

印刷品自动光学检测伪缺陷去除方法

李凡, 朱成就, 印四华
(广东工业大学, 广州 510006)

摘要: **目的** 为了解决使用差影法进行印刷品表面缺陷自动光学检测存在伪缺陷而造成误检的问题, 提出一套通过提高配准精度和空间滤波来减少伪缺陷的方法。**方法** 使用连续域蚁群算法求全局最优解, 改进基于轮廓的模板匹配算法配准精度, 减少伪缺陷的产生; 配准时仿射变换会产生轮廓伪影, 根据伪影的分布特点将图像切分成轮廓区和非轮廓区。分别使用不同的空间滤波方法削弱伪缺陷, 再使用阈值分割将其剔除。**结果** 在实验环境中, 连续域蚁群算法改进的基于轮廓的模板匹配配准方法, 可精确到亚像素级, 配准率为 92%; 使用空间滤波剔除伪缺陷后进行缺陷检测, 缺陷误检率为 0, 漏检率为 3%; 印刷品表面缺陷平均检测时间为 1.05 s, 最长时间小于 1.5 s。**结论** 该研究改善了差影法在自动光学检测中的效果, 方法快速、有效、易于实现; 在降低了缺陷误检率的同时不会造成大量漏检; 满足在线检测的要求, 可用于实际工业生产。

关键词: 印刷品; 自动光学检测; 伪缺陷; 配准; 连续域蚁群算法

中图分类号: TS801.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)17-0229-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.17.032

Algorithm of Pseudo-defects Elimination in Automatic Optical Inspection of Printing Product

LI Fan, ZHU Cheng-jiu, YIN Si-hua

(Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a set of methods to eliminate the pseudo-defects by improving the registration accuracy and spatial filtering to reduce false inspection during automatic optical inspection (AOI) of printing product by difference image method. Firstly, the registration accuracy of contour-based template matching was improved by ant colony optimization for continuous domains for global optimal solution to reduce the pseudo-defects. Secondly, the image was cut into two parts: contour zone and non-contour zone according to the distribution characteristics of the artifacts caused by affine transformation during automatic registration. After weakened by corresponding spatial filtering, the pseudo-defects were eliminated with threshold segmentation. Under experimental environment, the contour-based template matching improved by ant colony optimization for continuous domains could be accurate to the sub-image level, and the registration rate was 92%. The false inspection rate was 0 and the missed inspection rate was 3% after the pseudo-defects were eliminated with spatial filtering. The average inspection time was 1.05 s and the maximum was less than 1.5 s. The proposed method improves the effect of image difference in AOI and can be realized fast, effectively and easily. It reduces the false inspection rate of defects without causing missed inspection and can be used in actual industrial production while meeting the requirements of online inspection.

收稿日期: 2020-02-10

基金项目: NSFC-广东联合基金重点资助项目 (U1501248)

作者简介: 李凡 (1981—), 男, 广东工业大学硕士生, 主攻机器视觉和图像处理。

KEY WORDS: printing product; automatic optical inspection; pseudo-defects; image registration; ant colony optimization for continuous domains

彩色印刷品因图形复杂、色彩鲜艳、承印材料各异、油墨品质参差不齐等原因,造成其表面印刷缺陷复杂、多样。常见的缺陷有纸缺陷、污迹、飞墨、窜墨、刀丝、脏板、脏点、拼接、毛刺、白点、皱折、纸带、破洞、渣子、砂版、七彩印、渣点、花版、脏块等 20 余种,通常分为形状缺陷和颜色缺陷 2 类^[1-2],根据检出难度又可分为常规缺陷和复杂缺陷。

自动光学检测技术因其高速、高效、准确、成本低等优点广泛应用在缺陷检测领域,经过几十年的研究自动光学检测技术的流程已经趋于成熟,通常有 4 个步骤:图像采集、图像预处理、缺陷检测、缺陷分类^[3-4]。差影法是缺陷检测步骤中最常使用的缺陷检出方法,其工作原理是将待检图和预先制作的模板图进行差分计算,逐像素对比出产品图与标准模板图的不同之处,从而找出产品中的缺陷。彩色印刷品表面缺陷检测通常将彩色图转为灰度图进行处理,即可以减少计算量,又可以检测颜色缺陷;使用差影法进行缺陷检测要先进行图像配准,配准不佳和图像对齐时产生伪影是伪缺陷产生的主要原因。文中从提高配准精度和消除伪影 2 个角度出发,讨论伪缺陷的去除方法。

