and Recognition. Barcelona：Spain，2009：591-595.

[6] HUA Guoliang，HUANG Weipeng，LIU Hong. Accurate image registration method for PCB defects detection[J]. The Journal of Engineering，2018(16)：1662-1667.

[7] 汤勃，孔建益，伍世虔. 机器视觉表面缺陷检测综述[J]. 中国图象图形学报，2017，22(12)：1640-1663.
TANG Bo，KONG Jianyi，WU Shiqian. Review of surface defect detection based on machine vision[J]. Journal of Image and Graphics，2017，22(12)：1640-1663.

[8] ZHAO Xiaofang，ZHOU Peng，XU Ke，et al. An improved character recognition framework for containers based on DETR algorithm[J]. Sensors，2021. DOI：10.3390/s21134612.

[9] KOCH G，ZEMEL R，SALAKHUTDINOV R. Siamese Neural Networks for One-Shot Image Recognition[DB/OL]. [2024-11-01]. http://www.cs.cmu.edu/～rsalakhu/papers/oneshot1.pdf.

[10] 王勇，张伟，高锐，等. 基于 YOLOv4 的结构用锯材表面缺陷识别[J]. 林业工程学报，2021，6(4)：120-126.
WANG Yong，ZHANG Wei，GAO Rui，et al. Research on surface defect recognition of structural sawn timber using YOLOv4[J]. Journal of Forestry Engineering，2021，6(4)：120-126.

[11] LIANG Yufei，ZHANG Jiangning，ZHAO Shiwei，et al. Omni-Frequency Channel-Selection Representations for Unsupervised Anomaly Detection[DB/OL]. (2023-07-03)[2024-11-01]. https://arxiv.org/abs/2203.00259.

[12] LEE Y，KANG P. AnoViT：Unsupervised Anomaly Detection and Localization with Vision Transformer-Based Encoder-Decoder[DB/

OL]. (2022-03-21)[2024-11-01]. https://arxiv.org/abs/2203.10808.

[13] ZHANG Mengting, TIAN Xiuxia. Transformer architecture based on mutual attention for image-anomaly detection[J]. Virtual Reality & Intelligent Hardware, 2023, 5(1): 57-67.

[14] WANG Shunfeng, LI Yueyang, LUO Haichi. CL-flow: Strengthening the normalizing flows by contrastive learning for better anomaly detection[C]//Conference on Image, Signal Processing, and Pattern Recognition (ISPP 2024). Guangzhou: [s. n.], 2024: 1318060-1318068.

[15] 倪洪启，李鑫宇，戴文博，等. 基于机器学习的金属软管缺陷检测系统[J]. 电子测量技术，2024，47(10)：78-84.
NI Hongqi, LI Xinyu, DAI Wenbo, et al. Machine learning based defect detection system for metal hoses[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(10): 78-84.

[16] 张付祥，徐兆洋，李俊慧，等. 改进 CycleGAN 的钢材表面缺陷图像生成方法[J]. 河北科技大学学报，2023，44(6)：571-579.
ZHANG Fuxiang, XU Zhaoyang, LI Junhui, et al. Image generation method for steel surface defects on improved CycleGAN[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2023, 44(6): 571-579.

[17] 郑太雄，黄鑫，尹纶培，等. 基于深度学习的表面微小缺陷检测方法综述[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版)，2024，36(5)：954-965.
ZHENG Taixiong, HUANG Xin, YIN Lunpei, et al. Surface tiny defects detection based on deep learning: A review[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2024, 36(5): 954-965.

[18] WANG Jingdong, ZHANG Ting, SONG Jingkuan, et al. A survey on learning to hash[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 769-790.

[19] 熊风光，霍旺，韩燮，等. 三维点云中关键点误匹配剔除方法[J]. 光学学报，2018，38(2)：121-131.
XIONG Fengguang, HUO Wang, HAN Xie, et al. Removal method of mismatching keypoints in 3D point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 121-131.

[20] 马宏伟. 成像无损检测中缺陷的分类与面积计算[J]. 仪器仪表学报，2001，22(sup1)：212-213.
MA Hongwei. Classification and area calculation of defects in image NDT[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2001, 22(sup1): 212-213.

[21] 耿东芳，叶正麟，马磊. 基于结构相似度的单幅图像正则超分辨复原[J]. 计算机工程与应用，2007，43(22)：34-37.
GENG Dongfang, YE Zhenglin, MA Lei. Regularized super-resolution reconstruction for single image based on structure similarity[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(22): 34-37.

[22] XIE Jianbin, LIU Tong, CHEN Zhangyong, et al. Joint template matching algorithm for associated multi-object detection[J]. KSII Transactions on Internet and Information Systems(TIIS), 2012, 6(1): 393-403.