

一种包装卷材快速在线检测算法

汪威¹, 何小凡¹, 李浩然¹, 黄玉春², 钟毓宁^{1,3}

(1.湖北工业大学, 武汉 430068; 2.武汉大学, 武汉 430068; 3.湖北汽车工业学院, 十堰 442002)

摘要: 目的 提高包装卷材图像的检测速度与精度, 以实现快速在线检测。**方法** 预先对几副标准样本图像进行拼接, 将得到拓展的样板图像作为动态模板的母版。检测过程中, 首先计算待测图样中心区域经简化的图像几何矩, 并在前述样板中的一段区间内搜寻最佳匹配位置。再以该位置为中心, 在样板图像上划分出与待测图样相同大小的区域作为动态模板, 最后利用图像差影法实现缺陷检测与识别。**结果** 二阶简化几何矩能有效减少运算量, 动态模板可显著提高卷材图像检测速度, 以电子元器件包装卷材载料带为检测对象对所提出的方法进行了测试, 在较高分辨率条件下检测速度不低于2 m/s。**结论** 该算法可满足包装卷材快速在线检测需求, 对提高相位不确定性图像检测速度有一定参考意义。

关键词: 包装卷材; 几何矩; 动态模板; 快速检测

中图分类号: TB484 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)05-0146-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.05.028

A Fast Online Detection Algorithm for Packaging Coils

WANG Wei¹, HE Xiao-fan¹, LI Hao-ran¹, HUANG Yu-chun², ZHONG Yu-ning^{1,3}

(1.Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China; 2.Wuhan University, Wuhan 430068, China;

3.Hubei University of Automotive Technology, Shiyan 442002, China)

ABSTRACT: The work aims to improve the detection speed and accuracy of the packaging coil image to achieve the rapid online detection. A few standard image samples were spliced beforehand. The extended image samples obtained were taken as the master mask of the variable template. A simplified image geometric moment in the central region of the image sample to be detected should be calculated first during the detection, and the best matching position was searched in a section of the foregoing template. Then, with such position as the center, the area marked off on the template image having the same size as the image to be detected was regarded as the variable template. Finally, the image subtraction method was implemented to realize the detection and recognition of defects. The two-order simplified geometric moments could reduce the operand effectively, and the dynamic template could significantly improve the detection speed of the coil image. The proposed algorithm was tested with the packaging coil carrier tape of the electronic components as the detected objects. The detection speed was no less than 2 m/s under the condition of higher resolution. The proposed algorithm can meet the requirements of rapid online detection of packaging coil, and provide certain reference significance for the detection speed of uncertain-phase image.

KEY WORDS: packaging coils; geometric moment; variable template; fast detection

快速、精准地实现包装材料表面缺陷检测对促进包装行业自动化发展意义重大。一般视觉检测算法可分为深度学习法与图像特征分析法。深度学习法如BP神经网络和支持向量机, 通过样本学习与训练实

现铝塑包装及印刷品的缺陷识别与分类^[1-2]。这类方法需预先采集大量合格样本与缺陷样本, 算法可靠性受样本影响较大, 且对操作人员要求高, 不能满足在线检测的时效性需求。图像特征分析法可根据包装材

料表面有无纹理分为2类，无纹理的包装材料图像直接分析图像高频信息进行缺陷检测，有纹理的包装材料图像通常将标准图像与待检图像配准后做差影处理，分析差影结果识别缺陷^[3]。差影法通常需要将当前待检图像与标准模板进行配准，而配准速度又是提高检测效率的关键。Haim Schweitzer等^[4]在传统的基于匹配度下限拒绝方法的基础上，结合了匹配度上限，提出双重约束方法以实现快速模板匹配。LI Y等^[5]优化了正交Haar变换模式匹配算法，将减法运算量由3次降低至1次。此外，图像分区、高斯金字塔、特征直线等降采样操作也是提高检测速度常用的方法^[6-9]。上述方法一定程度上缩减了匹配运算量，但均为单模板或多模板匹配，对具有相位不确定性的检测对象适用性不强。带有纹理的包装材料在线检测时每一帧图像可能处于不同相位，固定模板无法实现对任意相位图像的满幅配准，易出现漏检或大量重复性检测。在上述研究的基础上，文中提出一种基于动态模板匹配的快速在线检测算法，以纹理包装卷材中常见的载料带为检测对象，实现对无标记点图像及相位不确定性图像的快速检测。

