

基于特征融合的小型透明注塑件缺陷检测技术研究*

刁思勉¹ 黄天仑^{2,3} 毛霆³ 王楠² 钟震宇² 张云³ 周华民³

(1.深圳市烨嘉为技术有限公司, 广东 深圳 518000

2.广东省科学院智能制造研究所/广东省现代控制技术重点实验室, 广东 广州 510070

3.华中科技大学材料科学与工程学院/材料成形与模具技术国家重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要: 针对小型透明注塑件在成像过程中受成像质量与产品尺寸的影响, 导致透明注塑件产品的缺陷检测准确率与召回率低的问题, 提出一种基于特征融合的小型透明注塑件缺陷检测技术。首先, 采用高清工业相机并搭配 M5028-MPW2 镜头对小型透明注塑件局部区域进行成像, 以弥补尺寸的影响从而保证成像质量; 然后, 采用特征融合网络将低层次的高分辨率特征图下采样、高层次的强语义信息特征图上采样变换到相同尺寸, 并通过局部响应归一化技术进行融合, 从而提高缺陷区域的定位与识别精度; 最后, 利用特征共享的区域生成网络与分类网络实现缺陷位置的自动定位与检测。经实验验证: 该技术能准确实现小型透明注塑件的缺陷检测, 在 300 个推荐区域与交并比为 0.5 的情形下, 缺陷区域召回率为 100%; 缺陷类别识别平均准确率为 98.49%, 具有较高的实用价值。

关键词: 小型透明注塑件; 缺陷定位与检测; 特征融合; 特征共享

中图分类号: S225

文献标识码: A

文章编号: 1674-2605(2021)06-0001-06

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2021.06.001

0 引言

注塑成形产品具有成形周期短、精度高、适应性强等特点, 广泛应用于汽车、航空航天、电子电气等领域。注塑件缺陷检测是实现注塑成形工业产业升级的重要技术环节。传统依靠人工检测的效率、精度与稳定性都得不到保障, 严重制约了注塑成形工业的自动化与智能化水平。

目前, 基于机器视觉的检测技术已逐渐应用于注塑件的缺陷检测。如, 针对具有较强纹理特征的注塑件, LIU 等采用截断奇异值分解和小波分解技术, 实现注塑件的纹理特征提取, 并建立外观缺陷的检测模型^[1]; GAHLEITNER 等利用数字图像处理技术和条状光源成像技术实现产品指定位置的纹理检测^[2]。针对具有缩痕缺陷的注塑件, GRUBER 等建立产品缩痕强度与产品外观图像的二阶微分之间的定量关系与模型, 实现注塑件缩痕缺陷的自动检测^[3]。针对透明注塑件的外观检测, SATORRES 等结合定制的照明硬件系统与可配置组合的软件模块, 实现前照灯透镜

的自动检测^[4]。相关学者结合改进的霍夫变换、轮廓拟合与亚像素处理等技术实现小型齿轮类注塑件的披锋、缺齿与翘曲等缺陷的自动检测^[5-6]; 也有学者结合模板匹配与图像分割技术, 实现平板类注塑件的外观缺陷检测^[7-8]。在注塑成形工业的模具保护方面, 通过模板匹配、特征匹配与轮廓检测等技术实现模内异物或产品残留的自动检测^[9]。综上所述, 基于传统机器视觉的检测技术大多针对特性类型产品、特定外观缺陷的检测, 模型可迁移性不强。随着深度学习技术的发展, 基于深度学习的检测技术已逐渐取代传统的机器视觉检测技术, 并广泛应用于图像分类^[10]、检测^[11]与分割^[12]等领域。

近年来, 专家学者针对如何利用深度学习技术准确识别注塑件缺陷进行了大量研究, 但针对小型透明注塑件缺陷检测的文献鲜有报道。为此, 本文提出一种基于特征融合的小型透明注塑件缺陷检测技术。首先, 对小型透明注塑件进行局部成像从而提高局部区域的图像分辨率; 其次, 利用特征融合网络将不同层次特征图变换到同一尺寸, 从而提高缺陷的定位精度

* 基金项目: 广东省重点领域研发计划项目(2018B01010-8006); 广东省科学院建设国内一流研究机构行动专项资金项目(2021GDASYL-20210103091)。

