

## 模式图像的特征提取与配准方法

杨洋, 项辉宇, 薛真, 魏景辉, 张德兵  
(北京工商大学, 北京 100048)

**摘要:**目的 提高产品包装模式图像的匹配速度和准确性, 得出算法中影响这两方面的关键因素。方法 运用高斯金字塔对原始图像进行向下采样, 将图像转换为尺度空间的表示方式; 利用加速稳健特征(SURF)方法提取特征点, 并对 SURF 方法提取的特征点用 Brute-Force 算法进行匹配; 通过对每组匹配点欧式距离的排序, 剔除误匹配点, 仅保留一定数量的正确匹配点对。结果 得出高斯金字塔、Hessian 值、颜色空间对计算速度及获取特征点数量的影响。颜色空间的改变不影响特征点数量, 在计算时间上的差别也可忽略。尺度空间缩小 1/2 时, 计算速度能够提升 75%, 同时剔除 2/3 的冗余特征点。结论 文中方法能够有效提升特征提取速度, 并且具有匹配精度高、鲁棒性强的特点, 同时对旋转角度的变化具有较强的适应性。

**关键词:** 高斯金字塔; SURF; 特征提取; 配准

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2017)01-0185-06

### Feature Extraction and Matching Algorithm of Pattern Image

YANG Yang, XIANG Hui-yu, XUE Zhen, WEI Jing-hui, ZHANG De-bing  
(Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China)

**ABSTRACT:** The work aims to improve the matching speed and accuracy of product packaging pattern images and obtain the key factors that affect these two aspects in this algorithm. By using Gauss Pyramid to sample down the original images, the images were converted to a scale space representation. Then speed up robust features (SURF) method was adopted to extract feature points, and Brute-Force algorithm was used to match these points. Finally, after sorting the Euclidean distance of the matching points in each group, the mismatching points were eliminated and a certain quantity of correct matching points remained. The influence of Gauss Pyramid, Hessian value and color space on the calculation speed and the number of the extracted feature points were obtained. The change of color space did not affect the number of feature points, and the difference of the computation time could be ignored. When the scale space was reduced by 1/2, the computation speed could be improved by 75%, and 2/3 of the redundant feature points were eliminated at the same time. The method in the paper can effectively improve the speed of feature extraction, and is characterized by high matching precision and strong robustness. Meanwhile, it has strong adaptability to the change of rotation angles.

**KEY WORDS:** Gaussian Pyramid; SURF; feature extraction; matching

在图像处理领域, 特征提取与配准有广泛的应用。对于产品包装表面缺陷检测, 缺陷通常是湮没在复杂的背景中, 模式图像的背景主要是其表面的图案、轮廓和颜色信息等。一般的配准方法可以分为

两大类, 基于灰度的方法和基于特征的方法。常用的灰度配准方法如互信息的图像配准算法<sup>[1]</sup>, 直方图图像配准算法<sup>[2]</sup>。灰度匹配算法需要检验 2 幅图像中所有对应像素灰度的相似程度, 因此其匹配过程中运算

收稿日期: 2016-07-03

基金项目: 2016 年研究生科研能力提升计划

作者简介: 杨洋 (1985—), 男, 北京工商大学硕士生, 主攻数字图像处理与视觉检测技术。

通讯作者: 项辉宇 (1966—), 男, 博士, 北京工商大学教授, 主要研究方向为机械 CAD/CAM/CAE、视觉测量技术、设备故障分析及大型游乐设施安全性评价等。

量大,很难满足实时性检测的需求。对于特征匹配算法,匹配运算量仅与特征点的个数及匹配对数有关,从而可大大提高匹配速度。基于特征匹配的大体流程为,先提取各个图像中的特征,再完成特征之间的匹配,通过匹配的特征建立图像间的映射变换,最后得出配准后的图像<sup>[3]</sup>。如文献[4]中,作者将FAST特征点检测算法与FREAK特征点描述算法相结合用于图像匹配,以改善图像识别算法在移动终端上对印刷品图像的识别性能<sup>[4]</sup>。

