

激光与光电子学进展

基于多方向结构张量积的快速角点检测算法

李宁, 景军锋*, 章为川, 白萌萌, 孙久锐

西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048

摘要 针对各向异性高斯方向导数滤波器运算量大、耗时长的问题, 利用盒式滤波器拟合出各向异性高斯方向导数滤波模板, 并结合积分图像, 提出一种性能优良的快速角点检测算法。利用盒式滤波器设计了 6 个方向的导数滤波模板, 并结合积分图像, 快速计算输入图像在各个方向上的导数响应; 基于角点的稀疏特性, 提出一种候选点粗筛选机制, 快速筛选出候选角点区域像素以减少后续运算所涉及的像素数量; 针对每一个候选像素, 利用各个方向的导数响应构建多方向结构张量积, 生成角点测度。将提出的算法与 9 种经典的检测器在仿射变换、高斯噪声干扰等条件下进行性能评估, 在尺寸不同的测试图集上进行耗时对比。实验结果表明, 新提出的算法具有优良的检测性能, 耗时少, 满足实时处理的需求。

关键词 机器视觉; 角点检测; 各向异性高斯方向导数滤波器; 多方向结构张量积; 盒式滤波器; 积分图像

中图分类号 TP391 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2015005

Fast Corner Detection Based on Multi-Directional Structure Tensor

Li Ning, Jing Junfeng*, Zhang Weichuan, Bai Mengmeng, Sun Jiurui

School of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China

Abstract In order to solve the problem of large amount of calculation and time-consuming of the anisotropic Gaussian directional derivative filter, this paper uses the box filter to fit the anisotropic Gaussian directional derivative filter template, and proposes a new fast corner detection algorithm with excellent performance by combining template with the integral image. First, six directional derivative filter templates are designed by using box filter, and the derivative response of input image in each direction is calculated quickly by combining with integral image; second, a coarse selection mechanism of candidate pixels is proposed based on the sparsity of corners, which can quickly receive candidate pixels to reduce the number of pixels involved in subsequent operations. For each candidate pixel, the multi-directional structure tensor product is constructed by synthesizing the derivative response of each direction, and the corner measure map is generated. The performance of the proposed algorithm and 9 classical detection algorithms is evaluated under the conditions of affine transformation and Gaussian noise interference, and time-consuming comparisons are carried out on the test image set of different sizes. The experimental results show that the newly proposed algorithm has excellent detection performance and less time-consuming, and meets the needs of real-time processing.

Key words machine vision; corner detection; anisotropic Gaussian directional derivative filter; multi-directional structure tensor product; box filter; integral images

OCIS codes 150.1135; 100.3008; 100.2960

1 引言

角点是重要的图像稀疏特征, 在图像匹配^[1]、目

标识别^[2-3]、摄像机标定^[4-6]、三维重建^[7]等领域得到广泛的应用与研究。目前, 角点检测方法主要分为三类: 基于轮廓的检测方法^[8-15]、基于模板的检测方

收稿日期: 2020-11-02; 修回日期: 2020-12-17; 录用日期: 2021-01-20

基金项目: 陕西省教育厅服务地方专项计划项目(19JC018)

通信作者: *jingjunfeng0718@sina.com

法^[16-19]、基于灰度强度变化的检测方法^[20-27]。基于轮廓的检测方法首先通过预处理过程得到边缘轮廓,再通过分析轮廓的形态变化来判断角点位置,该类方法严重依赖预处理阶段的边缘提取效果,边缘提取性能的不确定性会对实际应用造成一定的影响。基于模板的检测方法主要是利用预定义的角点模板匹配图像的不同局部区域来达到筛选角点的目的。当角点模板与图像局部区域的相似程度达到一定阈值时,该模板中心点对应的像素被认定为角点,该类方法以 SUSAN 检测器^[17]和 FAST 检测器^[18]为代表。基于灰度强度变化的检测方法可以直接分析输入图像各个像素点的局部灰度的变化情况,进而判断哪个像素点是角点。

