

基于不变矩特征模型耦合相似度量规则的图像匹配算法

韩锐

(淮安信息职业技术学院, 淮安 223003)

摘要: **目的** 为了解决当前图像匹配算法因主要利用特征点之间的距离来实现特征匹配, 从而忽略了特征点的结构特征, 导致算法存在较多的漏匹配点以及错误匹配点等不足的问题。**方法** 提出基于不变矩特征模型耦合相似度量规则的图像匹配算法。通过对待检测像素点构造的邻域圆上的点进行分类, 制定检测规则, 对 FAST 算子进行改进, 利用改进的 FAST 算子快速、精准地检测图像的特征点。随后, 构造不变矩特征模型, 取代 SIFT 算法中获取特征向量的方法, 生成低维度的特征描述符。通过 Euclidean 模型和 SSIM 建立相似度量规则, 对特征点之间的相似度进行度量, 完成图像的特征匹配。最后, 引入随机抽样一致性 (RANSAC) 算法剔除错误匹配点, 完成图像的匹配。**结果** 仿真结果显示, 相较于当前的图像匹配算法, 所提算法具有更高的匹配正确度和鲁棒性, 其查全率最高可达 95% 左右, 且匹配效率较快, 约为 3.75 s。**结论** 所提匹配方法具备良好的匹配精度, 在图像信息安全、包装条码识别与拼接等领域具有一定的参考价值。

关键词: 图像匹配; 检测规则; 不变矩特征模型; 相似度量规则; RANSAC 算法; Euclidean 模型

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)09-0204-08

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.09.035

An Image Matching Algorithm Based on Invariant Moment Feature Model and Coupling Similarity Measurement Rule

HAN Rui

(Huai'an College of Information Technology, Huai'an 223003, China)

ABSTRACT: The work aims to solve the problems of many missing matching points and wrong matching points of the algorithm because the current image matching algorithm mainly achieves the feature matching by the distance between the feature points, thus ignoring the structural features of the feature point. An image matching algorithm based on invariant moment feature model and coupling similarity measurement rules was proposed. The detection rules were formulated by the classification of neighborhood circle points constructed by the pixel points to be detected, and the FAST descriptor was improved. The improved FAST descriptor was used to detect the feature points of the image quickly and precisely. Subsequently, the invariant moment feature model was constructed to replace the method for obtaining the feature vectors from SIFT algorithm to generate feature descriptors of lower dimension. Euclidean model and SSIM model were used to establish similarity measurement rules for the feature matching of images. Finally, the Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm was introduced to eliminate the wrong matching points and complete the image matching. The simulation results showed that, compared with the current image matching algorithm, the proposed algorithm had higher matching accuracy and stronger robustness. Its maximum recall ratio could be around 95%, and it had faster matching efficiency, approximately 3.75 s. With good matching accuracy, the proposed matching method has certain reference value in the fields of image information security, packaging barcode recognition and splicing, etc.

KEY WORDS: image matching; detection rule; invariant moment feature model; similarity measurement rule; RANSAC algorithm; Euclidean model

收稿日期: 2017-11-02

基金项目: 江苏省自然科学基金 (BK20151102A); 江苏省产学研前瞻性联合研究项目 (BY2013063-02)

作者简介: 韩锐 (1982—), 男, 硕士, 淮安信息职业技术学院讲师, 主要研究方向为图像处理、计算机应用。

随着数字图像的广泛应用, 数字图像处理技术也应运而生, 其中数字图像匹配技术成为当前热门的数字图像处理技术之一。图像匹配指通过一定的技术对不同成像设备或不同时间、不同角度等获取的同一场景的图像进行匹配的一个过程^[1-2]。随着人们生活质量的不断提高以及科技的不断发展, 图像匹配技术已经被广泛应用于包装条码识别、安防门禁、遥感探测、军事侦察等领域。

依据图像块相似性和图像特征进行匹配是当下常见的 2 种图像匹配方法^[3-4]。其中依据图像块相似性进行匹配的方法不需要检测图像的特征点, 计算量相对较小, 但是其匹配精度和鲁棒性都不是很理想。依据图像特征进行匹配的方法相对而言, 匹配精度更高, 鲁棒性更强, 但其计算复杂度也较高。倪健^[5]等为了实现工业生产中的目标定位, 提出了一种采用轮廓向量特征的嵌入式图像匹配方法, 选取水平方向和垂直方向上的向量组成的点集作为匹配特征, 并通过模板信息计算金字塔分层数以及缩放步长等, 在金字塔顶端借助二级筛选策略剔除非目标区域, 通过局部搜索图像区域完成匹配。实验结果显示, 该方法能实现图像匹配, 尤其是轮廓的匹配效果较为优越, 但是对于经过变换后的图像匹配效果较差。Chen^[6]等提出了一种基于特征统计分布联合一致性约束改进的 SIFT 图像匹配算法, 利用 SIFT 算法提取图像特征点, 进而利用一致性约束方法完成图像匹配, 实验结果表明, 该方法能够检测较多的匹配点, 但是匹配结果中存在较多的错误匹配。耿利川^[7]等提出了一种基于透视不变二值特征描述子的图像匹配算法, 通过 Harris 角点响应值对非极大值点和边缘响应点进行剔除, 接着通过模拟相机不同视角成像之间的透视变换, 获取特征点对应的二值描述子, 进而利用双分辨率匹配策略以及 RANSAC 算法实现图像匹配, 实验结果表明该方法提高了算法对视角变化的顽健性, 但该方法匹配结果中也存在一定的漏匹配现象。Hossain^[8]等提出了一种基于改进局部特征描述子的图像匹配方法, 利用图像的局部信息获取特征点的描述子, 继而完成图像的匹配, 实验结果显示该方法匹配的图像中漏匹配特征点较少, 但是也存在一定的错误匹配现象。