文中提出一种基于高斯金字塔模型的SURF图像特征检测方法,对原始图像进行高斯金字塔变换,在不同分辨率下进行图像分析,得到不同尺度空间下的差分图像,周围像素之间的关系通过变换时的高斯卷积来体现。结合SURF特征对图像中的特征点进行提取与匹配。

## 1 原理

### 1.1 高斯金字塔

高斯金字塔(Gaussian Pyramid)为图像处理、计算机视觉、信号处理中所使用的一项技术<sup>[5]</sup>。其本质为信号的多尺度表示法,亦即将同一信号或图片多次的进行高斯模糊,并且向下取样,藉以产生不同尺度下的多组信号或图片以进行后续的处理,例如在影像辨识上,可以借由比对不同尺度下的图片,以防止要寻找的内容可能在图片上有不同的大小。高斯金字塔的理论基础为尺度空间理论,而后续也衍生出了多分辨率分析。

### 1.2 SURF特征

加速稳健特征(SURF)是一个稳健的图像识别和描述算法,其部分灵感来自于尺度不变特征转换算法(SIFT),SURF标准的版本比SIFT要快数倍<sup>[6]</sup>,并且其作者Herbert Bay声称在不同图像变换方面比SIFT更加稳健<sup>[7]</sup>。

SURF使用Hessian矩阵的行列式值侦测特征点并用积分图加速运算,并且其描述子基于2D离散小波变换响应有效地利用了积分图。SIFT使用了连续不同尺度的高斯滤波器处理影像,并且经由高斯差(DOG)来侦测影像中尺度不变的特征点。SURF使用了方型滤波器取代SIFT中的高斯滤波器,借此达到高斯模糊的近似。其滤波器可表示为:

$$S(x,y)=\sum_{i=0}^x\sum_{j=0}^yI(x,y) \quad (1)$$

此外,使用方型滤波器可利用积分图大幅提高运算速度,仅需计算位于滤波器方型的4个角落值即可。

#### 1.2.1 特征点检测

SURF使用了斑点侦测的Hessian矩阵来侦测特征点,其行列式值代表像素点周围的变化量,因此特

征点需取行列式值为极大、极小值。除此之外,为了达到尺度上的不变,SURF还使用了尺度 $\sigma$ 的行列式值侦测特征点,给定图形中的一点 $p=(x,y)$ ,在尺度 $\sigma$ 的Hessian矩阵为 $H(p,\sigma)$ 。

$$H(p,\sigma)=\begin{pmatrix} L_{xx}(p,\sigma) & L_{xy}(p,\sigma) \\ L_{xy}(p,\sigma) & L_{yy}(p,\sigma) \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{cases} L_{xx}=\frac{\partial^2 D(\sigma)}{\partial x^2}D(x,y) \\ L_{yy}=\frac{\partial^2 D(\sigma)}{\partial y^2}D(x,y) \\ L_{xy}=\frac{\partial^2 D(\sigma)}{\partial x\partial y}D(x,y) \end{cases} \quad (3)$$

式中:矩阵内的 $L_{xy}(p,\sigma)$ 等函数为二阶微分后的灰阶图像。用盒子滤波器近似高斯函数<sup>[8]</sup>,即 $D_{xx}\approx L_{xx}$ , $D_{yy}\approx L_{yy}$ , $D_{xy}\approx L_{xy}$ 。并使用前述的积分图像进行加速求解式(2),则Hessian近似矩阵的行列式记为:

$$\det(H_{\text{approx}})=D_{xx}D_{yy}-(0.9D_{xy})^2 \quad (4)$$

9×9的方型滤波器被作为SURF最低的尺度,近似于 $\sigma=1.2$ 的高斯滤波器。比较经过hessian矩阵处理过的每个像素点与其3维邻域的26个点进行大小,保留26个点中的最大值或最小值,做为初步的特征点<sup>[9]</sup>。以3×3的滤波器为例,该尺度层图像中9个像素点之一(见图1),该点与本层中其余8个点和在其相邻2个尺度层9个点进行比较。图1中标记“×”的像素点的特征值大于周围像素时,可确定其为该区域的特征点<sup>[10]</sup>。

