

一种基于改进 SURF 算子的印刷品图像匹配算法

张 培, 郭 慧, 刘芳辉, 胡方尚, 周邵萍

(华东理工大学 机械与动力工程学院, 上海 200237)

摘 要: 针对传统算法精度低、速度慢的问题, 提出一种改进的 SURF 算法. 算法采用一种全新的 Harr-like 特征描述符, 增加有效特征点个数, 提高描述子鉴别力, 同时结合 BBF 搜索方法, 提升匹配速度. 实验表明, 与原有 SURF 算法相比, 改进算法的匹配点对数增加了 15% 以上, 同时提高了速度. 算法的改善为图像匹配技术在印刷行业的应用开拓了更广阔的前景.

关键词: 图像匹配; Harr-like; BBF; SURF 算法

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)07-0096-05

A New Image Matching Algorithm Based on Improved SURF Operator

ZHANG Pei, GUO Hui, LIU Fang-hui, HU Fang-shang, ZHOU Shao-ping

(School of Mechanical and Power Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: Aiming at the problem of low precision and slow speed of traditional algorithms, this paper proposes an improved SURF algorithm. The algorithm uses a brand new Harr-like feature descriptor to increase the number of valid feature points and improve the discriminant ability of the descriptors. At the same time we combined with BBF search method to enhance the matching speed. The experimental results show that the matching point of the improved algorithm is increased by more than 15% compared with the original SURF algorithm, and the speed is also improved. The improvement of the algorithm opens up a broader prospect for the application of image matching technology in the printing industry.

Key words: image matching; Harr-like; BBF; SURF algorithm

1 引言

印刷品生产过程中, 受生产条件的影响, 印刷品经常出现漏印、脱墨等缺陷^[1]. 传统人工检测效率低、准确性差, 应用数字图像处理技术对印刷品缺陷进行检测可以克服传统人工检测的不足, 具有广阔应用价值.

图像匹配是应用数字图像处理技术检测印刷品缺陷的关键, 现有的基于特征点的图像匹配算法中^[2], Lowe 提出了尺度不变特征变换 (scale-invariant feature transform, SIFT) 算法^[3], SIFT 算法使

用高斯金字塔对不同尺度下的图像进行描述, 保证了图像的尺度不变性, 并以 128 维向量描述特征点, 使算法在旋转变换情况下具有较好的适应性. Bay 等人在 SIFT 算法基础上进行改进, 提出加速鲁棒性特征 (speeded-up robust feature, SURF) 算法^[4], 与 SIFT 算法不同, SURF 采用不同尺度滤波器与原图片卷积, 同时用 64 维向量描述特征点, 在保证性能的前提下, 将算法速度提高了三倍. 文献^[5]将 SURF 算法改进, 通过建立两级特征点筛选机制筛选出信息量高、分布均匀的特征点, 使特征点数量减少, 计算速度得到提高, 同时采用 PROSAC 算法剔

收稿日期: 2016-10-11; **修回日期:** 2016-11-28

基金项目: 国家自然科学基金委员会资助项目 (51575185)

除误配点,但算法牺牲部分特征信息,对图像描述能力有所下降.文献[6]将 SURF 算法应用于印刷品缺陷检测,并针对检测过程中亮度变化产生的算法适应性问题,提出一种快速精确的检测方法,该方法在光照强度 150~650 lux 之间时可以实现图像的精确配准,但算法鲁棒性较差.

综上所述,现有算法应用于印刷品图像配准中仍存在牺牲部分特征信息、适应性低、鲁棒性较差等缺点,针对以上问题,本文提出一种改进的 SURF 算法:通过引入一种新的 Harr-like 特征描述子提升算法性能,同时利用 BBF 搜索策略加快匹配速度,提升算法的应用价值.

2 SURF 特征点检测

SURF 算法分为兴趣点检测和特征点描述两个步骤.首先,构建图像的 Hessian 矩阵,根据判别式查找兴趣点,通过非极大值抑制进行筛选,用盒子滤波器代替传统高斯二阶微分模板,由此提高计算速度.同时,统计特征点周围小波响应构建描述向量,使特征点对缩放、旋转、光照等干扰具有良好的不变性^[7].