为此, 文中提出一种基于不变矩特征模型耦合相似度量规则的图像匹配算法。通过指定 FAST 算法中待检测像素点对应的邻域点的检测规则, 克服 FAST 算子中像素点检测无序性引起的检测冗余等弊端。利用 SIFT 算法获取特征点的主方向, 通过特征点对应的不变矩函数来构造不变矩特征模型, 获取特征向量, 生成较低维度的特征描述符。通过 Euclidean 模型以及 SSIM 模型建立相似度量规则, 综合距离相似性以及结构相似性, 对特征点进行相似度量实现图像的特征匹配。利用随机抽样一致性算法剔除错误匹

配点, 完成图像的匹配。

1 文中图像匹配算法设计

文中图像匹配算法过程见图 1。从图 1 可知, 文中图像匹配算法主要通过检测图像特征点、生成特征描述符、图像特征匹配及优化等 3 个部分实现。检测图像特征点时, 引入 FAST 算法并制定待检测像素点对应邻域点的检测规则, 实现快速、准确地对图像进行特征点检测, 提高了算法的匹配精度以及匹配效率。生成特征描述符时, 通过 SIFT 算法获取特征点的主方向, 并利用构造的不变矩特征模型代替 SIFT 算法获取特征向量的方法, 以生成较低维度的特征描述符, 延续了 SIFT 描述符的仿射不变性能, 同时降低了生成描述符的计算复杂度, 提高了算法的效率以及鲁棒性能。在图像特征匹配时, 联合 Euclidean 模型和 SSIM 模型建立相似度量规则, 通过 Euclidean 模型对特征点进行距离相似性度量, 利用 SSIM 模型对特征点进行结构相似性度量, 通过对特征点进行双特征度量, 完成图像特征的匹配, 进一步提高了算法的匹配正确度以及鲁棒性能。为了获取更优秀的匹配结果, 利用 RANSAC 算法对错误匹配点进行剔除, 进而完成图像的匹配。

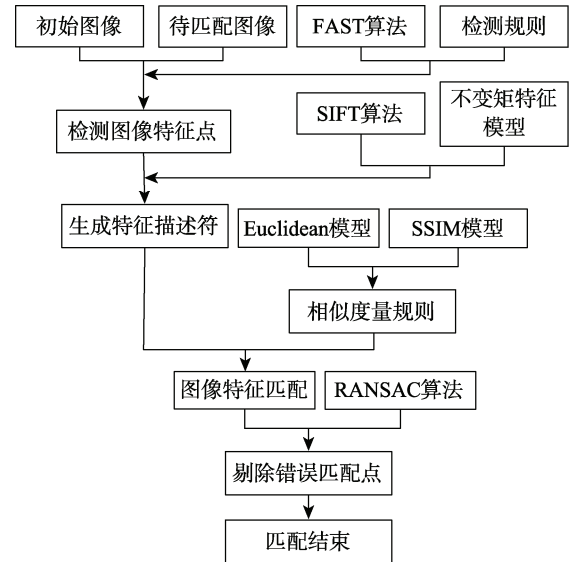


图 1 文中图像匹配算法过程

Fig.1 The process of the proposed image matching algorithm

1.1 检测图像特征点

FAST 算法具有图像特征点检测精度高、速度快等优点。文中将引入 FAST 算法并制定待检测像素点对应邻域点的检测规则, 实现快速、准确地对图像进行特征点检测, 提高了算法的匹配精度以及匹配效率。

FAST 算法检测特征点时, 首先选中任一像素点 k 为圆心, 构建一个 3×3 的 Bresenham 邻域圆, 见图

$2^{[9]}$ 。然后选中邻域圆上的 16 个邻点, 并将每个邻点按顺序进行连续编号为 $p_i (i=1,2,3\cdots 16)$ 。最后将像素点 k 对应的灰度值 G_k 与邻点对应的灰度值 G_i 进行比较, 由此可将邻域点分为“暗点”、“亮点”、“相似点”3 类^[10]。

$$St = \begin{cases} \text{亮点, } G_k - G_i \geq t \\ \text{暗点, } G_k + t < G_i \\ \text{相似点, } G_k - t < G_i \leq G_k + t \end{cases} \quad (1)$$