基于角点处的灰度变化在所有方向上变化剧烈的假设^[20], Harris 等^[21]利用各向同性高斯滤波器提取水平与垂直两个方向上的梯度变化,构建双方向结构张量积以检测角点,提出了经典的 Harris 检测器。此后在该算法的基础上,不断提出新的改进方案^[22-23]。但 Zhang 等^[27]研究发现角点处的灰度并非在所有方向上都变化剧烈,仅考虑水平与垂直两个方向上的梯度变化会导致角点的错检与漏检问题^[27-28];同时还发现通过利用各向异性高斯方向导数滤波器提取输入图像在各个方向上的灰度变化信息,构建多方向结构张量积,能有效解决错检与漏检问题。然而,Zhang 等的算法^[27]因运算量大、耗时

长,无法满足实时应用的需求。

受 SURF 检测器^[24]启发,首先利用盒式滤波器拟合各向异性高斯方向导数滤波模板,并结合积分图像快速提取输入图像在各个方向上的导数信息,有效降低了卷积操作的计算复杂度;其次,考虑到角点的稀疏特性,依据 CPDA 算法^[12]提出了一种高效的候选点粗筛选机制,减少了后续运算涉及的像素数量;仅对各个候选像素点,利用多方向导数信息构建多方向结构张量积,并计算相应的角点测度,通过非极大值抑制筛选出目标角点。将提出的算法与 9 个经典的检测器在仿射变换、高斯噪声干扰与 JPEG 图像压缩的条件下进行了性能对比,在尺寸不同的测试图集上进行了耗时评估,实验结果表明,新提出的算法具有优良的检测性能,耗时少,能够满足实时处理的需求。

2 快速提取多方向导数信息

利用各向异性高斯方向导数滤波器能有效提取角点处灰度变化的特性,采取多方向策略^[27]能更准确地检测角点。为降低卷积操作的计算复杂度,利用盒式滤波器设计了 6 个方向导数滤波模板,并结合积分图像,快速提取出各个像素的多方向导数响应。

2.1 各向异性高斯核及其方向导数

在空域中,各向异性高斯核^[27]表示为

$$\begin{cases} G_{\sigma,\rho,\theta}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} [x,y] \boldsymbol{\Phi}_{-\theta} \begin{bmatrix} \rho^{-2} & 0 \\ 0 & \rho^2 \end{bmatrix} \boldsymbol{\Phi}_\theta [x,y]^T\right), \rho \geqslant 1, \sigma > 0 \\ \boldsymbol{\Phi}_\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \end{cases}, \quad (1)$$

式中, ρ 表示各向异性因子, 当 $\rho > 1$ 时, $G_{\sigma,\rho,\theta}(x,y)$ 为各向异性高斯核; σ 表示尺度因子; $\boldsymbol{\Phi}_\theta$ 表示关于角度 θ 的旋转矩阵。对(1)式沿着方向 $\theta + \pi/2$ 求导即可得各向异性高斯方向导数,表达式为

$$\phi_{\sigma,\rho,\theta}(x,y) = \frac{\partial G_{\sigma,\rho}}{\partial y}(\boldsymbol{\Phi}_\theta [x,y]^T) = -\frac{\rho^2(y \cos \theta - x \sin \theta)}{\sigma^2} G_{\sigma,\rho,\theta}(x,y)。 \quad (2)$$

值得注意的是,实际应用中的灰度图像 \mathbf{I} 往往是二维离散信号,其图像像素为 $I(m,n)$,在进行仿真实验时,需对各向异性高斯核与各向异性高斯方向导数进行离散化处理。给定尺度 σ 和方向 θ_k ,对(2)式在整数空间 \mathbb{Z}^2 上进行采样,可得到离散化形式的各向异性高斯方向导数,其对应的数学表达式为

$$\begin{cases} g_{\sigma,\rho,\theta_k}(m,n) = -\frac{\rho^2}{\sigma^2} [-\sin \theta_k, \cos \theta_k] [m,n]^T G_{\sigma,\rho,\theta_k}(m,n) \\ \theta_k = (k-1) \frac{2\pi}{K}, k = 1, 2, \dots, K \end{cases}, \quad (3)$$