1 包装卷材在线检测流程

文中研究内容与现有算法及其检测对象的显著差异在于，纹理包装卷材图像中含有多周期的待检区域，由于相位不确定性，现有方法难以用单模板或多模板匹配的方式实现对所有待检图像的匹配及缺陷检测。为实现待检图像中所有待检测区域缺陷检测，避免漏检或大量重复性检测，首先对标准图像预处理，提取图像感兴趣区域（ROI），求取图像周期，并将几幅标准图像的ROI拼接得到拓展的样板图像作为动态模板的母版，预处理流程见图1中虚线区域，该步骤不占用检测时间。在检测过程中首先对待检图像提取ROI，从待检图像ROI中心位置邻域选取窗口图像在样板图像中搜索特征匹配位置，并在样板图像中生成相应模板，用该动态模板与当前图像进行差影，对差影结果分析归类，完成图像缺陷检测。上述检测流程见图1。

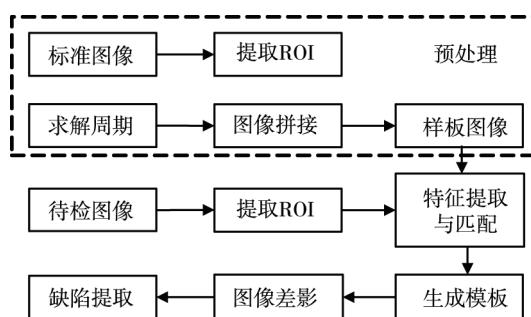


图1 包装卷材在线检测流程

Fig.1 Online detection process of packaging coil

2 包装卷材检测关键技术

2.1 图像预处理

为实现快速匹配，提高检测速度，在对图像像素灰度信息的统计分析基础上，去除卷材图形中低熵区域得到待检区域，作为图像感兴趣区域（ROI）。图像低熵区域在此设定为对实现图像匹配贡献率不大或无贡献的信息。对 $M \times N$ 的图形A，图像二值化后像素点灰度值 $g(i,j) \in [0,1]$ ，令：

$$g(i) = \sum_{j=1}^N g(i,j) \quad i \in [1, M], j \in [1, N] \quad (1)$$

则有 $g(i,j) \in [0, N]$ ， $g(i)$ 为图像第*i*行像素点灰度值的累加， $g(i)=0$ 和 N 分别对应该行全为黑色和全为白色像素点。对于含轮廓信息的待检二值图像，图像中具有轮廓等需要检测的区域所在行满足 $0 < g(i) < N$ 。由于噪声点等因素的影响，引入调整量 σ ， $\sigma \in [0, N]$ 。当 $g(i) < \sigma$ 或 $g(i) \geq N - \sigma$ 时，视图像第*i*行为低熵行。ROI提取方法为：

$$G(i) = \begin{cases} g(i) & \sigma < g(i) < N - \sigma \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

保留 $G(i) \neq 0$ 的部分作为图像ROI区域，以剔除图像横向低熵区域。同理，对具有纵向低熵区域的图像，保留 $G(j) \neq 0$ 的部分作为图像ROI区域，其中

$$g(j) = \sum_{i=1}^M g(i,j) \quad i \in [1, M], j \in [1, N] \quad (3)$$

相较于现有感兴趣区域提取方法，上述操作更适用于前景与背景有灰度信息重合或具有周期特性的检测对象。

2.2 图像周期求解

包装卷材具有周期性，在线检测时采集的图像中可能含一个或多个单元区域。为确保图像快速匹配，需先求解图像周期，并通过图像拼接获得多周期的样板图像。采用自相关函数^[10]比较原始信号与 τ 位置信号的相似性计算图像周期，图像周期求解中，随机信号为图像灰度信息，设所获ROI区域大小为 $P \times Q$ ，对于信号 $g(j)$ ，自相关函数表达为：

$$R_{g(\tau)} = \frac{1}{Q} \sum_{j=1}^Q g(j)g(j+\tau) \quad (4)$$

式中： τ 为平移距离。为了减小信号幅值对自相关函数的影响，对式(4)作归一化处理见式(5)。

$$R_{g(\tau)} = \frac{\sum_{i=1}^P g(i)g(i+\tau)}{\sqrt{\sum_{i=1}^P g_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^P g^2(i+\tau)}} \quad (5)$$