1) 提高配准精度。图像配准问题是图像处理领域的一个基本问题,在医学影像、军事观测、遥感融合、三维重构、模式识别、计算机视觉等领域都有广泛的应用,是科研领域的研究热点之一。现有的图像配准方法基本分为 3 类:基于图像灰度统计的配准算法,基于图像变换域的配准方法以及基于图像特征的配准方法^[5-6]。其中基于特征的配准方法,具有计算复杂度低、鲁棒性强、通用性高的优点,相较前 2 种方法有更广泛的应用。经常使用的特征有:点、线、边缘、轮廓、闭合区域等^[7]。许佳佳^[8]使用改进 Harris-SIFT 算子实现了图像快速配准,相对于传统 SIFT 算法提高了配准精度,减少了配准时间。任克强等^[9]使用改进的 SURF 算子结合彩色信息实现图像配准,有效地提高了彩色图像配准的精度和准确度。印刷品图像复杂,当有大量重复图形或印刷缺陷存在时,特征点匹配的误匹配率将会增加,当图形大多是圆润的弧形或圆形时,特征点提取效果将会急剧下降,影响配准精度,基于特征点的配准方法不具有通用性。张代林等^[10]提出了一种基于形状模板匹配的印刷品缺陷检测方法,对遮挡、混乱、光照变化有很好的鲁棒性,为印刷品缺陷检测提供了一种高效、准确的匹配算法,但该方法没有考虑图像旋转的问题。文中提出一种改进的基于轮廓匹配的配准方法,使用多模板法来实现旋转不变性,使用网格化来提高配准速度,使用连续域蚁群算法 (Ant Colony Optimization

For Continuous Domains, ACO(R)) 来搜索全局最优解,提高配准精度。

2) 消除伪影。配准时的仿射变换会产生灰度偏移,差影时会形成伪缺陷。陈恺焯等^[11]提出了一种轮廓伪影的消除办法,使用形态学中的开、闭运算来平滑对象轮廓消除轮廓伪影,但轮廓附近的真实缺陷会被开、闭运算抹除而造成漏检。文中根据伪缺陷的分布特点,将图像切分成轮廓区和非轮廓区,根据不同区域伪缺陷的特征使用不同的空间滤波方法分步平滑伪影,再使用阈值分割实现伪缺陷的去除。实验证明该方法简单、快速、有效,同时不会影响真实缺陷形成漏检。

1 改进的基于轮廓的模板匹配

轮廓是图形的重要特征之一,由于线特征比点特征结构性强,鲁棒性更高,基于轮廓的配准效果比基于特征点的效果更好。在考虑图像发生旋转的条件下,基于轮廓的模板匹配配准算法计算复杂度极高。通常加速模板匹配的方法有 2 个方向:减少匹配量和缩小搜索空间^[12]。在搜索对象时,连续的边缘点比断开的边缘点更重要^[13]。文中使用网格切割方法对图像进行切分,使用连续的边缘像素点进行模板匹配,提高搜索效率。使用连续域蚁群算法寻找全局最优解,提高配准精度,减少伪缺陷的产生。

1.1 轮廓模板生成

使用边缘检测算子提取模板图中的图形轮廓,生成形状模板 T 。形状模板是无序的有方向边缘像素点集合,可表示为:

$$T = \{x'_i, y'_i, \mathbf{d}'_i | i = 1 \dots m\} \quad (1)$$

式中: (x'_i, y'_i) 为模板上像素点的坐标; \mathbf{d}'_i 为模板 T 上像素点 i 的梯度方向向量,共 m 个像素点。在实时图上提取轮廓像素集合 E , 见式 (2)。

$$E = \{x^e_j, y^e_j, \mathbf{d}^e_j | j = 1 \dots n\} \quad (2)$$

式中: (x^e_j, y^e_j) 为搜索像素点的坐标; \mathbf{d}^e_j 为 E 上像素点 j 的方向向量,共 n 个像素点。

在离线的模板生成阶段根据旋转角度的范围生成多模板,使用多模板匹配实现旋转不变性。仿射变换可表示为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s \cos \theta & -s \sin \theta \\ s \sin \theta & s \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $(x, y)^T$ 为灰度图像的坐标向量; $(x', y')^T$ 为仿射变换后图像的坐标向量; s 为缩放比例因子; θ

为旋转角度； $(t_x, t_y)^T$ 为平移量。文中只考虑发生刚体变换，缩放比例因子为 1，由等式 (3) 可得：

$$p' = Ap + t_p \quad (4)$$

$$d'_i = Ad'_i \quad (5)$$

式中： p 为图像像素点坐标； A 为旋转变换矩阵； t_p 为图像的平移量； p' 为仿射变换后的图像像素点坐标； d'_i 为轮廓模板上第 i 个像素点的方向向量，旋转变换后变为 d'_i 。遍历可能的旋转角度生成多模板，在平移范围内于搜索图中匹配模板，通过模板与搜索图形的相似度来匹配图像。

1.2 相似性度量

使用轮廓上有方向的像素点的相似性来量化轮廓模板 T 与待搜索对象 E 的相似度，计算平移变化后模板上所有点的方向向量与搜索图中相应点方向向量内积的总和，采用归一化来减少杂点对结果的影响。获得一个 $[0,1]$ 区间内的匹配分数来量化相似度，可表示为：

$$f(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\langle d'_i, d^e_{(x+x_i, y+y_i)} \rangle}{\|d'_i\| \cdot \|d^e_{(x+x_i, y+y_i)}\|} \quad (6)$$

