



## 快速的圆投影图像匹配算法

曹田, 李勃, 任福继, 董蓉

引用本文:

曹田, 李勃, 任福继, 等. 快速的圆投影图像匹配算法[J]. 智能系统学报, 2020, 15(1): 84–91.

CAO Tian, LI Bo, REN Fuji, et al. Fast image matching algorithm based on circular projection[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(1): 84–91.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201903037>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 基于几何特征的IC芯片字符分割与识别方法

IC chip character segmentation and recognition method based on geometric features

智能系统学报. 2020, 15(1): 144–151 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201904028>

### 基于竞争性协同表示的局部判别投影特征提取

Competitive collaborative representation-based local discriminant projection for feature extraction

智能系统学报. 2019, 14(5): 974–981 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201809020>

### 改进SURF特征的维吾尔文复杂文档图像匹配检索

Complex Uyghur document image matching and retrieval based on modified SURF feature

智能系统学报. 2019, 14(2): 296–305 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201709014>

### 基于图表示和匹配的表单定位与提取

Form location and extraction based on graph representation and matching

智能系统学报. 2019, 14(2): 231–238 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201709038>

### 基于Kinect的改进移动机器人视觉SLAM

Improved V-SLAM for mobile robots based on Kinect

智能系统学报. 2018, 13(5): 734–740 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201705018>

### 基于混沌蜂群优化的指纹匹配算法

A fingerprint minutiae matching algorithm based on chaotic bee colony optimization

智能系统学报. 2016, 11(5): 613–618 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201601038>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201903037

# 快速的圆投影图像匹配算法

曹田<sup>1</sup>, 李勃<sup>1</sup>, 任福继<sup>2,3</sup>, 董蓉<sup>4</sup>

(1. 南京大学 电子科学与工程学院, 江苏 南京 210046; 2. 合肥工业大学 计算机与信息学院, 安徽 合肥 230009; 3. 德岛大学 智能信息工学部, 日本 德岛 7708500; 4. 南通大学 电子与信息学院, 江苏 南通 226019)

**摘 要:** 针对现有圆投影匹配方法计算复杂度、对同质区域无法识别的缺点, 提出了一种新的图像匹配算法。该算法基于混合圆投影向量, 结合塔式分解和角度直方图估计, 不仅可以识别出模板在待匹配图像中的准确位置, 还可以通过角度估计策略得到模板的旋转角度。通过图像金字塔策略, 结合混合圆投影向量快速找到候选点; 然后在诸多候选点中精确定位, 确定位置; 最后通过角度直方图计算出准确的角度。实验结果证明该算法识别率高, 且匹配速度快。

**关键词:** 圆投影; 模板匹配; 图像匹配; 图像金字塔; 角度直方图; 混合圆投影; 顶层局部聚类; 非极大值抑制  
**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2020)01-0084-08

中文引用格式: 曹田, 李勃, 任福继, 等. 快速的圆投影图像匹配算法 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(1): 84-91.

英文引用格式: CAO Tian, LI Bo, REN Fuji, et al. Fast image matching algorithm based on circular projection[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(1): 84-91.

## Fast image matching algorithm based on circular projection

CAO Tian<sup>1</sup>, LI Bo<sup>1</sup>, REN Fuji<sup>2,3</sup>, DONG Rong<sup>4</sup>

(1. School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210046, China; 2. School of Computer and Information Science, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 3. Department of Information Science and Intelligent Systems, Tokushima University, Tokushima 7708500, Japan; 4. School of Electronics and Information, Nantong University, Nantong 226019, China)

**Abstract:** In view of the high computational complexity and the incapability to recognize homogeneous regions of existing circular projection matching algorithms, a new image matching algorithm is proposed in this study. On the basis of hybrid circular projection and combined with pyramid decomposition and angle histogram estimation, the proposed algorithm can not only identify the exact position of the template in the image to be matched but also obtain the rotation angle of the template through the angle estimation strategy. First, candidate points are identified by the image pyramid strategy combined with the hybrid circular projection vector. Then, the positions of the candidate points are precisely located and determined. Finally, the exact angle is calculated by the angle histogram algorithm. The experimental results show the high recognition rate and fast matching speed of the proposed algorithm.

**Keywords:** circular projection; template matching; image matching; image pyramid; angle histogram; hybrid circular projection; topmost local clustering; nonmaximal suppression

模板匹配是基于已知的模板在待匹配图中找到最佳匹配位置的过程, 是数字图像处理中一个

重要内容, 已广泛应用于工业对位<sup>[1]</sup>、目标检测识别<sup>[2-3]</sup>、跟踪<sup>[4]</sup>等。近年来模板匹配研究已经有一些有效的算法<sup>[5]</sup>。但现有的模板匹配过程大多将模板与场景图像进行卷积, 计算模板与场景图像之间的相似度以确定位置<sup>[6]</sup>。由于相关性的计算

收稿日期: 2019-03-26.

基金项目: 国家自然科学基金深圳联合基金重点项目 (U1613217).