式中: t 为预设的灰度差异阈值。若像素点 k 对应的 16 个邻点中, 相似点个数小于 n 个 (依据文献^[10], 不失一般性, 取 $n=4$), 则判定检测像素点 k 为特征点。

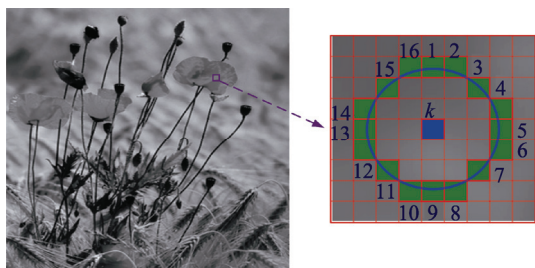


图 2 检测像素点的邻域圆

Fig.2 The neighborhood circle of pixel points to be detected

在 FAST 算法中, 检测像素点的 16 邻域点中只要有不少于 12 个邻域点不属于相似点, 则可判断检测像素点为特征点。从 16 个邻域点中选取 12 个点的选法具有多样性, 使得 FAST 算法检测到的特征点中存在较多的冗余特征点^[11-12]。由此增加了算法的计算量, 以及降低了算法的匹配精度。对此, 文中制定了检测规则, 建立了待检测像素点对应邻域点的检测顺序, 具体如下所述。

首先, 对邻域点进行分类。由于 1, 5, 9, 13 对检测像素点 k 的影响最大, 故将邻域点中编号为 1, 5, 9, 13 这 4 个邻域点视为第 1 类。接着按照顺时针方向将 2, 6, 10, 14 等 4 个邻域点视为第 2 类, 将 3, 7, 11, 15 等 4 个邻域点视为第 3 类, 将 4, 8, 12, 16 等 4 个邻域点视为第 4 类。

然后, 建立检测函数。根据式 (1) 可知, 非相似点的检测函数可表述为:

$$NM = \sum_{x \in \text{class}(j)} |G_x - G_k| > t, j=1,2,3,4 \quad (2)$$

式中: $\text{class}(j)$ 为 4 类邻域点中的一类; G_x 为每一类中单个邻域点的灰度值。

最后, 判定特征点。利用式 (2) 对分类的邻域点进行检测, 若检测完第 1 类和第 2 类邻域点所得的 NM 值小于 4, 则停止检测, 丢弃该检测像素点 k 。否则继续检测, 若检测完前 3 类邻域点所得的 NM 值小于 8, 则停止检测, 丢弃该检测像素点 k 。若检测完前 3 类邻域点所得 NM 值等于 12, 则停止检测, 且

判定该检测像素点 k 为特征点。否则继续检测第 4 类邻域点, 若 NM 值不小于 12 则判定该检测像素点 k 为特征点。

由式 (2) 可见, 若设置的灰度差异阈值 t 过大, 将减少提取到的特征点个数, 反之检测到的特征点中将混有较多的伪特征点。在此, 文中将图 2 中左边图像设置为测试图像, 并且将测试图像中的特征点个数设置为 200 个。接着在不同的 t 值下求取检测特征点的正确率 (正确检测特征点个数/特征点总数), 测试结果见图 3。依图 3 可知, 当 t 值为 12 时, 检测到特征点的正确率最高, 由此文中选取 t 值为 12。

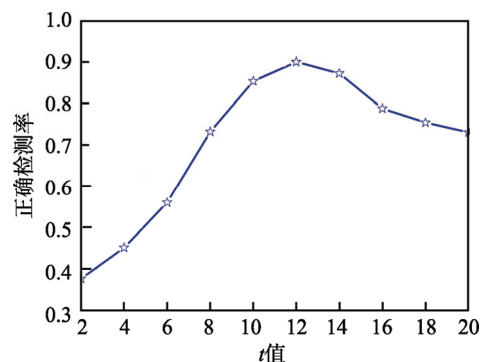


图 3 灰度差异阈值 t 的确定

Fig.3 Determination of gray difference threshold t

1.2 生成特征描述符

SIFT 算法生成的特征描述符具有良好的仿射不变性能, 能提高算法的鲁棒性, 但是其生成的特征描述符具有较高的维度, 使得算法的计算量较大^[13]。对此, 文中通过 SIFT 算法获取特征点的主方向, 并建立不变矩特征模型, 以替 SIFT 算法获取特征向量的方法, 以生成较低维度的特征描述符, 继承了 SIFT 描述符的仿射不变性能, 同时降低了生成描述符的计算复杂度, 提高了算法的效率以及鲁棒性能。

SIFT 算法获取特征点主方向是依据特征点的梯度信息而进行的。令 p 为一个特征点, 其对应尺度的图像为 $I(x, y)$, 则该特征点对应的梯度模值 M 可表述为:

$$M = ((I(x+1, y) - I(x-1, y))^2 + (I(x, y+1) - I(x, y-1))^2)^{1/2} \quad (3)$$

该特征点对应的梯度方向 F 可表述为:

$$F = \arctan \left[\frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)} \right] \quad (4)$$