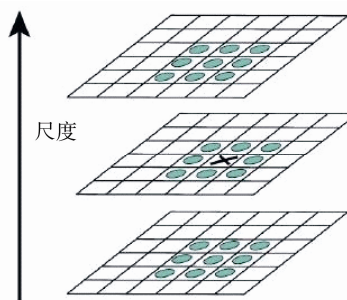


图1 DOG尺度空间示意  
Fig.1 Difference-of-Gaussian images

#### 1.2.2 特征点描述子

为了保留特征点不变的特性,例如旋转、尺度上的不变性,需要赋予特征点一个描述子,使其能保有不变性且能够轻易地被区分<sup>[11]</sup>。首先以特征点为中心,计算半径为 $6s$ ( $s$ 为特征点所在的尺度值)邻域内的点在 $x,y$ 方向的哈尔小波响应,并给这些响应值按距离赋予不同高斯权重系数;然后对加权后的哈尔小波响应用直方图进行统计,将圆形区域划分为72组,每 $5^\circ$ 一组,分别将 $60^\circ$ 范围内的响应加起来形成一个新的矢量,遍历整个圆形区域,选择最长矢量的

方向为特征点的主方向。

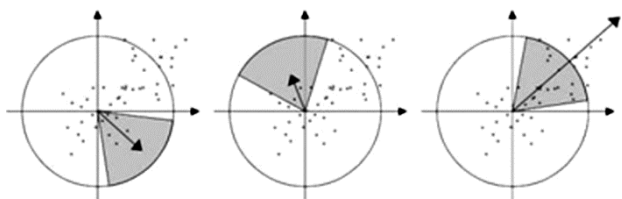


图 2 描述子主方向

Fig.2 Orientation assignment of descriptor

同时描述子的维度也是其重要的考量之一，一个维度不足的描述子可能会使特征点不易区分，然而维度过大的描述子要耗费的计算也更为复杂。SURF 的描述子使用了哈尔小波转换的概念，并利用积分图简化描述子的计算<sup>[12]</sup>。

选定了特征点的方向后，其周围像素点需要以此方向为基准来建立描述子。此时以 5×5 个像素点为一个子区域，取特征点周围 20×20 个像素点的范围共 16 个子区域，计算子区域内的  $x, y$  方向（此时以平行特征点方向为  $x$ ，垂直特征点方向为  $y$ ）的哈尔小波转换总合  $\sum dx, \sum dy$  与其向量长度总合  $\sum |dx|, \sum |dy|$  共 4 个量值。这样每个小区域就有 4 个值，所以每个特征点就是 64 维的向量。描述子的特征向量见图 3。

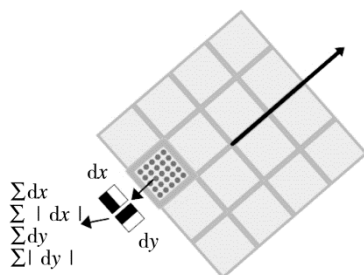


图 3 描述子的特征向量

Fig.3 An oriented quadratic grid with 4×4 square sub-regions

### 1.2.3 特征向量匹配

特征向量匹配常用的方法有：相关系数法、各种相似性度量法、不变距、Hausdorff 距离、各种距离度量值等<sup>[13]</sup>。文中采用最近邻匹配法可以对特征向量潜在的匹配对进行筛选，而无需对整幅的图像进行处理。2 个特征向量的相似性度量采用欧式距离进行计算<sup>[14]</sup>：

$$D_{ij} = [\sum_{k=0}^{k=n} (X_{ik} - X_{jk})^2]^{1/2} \quad (5)$$

式中： $X_{ik}$  为标准图像中第  $i$  个特征点对应特征向量的第  $k$  个元素； $X_{jk}$  是待测图像中第  $j$  个特征点对应特征向量的第  $k$  个元素； $n$  为特征向量的维数。

对于标准图像的特征点对应的特征向量，计算它与待测图像所有特征点对应的特征向量集合中每一个特征向量的欧氏距离，得到距离集合。将该集合中

的距离由小到大排序，距离越小，其匹配准确的可能性则越大。在此基础上，设定参考阈值，当最小的 2 个欧氏距离之间的比值小于设定的阈值时，认为这 2 个特征点正确匹配<sup>[15]</sup>。阈值选取越小，匹配对数目越少，且更稳定。