通信作者: 曹田. E-mail: mg1623063@smail.nju.edu.cn.

量很大, 因此需要低成本的相关性算法进行实时处理。文献 [7] 提出了大量相关类型的算法。这些方法大多分为两类: 1) 对模板和场景图像都使用图像金字塔, 并通过自顶向下搜索来执行匹配<sup>[8]</sup>; 2) 采用两次搜索算法, 在第 1 次搜索过程中使用亚模板在粗网格中搜索, 第 2 次在先前发现的候选点附近搜索更好的匹配<sup>[9]</sup>。但是, 当检测目标发生旋转时, 以上算法将不再有效。

近年来国内外学者相继提出了一些可以任意旋转的方法。Lowe<sup>[10]</sup> 提出了一种尺度不变特征变换 (SIFT), 它利用检测区域的梯度分布, 具有缩放和旋转不变性, 但是当图像特征点过少或出现重复结构时, 基于 SIFT 的匹配容易失败, 且运算量大。文献 [11] 提出一种将 SIFT 和旋转不变 LBP 结合的图像匹配方法, 提高了运算速度, 但是当图像细节纹理过多时, 该算法匹配性能将显著降低。基于圆投影的旋转不变性, Tang 等<sup>[12]</sup> 提出了用圆的各向同性和投影特征进行任何角度匹配, 但原始的圆投影匹配计算量较大。后续不断有学者对圆投影算法进行改进。Tsai 等<sup>[13]</sup> 使用环形投影技术表示多通道图像中的模板, 通过计算彩色环形投影信息之间的 NCC 来快速选择候选模板, 然后通过旋转模板来估计旋转。为了减少计算复杂度, 文献 [14] 使用了一种快速检测到相似候选项的消除策略。文献 [15] 将原始圆投影向量进行改进, 使得改进后的圆投影匹配算法对光照、噪声、对比度变化有更好的鲁棒性。文献 [16] 提出了两阶段匹配方法, 利用第 1 阶段环形投影的矢量和选择候选点, 然后对第 1 阶段存留的候选点使用旋转不变属性进行 Zernike 矩模板匹配。文献 [17] 将圆投影和序贯相似性检测结合起来, 通过跳跃大量匹配点, 减少非匹配点的计算量。文献 [18] 提出了一种扩展的圆投影算法 (extended RPT, E-RPT), 通过添加辅助点约束的方法来有效提高匹配精度。但是上述算法忽略了圆投影向量本身对于同质区域无法识别的问题, 同时具有计算复杂度较高、识别率较低等缺点。

针对上述应用中的问题, 本文设计了一种新的改进的圆投影匹配算法, 主要贡献为: 1) 提出了混合圆投影向量, 提供稳定和独特的特征; 2) 使用图像金字塔, 结合顶层局部聚类 and 逐层金字塔筛选, 提升运算速度; 3) 构建角度直方图, 估计精确的旋转角度。实验结果表明, 本算法对任

意旋转的物体能精确地定位并估计角度, 计算速度也有了明显提升。

## 1 标准圆投影匹配算法

圆投影匹配以模板中心为圆心, 模板图片最大内切圆的半径  $R$  为半径创建圆型模板。如图 1 所示, 采用极坐标系表示图像  $T$ , 以图像中心“ $O$ ”为圆心建立极坐标系, 定义半径为  $r$  上的圆投影向量  $P(r)$  为

$$P(r) = \sum_{\theta=0}^{2\pi} T(r, \theta), 0 \leq r \leq R \quad (1)$$

式中  $R$  为图像最大的内切圆半径。

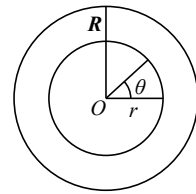


图 1 圆投影模板示意图

Fig. 1 Circular projection template

当图像旋转时, 图像上的像素会随着图像的旋转而旋转,  $P(r)$  为固定量, 因此圆投影算法抗旋转。当半径  $r$  不同时, 所对应图像圆投影向量为

$$P = (p(0), p(1), \dots, p(R)) \quad (2)$$

为了方便计算, 有时也定义圆投影向量  $P(r)$  为

$$P(r) = \frac{1}{n(r)} \sum_{\theta=0}^{2\pi} T(r, \theta), 0 \leq r \leq R \quad (3)$$

式中  $n(r)$  为半径为  $r$  的圆周上的像素个数。

然而, 标准圆投影向量对于相近灰度值 (同质) 的区域是无法识别的。如图 2 所示, 图 2(a) 为半径为  $r$  的圆, 圆上所有像素点灰度值都为 100, 图 2(b) 为等半径圆上, 一半像素点值为 50, 另一半为 150, 计算圆投影向量如图 2(e) 所示, 可以看到原始圆投影向量对于图 2(a)、(b) 这种同质区域是无法区分的。