归一化后 $R_{g(\tau)} \in (0,1]$ ，图像的自相关函数曲线峰值点之间距离即周期，由于单幅图像周期不止一个，取均值 T 作为周期输出。求解过程中发现该方法对周期性图像普遍适用，但作用于周期内存在次峰值

的检测对象时,会出现倍频结果。为此,对自相关运算之前的图像像素作中心削波处理^[11],以避免低于最大幅值30%以下的像素序列引起的倍频或半频错误。对型号为J的载料带图像采用中心削波处理后图像自相关求取图像周期结果见图2。

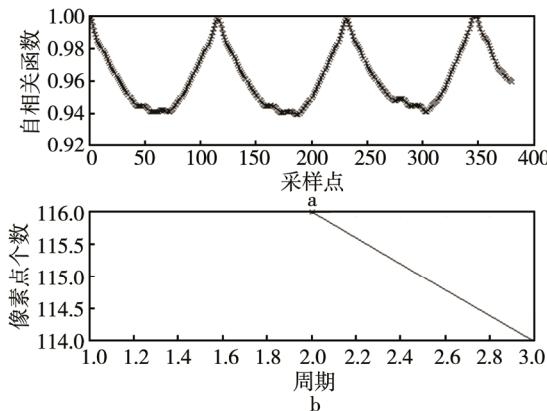


图2 自相关法求T

Fig.2 Calculation of T by autocorrelation

2.3 图像拼接

为了保证算法的通用性,始终要有与待检图像整幅匹配的模板。文中对几幅标准图像ROI区域进行拼接,将得到拓展的样板图像作为动态模板的母版。采用Harris角检测算子提取图像特征点,并结合灰度信息进行匹配得到伪匹配集合,利用RANSAC算法实现内点集合最大^[12],通过LM算法对内点域估计图像间点变换关系,对图像交叠处采用颜色插值实现颜色过渡,完成图像拼接。

设尺寸为 $M \times N$ 的标准图像A提取ROI后得图像B尺寸为 $P \times Q$, $N \geq Q$ 。拼接后的样板图像C尺寸为 $P \times W$ 。为提高样板图像利用率,避免大量无用拼接,当 $W/Q \geq 2$ 视为完成拼接工作。比较样板图像、标准图像的ROI区域及图形周期可得 $W > Q > T$ 。

2.4 特征提取与匹配

2.4.1 特征提取

图像矩如几何矩、Dual Hahn矩、Zernike矩等广泛应用于图像匹配、边缘检测及伺服控制^[13—15]。张朝鑫等^[16]提出高斯几何矩,引入了尺度因子,具有较好的抗干扰能力,匹配效果良好,但由于其需要大量的指数运算和乘法运算,算法速度有待改善。由于包装卷材图像具有周期性,与其他特征区域集中在图像中间部位的对象相比,卷材图像特征横贯整幅图像。结合包装卷材图像横向周期性的特点,提出一种简化图像几何矩的计算方法。

图像 $g(x,y)$ 的矩表达式为:

$$M_{pq}^{(g)} = \iint G_{pq}(x,y)g(x,y)dxdy \quad (6)$$

式中: y 的方向与载料带的运动方向一致。 $r=p+q$

为矩的阶数, $p \geq 0, q \geq 0$ 且为整数,当 $G_{pq}(x,y)=x^p y^q$ 时,式(6)计算结果即为图像几何矩。记 M_{pq} 的时间复杂度为 O ,若以乘法运算次数衡量,对一幅大小为 $M \times N$ 的图像,式(6)的时间复杂度为:

$$O=MN(p+q) \quad (7)$$

式(6)几何矩一定程度上描述了图像的全局特征,时间复杂度也反应了该特征的运算量,对于相同尺寸的图像,随着计算几何矩所选取阶数的降低,该矩特征的运算量也等比例降低。为减少计算量并有效实现图像配准,对几何矩简化,针对周期性包装图像,首先将上述双重积分简化为对图像竖直方向上的单向积分得:

$$m_{pq}^{g(y)} = \sum_{x=1}^M G_{pq}(x,y)g(x,y) \quad (8)$$

式中: $\sigma \in [1, N]$,分析并比较不同 $G_{pq}(x,y)$ 形式下图像特征与计算复杂度变化。型号J载料带图像0—2阶简化几何矩特征见图3,对应的3—4阶矩特征见图4。图3中,当 $p=0, q=0$ 时,图像呈现显著周期特性,理想情况下可由单周期区域匹配实现整幅图像的配准,为进一步缩小窗口图像,考虑在尺寸为 $P \times Q$ 的待检图像内中心位置取尺寸为 $P \times S$ 部分区域在样板图像中搜索, $S < T$ 。由于 $p=0, q=0$ 时,单周期内 $m_{00}^{g(y)}$ 曲线在第一个波峰前后存在近似水平区域,特征值变化平缓,此时, S 取值过小易出现误匹配, S 取值过大,匹配计算量增加。考虑改变多项式形式,以差异化一幅图像内不同位置的 $m_{00}^{g(y)}$ 取值。同时,为保证算法的时效性,研究了4阶以内简化的几何矩。对比不同 p, q 取值下 $m_{00}^{g(y)}$ 曲线可知,当 $p=1, q=0$ 时,单周期特征曲线中仍存在大量平坦区域;当 $p=1, q=1$ 时,单周期特

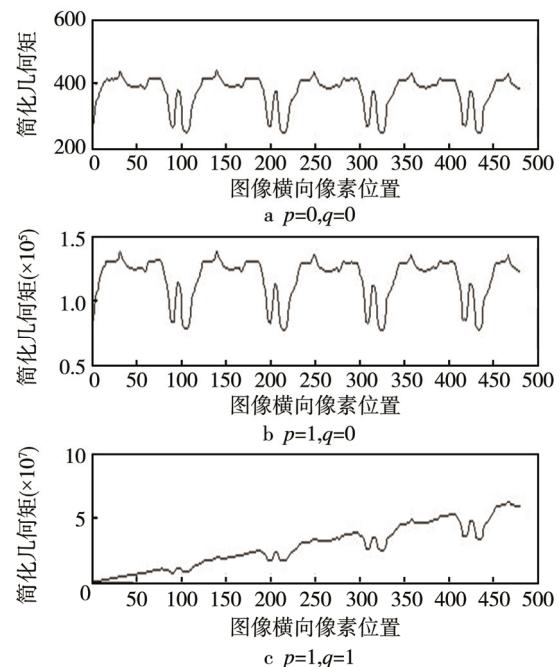


图3 0—2阶简化几何矩

Fig.3 Simplified geometric moment with index 0—2

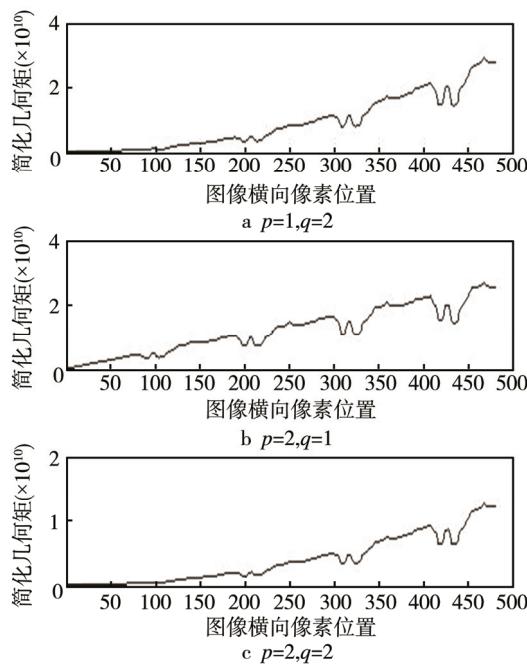


图 4 3—4 阶简化几何矩

Fig.4 Simplified geometric moment with index 3—4

特征曲线中在平滑区域近似单调上升，在周期末端出现峰谷区域，曲线整体特征变化无周期性且趋于单调。在图 4 中，随着阶数的增加，运算量等比例增大，而特征变化趋势无明显差异，同 $p=1, q=1$ 时相似。