与识别准确率；最后，利用缺陷生成和分类网络检测头对缺陷的位置和类型进行自动识别，提高了小型透明注塑件缺陷检测的召回率与准确率。

1 图像获取与数据集准备

待检测的小型透明注塑件来自实际生产中的案例，尺寸为 $8\text{ mm} \times 6\text{ mm} \times 2\text{ mm}$ 。由于材料、工艺与设备状态等参数的波动，导致产品在注塑成形过程中容易出现毛丝（Hair）和黑点（Spot）2 种常见的缺陷，如图 1 所示。本文主要检测这 2 种外观缺陷。由于待检测小型透明注塑件对成像质量要求较高，本文采用高清工业相机 acA3800-10gc 并搭配 M5028-MPW2 镜头（分辨率为 2454×2056 ）对小型透明注塑件局部区域进行成像。为平衡检测效率和检测精度，将成像后的图像统一缩放至 800×640 像素。

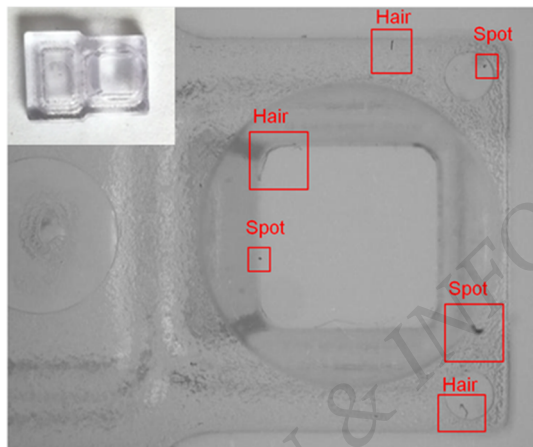


图 1 典型小型透明注塑件外观图像与缺陷

分别收集正常图像 100 幅、含有毛丝和黑点缺陷的图像各 80 幅，合计 260 幅。其中，毛丝和黑点缺陷出现次数分别为 417 次和 384 次，采用人工标记的方式记录每个缺陷的位置和类型；同时通过将图像旋转至不同角度（如 30° 、 90° 、 180° 等）和平移等方式对数据进行增强，从而获得 10 倍于原始数据量的数据集，选取 60% 的数据作为训练集，剩余的 40% 作为测试集。

2 多维度特征融合

本文采用预训练的 VGG16 网络作为特征提取主

干网络（移除网络架构最后 3 个全连接层），包含 13 个卷积层和 4 个池化层。传统目标检测采用特征提取主干网络最后的卷积层输出特征作为区域生成网络和检测器的输入，该特征图的缩放因子为 $1/32$ ，存在目标定位精度不足的问题；而低层次的特征图没有经历卷积等非线性变换操作，其语义信息较弱，缺陷识别能力不高。因此，为利用高层次特征图的强语义特性，对第五卷积组输出的特征图进行上采样，以增强其位置信息；为利用低层次特征图的高分辨率特性，将第一卷积组输出的特征图进行最大池化操作以增强其语义信息；将上述特征图变换到与第三卷积组输出的特征图相同尺寸，并通过 1 个 5×5 的卷积操作增强特征的非线性表达能力，通过局部响应归一化技术将 3 组特征图进行融合，从而提高缺陷区域的定位精度。多维度特征融合网络如图 2 所示。

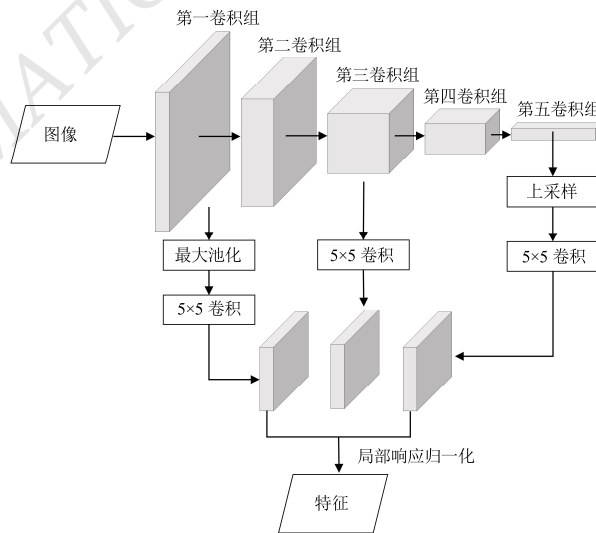


图 2 多维度特征融合网络

3 缺陷区域自动生成与检测

首先，将小型透明注塑件外观图像输入特征提取网络并经历多维特征融合后，输出 1 个 $M \times N \times F$ 的特征图；然后，利用具有 L 个通道的 3×3 卷积模板对该特征图进行非线性变换，并将三维特征图的形状变换为 $(M \times N) \times L$ 的二维特征图；最后，在该二维特征图后接入 2 个全连接层，用于缺陷区域的生成和粗定位。此外，为提高缺陷定位的精度，引入锚点（anchor）