以特征点 p 为中心构造一个邻域窗口, 并在该窗口内采样。通过特征点邻域中采样像素点对应的梯度方向组成一个 $0^\circ \sim 360^\circ$ 范围的梯度信息直方图。以 10° 为单位将梯度信息直方图分割成 36 个柱。其中梯度信息直方图中最大峰值方向被视为特征点的主方向, 为了提高特征描述符的仿射不变性, 将梯度信息直方

图中峰值为最大峰值 80% 及以上的峰值方向视为辅方向^[14]。

不变矩对图像的特征描述时, 具有良好的平移、缩放等仿射不变性。在此, 将利用特征点对应的不变矩函数构造的不变矩特征模型, 用于获取特征点对应的特征向量。

令 $H(x, y)$ 为图像特征点 $p(x, y)$ 处的灰度值, 则该特征点对应的 $p+q$ 阶不变矩函数表述为^[15-16]:

$$B_{pq} = \iint x^p y^q H(x, y) dx dy \quad (5)$$

式中: $p=0, 1, 2, 3 \cdots n, q=0, 1, 2, 3 \cdots n$ 。

通过式 (5) 可得, 0 阶不变矩函数 B_{00} 以及 1 阶不变矩函数 B_{01}, B_{10} 的表述为:

$$B_{00} = \iint H(x, y) dx dy \quad (6)$$

$$B_{01} = \iint y H(x, y) dx dy \quad (7)$$

$$B_{10} = \iint x H(x, y) dx dy \quad (8)$$

通过 0 阶、1 阶不变矩函数来构造不变矩特征模型 Q :

$$Q = \frac{[(B_{00} + B_{01})^2 + (B_{00} + B_{10})^2]}{2} \quad (9)$$

接着沿着主方向, 以特征点为中心构造一个 6×6 大小的邻域窗口, 求取邻域窗口中每个像素点的不变矩特征模型, 并将所求不变矩特征模型组成的向量进行归一化处理, 从而得到特征点对应的 36 维特征描述符。

1.3 图像特征匹配及优化

为了提高算法的匹配正确度以及算法的鲁棒性, 在此利用 Euclidean 模型和 SSIM 模型建立相似度量规则, 从距离相似性以及结构相似性两方面对特征点进行双特征度量, 完成图像特征的匹配。

令 p_i 与 p_j 为 1 对待匹配特征点, v_i 与 v_j 分别为 p_i 与 p_j 的特征向量, 则 p_i 与 p_j 对应的 Euclidean 模型为^[17-18]:

$$E(p_i, p_j) = \sqrt{\sum_{n=1}^{36} |v_{in} - v_{jn}|^2} \quad (10)$$

令 k_i 与 k_j 分别为以待匹配特征点对 p_i 以及 p_j 为中心的图像块, 则 p_i 以及 p_j 对应的 SSIM 模型为^[19-20]:

$$SSIM(k_i, k_j) = l(k_i, k_j) \times c(k_i, k_j) \times s(k_i, k_j) \quad (11)$$

式中: $l(k_i, k_j)$ 为亮度相关函数; $c(k_i, k_j)$ 为对比度相关函数; $s(k_i, k_j)$ 为结构相关函数, 其表述分别为:

$$\begin{aligned} l(k_i, k_j) &= \frac{2R_x R_y + C_1}{R_x^2 + R_y^2 + C_1} \\ c(k_i, k_j) &= \frac{2W_x W_y + C_2}{W_x^2 + W_y^2 + C_2} \\ s(k_i, k_j) &= \frac{W_{xy} + C_3}{W_x W_y + C_3} \end{aligned} \quad (12)$$

式中: W_x, W_y 分别为图像 x 和 y 的标准差; R 为平均值; W_{xy} 为 x 和 y 的协方差; C_1, C_2 和 C_3 为取值较小的常数。

通过待匹配特征点对应的 Euclidean 模型以及 SSIM 模型建立的相似度量规则表述为: 通过式 (10) 对待匹配特征点对的 Euclidean 距离进行度量, 若度量值 $E(p_i, p_j) \leq \theta$, 则视 p_i 以及 p_j 为候选匹配特征点对, 根据文献[17], 取 $\theta=5$; 利用式 (11) 对所有候选匹配特征点对进行结构相似性度量, 选出度量所得的最大值 $Z_{SSIM(k_i, k_j)}$; 选取结构相似性度量值不小于 $\beta \times Z_{SSIM(k_i, k_j)}$ 对应的候选匹配特征点对视为匹配特征点。

在图像特征匹配时, 比例参数 β 值的选取对匹配特征点的正确率有着重要的影响。若 β 取值较大, 获取到的匹配特征点数量将增多, 同时错误匹配特征点的数量也将增多。反之, 匹配特征点的数量以及错误匹配特征点的数量都将减少。为了获取最优 β 值, 文中通过实验室的移动机器人随机采集 20 张不同场景的图片作为测试图像集。对不同的 β 下, 得到的匹配特征点的平均正确率进行测试, 以选取最优 β 值。不同 β 值下匹配特征点的平均正确率测试结果见图 4。由图 4 可知, 当 β 值为 0.3 时所获得的匹配特征点平均正确率最高, 因此, 文中取 $\beta=0.3$ 。