以时间复杂度 O 与计算特征运行时间增长率 k 作为运算量及时效性检验标准，不同多项式形式下时间复杂度增长情况与计算特征运行时间增长率见表 1。设 $p=0, q=0$ 为初始状态， t_0 为初始状态下计算特征运行时间， k_{pq} 为 p, q 状态对于初始状态时间增长率：

$$k_{pq} = \left| \frac{t_{pq} - t_0}{t_0} \right| \times 100\% \quad (9)$$

表 1 p, q 取值对 O, k 的影响
Tab.1 The affects of p and q on O and k

p	q	O	$k/\%$
0	0	0	—
1	0	M	7.19
1	1	$2M$	12.17
1	2	$3M$	17.67
2	1	$3M$	17.79
2	2	$4M$	19.08

表 1 中，随着 p, q 取值增大，运算量增大，运算时间增长，综合比较图 3 中特征显著性和表 1 中时效性，文中考虑采用 $p=1, q=1$ 的 2 阶简化几何矩作为周期性包装材料的图像特征。由图 3a 可知 2 阶简化几何矩特征曲线中的峰谷段在 S 取值较小时可能出现误匹配，为此，记峰谷段宽度为 a ，取 $S>a$ 。

2.4.2 特征区域匹配

对待检图像，图像预处理后取 $P\times S$ 的窗口图像在

样板图像中搜索，上述二阶简化几何矩作为图像特征。以欧氏距离作为特征向量之间距离的评价标准：

$$D(V, V') = \frac{V \cdot V'}{|V| |V'|} \quad (10)$$

式中： V 与 V' 分别为样板图像与窗口图像中简化几何矩规则化之后的特征向量， $V=\{V_1, V_2 \dots V_y\}$ ， $y \in [1, S]$ 。

$$V_y = \frac{m_{pq}^{g(y)} - \bar{m}_{pq}^{g(y)}}{\sigma} \quad (11)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (m_{pq}^{g(y)} - \bar{m}_{pq}^{g(y)})^2}{S}} \quad (12)$$

取式(10)中欧氏距离最小点作为最佳匹配位置，实现特征区域配准。

2.5 动态模板生成及图像配准

在尺寸为 $P\times S$ 的 J 型图像内中心位置取尺寸为 $P\times S$ 的窗口图像在样板图像中搜索，该操作见图 5—6。其中图 5a 与图 5b 是不同时刻获取的 2 幅图像，尺寸为 $P\times Q$ ，图 5c 是由标准图像拼接得到的样板图像。待检图像中较窄的矩形区域即窗口图像，在样板图像的中心位置邻域搜索，得到在图 5c 中的匹配位置，并以当前位置分别向左右扩展 $Q/2$ 宽度生成尺寸为 $P\times Q$ 的模板。图 5a 与图 5b 的模板分别对应图 5c 中尺寸为 $P\times Q$ 实线与虚线矩形区域。对于不同型号的载料带图像，该方法同样适用，另一种型号的载料带图像动态模板生成过程见图 6。上述生成动态模板的方法快速可靠，生成的模板可与待检图像满幅匹配，实现单帧待检图像中所有待检测区域的缺陷检测，避免漏检或大量重复性检测。此外，若窗口图像在样板图像中总无法找到理想的匹配位置，可视该待检图像为缺陷图像，不进入后续检测流程。