其中, K 为总方向数目。对于灰度图像 \mathbf{I} ,在指定方向 θ_k 上的导数响应表示为

$$\Psi_{\sigma,\theta_k}(m,n) = \sum_{m_x} \sum_{n_y} I(m-m_x, n-n_y) g_{\sigma,\rho,\theta_k}(m_x, n_y)。 \quad (4)$$

2.2 积分图像

在兴趣点检测算法^[24, 29-31]中, 积分图像既能与原始图像保持相同的分辨率, 同时也是降低算法计算复杂度的有效手段。在图 1 中, 左上角像素 O 表示积分图像的第一个像素, 与像素 O 同在一个深色矩形区域的像素 $J(x, y)$ 的取值为原始输入图像 I 中对应矩形区域的像素灰度的总和, 即

$$J(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} I(x', y'), \quad (5)$$

其中, $J(x, y)$ 表示积分图像 J 中的像素; $I(x', y')$ 表示原始输入图像 I 中的像素。

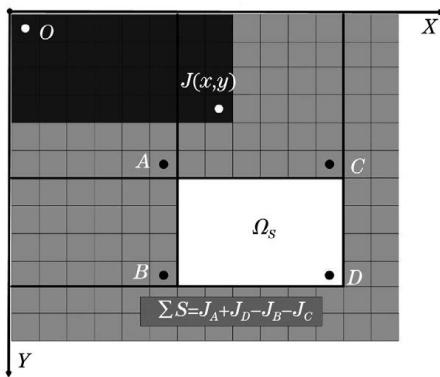


图 1 积分图像示意图

Fig. 1 Integral image schematic diagram

在积分图像生成过程中, 首先对像素 $J(x, y)$ 的 Y 方向图像像素求和, 再沿着 X 方向计算积分图像的像素取值, 计算原理为

$$\begin{cases} c(x, y) = c(x, y-1) + I(x', y') \\ J(x, y) = J(x-1, y) + c(x, y) \end{cases}, \quad (6)$$

式中, $c(x, y)$ 表示原始图像在第 x 列的前 y 个像素的灰度总和, 坐标 (x', y') 与坐标 (x, y) 对应相同的像素位置, $I(x', y')$ 表示原始图像上像素 (x', y') 处的灰度值。

获得相应的积分图像后, 原始图像中任意矩形区域 Ω_s 的灰度和 S 均可在常量时间内计算得到, 计算公式为

$$\sum S = J_A + J_D - J_B - J_C, \quad (7)$$

式中, J_A, J_B, J_C, J_D 分别为积分图像 J 在 4 个位置 A, B, C, D 上的灰度值, 如图 1 所示。

2.3 盒式滤波器与方向导数滤波模板

利用各向异性高斯方向导数滤波器对输入图像进行卷积操作, 能有效提取原始图像在各个方向上的灰度变化信息, 但卷积操作的计算量较大, 会导致该过程花费过多的运算时间成本与运算空间成本。基于 SURF 算法^[24], 利用盒式滤波器拟合近似各向

异性高斯方向导数滤波模板, 并结合积分图像实现了多方向导数响应的快速提取。其中, 各向异性尺度因子 $\sigma^2 = 1.5$ 。从图 2(a) 可以看出: 各向异性高斯方向导数滤波器的权重可分成三个部分, 即白色区域权重大于 0, 深色区域权重小于 0, 灰色区域权重近似为 0; 结合(3)式发现白色区域与深色区域关于模板中心点对称。将该各向异性高斯方向导数滤波器用多个矩形区域拟合, 白色区域、灰色区域、黑色区域分别设为 $+1, 0, -1$, 则相应的方向导数滤波模板如图 2(b) 所示。