机制，以锚点为中心，通过生成 K 个不同尺度和比例的矩形框来指定不同大小和长宽比例的缺陷区域。因此，对于 $M \times N$ 大小的特征图，最终将生成 $M \times N \times K$ 个候选区域，缺陷区域生成网络架构如图 3 所示。

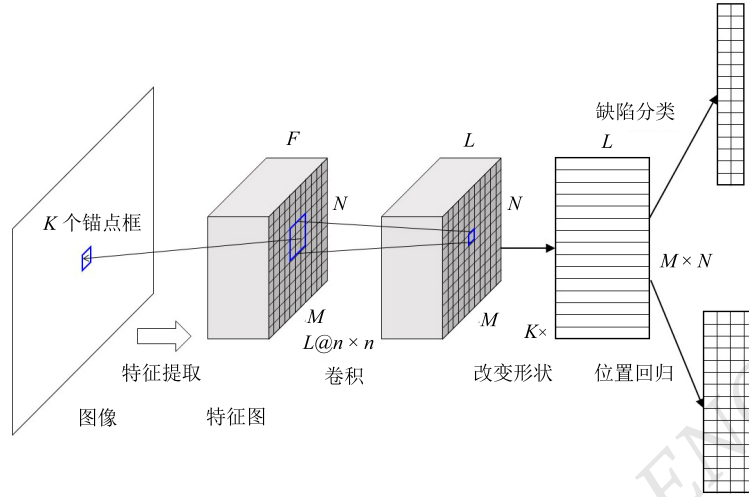


图 3 缺陷区域生成网络结构示意图

缺陷区域生成网络的损失函数为

$$L = \frac{1}{N_{cls}} \sum_i L_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{reg}} \sum_i p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*)$$

$$L_{cls}(p_i, p_i^*) = -\log p_i$$

$$L_{reg}(t, t^*) = \sum_{i \in \{x, y, w, h\}} \text{Smooth}_{L_1}(t_i - t_i^*) =$$

$$\begin{cases} 0.5x^2, & \text{if } |x| < 1 \\ |x| - 0.5, & \text{otherwise} \end{cases}$$

(1)

式中， i 、 p_i 分别为缺陷区域生成网络输出的第 i 个候选区域和响应被预测为缺陷区域的概率值； $p_i^* = 1$ 或 0 分别为有缺陷或无缺陷区域的真实标签； N_{cls} 、 N_{reg} 分别为随机小批量的批次大小和每幅图像候选区域的数量； λ 为平衡区域分类和位置回归的权重因子，通常可以设置为 $\lambda = N_{reg} / N_{cls}$ ； $\mathbf{t} = [t_x, t_y, t_w, t_h]^T$ 表示归一化后的候选区域的位置向量，其计算方式为

$$t_x = (x - x_a) / w_a$$

$$t_y = (y - y_a) / h_a$$

$$t_w = \log(w / w_a)$$

$$t_h = \log(h / h_a)$$

(2)

式中， (x, y, w, h) 分别为预测候选区域锚点中心坐标 (x, y) 、矩形区域的宽度 (w) 与高度 (h) ； (x_a, y_a, w_a, h_a) 分别为真实候选区域锚点中心坐标 (x_a, y_a) 、矩形区域的宽度 (w_a) 与高度 (h_a) 。

在训练阶段，采用带动量的小批量随机梯度下降法训练区域生成网络模型，该模型每幅图像输出 128 个候选区域，送入后续区域检测网络进行进一步的分类与定位训练。其中，正负样本比例保持为 1:1，若正样本数量不足，则由负样本补齐。正负样本的设置规则如下：

- 1) 如果候选区域与真实缺陷区域的交并比大于 0.5，将该区域标记为正样本区域的样本，否则标记为负样本；
- 2) 如果多个候选区域与同一个真实缺陷区域的交并比大于 0.5，则将交并比最大的那个候选区域设置为正样本，其他设置为负样本；
- 3) 如果同一个候选区域与多个真实缺陷区域的交并比大于 0.5，则取交并比最大的那个真实缺陷区域作为正样本。

在测试阶段，由于区域生成网络模型输出的候选区域没有真实标签，因此直接输出 300 个候选区域并送入区域检测网络进行预测。

利用感兴趣区域（ROI）池化操作将缺陷区域生成网络生成的候选区域池化为 7×7 的特征图，并送入后续检测器进行最终缺陷区域的精确定位和识别。检测器网络结构与缺陷区域生成网络结构类似，包含 2 个全连接层检测头，分别用于位置回归和缺陷分类，缺陷检测网络总体结构如图 4 所示。