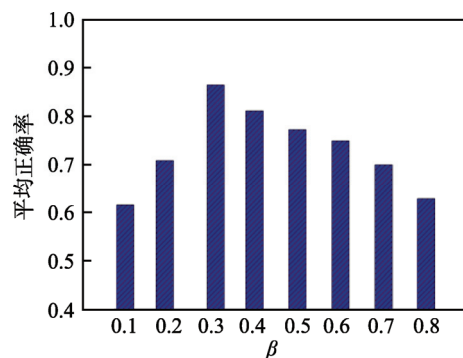


图 4 不同 β 值下匹配特征点的平均正确率测试结果
Fig.4 Average accuracy test results of matching feature points under different β values

由于匹配图像可能存在噪声等外界干扰因素的影响, 导致匹配特征点中存在一些伪匹配特征点对。为了将匹配特征点中的错误匹配特征点进行剔除, 文中借助 RANSAC 算法对匹配特征点进行优化。RANSAC 算法是一种参数估计方法, 其通过对目标数据集进行数学模型拟合, 从目标数据集中不断的选择数据, 利用随机抽样验证剔除无效目标^[21]。RANSAC 算法具有良好的鲁棒性能以及较高的数据检测精度。在此, 将匹配特征点视为目标数据集。利用一个 3×3 的基础矩阵包含匹配特征点之间的射影关系, 接着利用 RANSAC 算法对该基础矩阵进行参数估计, 进而剔除错误匹配特征点^[22]。详细的

RANSAC 机制消除误匹配的过程见文献[22]。

2 仿真实验分析

为了测试所提图像匹配技术的配准性能,在 Matlab7.0 平台上进行实验。测试条件为 Intel Core i3 处理器、硬盘为 500 GB 的联想 PC 机。实验中将文献[23]以及文献[24]中的图像匹配算法设立为对照组。其中,文献[23]是利用 SIFT 与区域分块来实现图像匹配,经典的 SIFT 技术是当前国外内学者常用的图像匹配手段,而且该技术对初始图像进行了区域分块处理,选取可信匹配子块进行配准,具有良好的代表性与新颖性。文献[24]则是利用 SURF 特征与遗传算法来实现图像匹配, SURF 特征与 SIFT 特征类

似,被广泛用于特征点匹配,并且利用遗传算法来消除误匹配,因此,此技术同样具有良好的代表性。执行实验的参数设置: $\beta=0.3$, $t=12$, $n=4$ 以及 $\theta=5$ 。实验中所用图像分辨率均为 512×512 。

2.1 图像匹配效果分析

不同算法对叠加了噪声和模糊干扰图像的匹配效果见图 5。由图 5 可见,文中算法的图像匹配效果(图 5e)比文献[23]算法的图像匹配效果(图 5c),以及文献[24]算法的图像匹配效果(图 5d)都好,具体表现为文献[23]算法以及文献[24]算法的图像匹配效果图中存在较多的错误匹配点以及漏匹配点,文中算法的错误匹配点以及漏匹配点相对最少。不同算法对旋转图像的匹配效果见图 6。在图 6 中,通过将文

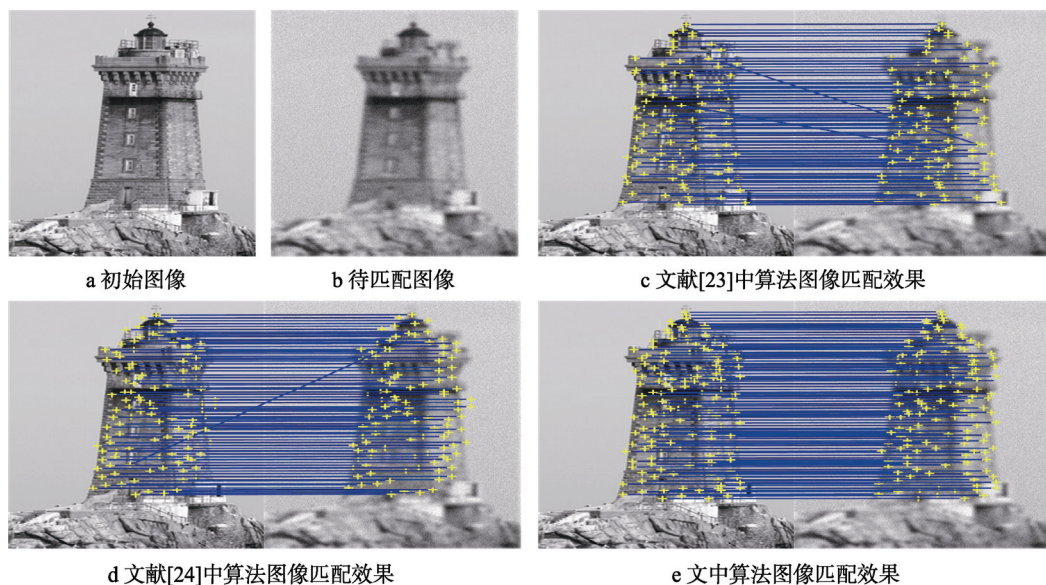


图 5 不同算法对噪声-模糊组合干扰图像的匹配结果

Fig.5 Matching results of noise-fuzzy combined interfering image under different matching algorithms