式中： $\langle \rangle$ 为内积； $\| \cdot \|$ 为欧几里德范数； $d^e_{(x+x_i, y+y_i)}$ 为搜索图中与模板第 i 个点对应的像素方向向量。该相似度量可满足对遮挡、缺失、杂点、光照变化的鲁棒性要求^[10]。噪声或印刷缺陷所产生的随机方向向量通过归一化平均后数值很小，对相似度的最终结果影响不大，归一化后的相似度量小于或等于 1，等于 1 表示与模板图完全一致。

1.3 网格切分

使用多模板匹配算法时间复杂性高，为了满足在线检测的要求，降低计算复杂度，文中使用网格切分法切割图像。将图像切割成 k 个区域，切割区域的大小根据印刷品的幅面而定，文中使用长、宽为 200 像素的正方形切割图像，区域和区域之间不设置重叠区。区域内连续的轮廓分为 1 簇，每个区域内有若干

簇轮廓线。则式 (1) 中的轮廓模板可变为：

$$C = \{x_i^c, y_i^c, d_i^c, z_i^c | i = 1 \dots m\} \quad (1)$$

式中： $z_i^c \in \{1, 2, \dots, k\}$ 为像素点 $p_i = \{x_i, y_i\}$ 的所属区域。用 $o^c(x_o^c, y_o^c)$ 表示轮廓线的质心，则计算见式 (8—9)。

$$x_o^c = \frac{1}{m} \sum x_i^c \quad (8)$$

$$y_o^c = \frac{1}{m} \sum y_i^c \quad (9)$$

轮廓线绕质心旋转形成多方向模板。机械定位装置会约束图像平移、旋转的范围， δx 为水平平移的约束， δy 为垂直平移约束， $\delta \theta$ 为旋转角度约束。使用大小为 $(2\delta x + 1) \times (2\delta y + 1)$ 的矩形膨胀轮廓线来涵盖轮廓线可能平移的区域，在 $[-\delta \theta, \delta \theta]$ 范围内旋转膨胀后的图形生成感兴趣区域 (Region of Interest, ROI)，配准要求精确到亚像素级，则旋转的最小弧度为 $1/2$ 像素，根据轮廓像素到质心的最长距离计算出最小角度作为旋转变换的步长，见图 1。使用生成的 ROI 作为搜索区域在搜索图中匹配轮廓。

1.4 连续域的蚁群算法

网格切分后的模板匹配，会找到局部最优解。为了获得全局最优解，需要找到相似性最大的度量，这个过程可用式 (10) 表示。

$$\alpha^* = \arg \max (f(E, T_\alpha(C))) \quad (10)$$

式中： T_α 为式 (3) 定义的仿射变换模型； α 为仿射变换的参数； α^* 为式 (6) 相似性函数取得最大值时的仿射变换参数最优解。

变化参数求解问题是多维连续域寻优问题^[14]，配准过程就是搜索到使相似性最大的参数 t_x , t_y 和 θ 。使用连续域蚁群算法寻找全局最优解，将解空间 $[S_{\min}, S_{\max}]$ 划分成 k 个的子区间，区间数与图像切分的区域数相等，每个区域有 z 只蚂蚁，该 z 只蚂蚁只在一个子区间中进行搜索，则共有 $m = k \times z$ 只蚂蚁。使用相似度 $f(s)$ 度量区间的优良程度。通过信息素的更新来缩小解空间的范围，最终找到全局最优解^[15]。

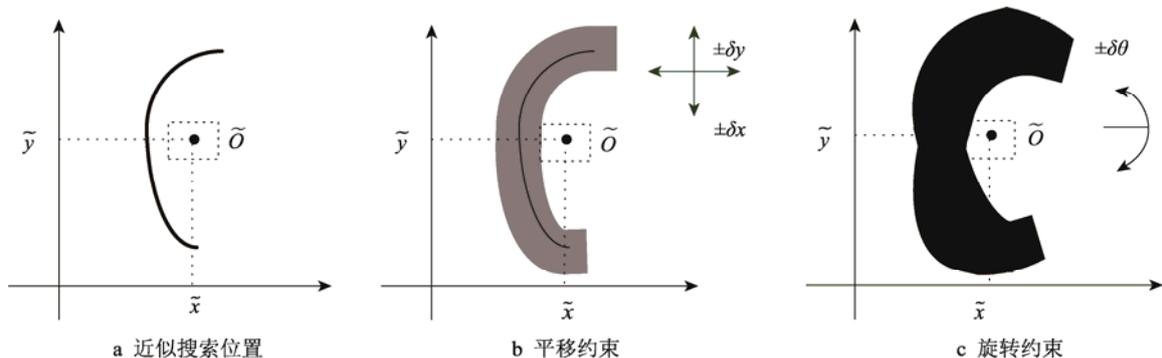


图 1 轮廓模板的搜索区域
Fig.1 Search area of contour-based template matching

蚁群算法的核心模型见式(11)。

$$P=(S, \Omega, f) \quad (11)$$

式中: S 为解集的搜索空间, 将解空间 k 等分获得子空间 $S=\{s_1, s_2, \dots, s_k\}$, 其中 $s_i=\{v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^n\}$ 为 n 维解; Ω 为约束条件; 目标函数 $f: S \rightarrow R_0^+$ 即为相似度量函数, 要使其最大化。文中 $s_i=\{t_x, t_y, \theta\}$ 是满足约束条件的三维解向量, $s \in S$ 。当且仅当满足 $f(s^*) \geq f(s)$ 时, $s^* \in S$ 为变换参数的全局最优解^[16]。