## 2 改进的圆投影算法

### 2.1 圆投影向量的改进

圆投影变换得到图像特征, 是为了降低计算复杂度, 而且这些特征必须是稳定而且独特的。而原始圆投影向量对于图 2(a)、(b) 这种相近灰度值 (同质) 的区域无法区分, 因此必须找到这些图片的独特之处来加以区分。为解决这个问题, 引入了对应半径  $r$  上的方差投影  $\sigma(r)$ , 定义为:

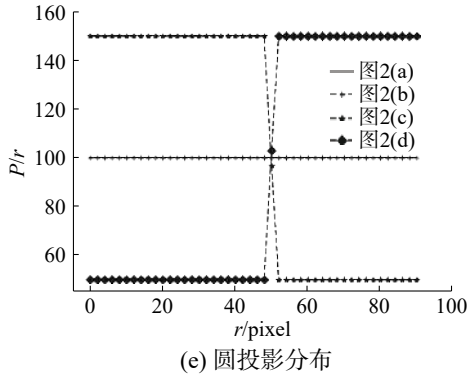


图2 简单图和对应的圆投影向量

Fig. 2 Simple graph and corresponding circular projection vector

$$\sigma(r) = \sqrt{\frac{1}{n(r)} \sum_{\theta=0}^{2\pi} [T(r, \theta) - C(r)]^2} \quad (4)$$

式中:  $T(r, \theta)$  为模板图上对应点的灰度值;  $C(r) = \frac{P(r)}{n(r)} = \frac{1}{n(r)} \sum_{\theta=0}^{2\pi} T(r, \theta)$  为半径为  $r$  的圆上灰度平均值;  $n(r)$  为半径为  $r$  的圆周上的像素个数。

如图3所示, 方差投影向量表明图2(b)和图2(a)、(c)、(d)有显著区别。图2(a)、(c)、(d)这3类图片无法用方差投影区分, 但是可以用式(3)中的圆投影向量区分出来, 如图2(e)所示。

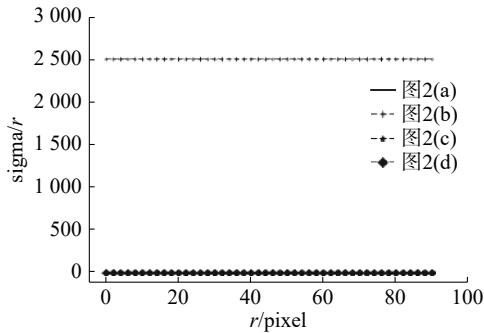


图3 方差投影向量

Fig. 3 Variance projection vector

为了兼顾稳定性和独特性, 结合式(3)和式(4), 得到了混合投影, 用于模板图和待搜索子图的混合投影  $H_p(r)$ 、 $H_s(r)$  分别定义如下:

$$H_p(r) = \omega_m \times P_p(r) + \omega_\sigma \times \sigma_p(r) \quad (5)$$

$$H_s(r) = \omega_m \times P_s(r) + \omega_\sigma \times \sigma_s(r) \quad (6)$$

式中:  $\omega_m$ 、 $\omega_\sigma$  分别为均值投影和方差投影的权重因子。

如图4所示, 为图2(a)~(d)对应的混合投影向量分布图。此处使用  $\omega_m = 0.6$ ,  $\omega_\sigma = 0.4$ 。可以看

到, 通过混合圆投影变换, 4幅图片有较好的区分度。

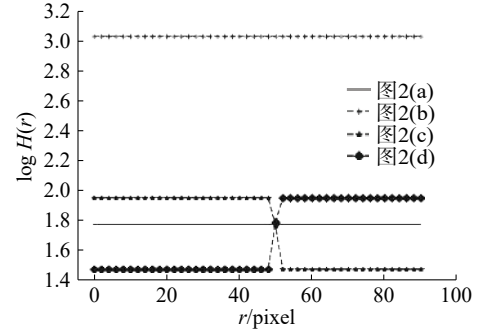


图4 混合投影向量

Fig. 4 Hybrid projection vector

## 2.2 相似度函数

使用归一化互相关 (normalized cross correlation, NCC) 计算匹配的相似度, 具体计算如下:

$$f = \frac{\sum_{r=R_{\min}}^{R_{\max}} [H_p(r) - \overline{H_p}] \times [H_s(r) - \overline{H_s}]}{\sum_{r=R_{\min}}^{R_{\max}} [H_p(r) - \overline{H_p}]^2 \times \sum_{r=R_{\min}}^{R_{\max}} [H_s(r) - \overline{H_s}]^2} \quad (7)$$

得到的相似度  $f$  在  $-1 \sim 1$ 。待搜索子图和模板完全匹配时,  $f=1$ 。

## 2.3 图像金字塔加速

为了提高匹配效率, 这里使用了图像金字塔进行加速。这里分2个步骤: 1) 将图像降采样到给定层, 使用缩小后的图像和模板进行粗搜索, 得到若干候选点; 2) 逐层对候选点过滤, 直到选出最匹配的点。假设取样层数为  $n-1$  层, 设置每一层的相似性阈值  $\text{thresh}[n] = \{T_0, T_1, \dots, T_{n-1}\}$ , 只有大于阈值的匹配点才能够被保留下来。