2.1 兴趣点检测

构建图像的 Hessian 矩阵是兴趣点检测的核心,图像中点 $X=(x,y)$ 在尺度 σ 下的 Hessian 矩阵定义为

$$\mathbf{H}(X,\sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(X,\sigma)L_{xx}(X,\sigma) \\ L_{xy}(X,\sigma)L_{yy}(X,\sigma) \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中, $L_{xx}(x,\sigma)$ 是高斯滤波二阶导 $\frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$ 与 $I=(x,y)$ 的卷积, $L_{xy}(x,\sigma), L_{yy}(x,\sigma)$ 同理.

根据以下判别式(即 $\mathbf{H}$ 矩阵的特征值)的符号,判断该点是否为极值点:

$$\det(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \tag{2}$$

式(2)是原始判别式的近似,目的是方便利用积分图像代替卷积计算,从而加快速度.同时引入权重 $\omega=0.9$ 降低误差.文献[4]中已证明了该近似不会影响算法精度.

求出极值点后,在不同尺度空间比较极值点周围 $3\times3\times3$ 邻域各特征值的大小,只有这个值比周围 26 个相邻像素点的特征值都大,将此兴趣点作为该区域的特征点.

2.2 特征点描述

算法通过设定特征点的主方向保证其旋转不变性.计算以特征点为中心,半径为 $6S(S$ 为特征点所在尺度)区域内所有特征点的小波响应,并根据该点

距中心特征点的距离赋予权重.以 60° 圆弧遍历整个圆形区域,将圆弧内所有特征点小波响应相加得到一个矢量.当圆弧在区域内遍历一周,选择模最大的矢量,将其方向作为该中心特征点的主方向.如图 1 所示.

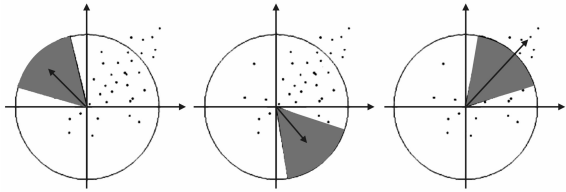


图 1 中心特征点主方向的选取

以特征点为中心,选择周围 $20S\times20S$ 的正方形区域,将其划分成为 4×4 的子区域.以主方向为基准,计算每个子区域内各点 haar 小波响应的 d_x 和 d_y 分量,并分别求和,为了提高向量的抗干扰能力,引入 $|d_x|$ 和 $|d_y|$. 因此,在每个子区域形成一个具有四维分量的向量:

$$\mathbf{v} = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|) \tag{3}$$

最终每一个特征点得到一个 $4\times4\times4=64$ 维的向量,将向量变成单位矢量,使其同时具有亮度不变性和对比度不变性.

3 改进的 SURF 描述子

3.1 Haar-like 特征

Haar-like 特征^[8]是计算机领域常用的一类特征描述算子,最初由 Papageorigious 等人提出并应用于人脸识别.现经学者扩展,常用的特征模板分为以下四类:4 个边缘特征、8 个线特征、2 个中心环绕特征、1 个对角线特征,具体如图 2 所示.

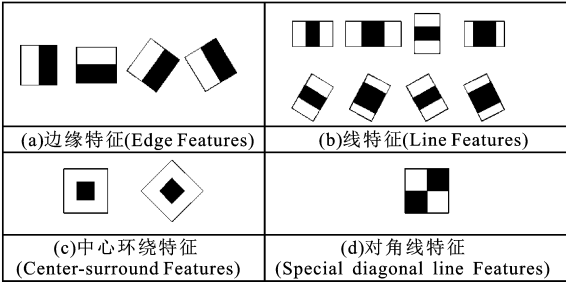


图 2 常用的 Haar-like 特征

以上 15 种特征模板叫做“特征原型”,为了让特征原型适应各种图片尺寸,可以将特征原型的大小、位置进行改变,同时通过平移和缩放得到“矩形特征”,矩形特征的值称为特征值.

3.2 基于 Harr-like 特征的描述子优化

SURF 算法中确定特征点的主方向时需要以特征点为中心计算其小波响应,传统算法用到水平、垂直两种滤波器,如图 3 所示.

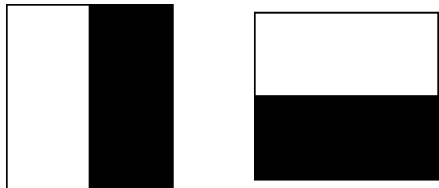


图 3 传统 SURF 算法滤波器

特征值定义为矩形区域内黑色区域和白色区域所包含像素的像素值之和的差值. 因此将白色区域权重规定为+1,黑色区域权重规定为-1. 对以上两种边缘特征,其特征值为

$$S = \text{Sum}_{\text{黑}} - \text{Sum}_{\text{白}} \quad (4)$$

式中, $\text{Sum}_{\text{黑}}$ 、 $\text{Sum}_{\text{白}}$ 分别为黑色区域和白色区域像素值之和.