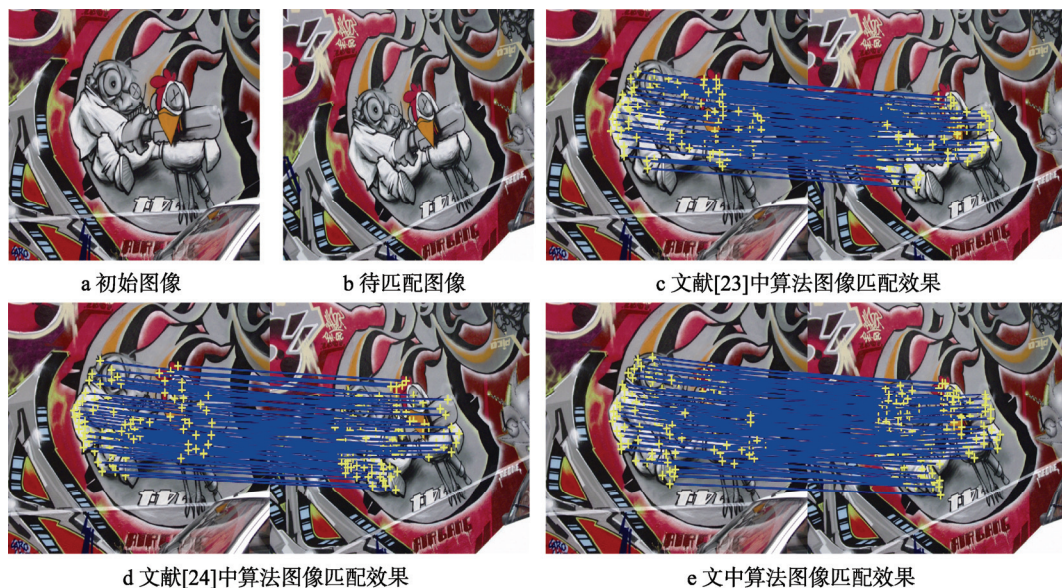


图 6 不同算法对旋转干扰图像的匹配结果

Fig.6 Matching results of rotation interfering image under different matching algorithms

中算法的图像匹配效果（图 6e）与文献[23]算法的图像匹配效果（图 6c），以及文献[24]算法的图像匹配效果图（图 6d）进行对比可见，文中算法的图像匹配效果图中存在最多的匹配点以及最少的错误匹配点，说明文中算法具有良好的匹配正确度以及鲁棒性能。文中建立了相似度量规则，用于特征点的匹配，通过 Euclidean 模型对特征点进行距离相似性度量，利用 SSIM 模型对特征点进行结构相似性度量，通过对特征点进行双特征度量提高了算法的匹配正确度以及鲁棒性能。同时文中还利用 RANSAC 算法剔除错误匹配点，完成图像的匹配。进一步提高了算法的匹配正确性。文献[23]算法中利用 SIFT 机制提取特征点，由于 SIFT 机制提取特征点中存在较多伪特征点，使得算法的匹配精度有所下降。文献[24]算法中利用 SURF 机制完成特征点的匹配，由于该机制匹配特征点中错误匹配特征点较多，使得算法的匹配精度不佳。

为了更直观地表现出不同算法在图 5 和图 6 中的匹配结果，对图 5 和图 6 中不同算法的正确匹配特征点个数以及错误匹配点个数进行统计，结果分别见表 1 和表 2。由表 1 可知，文中算法的正确匹配特征点个数较对照组最多，为 213 个，错误匹配仅有 12 个。由表 2 可知，文中算法的正确匹配特征点个数较对照组也是最多的，为 176 个，而且错误匹配特征点个数较对照组最少，为 6 个。

表 1 图 5 中不同算法图像匹配结果
Tab.1 Image matching results of different algorithms in Fig.5

算法名称	设定特征点总数	正确匹配特征点的个数	错误匹配特征点的个数
文献[23]算法	260	186	21
文献[24]算法	260	198	18
文中算法	260	213	12

表 2 图 6 中不同算法图像匹配结果
Tab.2 Image matching results of different algorithms in Fig.6

算法名称	设定特征点总数	正确匹配特征点的个数	错误匹配特征点的个数
文献[23]算法	200	153	16
文献[24]算法	200	164	12
文中算法	200	176	6

2.2 客观评价

借助牛津大学仿射协变标准图像数据库进行客观评价实验，从数据库中选取 30 幅图像作为测试对象。通过查全率（ R ）、错误率（ E ）以及匹配平均耗时来对不同算法的匹配性能进行客观评价。令实验中设定特征点总数为 C_T ，正确匹配特征点数为 C_R ，错误