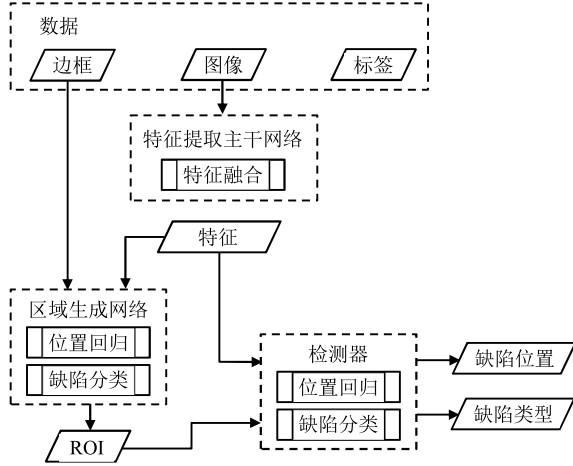


图 4 缺陷检测网络总体结构示意图

采用带动量的小批量随机梯度下降法训练检测器，检测器的位置回归误差计算方式与式(1)相同；缺

陷类型识别采用 SoftMax 函数：

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=0}^1 1\{y^{(i)} = k\} \log P(y^{(i)} = k | x^{(i)}; q) \quad (3)$$

本文采用四步法训练缺陷检测网络：1) 单独训练缺陷区域生成网络；2) 单独训练检测器；3) 冻结第 2) 步中的特征提取主干网络的模型参数，对缺陷区域生成网络的模型参数进行微调；4) 冻结第 3) 步中的特征提取主干网络的模型参数，对检测器的模型参数进行微调。

4 实验及结果分析

为验证本文所提方法对小型透明注塑件缺陷检测的有效性，网络训练的实验平台硬件配置如下：10 核 Intel Xeon CPU E5-2630 v4 @ 2.20 GHz；64 GB 内存；2 张 Nvidia GeForce GTX 1080Ti 显卡。区域召回率与推荐数量、交并比之间的关系如图 5 所示。图 5 同时给出了传统边缘框（EB）、选择性搜索（SS）、VGG、特征融合网络（Hyper）的结果。

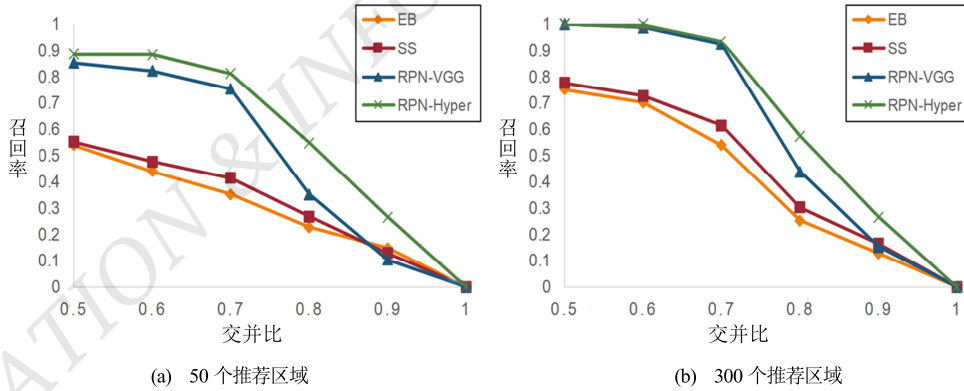


图 5 区域召回率与推荐数量、交并比之间的关系

由图 5(a)可知，当推荐数量为 50 个且交并比为 0.5 时，传统的 EB 方法或 SS 方法的召回率不足 60%，而 VGG 与 Hyper 网络的召回率均在 80% 以上，其中 Hyper 网络的召回率更高；由图 5(b)可知，当推荐数量为 300 个且交并比为 0.5 时，传统的 EB 方法或 SS 方法的召回率不足 80%，而 VGG 与特征融合网络的召回率基本可达 100%。此外，还发现特征融合网络

的召回率始终高于 VGG 网络和传统的 EB 方法、SS 方法，证实了本文提出的特征融合网络结构的有效性。

在实时性方面，当推荐区域数量为 1 000 个时，传统 EB 方法、SS 方法处理单幅图像平均耗时约为 4 s，而 VGG 和特征融合网络平均耗时分别为 165 ms 和 190 ms。特征融合网络处理单幅图像处理速度是传统 EB 方法、SS 方法的 4 倍以上，这是因为特征融合