传统 SURF 算法采用以上模板,通过系数变换可以模拟出所有图像特征,但由于模板单一,对部分特征描述会出现遗漏等缺陷.

本文通过实验,添加线特征、中心环绕特征和对角线特征的滤波器模板对特征具有更强的描述能力. 本文采用的滤波器模板如图 4 所示.



图 4 本文采用的滤波器模板

边缘特征宽度和高度均为 4,其矩形特征可以描述为 $4S \times 4S$;线特征宽度为 6,高度为 2,其矩形特征可以描述为 $6S \times 2S$;中心环绕特征和对角线特征的宽度和高度均为 2,因此其矩形特征可以描述为 $2S \times 2S$.

如果将线特征、中心环绕特征、对角线特征的响应分别记作 d_l 、 d_c 、 d_d ,参照式(3),改进后的特征描述子为

$$\mathbf{V} = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|, \sum d_l, \sum |d_l|, \sum d_c, \sum |d_c|, \sum d_d, \sum |d_d|) \quad (5)$$

此时,对于每一个特征点,得到一个 $4 \times 4 \times 10 = 160$ 维的向量,向量维度增加提升了特征的鉴别力,但一定程度上使算法复杂程度更高,因此,本文将进一步通过改善匹配过程的搜索策略提高算法

速度.

4 基于 BBF 的快速匹配策略

对于上述特征描述向量,通常采用 KD-Tree (K-dimension tree) 搜索策略进行遍历匹配. KD-Tree 是为了避免穷举策略耗时过多而提出的一种多维空间数据的快速搜索策略^[9]. 利用实际数据的聚类形态特点,通过建立数据索引,快速得到匹配结果.

与穷举搜索方式不同,该方法将数据进行区域划分,很大程度上减少了搜索的时间,同时通过回溯进行数据检测,提高准确率. 但当查询点的邻域和上级分割超平面两侧都有交集时,回溯次数大大增加,这将对匹配速度产生很大的影响.

因此本文采用改进的 KD-Tree 近邻搜索算法—BBF(best bin first). 原有的 KD-Tree 算法的回溯过程是按照查询路径决定的,并没有考虑到数据本身具有的性质. BBF 将查询过程中的节点按照查询点与分割超平面的距离排序,回溯过程则按照树节点的优先级进行. 另外,算法设置时间限制,当搜索时间超过该时间,则跳出搜索,返回当前结果作为最优:

(1)建立 KD-Tree,通过分割超平面(称为 bin)将数据空间分为两个子空间;将子空间再次分割,依次进行下去,逐级展开,直到最低级别空间;

(2)将超平面按照与各级分节点距离进行优先级排序,距离越近,优先级越高;

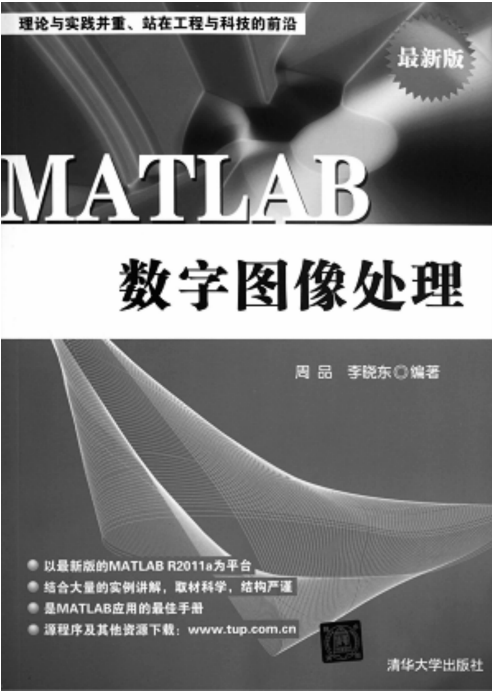
(3)进行二叉树搜索,让数据进入对应分支,顺着搜索路径,直至找到最近临的相似点;

(4)数据按照超平面优先级进行回溯,判断其他子节点空间是否存在距离更近的数据点,如果存在,将该数据更新为当前最优;同时,设定时间,当回溯过程超过该期限,跳出搜索,输出当前结果.