连续优化问题采用动态生成概率密度函数的方法来更新信息素^[17], 通过信息素和启发值选择解组件更新解集, 最后组合出完整解。使用高斯核函数 $G^i(i=1, 2, \dots, n)$ 作为取样函数, 见式(12)。

$$G^i(x)=\sum_{i=1}^k \omega_i g_i^i(x) \quad (12)$$

n 维解组件定义 $i=1, 2, \dots, n$ 个高斯函数 $g_i^i(x)$, 把高斯函数通过权值组合起来形成高斯核概率密度函数。 $g_i^i(x)$ 的选择是由 p_i 决定的, 见式(13)。

$$p_i=\frac{\omega_i}{\sum_{i=1}^k \omega_i} \quad (13)$$

式中: 权重 ω_l 的值由相关性函数 $f(s_l)$ 决定, 相关性越大, 函数值越大, 则权重越大。相应的高斯函数更有机会被选中, ω_l 表示为:

$$\omega_l=\frac{1}{qk\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(l-1)^2}{2q^2k^2}\right\} \quad (14)$$

权重根据相关性排序 $\omega_1 \geq \omega_2 \geq \dots \geq \omega_l \geq \dots \geq \omega_k$, 其中 l 表示在序列中的等级; qk 为标准差, 调整 $q(0 < q < 1)$ 的值可以调节信息素更新的速度, q 越小, 被选中的可能性越大, 越容易陷入局部最优解。高斯函数 $g_i^i(x)$ 由期望 μ_i^i 和均方差 $(\sigma_i^i)^2$ 决定, 见式(15)。

$$g_i^i(x)=\frac{1}{\sigma_i^i\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu_i^i)^2}{(\sigma_i^i)^2}\right\} \quad (15)$$

连续域蚁群算法的具体步骤如下所述。

1) 初始化。进行蚂蚁数量、任务量、解的子区间数、最大迭代次数、迭代终止条件的初始化。图形的每个区域提取 z 条轮廓线, k 个区域的任务量为 $m=k \times z$ 与蚂蚁数相等, 每个子区间初始的信息素浓度为 1。

2) 执行任务。执行子区间的任务, 并根据相似度进行排序计算权重, 选出一个解组件。 k 个子区间生成 k 个解组件放在解档案中, 第 1 轮计算完成。

3) 信息素更新。进行下一轮迭代, 各子区间生成新的解组件, 根据解组件的概率密度函数, 取样生成新的解。新的解与档案中的解排序, 根据挥发性将解

档案中的较差部分移除, 生成新的解档案, 见图 2。

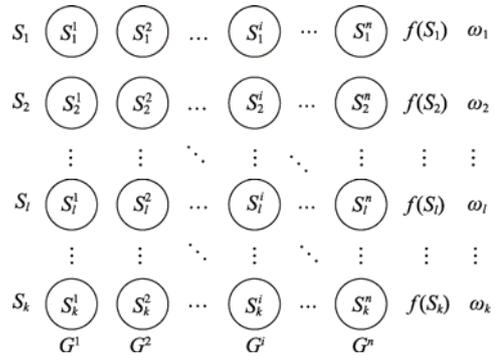


图 2 连续域蚁群算法的解档案结构

Fig.2 Solution archive of ant colony optimization for continuous domains

4) 终止迭代。筛选出的解显示了信息素在某个解区间内积累, 当到达迭代轮次 t_{max} 或结果收敛则停止寻优。是否收敛由解的多样性来决定, 用式(16)来表示, 精确到亚像素级别, 则当 $div(S) < 0.5$ 时结果收敛, 其中 \bar{x}^i 为解的均值。

$$div(S)=\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^i - \bar{x}^i)^2} \quad (16)$$

2 基于空间滤波的伪缺陷去除方法

彩色印刷品进行自动光学检测时, 若待检图相对于模板图有较大的位移和旋转, 在配准时进行仿射变换将会产生伪影, 若未经处理便进行差影将会产生伪缺陷。使用图形软件制作的包含多种缺陷的样图进行测试, 效果见图 3。

由图 3 可知, 伪缺陷大多集中在图形的边缘处^[18], 非边缘处的伪缺陷与边缘处的有不同的特点, 差影后, 边缘处出现灰度明亮形状与图形边缘相似的轮廓伪影, 而非边缘处则是灰度暗淡的噪点。针对这一特征使用 2 步法, 将图像切分成轮廓区和非轮廓区分步进行处理。