### 2.3.1 顶层局部聚类

在最顶层使用对应层数模板和待匹配子图的圆投影向量匹配。为了提高效率, 这里引入了局部聚类算法, 基本思想是将候选点按照位置分成若干个团簇, 每个团簇内的点拥有同一个簇编号, 不同簇彼此不相邻。

如图5所示的流程图, 算法流程表述如下:

1) 构建一个和待匹配图相同大小的掩码图  $\text{mask}$  (里面存储候选点所在团簇编号), 以及团簇相关信息的  $\text{hash\_table}$  (里面存储簇内最相似点位置和相应的相似度)。

2) 计算某点  $P$  所在子图与模板的相似度  $T$ , 如果  $T$  大于相似度阈值  $T_{n-1}$ , 则计算该点上方和左边点对应的  $\text{mask}$  值  $\text{m\_up}$  和  $\text{m\_left}$ 。

① 如果  $\text{m\_up}$  和  $\text{m\_left}$  不都为零, 说明这是已经存在的某个簇的一部分, 将  $P$  点加入到该簇



中,即将该点对应 mask 值设置为  $m\_up$  和  $m\_left$  的较大值,如果  $P$  点对应相似度大于簇中最相似点的相似度,则更新簇中最相似点的位置和相似度,否则不更新 hash\_table;

② 反之,如果  $m\_up$  和  $m\_left$  都为零,说明  $P$  是新的点,将  $P$  对应位置和相似度放入 hash\_ta-

ble 中,将对应 mask 点的值设置为 hash\_table, 以此建立新的簇种子点。

3) 计算下一个点,重复步骤 2),直到所有的点遍历完,计算结束。

4) 最终将 hash\_table 中的点位置保存下来。

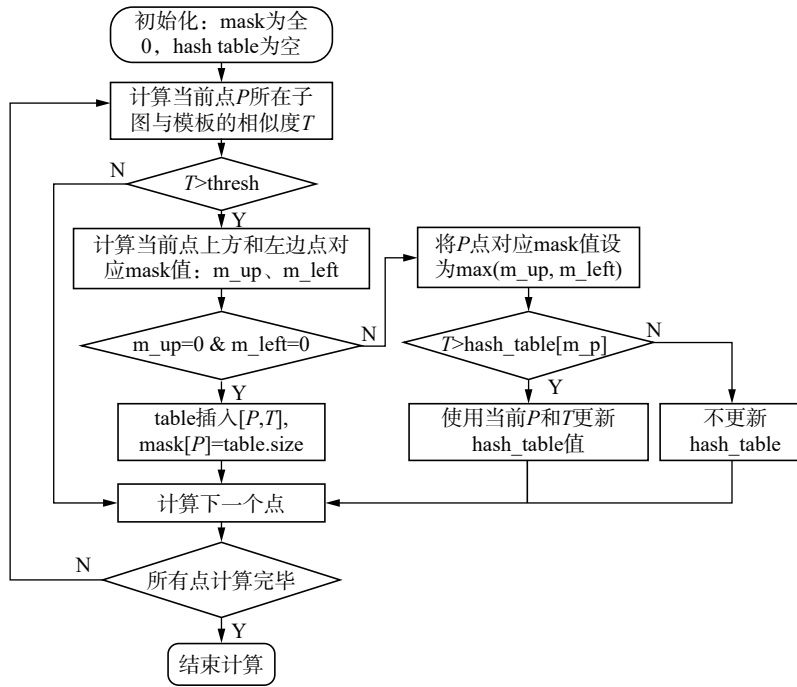


图 5 顶部层次聚类流程图

Fig. 5 Top hierarchical clustering flowchart

以 LENA 图像为例,使用局部聚类之后的 mask 图像如图 6 所示。

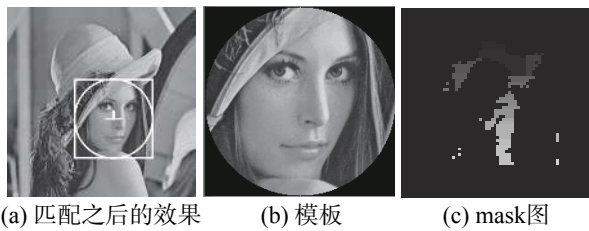


图 6 局部聚类效果

Fig. 6 Sketch of local clustering

可以看到,使用局部聚类,可以在线性时间内快速滤除干扰点,将相邻候选点聚集成簇,减少后续候选点数,减少了计算量。

### 2.3.2 逐层金字塔筛选

上一层得到若干候选点之后,传入本层,对候选点相应位置进行扩大区域方法搜索,如果计算相似度大于阈值,将其传入到本层候选点集合中。但是在本层候选集合中有很多候选点,全都传入下一层进行扩散搜索是非常耗时的。为了减少运算量,这里引入非极大值抑制 (non-maximum

suppression, NMS), 选取本层最终候选点。

NMS 的基本思想是保留局部最大值、抑制非极大值,计算流程如下:对于候选点列表  $B$  及其对应的相似度  $S$ ,结果候选点集合为  $D$ ,采用下面的计算方式:

1) 将候选点集合  $B$  根据相似度得分进行降序排列。

2) 选择具有最大得分的点  $P$ ,将其从  $B$  集合中移除并加入到最终的候选点集合  $D$  中。

3) 计算  $B$  中剩余候选点中与  $P$  距离  $dis$ ,将  $dis$  小于阈值  $d$ (此处阈值一般选择为模板的内切圆半径)的点从  $B$  中移除。

4) 重复这个过程,直到  $B$  为空或  $D$  中候选点数已超过一定数量。此时  $D$  中保留的候选点,作为本层最终的候选点集。

NMS 流程示意图如图 7 所示。刚开始  $O_1 \sim O_4$  计算得到的分值分别为 0.9、0.7、0.6、0.8;通过选择最大得分  $O_1$  加入候选集  $D$  并在  $B$  中删除,删除  $B$  中与  $O_1$  距离在  $r$  以内的点 ( $O_2$ 、 $O_3$ ),在  $B$  中选择最大得分的点 (仅有  $O_4$ ),加入到  $D$  中,并将其从  $B$  中删除,得到  $D\{O_1, O_4\}$ 。

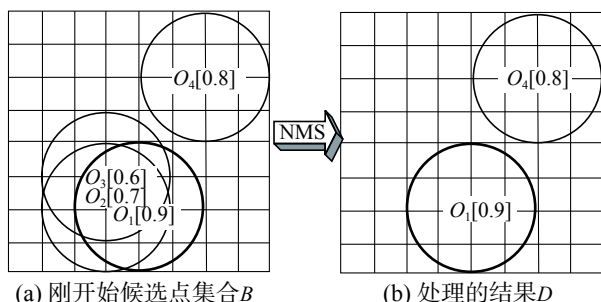


图7 非极大值抑制示意图

Fig. 7 Diagram of NMS

使用NMS减少了相邻候选点的出现,避免结果的重叠,同时可以根据输入目标点数的要求,得到最终指定数量的匹配目标。

## 2.4 角度估计

由于保存了所在圆环上像素的灰度,就可以比较容易地计算出旋转角度。图8为环上像素值分布图( $r=100$ )。

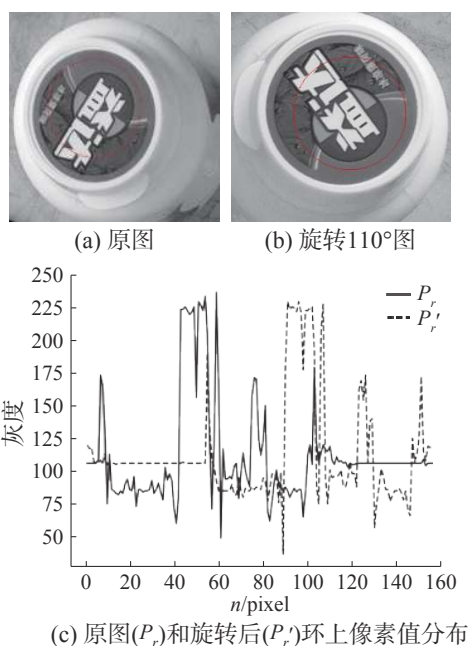


图8 环上像素值分布

Fig. 8 Pixel value distributions in rings

可以看到,旋转之后,环上所有像素的灰度值发生了环形移位(简称环移)。由此,在半径为 $r$ 的环上,旋转角度 $\theta_r$ 可以定义为

$$\theta_r = k_r \times \varphi_r \quad (8)$$

式中: $k_r$ 为偏移量; $\varphi_r$ 为步进角度, $\varphi_r = 360^\circ/N_r$ ,其中 $N_r$ 为半径为 $r$ 的环上像素数量。

偏移量 $k_r$ 定义为

$$k_r = \arg \max(\delta_r(k)), k \in [0, N_r] \quad (9)$$

$N_r$ 为半径为 $r$ 的环上像素数量。 $\delta_r(k)$ 为偏移 $k$ 像素之后和模板中环的归一化互相关系数,定义为

$$\delta_r(k) = \frac{\sum_{n=0}^{N_r} [p_r(n) - \overline{p_r(n)}] \times [p_r'(n) - \overline{p_r'(n)}]}{\sum_{n=0}^{N_r} [p_r(n) - \overline{p_r(n)}]^2 \times \sum_{n=0}^{N_r} [p_r'(n) - \overline{p_r'(n)}]^2} \quad (10)$$

式中: $p_r(n)$ 和 $p_r'(n)$ 分别为模板图和待搜索子图对应半径圆上像素灰度值。

采用式(8)~(10),就可以计算出半径为 $r$ 处候选点的旋转角度。为了提升角度估计的准确性,提出了一种用角度直方图(angle histogram estimation, AHE)估计角度的方法。详细表述为