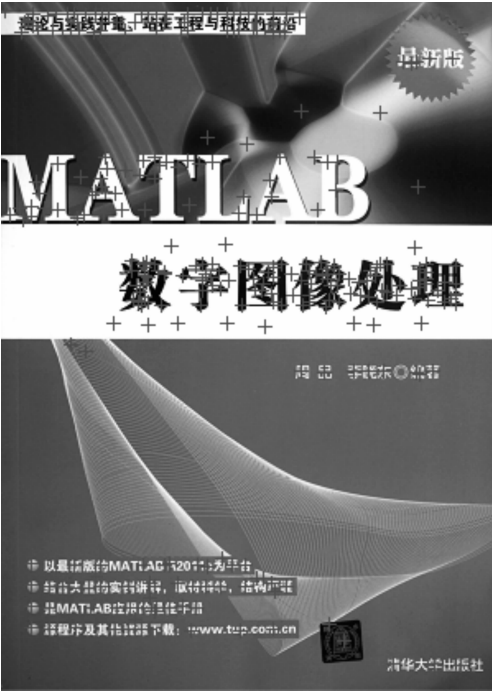
5 实验结果分析

印刷品图像匹配包括特征点检测,特征点匹配过程. 实验选用电子版书籍封面作为模板图像,扫描的印刷品作为待匹配图像,然后进行匹配. 实验图片尺寸为 300×420 像素,算法通过 matlab 编程实现. 使用本文改进的 SURF 算法获取特征点结果如图 5 所示.

可以看出,特征点集合涵盖了图像角点、拐点以及像素突变位置的点,因此该特征点集合可以完整地代表图像特征信息.



(a)模板图像



(b)特征点检测结果

图 5 模板图像特征点检测结果

为了分析描述子优化对特征点匹配结果的影响,实验 1 中,在传统 SURF 算法基础上,仅进行描述子改进.考虑到待匹配图像在实际获取过程中受到的干扰,分别模拟图像亮度变化、缩放、旋转、透视四种情况,检测特征点,并与模板图像进行匹配,实验结果如图 6 所示.

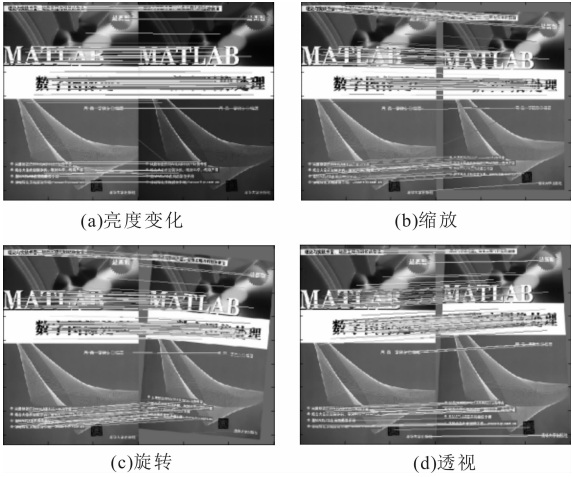


图 6 噪声干扰下的匹配结果

使用同一组图像,分别采用传统 SURF 算法和本文改进特征描述子算法进行实验,每组进行 50 次,时间和匹配点对数取平均值,实验结果记录如表 1 所示.

表 1 描述子改进对比实验

性能		亮度	缩放	旋转	透视
时间/s	SURF	1.549	1.621	1.635	1.596
	本文算法	1.603	1.676	1.712	1.635
匹配点对	SURF	145	188	157	217
	本文算法	184	219	187	231

由表 1 可知,相对于 SURF 算法,本文算法获取匹配点对数增加了 15% 以上,这是因为本文对特征描述算子进行改进,加入线特征、中心环绕特征和对角线特征,提升了描述子的性能,避免了部分特征点的漏匹配.但算法的时间有所增加,原因是描述向量维度增加,使匹配过程变得复杂,速度变慢.

因此实验 2 中,在改进描述符的基础上,采用 BBF 快速搜索匹配策略提高匹配速度,同时增加 SIFT 算法对比实验,采用与实验 1 同样的实验方法,统计结果如表 2 所示.

准确率定义如下:

$$\text{准确率} = \frac{R}{W+R} \times 100\%$$

(6)

式中, R 为正确匹配点对数; W 为错误匹配点对数(匹配点对数为正确匹配点对数与错误匹配点对数之和).