2.1 轮廓区空间滤波

使用边缘算子提取模板图形的轮廓, 对轮廓进行膨胀操作, 膨胀的大小由具体情况决定, 可在检测系统中设置。该示例使用 1024×607 像素的样图, 使用半径为 5 像素的圆形为结构元对轮廓进行膨胀, 生成 ROI 区域。模板图与 ROI 区域相减将图像切分成轮廓区 M^+ 和非轮廓区 M^- , 见图 4。

使用同样的方法将待检图切分成轮廓区 S^+ 和非轮廓区 S^- 。分别选择模板图和待检图的轮廓区 M^+ 和 S^+ 。使用高斯模板平滑图像, 见式(17)。

$$h(x, y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (17)$$

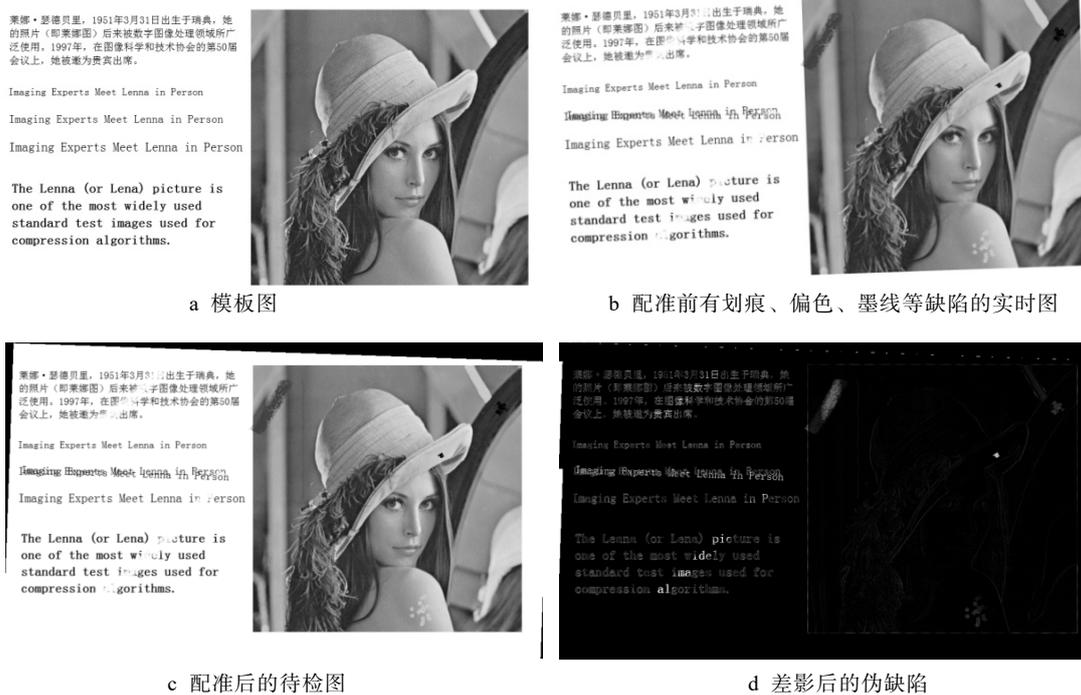


图 3 伪缺陷的产生
Fig.3 Generation of pseudo-defects

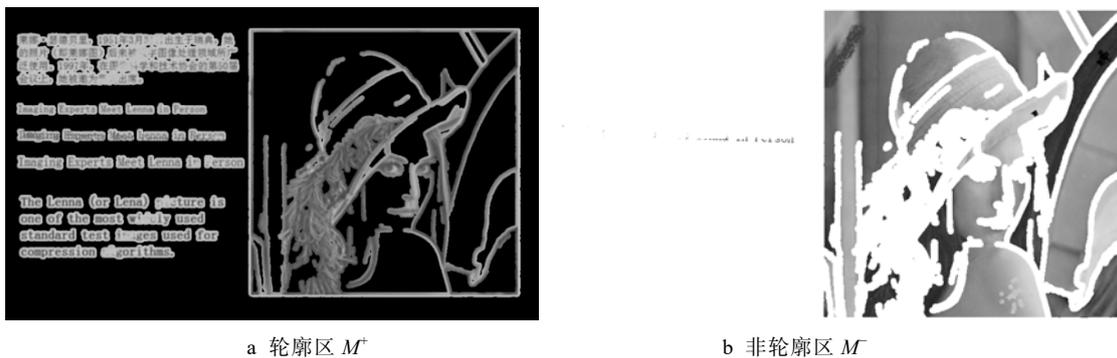


图 4 切分模板
Fig.4 Segmentation of template image

平滑过程可用式 (18)。

$$g(x,y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s,t) f(x+s,y+t)}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s,t)} \quad (18)$$