1) 构建一个维数为360的数组 $a[360]$ ,存放旋转角度对应的环的数量。

2) 计算半径为 $r$ 处的旋转角度 $\theta_r$ ,四舍五入后angle放入直方图,即 $a[\text{angle}]$ 加1。

3) 对所有半径进行步骤2),最终构建角度分布的直方图。

4) 检查步骤3)得到的角度直方图中的众数,即为最终角度。

图8(b)以图8(a)为模板,计算旋转角度之后的角度统计图如图9。

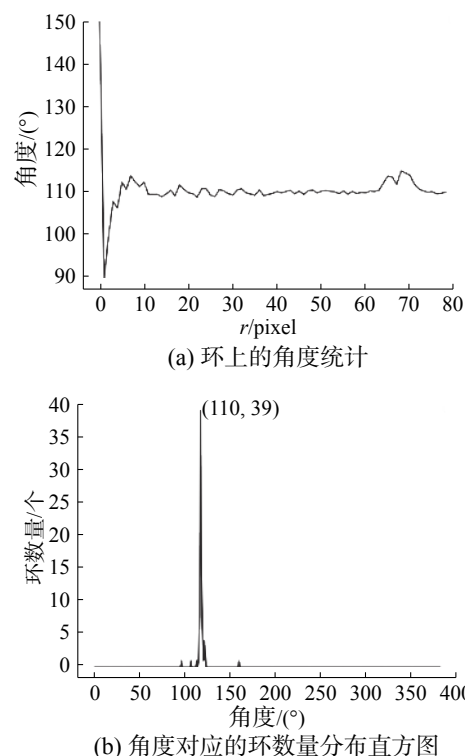


图9 环上角度统计及分布直方图

Fig. 9 Angle statistics and distribution histogram

可以看到,通过AHE,计算得到最终角度,为直方图中的众数(即尖峰即 $110^\circ$ ),和理论旋转角度相符合。使用AHE可以对角度有较好的估计,避免 $r$ 过小时计算角度误差较大,另外,对于环上存在同质区域(灰度值分布一致)时角度计算不

正确的情况,也具有一定的抗干扰能力,提高了角度估计的鲁棒性。

### 2.5 计算复杂度分析

假设模板图像  $T$  大小为  $m \times m$  (半径为  $\frac{m}{2}$ ), 搜索图像  $S$  大小为  $M \times M$ 。

原始圆投影匹配中,预先计算模板中的圆投影向量,然后进行匹配。在匹配过程中,先计算搜索图中每一个子图的圆投影向量,然后计算和模板圆投影的相似度,最后取其相似度最大值为最佳匹配位置。其中子图数量为  $(M-m) \times (M-m)$ , 每一个子图计算圆投影时间为  $O(m \times m)$ , 计算相似度时间为  $O(m \times m)$ , 整个匹配过程的时间复杂度为  $O[(M-m)^2 \times m^2]$ 。随着模板和搜索图尺寸的增加,搜索时间将成倍增长。

本文算法使用金字塔策略,采用局部聚类 and 逐层筛选策略优化搜索速度。假设降采样到  $L$  层,计算缩小后的模板混合圆投影向量,则缩小的模板大小为  $\frac{m}{2^L} \times \frac{m}{2^L}$ , 搜索子图数量为  $(M-m)^2 / 2^{L+1}$ , 顶部聚类时间为  $O[(M-m)^2 \times m^2 / 2^{L+1}]$ 。只有少数候选点进入后续筛选过程,假设只保留  $n$  个点进入最后匹配,则后续匹配耗时为  $O(n \times m^2)$ , 整体匹配过程时间复杂度为  $O\left\{m^2 \times \left[\frac{(M-m)^2}{2^{L+1}} + n\right]\right\}$ 。保守估计,当  $M=400, m=100, L=2, n=3$  时,本文算法相对原始圆投影算法提升了约 8 倍。

## 3 实验结果

使用上述方法,本文试验了多组同一目标在发生不同变化下的匹配效果。为了验证本方法的有效性,将结果与文献 [17] 和文献 [19] 中的方法进行了比较。所有实验均在一台使用 VS2013、OpenCV3.0.0、Intel Core i5 1.6 Hz CPU 和 8 GB 内存的电脑上进行。

### 3.1 光照变化

图 10 是不同光照下使用工业相机拍摄的槟榔干图片,图 10(a) 为模板图片,图 10(b)~(f) 为光照变化时匹配图片,圆圈内为匹配结果。可以看到,本算法针对过曝、欠曝图片都可以很好地识别出来,具有很强的光照不变性。

### 3.2 角度估计结果

图 11 是旋转测试图片,用于估计所提出算法的角度精度,图 11(a) 为旋转基准图 (1 296×972),图 11(b) 为模板 (180×180)。将原始图像在 0~360° 范围内每间隔 10° 做一次旋转,一共得到 36 张图片,然后使用本文的算法,对旋转后的 36 幅图片和原始基准图进行匹配。角度误差为匹配出来的