实验 1 和实验 2 对比可知,虽然描述子优化增加原有算法复杂度,使算法速度降低,但本文通过采用 BBF 快速搜索算法进行补偿.最终结果显示,本文算法与原有 SURF 算法相比,用时略有减少,匹

配点对数增加 15%以上,准确率相当.

表 2 算法实验结果对比

性能		亮度	缩放	旋转	透视
时间/s	SIFT	4.235	4.398	4.412	4.217
	SURF	1.549	1.621	1.635	1.596
	本文算法	1.386	1.429	1.420	1.387
匹配点对	SIFT	142	193	154	206
	SURF	145	188	157	217
	本文算法	184	219	187	231
准确率/%	SIFT	98.6	98.9	98.7	97.1
	SURF	99.6	98.9	100	100
	本文算法	99.4	99.5	100	100

6 结束语

针对传统 SURF 算法匹配精度低,速度慢的问题,提出一种基于 BBF 搜索策略的改进 SURF 算法.算法利用 Harr-like 特征丰富特征描述符,使图像匹配点对数明显增加,提高了算法描述能力和鉴别力;同时结合一种改进的搜索策略——BBF 算法,在一定程度上提高了算法速度.实验表明,改进的算法在图像亮度变化、缩放、旋转、透视等情况下均具有较好的鲁棒性,因此,该研究为印刷品缺陷检测技术提供了更好的支持.

参考文献:

[1] 李俊平. 数字印刷品的质量控制[J]. 印刷工业, 2016, 11(3):64-65.

[2] 张格森. 一种图像局部特征快速匹配算法[J]. 计算机技术与应用, 2015, 41(11): 124-127.

[3] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer

Vision, 2004, 60(2):91-110.

[4] BAY H, TUYTELAARS T, Gool V L, et al. Speeded-up robust features(SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3):346-359.

[5] 尚明姝. 一种基于改进 SURF 的图像配准方法[J]. 微电子学与计算机, 2014, 31(2):125-128.

[6] 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): 112-130.

[7] Manish I Patel, Vishvjit K Thakar, Shishir K Shah. Image registration of satellite images with varying Illumination level using HOG descriptor based SURF[J]. Procedia Computer Science, 2016, 93:382-388.

[8] Zhang Chunjie, Jing Liu, Chao Liang, et al. Image classification using Harr-like transformation of local features with coding residuals[J]. Signal Processing, 2013, 93(8): 2111-2118.

[9] Nikolett Bereczky, Amalia Duch, Krisztián Németh, et al. Quad-kd trees: A general framework for kd trees and quad trees [J]. Theoretical Computer Science, 2016, 616:126-140.

作者简介:

张 培 男, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为计算机图形学、图像匹配.

郭 慧(通讯作者) 女, (1964-), 博士, 副教授. 研究方向为计算机图形学、逆向工程. E-mail:ghcad@163.com.

刘芳辉 男, (1991-), 硕士. 研究方向图像检索及图像处理.

胡方尚 男, (1992-), 硕士. 研究方向计算机图形学.

周绍萍 女, (1966-), 博士, 教授. 研究方向状态监测与故障诊断.

(上接第 95 页)

[3] Wang J. Geometric structure of high-dimensional data and dimensionality reduction[M]. Springer Berlin Heidelberg, 2011.

[4] 邢婷, 邢治国, 王凤领. 基于信息熵的 FCM 聚类算法[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(23):5092-5095.

[5] Nazari M, Shanbehzadeh J, Sarrafzadeh A. Fuzzy C-means based on automated variable feature weighting [J]. Lecture Notes in Engineering & Computer Science, 2013, 2202(1):25-29.

[6] 李振东, 李飞. 基于粗糙集指数加权的聚类算法[J]. 统计与决策, 2015, 31(2):83-85.

[7] Pimentel B A, Souza R M C R. A multiWAFCMate fuzzy c -means method[J]. Applied Soft Computing, 2013, 13(4):1592-1607.

[8] Kannan S R, Ramathilagam S, Chung P C. Effective fuzzy c-means clustering algorithms for data clustering problems [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(7):6292-6300.

[9] 杨燕, 靳蕃, KAMEL Mohamed. 聚类有效性评价综述[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(6):1630-1633.

作者简介:

李诗瑾 女, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为数据挖掘、模糊聚类. E-mail:lilyli@i.shu.edu.cn.

李 倩 女, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为数据挖掘、协同过滤.

徐桂琼 女, (1973-), 博士生导师. 研究方向为算法分析与设计、数据挖掘与人工智能.