## 2 实验及数据分析

验证文中方法有效性的硬件环境为 Intel 酷睿 Q9500，主频 2.83 GHz 的 CPU，4 GB 内存的 PC 机。检测用工业摄像头型号为维视 MV-1300UC。软件环境为 Win7 操作系统下 VisualStudio2010 与 OpenCV2.4.8 共同搭建的算法实现平台。

### 2.1 Hessian 值与特征点和计算时间的关系

以 512×512 的标准版 Lena 图为例，取不同 Hessian 值，观察特征点数量变化。hessian 值分别取 200 和 1000 时的特征点数量与分布情况见图 4。

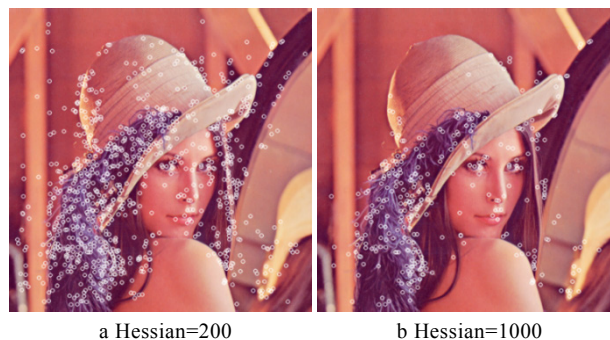


图 4 2 个 Hessian 值提取的特征点  
Fig.4 Feature points with two Hessian

从图 4 可以看出，当 Hessian 值较小时，特征点分布较为均匀，几乎布满整幅图像。而当 Hessian 取值较大时，特征点分布则是趋于集中，并且数量明显减少。Hessian 值取 1000 时，背景中的特征点，几乎被完全屏蔽掉。大多数的特征点，都显示在前景中。

根据提取的特征点采用最小二乘法拟合出特征点随 Hessian 值的变化曲线，见图 5。由图 5 可知，特征点随 Hessian 值的增加出现明显的减少趋势。在曲线前段（Hessian 值介于 100 与 300 之间），特征曲线下降明显。在曲线中段（Hessian 值介于 400 与 700 之间），特征曲线下降趋势放缓，在曲线后段（Hessian 值介于 800 与 1000 之间），特征曲线保持平稳的下降。根据经验，往往建议 Hessian 取值的范围在 400 ~ 600 之间，能够获得较为满意的特征点数量。文中结果也和这种经验值基本保持一致。由于不同图像的构成差别很大，因此对于特征点的数量要求也不尽相同。在实际检测中，还需要针对图像特征与实际需求选取适合的 Hessian 值，文中所得实验结果可作为参考依据。



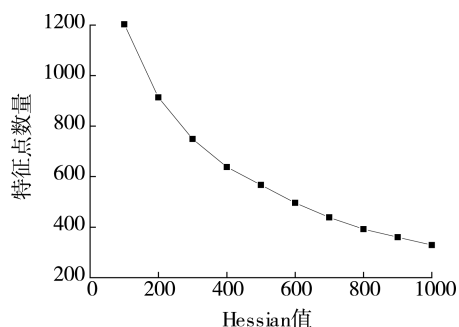


图5 特征点数量随 Hessian 值变化  
Fig.5 Trend of feature points with Hessian

图像检测中,算法能否满足实时性的要求是一个很重要的评价指标,因此,算法应从每个环节中节约出时间,以提升算法的性能。实验记录了不同 Hessian 值在特征提取环节对应的计算时间(文中所列计算时间均为计算 10 次所得的平均值)。根据实验结果采用最小二乘法拟合出计算时间随 Hessian 值的变化曲线,见图 6。

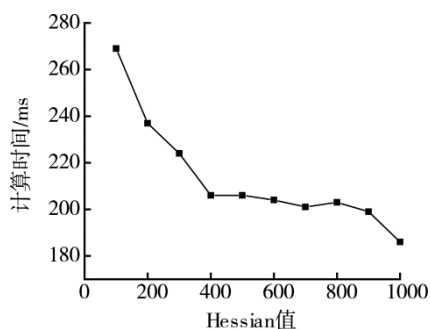


图6 运算时间随 Hessian 值变化  
Fig.6 Trend of operation time with Hessian

由图 6 可知,整体上,计算时间随 Hessian 值的增加呈现出下降的趋势。曲线中后段部分(Hessian 值介于 400~900 之间),时间变化不大,最大落差仅为 7 ms。在满足特征点数量要求的前提下,如将 Hessian 的取值从 100 改为 1000,计算时间可节约 30%。