式中： σ 为标准差； (x,y) 为像素坐标 $w(s,t)$ 为滤波模板的权重； $g(x,y)$ 为滤波后的图像。通过调节 σ 的值来改变平滑幅度，改善平滑效果，该例中 $\sigma=1.075$ 。将平滑后的模板图轮廓区与平滑后的待检图轮廓区差影，然后将灰度值求和。迭代此过程比较灰度值的变化量，当变化量小于设定阈值或不再减少时，停止迭代，其流程图见图 5。

滤波后使用阈值分割的方法将真实缺陷与伪缺陷分离，效果见图 6。

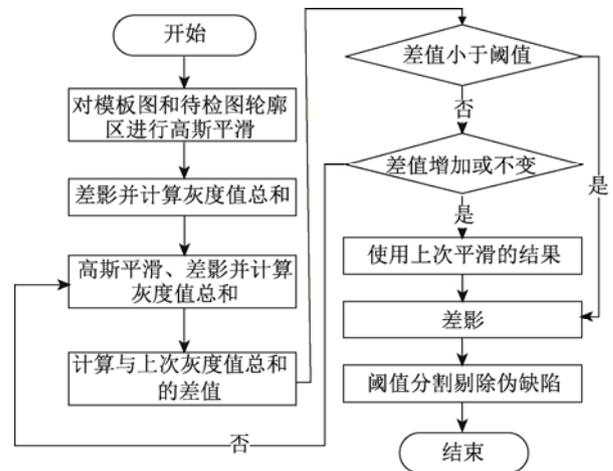


图 5 轮廓区的空间滤波流程
Fig.5 Flow chart of spatial filtering in contour zone

2.2 非轮廓区空间滤波

在图像的非轮廓区会因为灰度偏移,在差影时产生大量的杂点,使用几何均值滤波器对模板图和待检图的非轮廓区进行滤波,表达式为:

$$\hat{f}(x,y)=[\prod_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t)]^{\frac{1}{mn}} \tag{19}$$

式中: $m \times n$ 为滤波窗口的大小; S_{xy} 为不断滑动的滤波窗口的中心点坐标; $g(s,t)$ 为非轮廓区原始图像; $\hat{f}(x,y)$ 为滤波后的图像。几何均值滤波器较普通的均值滤波丢失的图像细节更少,可防止丢失非轮廓区的缺陷信息,避免漏检发生。效果见图7。

滤波结束使用差影法获取图像的缺陷,并根据缺陷允许的最小面积为阈值,删除小于该最小面积的噪点,提取出真实缺陷,见图8。

3 实验验证

使用由大恒 MER-133-54U3C 彩色面阵工业相机、Intel i5-7500、DDR4 16 G 内存和 GTX 960 4 G 显卡组成的检测平台离线对 100 张印刷品进行检测,并统计处理时间。印刷品是由合作企业质检部挑选出有印刷缺陷的产品。使用样张分别对基于轮廓的模板匹配、基于像素灰度的模板匹配和连续域蚁群算法改