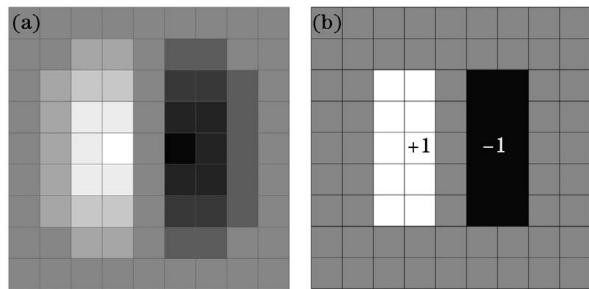


图 2 盒式滤波器拟合实例。(a) 各向异性方向导数滤波器 ($\theta = \pi/2$); (b) 对应的盒式滤波器模板, 模板大小为 9×9

Fig. 2 An example of box filter. (a) Anisotropic directional derivative filter ($\theta = \pi/2$); (b) corresponding box filter template and its size is 9×9

利用积分图像能够高效地计算出矩形区域内像素灰度值的总和。针对垂直方向, 利用大小为 $M \times M$ 的高斯方向导数滤波器对输入图像执行卷积操作以计算某个像素点的一阶方向导数信息, 计算时需要执行 $M \times M$ 次乘法运算和 $M \times M - 1$ 次加法运算; 若结合积分图像与盒式滤波器, 计算该像素点的垂直方向的导数信息仅需要执行 $3 \times 2 + 1$ 次加法操作, 时间复杂度由 $O(M^2)$ 降至 $O(1)$ 。基于上述分析, 积分图像和盒式滤波器的组合能够有效提取一阶方向导数信息, 且运算效率高。考虑到角点检测算法的实时性和准确性, 设计了 6 个方向上的盒式滤波器模板, 如图 3 所示。

利用盒式滤波模板提取输入图像在像素 $I(m, n)$ 处的方向导数信息, 首先需要将模板中心点与该像素重合, 再通过积分图像分别计算黑色区域灰度总和 S_b 与白色区域灰度总和 S_w , 则像素 $I(m, n)$ 在指定方向 θ_k 上的导数表示为

$$\nabla_k I(m, n) = S_w - S_b, \quad (8)$$

其中, 下标 k 表示第 k 个方向, $k = 1, 2, \dots, K$ 。

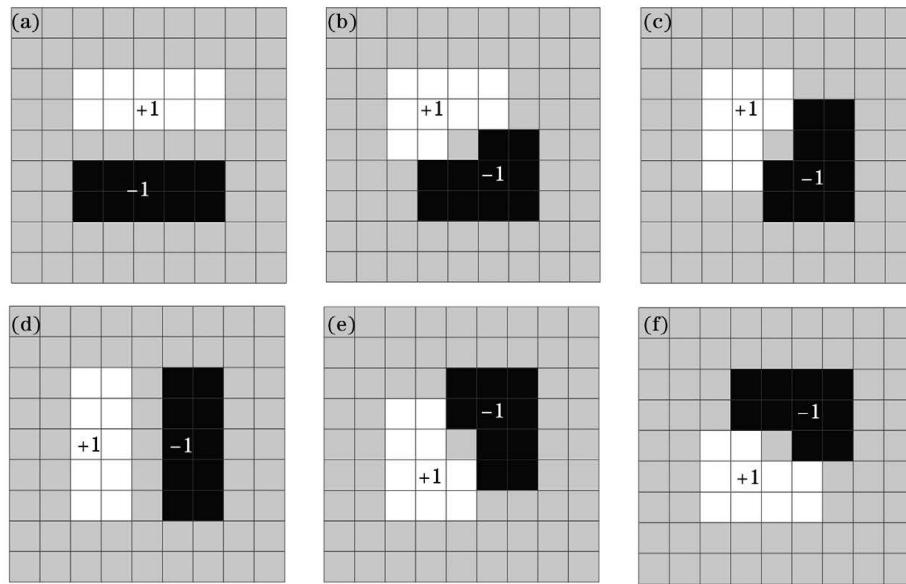


图 3 各向异性方向导数在 6 个方向上的盒式滤波模板。(a) $\theta=0$; (b) $\theta=\pi/6$; (c) $\theta=\pi/3$; (d) $\theta=\pi/2$; (e) $\theta=2\pi/3$;