### 2.2 尺度空间与特征点和计算时间的关系

以 512×512 的标准版 Lena 图为例,利用高斯金字塔降采样,将尺度空间缩小为原图的 1/2,得到 256×256 的缩小版 Lena 图。取 Hessian 值为 1000,得出特征点的提取结果见图 7。

图 7 中,2 次提取的特征点整体布局趋势相同,无明显变化。标准版所提取特征点表现出更为密集的特点,而缩小版则相对稀疏,两图特征点所体现出的轮廓特征已非常接近。在缩小版的图像中,尽管提取的特征点在数量上明显减少,但与标准版特征点整体布局趋势相同。在表达图像特征方面,并无明显差别。标准版和缩小版的特征点提取,计算的平均时间分别

为 186 ms 和 59 ms,特征点数量分别为 329 和 122。经过图像金字塔降采样后,获取的特征点数量为原图的近 1/3,且总的分布区域和原图基本保持一致。这充分说明,在降采样的过程中,SURF 特征点提取时排除了 2/3 的冗余数据,同时将计算速度提升了近 75%,因此,实验能够充分说明,在算法中加入高斯图像金字塔降采样能够有效减少计算时间,同时保持图像细节受损程度在可接受的范围内。



图7 不同尺度空间的特征点  
Fig.7 Feature points in different scale space

### 2.3 颜色空间的影响

通过对不同颜色空间中提取特征点数量和计算时间的比较,分析颜色空间在特征提取过程中产生的影响。选取 2 种最为常用的颜色空间的模型进行对比,RGB 颜色模型和 Gray scale 灰度图像。RGB 颜色模型是一种加色模型,将红(Red)、绿(Green)、蓝(Blue)三原色的色光以不同的比例相加,以产生多种多样的色光。其主要目的是在电子系统中检测、表示和显示图像。在电子时代之前,基于人类对颜色的感知,RGB 颜色模型已经有了坚实的理论支撑。灰度(Gray scale)数字图像是每个像素只有一个采样颜色的图像。这类图像通常显示为从最暗处黑色到最亮处白色的灰度值变化,理论上这个采样可以用来表示任何颜色的不同深浅,甚至可以是不同亮度上的不同颜色。以 512×512 的 RGB 标准版 Lena 图为例,利用色彩空间转换,将原图转换到灰度空间表示,得到 GRAY 灰度 Lena 图。取 Hessian 值为 1000,分别对比提取的特征点数量和算法的计算时间,见图 8。

在图 8 中,RGB 彩色图和 GRAY 灰度图的特征点提取数量相同,均为 329 个,计算的平均时间分别为 194 ms 和 186 ms。在计算时间方面,灰度图像与彩色图像之间的落差仅有 8 ms,因此在算法实现的过程中,色彩信息对计算速度的影响几乎可以忽略。在保留图像细节方面,RGB 彩色图像有着明显的优势。经过多次对不同标准图像进行测试,结果均符合上述规律特征,实验所用图像见图 9,所得数据见表 1。



图 8 不同颜色空间的特征点  
Fig.8 Feature points in different color space

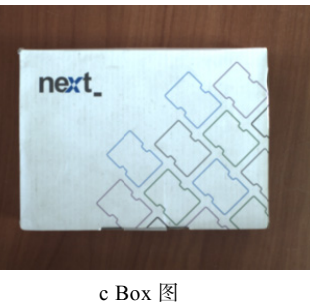


图 9 实验图像  
Fig.9 Experimental images

表 1 不同颜色空间对比  
Tab.1 Contrast of different color space

实验对象	RGB彩图		GRAY灰度图	
	特征点/个	计算时间/ms	特征点/个	计算时间/ms
图9a	329	194	329	186
图9b	117	153	117	151
图9c	94	59	94	57