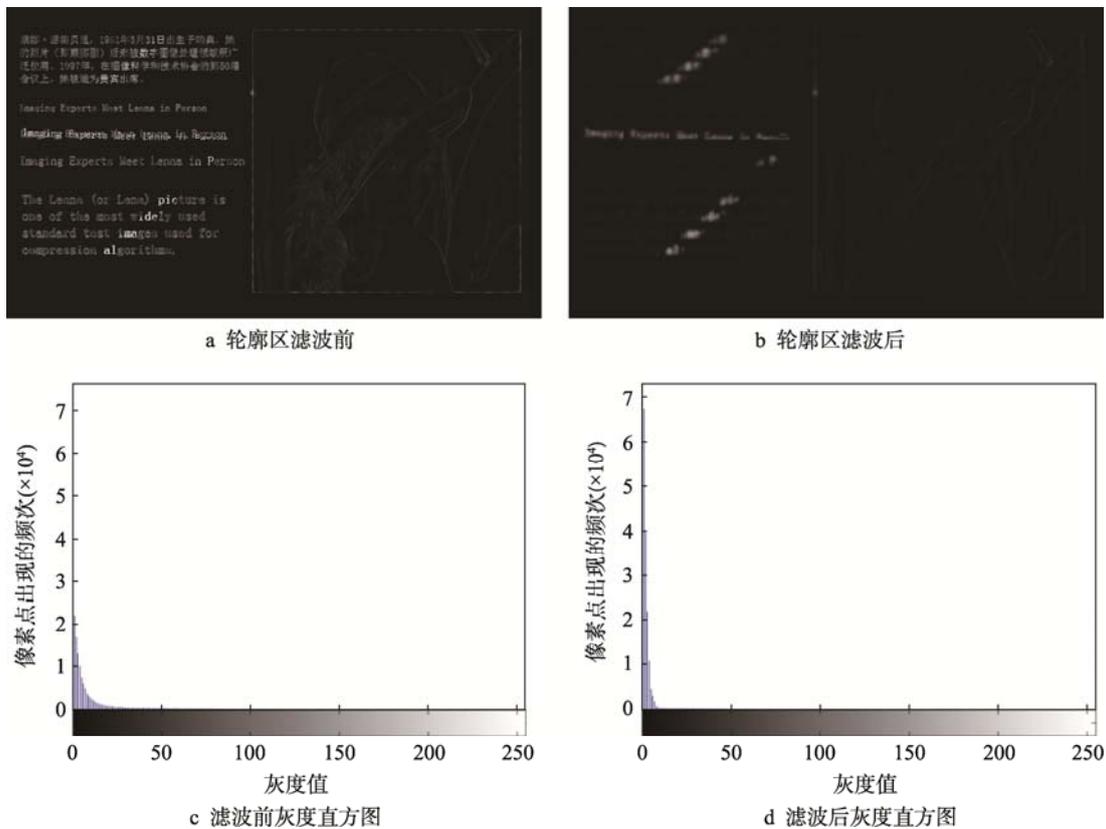


图6 轮廓区滤波效果
Fig.6 Spatial filtering effect of contour zone

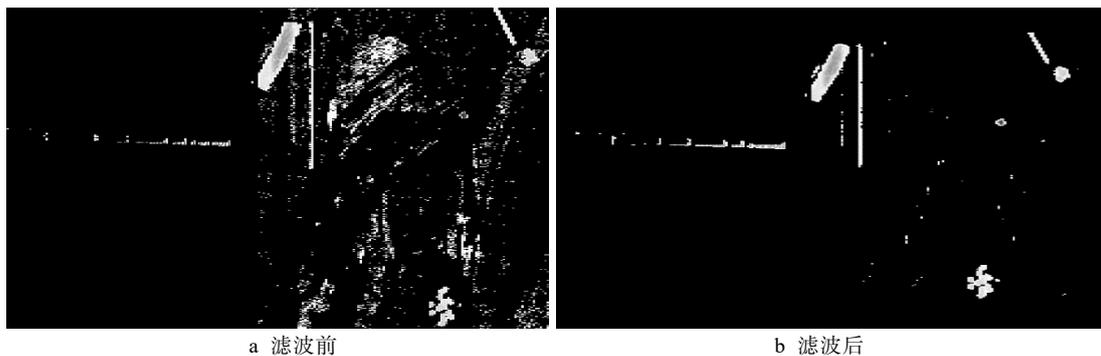


图7 非轮廓区滤波效果
Fig.7 Spatial filtering effect of non-contour zone



图 8 筛选出的划痕、偏色、漏墨、墨线、重影等缺陷
Fig.8 Defects such as scratches, color cast, ink leakage, ink lines and ghosting

进的轮廓匹配 3 种配准算法进行测试, 分别从平均配准时间、配准率和准确性 3 个角度进行对比, 对比结果见表 1。从表 1 中可看出基于轮廓的模板匹配配准率过低, 基于像素灰度的模板匹配配准时间过长, 不能满足实际需求, 改进算法无法配准的 8 张图像, 是因为具有明显轮廓特征的图形在图像的边角, 当图像发生旋转时图形旋转的弧度较大, 而其他区域轮廓特征不明显。使用连续域蚁群算法改进的轮廓匹配计算时间小于 1 s, 配准率大于 90%。

配准后分别使用普通差影法和包含伪缺陷去除的差影法进行缺陷检测, 对比漏检率和误检率, 见表 2。

表 1 不同方法的配准时间、配准率和准确性
Tab.1 Average registration time, rate and accuracy obtained by different methods

配准方法	平均配准时间/ms	配准率/%	准确性
基于轮廓的模板匹配	175	68	像素级
基于像素灰度的模板匹配	>20 000	95	亚像素级
连续域蚁群算法改进的轮廓匹配	521	92	亚像素级

表 2 去除伪缺陷前后的误检率和漏检率
Tab.2 False detection rate and missed detection rate obtained before and after pseudo-defects elimination

缺陷检测方法	误检率/%	漏检率/%
普通差影	93	0
去除伪缺陷后差影	0	<3

普通差影法除个别图像因旋转角度较小产生的伪影十分微小而被忽略外, 其他均有误检, 误检率为 93%。去除伪缺陷后差影未发生误检, 其中 2 张图像因为缺陷位置靠近轮廓, 颜色和背景相似出现漏检, 漏检率小于 3%。经测试该缺陷检测方法平均时长为 1.05 s, 最长检测时间小于 1.5 s, 蚁群算法是十分适合并行计算的算法, 可通过并行计算大幅提高处理速

度, 来满足在线检测的要求。

4 结语

文中分析了彩色印刷品复杂表面缺陷自动光学检测过程中, 可能产生伪缺陷的原因, 提出了改进算法。使用连续域蚁群算法改进基于轮廓的模板匹配配准算法, 提高配准精度, 减少伪缺陷的产生。分析了伪缺陷的分布特点, 使用分区域进行空间滤波的方法减弱差影后伪影的灰度值, 然后使用阈值分割的方法剔除伪缺陷, 提高印刷品缺陷的检出率和正确率, 检出效果良好。在工业生产环境可使用并行计算提高计算速度, 使用高分辨率相机提高清晰度和检测幅面, 增加检测方法的适用性。