(f) $\theta=5\pi/6$

Fig. 3 Templates of box filter with six filter orientations. (a) $\theta=0$; (b) $\theta=\pi/6$; (c) $\theta=\pi/3$; (d) $\theta=\pi/2$; (e) $\theta=2\pi/3$; (f) $\theta=5\pi/6$

3 一种高效的角度检测算法

3.1 构建多方向结构张量积与生成角度测度

Harris 算法仅采用水平与垂直两个方向的导数信息构建二维结构张量积, 容易造成角点的错检和漏检问题。Zhang 和 Sun 算法^[27]采用多方向策略, 利用多个方向的导数信息构建多方向结构张量

积, 来描绘输入图像各个像素的局部灰度变化, 能够更准确地检测角点。

结合盒式滤波模板与积分图像, 通过(8)式得到输入图像各个像素在 K 个方向上的方向导数。根据文献[27], 利用像素 (m, n) 在 K 个方向上的导数信息构建多方向结构张量积, 来描述局部灰度变化, 张量积的表达式为

$$W = \begin{bmatrix} \sum_{i=-\frac{u}{2}}^{\frac{u}{2}} \sum_{j=-\frac{v}{2}}^{\frac{v}{2}} \nabla_1^2 I(m+i, n+j) & \cdots & \cdots \\ \vdots & & \vdots \\ \sum_{i=-\frac{u}{2}}^{\frac{u}{2}} \sum_{j=-\frac{v}{2}}^{\frac{v}{2}} \nabla_K I(m+i, n+j) \nabla_1 I(m+i, n+j) & \cdots & \sum_{i=-\frac{u}{2}}^{\frac{u}{2}} \sum_{j=-\frac{v}{2}}^{\frac{v}{2}} \nabla_K^2 I(m+i, n+j) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中, 模板中心点对应像素 $(m, n), (m+i, n+j)$ 表示像素 (m, n) 的邻域像素。

接着, 利用多方向结构张量积 W 的特征值 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K\}$ 构建对应的角点测度^[27], 即

$$\xi(m, n) = \frac{\prod_{k=1}^K \lambda_k}{\sum_{k=1}^K \lambda_k + \alpha}, \quad (10)$$

式中, α 是一个极小的常数 ($\alpha = 1 \times 10^{-18}$), 目的是避免分母为 0 的情况发生。

3.2 候选点粗筛选机制

研究发现, Zhang 和 Sun 算法在生成角点测度时, 需遍历输入图像的每一个像素, 并针对每一个像素执行 $49 \times 49 + 5$ 次乘法、 $49 \times 48 + 6$ 次加法、1 次除法和 49×2 次内存访问操作。该过程产生了巨大的计算量, 严重影响了算法的检测效率。角点

的稀疏特性表明,逐个计算各个角点测度的方式效率极低。为解决该问题,受 CPDA 算法^[12]启发,利用各个像素的方向导数总和定义一个自适应阈值,筛选出显著的像素点即可减少角点测度计算所涉及的像素数量,表达式为

$$\zeta = \sum_{1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N} \sum_{k=1}^K \nabla_k I(m, n) / (M \times N), \quad (11)$$

$$\delta(m, n) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{k=1}^K \nabla_k I(m, n) \geq 2.5\zeta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (12)$$

其中, M 和 N 为输入图像的像素总个数。当某个像素的方向导数之和大于自适应阈值时,则该像素

表 1 候选点粗筛选机制对于角点测度图构建过程的影响

Table 1 Influence of the coarse selection mechanism on the construction of corner measurement map