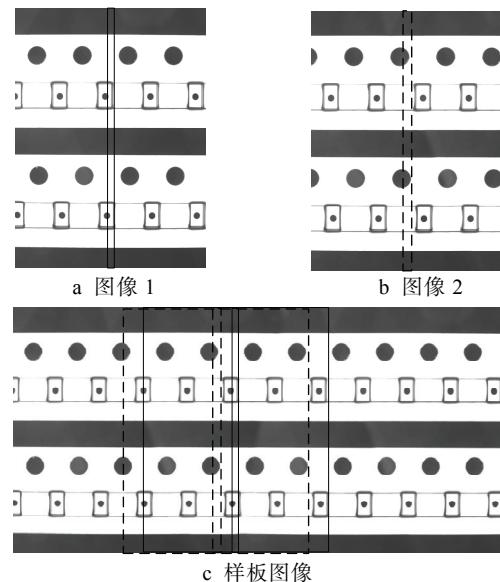


图 5 样板图像 1 动态模板及配准

Fig.5 Variable template and registration of sample image 1

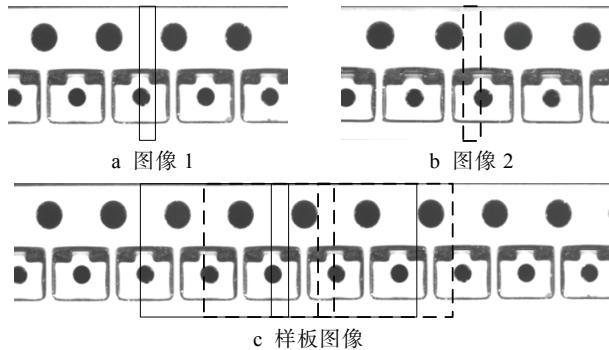


图 6 样板图像 2 动态模板及配准

Fig.6 Variable template and registration of sample image 2

2.6 缺陷检测

采用图像差影法对配准结果实现缺陷检测, 得到可能是图像缺陷的差影结果为:

$$\Delta I(x, y) = I(x, y) - I_{\text{temp}}(x, y) \quad (13)$$

式中: $I(x, y)$ 为当前图像 ROI 区域; $I_{\text{temp}}(x, y)$ 为对应的模板图像。对 $\Delta I(x, y)$ 采用形态学特征分析实现分类。对于不同的检测对象和检测要求需要做相应调整。

3 实验及分析

基于上述快速匹配方法和缺陷检测流程, 文中以

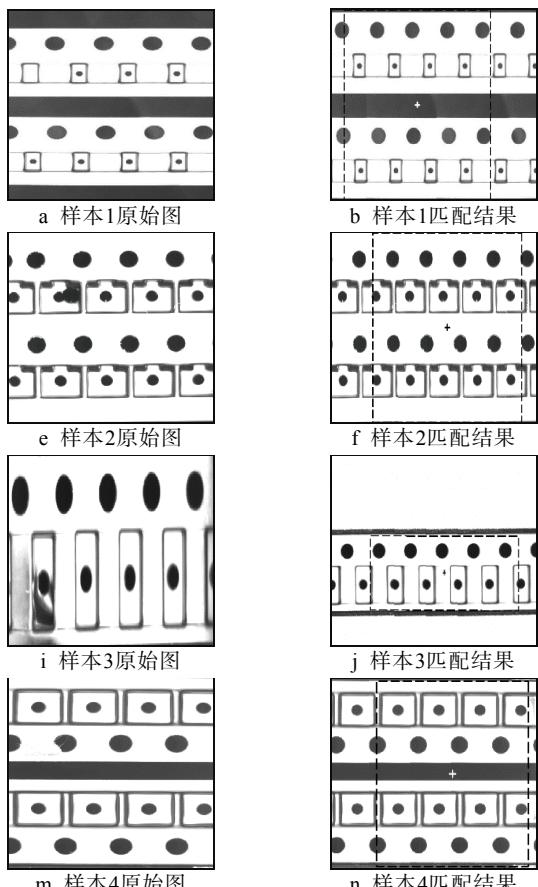
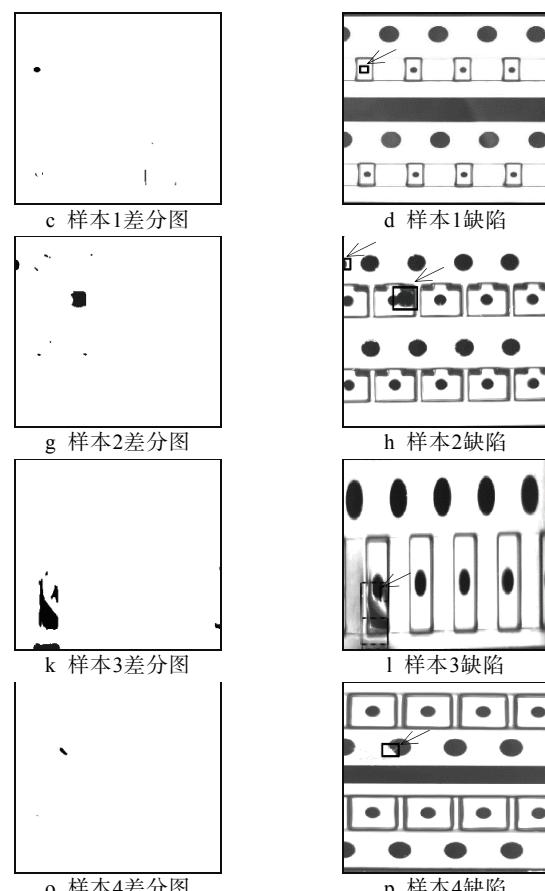