### 2.4 改进方法的匹配效果

用于匹配效果比较的图片为 320×256 的某传感器产品外包装照片。标准图像为端正的俯视图，待匹配图像为在同一平面内有一定倾斜角度的俯视图。取 Hessian 值为 1400，观察匹配结果。以包装盒左上角为参考点，待匹配图像顺时针约 20°的旋转。匹配结果见图 10。

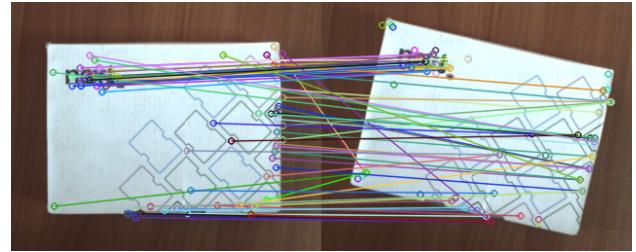


图 10 特征点匹配结果  
Fig.10 Matching result of feature points

图 10 中匹配连线采用随机画出，便于区分正确的匹配结果与错误的交叉干扰结果。为了更清晰地观察与说明，图中错误匹配点对已用方框标注，其匹配点对的连线明显和整体的旋转趋势不符，且连线角度有比较大的突变。如左上角处的 2 条线段，右上角处的 4 条线段，以及右下角处的 2 条线段。将特征向量按欧式距离排序，剔除冗余点和错误匹配点后，获得的匹配结果见图 11。



图 11 改进后的匹配效果  
Fig.11 Matching effect after improving algorithm

经过冗余点剔除后，匹配效果明显清晰，仅有一条交叉错误出现，在右下角区域的线段。匹配点对的准确率由 87%提升至 96%。同时，算法改进后的计算时间仅比之前增加了 7 ms，因此，相对于其准确率的提升程度，计算时间的小幅增加也在可以接受的范围之内。

表 2 匹配方法改进前后效果对比  
Tab.2 Contrast of matching effect after improving algorithm

匹配方法	配对总数	正确数	错误数	计算时间/ms
改进前	67	58	9	151
改进后	25	24	1	158

### 2.5 旋转角度适应性

由于包装产品在检测过程中，与摄像头之间的距离相对固定，且成俯视关系，因此图像的缩放和畸变效果，对检测结果影响甚微。主要分析该算法对旋转角度变化的适应性。以旋转 15°为单位角度，经过 4 组实验得出表 3 数据。由实验结果可知，文中所述的改进匹配方法，针对不同的旋转角度有较强是鲁棒性。



表3 不同旋转角度的匹配效果比较  
Tab.3 Contrast of matching effect in different rotation angles

旋转角度/(°)	匹配对数	正确匹配	错误匹配	准确率/%
15	25	23	2	92
30	25	23	2	92
45	25	24	1	96
90	25	25	0	100

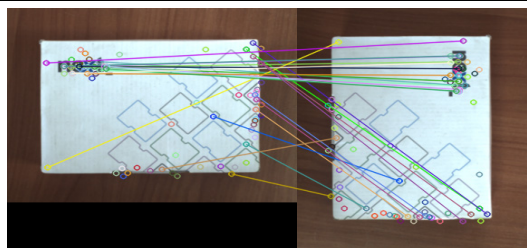


图12 顺时针旋转 90°时的匹配结果  
Fig.12 Matching result in 90 degrees clockwise

### 3 结语

将图像压缩领域的高斯金字塔技术用于模式图像的特征提取与配准中,使空域变换与频域变换相结合。通过实验可以得出,文中方法使用高斯金字塔降采样后,提取的冗余特征点数量显著减少,计算速度明显加快。在对旋转角度变化的适应性方面,文中改进的方法具有较好的匹配效果,及鲁棒性强的特点。同时,得出颜色空间对特征点的提取在数量与速度上的影响几乎可以忽略,因此,选取 RGB 颜色空间既可以丰富图像的细节,又不至于损失宝贵的计算时间。