参考文献:

- [1] 余文勇, 周祖德, 陈幼平. 一种高速印刷品缺陷在线检测系统[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2006, 34(6): 80—83.
YU Wen-yong, ZHOU Zu-de, CHEN You-ping. A High Speeded-inspection System of Defects in Printed Matter on Line[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2006, 34(6): 80—83.
- [2] ISHIMARU I, HATA S, HIROKARIM. Color-defect Classification for Printed-matter Visual Inspection System[C]// Intelligent Control and Automation, Proceedings of the 4th World Congress on IEEE, 2002(6): 3261—3265.
- [3] 赵翔宇, 周亚同, 何峰, 等. 工业干扰环境下基于模板匹配的印刷品缺陷检测[J]. 包装工程, 2017, 38(11): 197—202.
ZHAO Xiang-yu, ZHOU Ya-tong, HE Feng, et al. Printing Defects Detection Based on Template Matching under Disturbing Industrial Environment[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(11): 197—202.
- [4] 徐足骋, 周鑫, 袁锁中, 等. 基于视觉的印刷品缺陷检测技术[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2017, 31(8): 150—157.
XU Zu-cheng, ZHOU Xin, YUAN Suo-zhong, et al. Research on the Technology of Detecting Printing Defects Based on Computer Vision[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2017, 31(8): 150—157.
- [5] GRUENA. Development and Status of Image Matching in Photogrammetry[J]. The Photogrammetric Record, 2012, 27(137): 36—57.
- [6] 余先川, 吕中华, 胡丹. 遥感图像配准技术综述[J]. 光学精密工程, 2013, 21(11): 2960—2972.
YU Xian-chuan, LYU Zhong-hua, HU Dan. Review of Remote Sensing Image Registration Techniques[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(11):

- 2960—2972.
- [7] ZITOVA B, FLUSSER J. Image Registration Methods: a Survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977—1000.
- [8] 许佳佳, 张叶, 张赫. 基于改进 Harris-SIFT 算子的快速图像配准算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(1): 48—54.
XU Jia-jia, ZHANG Ye, ZHANG He. Fast Image Registration Algorithm Based on Improved Harris-SIFT Descriptor[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29(1): 48—54.
- [9] 任克强, 胡梦云. 基于改进 SURF 算子的彩色图像配准算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2016(5): 748—756.
REN Ke-qiang, HU Meng-yun. Color Image Registration Algorithm Based on Improved SURF[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016(5): 748—756.
- [10] 张代林, 陈文广, 谢经明, 等. 基于形状模板匹配的印刷品缺陷检测[J]. *机械与电子*, 2013(12): 42—45.
ZHANG Dai-lin, CHEN Wen-guang, XIE Jing-ming, et al. Printed Matter Defects Detection Based on a Shape Template Matching Algorithm[J]. *Machinery and Electronics*, 2013(12): 42—45.
- [11] 陈恺焯, 刘昕. 一种印刷品缺陷检测中轮廓伪影的消除方法[J]. *西安理工大学学报*, 2017, 33(4): 112—117.
CHEN Kai-xuan, LIU Xin. A Method for Eliminating Shadow of Contour in Printing Defect Detection[J]. *Journal of Xi'an University of Technology*, 2017, 33(4): 112—117.
- [12] ALEXANDROV V V, GORSKY N D, MYSKO S N. A Fast Technique for Recursive Scene Matching Using Pyramids[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1985, 3(6): 413—419.
- [13] BALLARD D H. Generalizing The Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes[J]. *Pattern Recognition*, 1981, 13(2): 111—122.
- [14] 李伟, 沈振康, 李飏. 基于蚁群算法的仿射变换参数求解[J]. *红外技术*, 2007(11): 45—48.
LI Wei, SHEN Zhen-kang, LI Biao. Solving Parameters of Affine Transformation Based on ACO[J]. *Infrared Technology*, 2007(11): 45—48.
- [15] 焦留成, 邵创创, 程志平. 一种求解连续空间约束优化问题的蚁群算法[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2015, 36(1): 23—26.
JIAO Liu-cheng, SHAO Chuang-chuang, CHENG Zhi-ping. Ant Colony Algorithm for Solving Continuous Space Constrained Optimization Problems[J]. *Journal of Zheng zhou University(Engineering Science)*, 2015, 36(1): 23—26.
- [16] 周袅. 连续域蚁群算法的研究及应用[D]. 无锡: 江南大学, 2016: 12—17.
ZHOU Niao. Research and Application of Ant Colony Algorithm for Continuous Domain[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2016: 12—17.
- [17] SOCHA K, DORIGO M. Ant Colony Optimization for Continuous Domains[J]. *European Journal of Operational Research*, 2008, 185(3): 1155—1173.
- [18] 彭向前. 产品表面缺陷在线检测方法研究及系统实现[D]. 武汉: 华中科技大学, 2008: 57—62.
PENG Xiang-qian. Study on Methodology of Product Surface Defects Online Detection and System Implementation[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2008: 57—62.