图 7 缺陷检测结果
Fig.7 Defect detection results

电子行业中较为常见的元器件载料带为对象, 对所提出的方法进行测试。利用 Halcon10.0 开发包设计算法程序, 图像采集部分采用德国 AVT 公司的 Guppy Pro 125B 型工业相机, 光源为 $40 \text{ mm} \times 40 \text{ mm}$ 的同轴光源。对不同型号的载料带进行缺陷检测, 结果见图 7。

图 7 展示了 4 种不同型号载料带的检测结果。对于每一个样本, 分别给出了原始图、动态模板匹配结果、差分图以及最终检出的缺陷。其中在动态模板匹配结果图 7 中虚线矩形框表示样本原始图像在动态模板中的匹配位置; 差分图表示动态模板在矩形框内的部分与样本原始图的差影二值化后的结果, 即可能存在的缺陷区域; 然后通过形态学等方法进行特征分析后所得到的缺陷。盲孔、孔位偏移与重复打孔、成型不良、毛绒遮挡见图 7d, 以箭头指向的缺陷区域最小外接矩形标记。从对不同型号及不同缺陷类型的载料带图像检测结果可以看出, 算法适应性强, 在缺陷分布不均匀情况下, 如图 7h, 能有效检测出边缘孔位偏移的缺陷, 未出现图像边缘漏检。在光照不均匀条件下, 如图 7l, 能准确检测出缺陷位置及类型, 未出现图像边缘误检。图 7p 显示孔内异物亦被检出。

为了进一步验证该算法的实际效果, 将其与基于相关匹配法和基于图像区分法 2 种常用的缺陷检测算



法进行运行时间和检测效果比较。取如图7所示4种型号的载料带图像各500帧进行测试，其中型号I与型号II的大小为1900×1600，型号III与型号IV图像大小为1026×968。硬件平台配置：CPU Intel (R) Core(TM) i5-2450M，内存为4 GB，64位window8操作系统，图像库Halcon 10.0。测试结果见表2。由表2的结果可以看出，在算法速度上，相对于文中所提出的动态模板法，基于相关匹配法和图像分区法的缺陷检测方法不仅耗费的时间要长，而且对图像的大小更加敏感。基于相关匹配和动态模板匹配检测算法的准确率差别不太明显，都在可接受范围内。图像分区法在检测型号III的样本时出现较大误检，说明该算法不太稳定，因此，综合检测速度和检测准确率两方面的因素，文中所提出的方法具有明显的优势，算法对不同种类的载料带所存在的不同类型的缺陷均具有可靠的检出率。与特征值统计分析法相比，该算法所采用的模板比对的方法，保留了缺陷的位置信息，便于生产中进行后续处理。对于不同材质的载料带，可调整阈值以适应检测需求。对于拐角与过渡区域可能出现的误判，该算法选用不同类型的形态学方法进行二次判别，灵活有效地降低了误判率，且算法时效性良好，在较高分辨率条件下检测速度不低于2 m/s，可满足在线检测的实时性要求。

表2 不同算法结果对比
Tab.2 Result comparison of different algorithms

类型	每帧运行时间/ms			检测准确率/%		
	相关匹配法	图像分区法	动态模板法	相关匹配法	图像分区法	动态模板法
型号I	112	78	44	95.5	92	95.9
型号II	108	81	42	94.7	91.7	96.1
型号III	78	42	31	95	83.2	95.5
型号IV	81	41	34	95.6	94.1	94.1

4 结语

将一种简化的图像几何矩用于包装卷材图像特征匹配，计算量显著减少，可在待检图像中任一位置截取窗口图像用于匹配，对窗口图像特征无显著性要求。并给出一种快速动态模板生成的方法，可避免单模板和多模板匹配的局限性，实现对相位不确定性图像的缺陷检测。算法受缺陷分布不均、光照不均匀等影响较小，能准确识别出盲孔、孔位偏移、重复打孔、成型不良、毛绒遮挡等多种缺陷。实现了对包装卷材表面质量快速精准地在线检测要求。