#### 参考文献:

- [1] 周海芳, 杜云飞, 杨学军, 等. 基于互信息的遥感图像区域配准并行算法的研究与实现[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(1): 174—180.  
ZHOU Hai-fang, DU Yun-fei, YANG Xue-jun, et al. Study and Implement of Parallel Region-based Registration Algorithm Based on Mutual Information for Remote-sensing Images[J]. Journal Of Image And Graphics, 2010, 15(1): 174—180.
- [2] 刘松林, 孙刚, 牛照东, 等. 基于相对相位直方图的数字表面模型数据与遥感图像配准[J]. 光学精密工程, 2014, 22(6): 1696—1705.  
LIU Song-lin, SUN Gang, NIU Zhao-dong, et al. Registration of DSM Data and Remote Sensing Image Based on Relative Phase Histogram[J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(6): 1696—1705.
- [3] 徐明亮, 李成渊, 梅娟. 基于 SURF 特征的印铁图像色差在线检测研究[J]. 包装工程, 2012, 33(15): 103—108.  
XU Ming-liang, LI Cheng-yuan, MEI Juan. Research of Online Detection of Chromatic Aberration of Image Printed on Tin[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(15): 103—108.
- [4] 李胜辉, 张保龙, 史瑞芝. 基于实时图像获取的两种匹配算法的比较[J]. 包装工程, 2016, 37(9): 120—123.  
LI Sheng-hui, ZHANG Bao-long, SHI Rui-zhi. Comparison of Two Image Matching Algorithms Based on Real-time Image Acquisition[J]. Packaging Engineering, 2016, 37(9): 120—123.
- [5] 屠礼芬, 仲思东, 彭祺, 等. 基于高斯金字塔的运动目标检测[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(7): 2778—2786.  
TU Li-fen, ZHONG Si-dong, PENG Qi, et al. Moving Object Detection Based on Gaussian Pyramid[J]. Journal of Central South University, 2013, 44(7): 2778—2786.
- [6] PANCHAL P M, PANCHAL S R, SHAH S K. A Comparison of SIFT and SURF[J]. International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering, 2013, 1(2): 323—327.
- [7] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. SURF: Speeded Up Robust Features[J]. Computer Vision and Image Understanding(CVIU), 2008, 110(3): 346—359.
- [8] 王文举, 赵萍, 陈伟, 等. 彩色印刷品缺陷快速精确检测方法研究[J]. 包装工程, 2015, 36(17): 112—118.  
WANG Wen-ju, ZHAO Ping, CHEN Wei, et al. A Fast and Accurate Method of Defect Detection of Colour Printing Image[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(17): 112—118.
- [9] 赵立辉, 杨红喆, 郭栋, 等. 印品检测过程中基于 SIFT 算法缩小匹配范围的方法[J]. 包装工程, 2013, 34(17): 104—107.  
ZHAO Li-hui, YANG Hong-zhe, GUO Dong, et al. Method to Reduce Matching Range in Print Detection Based on SIFT Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2013, 34(17): 104—107.
- [10] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Key Points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(60): 91—110.
- [11] 卢鸿波, 孙愿, 张志敏. 采用旋转匹配的二进制局部描述子[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10): 1315—1321.  
LU Hong-bo, SUN Yuan, ZHANG Zhi-min. Binary Local Descriptor Based on Rotative Matching[J]. Journal Of Image And Graphics, 2013, 18(10): 1315—1321.
- [12] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-Up Robust Features(SURF)[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2008, 110(3): 346—359.
- [13] 张锐娟, 张建奇, 杨翠. 基于 SURF 的图像配准方法研究[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(1): 160—165.  
ZHANG Rui-juan, ZHANG Jian-qi, YANG Cui. Image Registration Approach Based on SURF[J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(1): 160—165.
- [14] 石雅笋, 刘晓云, 陈奋. 基于 SURF 的彩色图像配准[J]. 红外技术, 2010, 32(7): 415—419.  
SHI Ya-sun, LIU Xiao-yun, CHEN Fen. Color Image Registration Technique Based on SURF[J]. Infrared Technology, 2010, 32(7): 415—419.
- [15] 王瑶, 尤丽华, 吴静静, 等. 基于改进 SIFT 的图像快速自适应匹配算法[J]. 包装工程, 2014, 35(11): 96—99.  
WANG Yao, YOU Li-hua, WU Jing-jing, et al. Fast Adaptive Image Matching Algorithm Based on Improved SIFT[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(11): 96—99.