匹配特征点数为 C_E ，则查全率与错误率的定义为^[25]：

$$R = \frac{C_R}{C_T}, E = \frac{C_E}{C_E + C_R} \tag{13}$$

从定义可知， R 值越大表示匹配性能越好， E 值越小表示匹配性能越好。

不同算法形成的 R - E 曲线见图 7，从图 7 中可知，当 E 值相同时，文中算法的 R 值始终是最大的；另外，通过统计这些算法的匹配平均耗时可知，文中耗时为 3.75 s，而文献[23]、文献[24]算法耗时分别为 5.58, 4.39 s。说明文中算法的匹配性能较对照组最佳。因为文中通过指定 FAST 算法中待检测像素点对应的邻域点的检测规则，克服了 FAST 算法中像素点检测无序性引起的检测冗余等弊端。同时还利用 SIFT 算法以及构造不变矩特征模型生成较低维度的特征描述符，从而提高了算法的效率。另外文还建立了相似度量规则，从距离特征以及结构特征实现了特征匹配，并通过 RANSAC 方法提纯了匹配特征点，从而提高了算法的匹配正确度。文献[23]中算法首先对图像进行分块，然后利用 SIFT 机制检测特征点以及生成特征描述符，最后通过双向 RANSAC 方法优化匹配特征点。由于图像分块较为耗时以及 SIFT 机制检测的特征点中具有较多的错误特征点，而且 SIFT 生成的特征描述符维度过高，导致文献[23]中算法的匹配效率较为低下，匹配正确度不佳。文献[24]中算法采用遗传算法以及 SURF 机制实现图像匹配，由于遗传算法计算复杂度较高，而且 SURF 机制匹配的特征点中存在一定的错误匹配点，导致算法匹配耗时增加，匹配正确度下降。

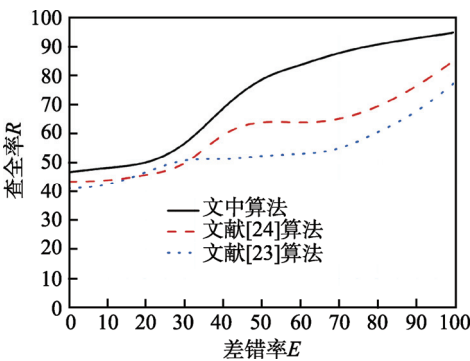


图 7 不同算法匹配结果 R - E 曲线
Fig.7 R-E curves for matching results of different algorithms

3 结语

提出了一种基于不变矩特征模型耦合相似度量规则的图像匹配算法。利用 FAST 算法并制定检测规则，检测图像的特征点。利用仿射不变性能较为优越的 SIFT 算法以及构造的不变矩特征模型生成较低维

度的特征描述符,提高算法鲁棒性能的同时降低了算法的计算复杂度。通过 Euclidean 模型以及 SSIM 模型建立相似度度量规则,从距离上以及结构上对特征点进行相似性度量,实现特征点的匹配。引入 RANSAC 算法剔除错误匹配点,对匹配特征点进行优化,提高了算法的匹配正确度以及鲁棒性能。实验结果显示,文中所设计的图像匹配算法具有良好的匹配性能。

参考文献:

- [1] 蔡鹏飞,李扬波,段湘煜.区域灰度分布耦合相似判定策略的图像匹配算法[J].包装工程,2017,38(19): 206—211.
CAI Peng-fei, LI Yang-bo, DUAN Xiang-yu. Image Matching Algorithm Based on Region Gray Distribution Coupling Similarity Decision Strategy[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(19): 206—211.
- [2] 杨思燕,曹文灿,李世平.结合高阶图模型与蚁群优化的图像匹配方法[J].西安电子科技大学学报,2017,44(1): 159—164.
YANG Si-yan, CAO Wen-can, LI Shi-ping. Second-order Graph Model Ant Colony Optimization Based Image Matching[J]. Journal of Xidian University, 2017, 44(1): 159—164.
- [3] KAHAKI, JAN N, AAHSARI A. Deformation Invariant Image Matching Based on Dissimilarity of Spatial Features[J]. Neurocomputing, 2016, 175(B3): 1009—1018.
- [4] 郭健,秦进.余弦约束法则耦合改进 RANSAC 策略的图像匹配算法[J].包装工程,2017,38(15): 213—218.
GUO Jian, QIN Jin. Image Matching Algorithm Based on Cosine Constraint Rule Coupled with Improved RANSAC Strategy[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(15): 213—218.
- [5] 倪健,白瑞林,李英.采用轮廓向量特征的嵌入式图像匹配方法[J].计算机工程与应用,2014,50(13): 168—172.
NI Jian, BAI Rui-lin, LI Ying. Embedded Image Matching Method Based on Vector Features of Contours[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(13): 168—172.
- [6] CHEN Yong, SHANG Lei. Improved SIFT Image Registration Algorithm on Characteristic Statistical Distributions and Consistency Constraint[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(2): 900—911.
- [7] 耿利川,苏松志,李绍滋.基于透视不变二值特征描述子的图像匹配算法[J].通信学报,2015,36(4): 1—10.
GENG Li-chuan, SU Song-zhi, LI Shao-zi. Perspective Invariant Binary Feature Descriptor Based Image Matching Algorithm[J]. Journal on Communications, 2015, 36(4): 1—10.
- [8] HOSSAIN M T, SHYH W. Multimodal Image Registration Technique Based on Improved Local Feature Descriptors[J]. Journal of Electronic Imaging, 2013, 1(24): 1—17.
- [9] JIA Di, CAO Jun, SONG Wei-dong. Colour FAST (CFAST) Match: Fast Affine Template Matching for Color Images[J]. Electronics Letters, 2016, 52(14): 1220—1221.
- [10] 时颖,赖惠成,龚金辉.基于 SURF 与 BBF 的棉花图像匹配算法[J].江苏农业科学,2014,42(3): 343—346.
SHI Hao, LAI Hui-cheng, GONG Jin-hui. Cotton Image Matching Algorithm Based on SURF and BBF[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2014, 42(3): 343—346.
- [11] ARUNA B. Makeup Invariant Face Recognition using Features from Accelerated Segment Test and Eigen Vectors[J]. International Journal of Image and Graphics, 2017, 17(1): 175—179.
- [12] 陈剑虹,韩小珍.结合 FAST-SURF 和改进 k-d 树最近邻查找的图像配准[J].西安理工大学学报,2016,32(2): 213—217.
CHEN Jian-hong, HAN Xiao-zhen. Image Matching Algorithm Combining FAST-SURF and Improved K-d Tree Nearest Neighbor Search[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2016, 32(2): 213—217.
- [13] 杨松,邵龙潭,宋维波.一种基于 SIFT 特征的快速图像匹配算法[J].计算机应用与软件,2016,33(7): 186—189.
YANG Song, SHAO Long-tan, SONG Wei-bo. A Quick Image Matching Algorithm Based on SIFT Feature[J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(7): 186—189.
- [14] 陈莉,龙光利.基于稀疏差分 Mean-Shift 滤波的 Retinex 算法在人脸识别中的应用[J].计算机应用研究,2015,32(3): 934—937.
CHEN Li, LONG Guang-li. Application of Retinex Algorithm in Face Recognition Based on Sparse Difference and Mean-Shift Filtering[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(3): 934—937.
- [15] 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[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(7): 1116—1125.
- [16] 贾棋,高新凯,罗钟铉.基于几何关系约束的特征点匹配算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2015,27(8): 1388—1397.
JIA Qi, GAO Xin-kai, LUO Zhong-xuan. Feature Points Matching Based on Geometric Constraints[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2015, 27(8): 1388—1397.

- [17] ZEINAB G, JAMSHID S, AMIN S. An Efficient Approach for Robust Multimodal Retinal Image Registration Based on UR-SIFT Features and PIIFD Descriptors[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2013, 22(1): 1—16.
- [18] 鹿煜炜, 胡峻. 基于 SIFT 和 SURF 的医学图像特征匹配研究[J]. *中国医疗设备*, 2016, 31(4): 40—44.
LU Yu-wei, HU Jun. Research on Medical Image Matching Based on SIFT and SURF Features[J]. *China Medical Equipment*, 2016, 31(4): 40—44.
- [19] YAO Jun-cai, LIU Gui-zhong. A Novel Color Image Compression Algorithm Using the Human Visual Contrast Sensitivity Characteristics[J]. *Photonic Sensors*, 2017, 7(1): 72—81.
- [20] 咎晶, 马少杰, 屠江锋. 基于 SSIM 算法的动态空化图像处理[J]. *现代电子技术*, 2016, 39(17): 23—25.
ZAN Jing, MA Shao-jie, TU Jiang-feng. Dynamic Cavitation Image Processing Based on SSIM Algorithm[J]. *Modern Electronics Technique*, 2016, 39(17): 23—25.
- [21] JOHN V, JOHN K, JOHN L. FPGA Accelerator for Real-time SIFT Matching with RANSAC Support[J]. *Microprocessors & Microsystems*, 2017, 49(5): 105—116.
- [22] PABLO S S, JORGE A. A Novel Clique Formulation for the Visual Feature Matching Problem[J]. *Applied Intelligence*, 2015, 43(2): 325—342.
- [23] 杜京义, 胡益民, 刘宇程. 基于区域分块的 SIFT 图像匹配技术研究 with 实现[J]. *光电工程*, 2014, 40(8): 52—58.
DU Jing-yi, HU Yi-min, LIU Yu-cheng. Research and Implementation of Matching Technique of Image Based on SIFT Algorithm of Area Blocking[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2014, 40(8): 52—58.
- [24] OLIVEIRA S, ROCHA N, AJALMAR B F. A Novel Genetic Algorithms and SURF-Based Approach for Image Retargeting[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 44(8): 332—343.
- [25] 唐朝伟, 肖健, 邵艳清. 全局结构化 SIFT 描述子在图像匹配中的应用[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2012, 40(1): 15—20.
TANG Chao-wei, XIAO Jian, SHAO Yan-qing. Global Structured SIFT Descriptor and Its Application in Image Matching[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition)*, 2012, 40(1): 15—20.