参考文献：

- [1] JIANG Y, MA S, GAO H, et al. Research on Defect Detection Technology of Tablets in Aluminum Plastic Package[J]. Open Automation & Control Systems Journal, 2014, 6(1): 940—951.
- [2] 舒文娉, 刘全香. 基于支持向量机的印品缺陷分类方法[J]. 包装工程, 2014, 35(23): 138—142.
SHU Wen-ping, LIU Quan-xiang. Classification Method of Printing Defects Based on Support Vector Machine[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(23): 138—142.
- [3] 黄杰贤, 李迪, 黄志平, 等. FPC 焊盘表面缺陷检测研究[J]. 激光与红外, 2014(6): 692—696.
HUANG Jie-xian, LI Di, HUANG Zhi-ping, et al. Study on Defect Detection of Flexible Printed Circuit Solder Surface[J]. Laser and Infrared, 2014(6): 692—696.
- [4] SCHWEITZER H, RUI D, ANDERSON R F. A Dual-Bound Algorithm for Very Fast and Exact Template Matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(3): 459—470.
- [5] LI Y, LI H, CAI Z. Fast Orthogonal Haar Transform Pattern Matching via Image Square Sum[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(9): 1748—1760.
- [6] 苑玮琦, 李绍丽, 李德健. 基于子区域变尺度高斯拟合的木材表面缺陷识别[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 879—886.
YUAN Wei-qi, LI Shao-li, LI De-jian. Wood Surface Defect Recognition Based on Sub-region Zoom Gaussian Fitting[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 879—886.
- [7] 陈丽, 唐万有. 基于DP方法的印刷品图像检测技术研究[J]. 包装工程, 2014, 35(5): 116—120.
CHEN Li, TANG Wan-you. Image Detection Technology of Printing Based on the DP Method[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(5): 116—120.
- [8] 张秀珍, 吴贵芳, 普杰信, 等. 基于模板匹配的彩色印品套印偏差检测方法[J]. 计算机仿真, 2015, 32(10): 250—253.
ZHANG Xiu-zhen, WU Gui-fan, PU Jie-xin, et al. A Method for Color Overprint Deviation Inspect Based on Template Matching[J]. Computer Simulation, 2015, 32(10): 250—253.
- [9] 陈皓, 马彩文, 陈岳承, 等. 基于灰度统计的快速模板匹配算法[J]. 光子学报, 2009, 38(6): 1586—1590.
CHEN Hao, MA Cai-wen, CHEN Yue-cheng, et al. Fast Template Matching Algorithm Based on Gray Statistics[J]. Acta Photonica Sinica, 2009, 38(6): 1586—1590.

- [10] RABINER L. On the Use of Autocorrelation Analysis for Pitch Detection[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing, 2003, 25(1): 24—33.
- [11] SONDHI M M. New Methods of Pitch Extraction[J]. IEEE Transactions on Audio & Electroacoustics, 1968, 16(2): 262—266.
- [12] 马强, 项昭保, 黄良学, 等. 基于改进 SIFT 和 RANSAC 图像拼接算法研究[J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(4): 61—65.
MA Qiang, XIANG Zhao-bao, HUANG Liang-xue, et al. Research on Panorama Image Mosaic Algorithm Based on Improved SIFT and RANSAC[J]. Computer Technology and Development, 2016, 26(4): 61—65.
- [13] LIU W, RIBEIRO E. Incremental Variations of Image Moments for Nonlinear Image Registration[J]. Signal Image & Video Processing, 2014, 8(3): 423—432.
- [14] LIU W, RIBEIRO E. Nonrigid Image Registration Using Moments[M]. Emerging Topics in Computer Vision and Its Applications, 2014.
- [15] ZHAO Y M, XIE W F, LIU S, et al. Neural Network-Based Image Moments for Robotic Visual Servoing[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2015, 78(2): 239—256.
- [16] 张朝鑫, 席平. 高斯几何矩及其在特征匹配与图像配准中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(7): 1116—1125.
ZHANG Chao-xin, XI Ping. Gaussian-Geometric Moments and Its Application in Feature Matching & Image Registration, Journal of Computer-aided Design and Computer Graphics, 2014, 26(7): 1116—1125.