角度和真实旋转角度之差的绝对值。为了提供一个全面的精度评价,使用误差  $Er$  的 3 个性能指标来定量地展示性能:误差的均值  $Er\_m$ 、误差的标准差  $Er\_std$  和最大误差  $Er\_max$ 。匹配结果如表 1 所示。

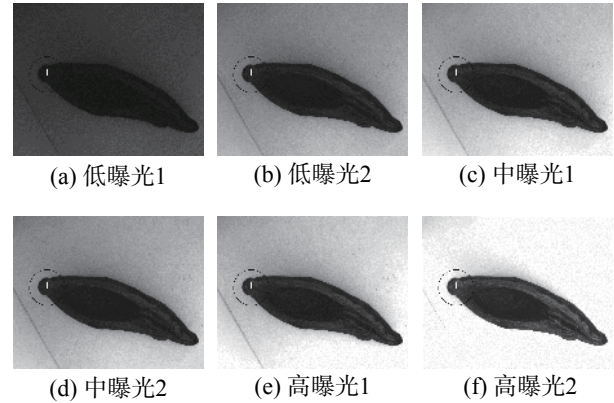


图 10 不同光照下匹配情况

Fig. 10 Matching results under different illuminations



图 11 旋转测试图片

Fig. 11 Rotation test pictures

表 1 旋转角度匹配结果

Table 1 Matching results for rotation test

角度误差	文献[17]	文献[19]	本文
$Er\_m/(^\circ)$	—	58.333	0.098
$Er\_std/(^\circ)$	—	76.811	0.184
$Er\_max/(^\circ)$	—	180	1.107

从表 1 可以看出,本算法误差均值、标准差、最大值分别为 0.098 8、0.183 6、1.107。文献 [17] 中使用序贯相似性检测对匹配进行加速,但只用圆投影向量进行目标的定位,并没有计算旋转角度,这里不便进行比较。在文献 [19] 中,角度精度严重依赖于预先建立的旋转模板和使用归一化互相关系数 (NCC) 估计出来的位置。如果没有精确定位将无法准确估算出角度,文献 [19] 使用 9 个预先建立的旋转模板。可以看到,本文算法能进行较好的角度估计,且适用于任意旋转的物体。



### 3.3 运行速度测试

使用工业相机捕获的 PCB 图像进行了运行速度的测试。所用测试和相应的模板图像如图 12 所示。测试图像的大小为  $1920 \times 1080$ , 模板图像为  $283 \times 283$ 。本实验根据匹配结果对计算性能进行了评估。此外, 为了保证比较的公平性, 本文还利用图像金字塔搜索框架对比较方法进行了优化。效率和金字塔层数的统计结果如表 2 所示。

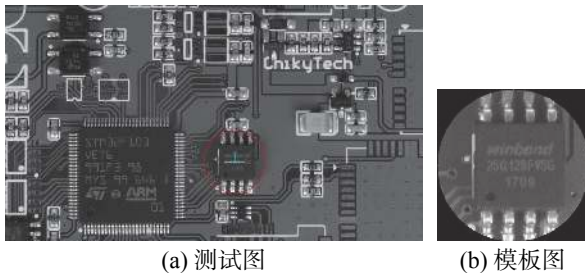


图 12 性能测试图片  
Fig. 12 Efficiency test pictures

表 2 运行时间  
Table 2 Running time

金字塔层数	文献[17]	文献[19]	本文
1	10.78	94.28	0.61
2	4.32	19.92	0.43
3	1.02	3.23	0.32

由表 2 可以看出, 本方法相对其他方法在运行效率上有明显的优势, 另外金字塔搜索策略可以显著提高匹配效率。

## 4 结束语

本文提出了一种快速的基于旋转不变圆投影向量的模板匹配方法。结合混合圆投影向量和图像金字塔搜索策略, 可以减少计算量, 提升匹配效率。另外结合环移和角度直方图统计, 可以精确地估计出旋转角度。结果表明, 该方法的旋转估计优于其他同类方法。此外, 该算法可以在旋转、偏移、光照变化场景图像中获得准确、鲁棒的结果。各种实验结果表明, 该方法适用于工业场景中的图像匹配。