网络模型结构参数略有增加，导致单幅图像速度略慢于 VGG 网络，但仍能满足实时性检测需求(≥ 5 s/幅)。VGG 网络、特征融合网络的检测准确率如表 1 所示。

表 1 VGG、特征融合网络的检测准确率

网络模型	特征共享	推荐区域数量/个	黑点/%	毛丝/%	平均准确率/%
VGG	否	1 000	91.39	91.43	91.41
特征融合网络	否	1 000	94.75	95.08	94.91
特征融合网络	是	1 000	98.06	98.67	98.35
特征融合网络	是	300	98.03	98.98	98.49

由表 1 可知：当推荐区域数量为 1 000 个、区域生成网络与检测器不共享特征提取主干网络的模型参数时，相比 VGG 网络，特征融合网络对黑点、毛丝的识别准确率和平均准确率分别提高了 3.34%、3.65%、3.50%；当采用共享特征网络参数时，特征融合网络对黑点、毛丝的识别准确率和平均准确率分别提高了 3.31%、3.59%、3.44%；当推荐区域由 1 000 个降为 300 个时，平均准确率可以达到 98.49%，能够满足实际检测需求。由以上结果可以看出，本文采用的特征融合方法能提高缺陷的识别准确率与平均准确率。

图 6 给出了缺陷检测结果，其中 1 表示黑点缺陷、2 表示毛丝缺陷，1 : 0.983 表示出现黑点缺陷的概率为 0.983；2 : 0.837 表示出现毛丝缺陷的概率为 0.837。由图 6 可知，本文所提方法能够较好地检测出黑点、毛丝等缺陷。

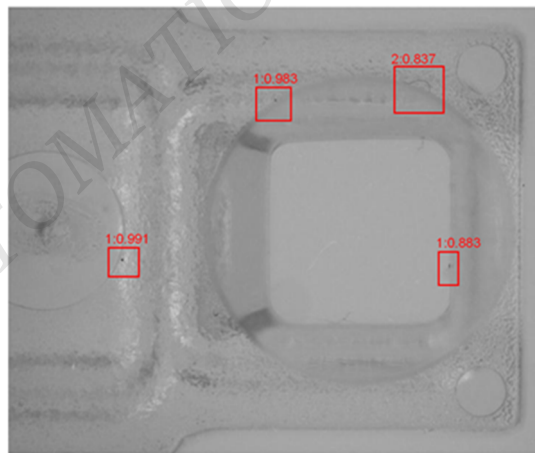


图 6 小型透明注塑件缺陷检测结果图

5 结语

为了识别小型透明注塑件缺陷，本文提出一种基于特征融合的缺陷检测技术。首先，通过高清工业相机对小型透明注塑件进行局部成像，并将图像统一缩放至 800×640 像素，从而降低产品尺寸对成像质量的影响；其次，通过将低层次的特征图下采样、高层次特征图上采样至同一尺寸大小，并通过局部响应归一化技术融合不同层次的特征图，提高缺陷区域的定位和识别精度；最后，采用预训练的 VGG 模型作为特征提取主干网络，通过缺陷区域生成网络和检测器实现缺陷区域的自动定位与检测。在 300 个推荐区域与交并比为 0.5 时，缺陷区域召回率 100%；缺陷类别识别平均准确率 98.49%，具有较高的实用价值。

参考文献

- [1] LIU J J, MACGREGOR J F. Modeling and optimization of product appearance: application to injection-molded plastic panels[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2005, 44(13):4687-4696.
- [2] GAHLEITNER R, NIEL K S, FRANK S. Optical measurement system for characterizing plastic surfaces[C]. Image Processing: Machine Vision Applications. International Society for Optics and Photonics, 2008, 6813:68130T.
- [3] GRUBER D P, MACHER J, HABA D, et al. Measurement of the visual perceptibility of sink marks on injection molding parts by a new fast processing model[J]. Polymer Testing, 2014, 33(3): 7-12.
- [4] SATORRES MARTÍNEZ S, GÓMEZ ORTEGA J, GÁMEZ GARCÍA J, et al. An industrial vision system for surface quality inspection of transparent parts[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 68(5-8):1123-1136.
- [5] 贺秋伟. 基于计算机视觉的微小尺寸精密检测理论与技术研究[D]. 长春: 吉林大学, 2007.
- [6] 陈廉清, 高立国, 王龙山. 基于亚像素定位和虚拟圆扫描的齿轮在线检测研究[J]. 光学技术, 2008, 34(S1):123-125.
- [7] 张王黎. 基于机器视觉的塑料制品缺陷检测算法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2014.