## 参考文献:

- [1] 周可, 秦世引. SIFT 特征匹配的辐射畸变图像相对校正新方法 [J]. 智能系统学报, 2011, 6(6): 507–514.  
ZHOU Ke, QIN Shiyin. A novel method for relative correction of a radiometric distortion image based on SIFT feature matching[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2011, 6(6): 507–514.
- [2] 阮晓虎, 李卫军, 覃鸿, 等. 一种基于特征匹配的人脸配准判断方法 [J]. 智能系统学报, 2015, 10(1): 12–19.  
RUAN Xiaohu, LI Weijun, QIN Hong, et al. An assessment method for face alignment based on feature matching[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2015, 10(1): 12–19.
- [3] 李龙, 尹辉, 许宏丽, 等. 一种鲁棒的 Multi-Egocentric 视频中的多目标检测及匹配算法 [J]. 智能系统学报, 2016, 11(5): 619–626.  
LI Long, YIN Hui, XU Hongli, et al. A robust multi-object detection and matching algorithm for multi-egocentric videos[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2016, 11(5): 619–626.
- [4] 王杰, 蒋明敏, 花晓慧, 等. 基于投影直方图匹配的双目视觉跟踪算法 [J]. 智能系统学报, 2015, 10(5): 775–782.  
WANG Jie, JIANG Mingmin, HUA Xiaohui, et al. Binocular object tracking method using projection histogram matching[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2015, 10(5): 775–782.
- [5] ZITOVÁ B, FLUSSER J. Image registration methods: a survey[J]. Image and vision computing, 2003, 21(11): 977–1000.
- [6] AGGARWAL J K, DAVIS L S, MARTIN W N. Correspondence processes in dynamic scene analysis[J]. Proceedings of the IEEE, 1981, 69(5): 562–572.
- [7] SECILLA J P, GRACIA N, CARRASCOSA J L. Template location in noisy pictures[J]. Signal processing, 1988, 14(4): 347–361.
- [8] TANIMOTO S L. Template matching in pyramids[J]. Computer graphics and image processing, 1981, 16(4): 356–369.
- [9] ROSENFELD A, KAK A. Digital image processing[M]. 2nd ed. Orlando: Academic Press, 1982.
- [10] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [11] 郑永斌, 黄新生, 丰松江. SIFT 和旋转不变 LBP 相结合的图像匹配算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(2): 286–292.  
ZHENG Yongbin, HUANG Xinsheng, FENG Songjiang. An image matching algorithm based on combination of SIFT and the rotation invariant LBP[J]. Journal of computer-aided design & computer graphics, 2010, 22(2): 286–292.
- [12] TANG Y Y, CHENG H D, SUEN C Y. Transformation-



- ring-projection (TRP) algorithm and its VLSI implementation[J]. *International journal of pattern recognition and artificial intelligence*, 1991, 5(1/2): 25–56.
- [13] TSAI D M, TSAI Y H. Rotation-invariant pattern matching with color ring-projection[J]. *Pattern recognition*, 2002, 35(1): 131–141.
- [14] LEE W C, CHEN C H. A fast template matching method with rotation invariance by combining the circular projection transform process and bounded partial correlation[J]. *IEEE signal processing letters*, 2012, 19(11): 737–740.
- [15] 徐亦斌, 王敬东, 李鹏. 基于圆投影向量的景象匹配方法研究 [J]. *系统工程与电子技术*, 2005, 27(10): 1725–1728.
- XU Yibin, WANG Jingdong, LI Peng. Research on scene matching method using circular projection[J]. *Systems engineering and electronics*, 2005, 27(10): 1725–1728.
- [16] CHOI M S, KIM W Y. A novel two stage template matching method for rotation and illumination invariance[J]. *Pattern recognition*, 2002, 35(1): 119–129.
- [17] 贾晓芬, 赵佰亭, 周孟然, 等. 采用圆投影和序贯相似检测的图像匹配技术 [J]. *哈尔滨商业大学学报 (自然科学版)*, 2015, 31(2): 232–236, 241.
- JIA Xiafen, ZHAO Baiting, ZHOU Mengran, et al. Fast image matching algorithm based on circular projection and sequential similarity detection[J]. *Journal of Harbin University of Commerce (Natural Sciences Edition)*, 2015, 31(2): 232–236, 241.
- [18] 于辉, 张忠秋, 何周灿. 用于任意旋转角度景象匹配的圆投影算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(5): 172–174.
- YU Hui, ZHANG Zhongqiu, HE Zhoucan. Ring projection transformation algorithm for arbitrary rotation matching[J]. *Computer engineering and applications*, 2011, 47(5): 172–174.
- [19] SASSANAPITAK S, KAEWTRAKULPONG P. An efficient translation-rotation template matching using pre-computed scores of rotated templates[C]//*Proceedings of the 6th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*. Pattaya, Chonburi, Thailand: IEEE, 2009: 1040–1043.

#### 作者简介:



曹田, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和计算机视觉。



李勃, 副教授, 主要研究方向为宽带网络通信、人工智能、图像识别。申请国家发明专利 11 项, 授权 3 件。申请 PCT、国家发明专利 14 项, 已授权 3 项, 获奖 1 项。发表学术论文 20 余篇。



任福继, 教授, 日本工程院和欧盟科学院院士, 中国人工智能学会名誉副理事长, 日本工学会、IEICE、CAAI Fellow, 日本国际先进信息研究所主席。主要研究方向为人工智能、情感计算、自然言语理解、模式识别。获吴文俊人工智能科学技术奖创新一等奖

等, 发明专利 10 余项, 发表学术论文 500 余篇。