Method	Addition operation	Multiplication operation	Division operation
Without rough screening	$5 \times M \times N + (48+6) \times M \times N$	$(7 \times 7+5) \times M \times N$	$M \times N$
Rough screening	$5 \times (M \times N - P_n) + (48+6) \times P_n$	$(7 \times 7+5) \times P_n$	P_n

3.3 算法步骤

结合上述关于积分图像、盒式滤波器、候选点筛选环节以及角点测度图构建的描述,将提出的检测算法归纳如下:

- 1) 利用(6)式计算输入图像对应的积分图;
- 2) 结合积分图像与盒式滤波模板,利用(8)式计算各个像素在 6 个方向上的导数信息;
- 3) 利用候选点粗筛选算法,获取候选像素集 C_p ,并通过(9)式构建 C_p 中每个像素的多方向结构张量积 \mathbf{W} ;
- 4) 通过(10)式计算每个候选像素的角点测度

被标记为候选像素点;否则,该像素被删除。

通过该候选点筛选算法,仅需对每个像素进行 5 次求和运算与 1 次比较运算,便可得到候选点集,大幅度减少了角点测度计算所涉及的像素数量。粗筛选环节结束后,对候选点集中的各个像素构造多方向结构张量积,用于计算角点测度以完成进一步筛选。对于大小为 $M \times N$ 的输入图像,候选点集的像素点数目为 P_n ,并且 $P_n \ll M \times N$,候选点粗筛选机制对于检测算法的影响如表 1 所示。实验对比效果表明,候选点粗筛选算法减少了角点测度运算所涉及的像素数量,能够有效地降低构建角点测度图时的计算量,提高算法的检测效率。

$\xi(m, n)$,并建立角点测度图;

5) 在 $(u+1) \times (v+1)$ 的邻域窗口内,若候选像素集 C_p 中的某个像素的角点测度为局部极大值,则标记该像素为候选角点;

6) 将候选角点对应的角点测度与角点测度阈值 T_s 作比较,若角点测度大于 T_s ,则标记为目标角点;否则,删除。

相关具体算法实现,如图 4 与图 5 所示。图 4 表示积分图像的计算过程,其中 I_{in} 表示原始输入图像, h 与 w 分别表示输入图像的高度与宽度; I_{out} 表示积分图像结果。

图 4 积分图像的构造流程

Fig. 4 Construction process of integral image

Algorithm 1 Compute integral image

```

Input:  $I_{in}, h, w$ 
Output:  $I_{out}$ 
1: function ComputeIntegral ( $I_{in}, h, w$ )
2:    $l_{row} \leftarrow 0$ 
3:    $l_{col} \leftarrow 0$ 
4:    $I_{out} \leftarrow \text{zeros}(h, w)$ 
5:   while  $l_{row} < h$  do
6:     while  $l_{col} < w$  do
7:       if  $l_{row} = 1$  and  $l_{col} = 1$  then
8:          $I_{out}(l_{row}, l_{col}) \leftarrow I_{in}(l_{row}, l_{col})$ 
9:       else if  $l_{row} = 1$  and  $l_{col} \neq 1$  then
10:         $I_{out}(l_{row}, l_{col}) \leftarrow I_{out}(l_{row}, l_{col}-1) + I_{in}(l_{row}, l_{col})$ 
11:       else if  $l_{row} \neq 1$  and  $l_{col} = 1$  then
12:          $I_{out}(l_{row}, l_{col}) \leftarrow I_{out}(l_{row}-1, l_{col}) + I_{in}(l_{row}, l_{col})$ 
13:       else
14:          $I_{out}(l_{row}, l_{col}) \leftarrow I_{out}(l_{row}-1, l_{col}) + I_{out}(l_{row}, l_{col}-1) + I_{in}(l_{row}, l_{col}) - I_{out}(l_{row}-1, l_{col}-1)$ 
15:       end if
16:        $l_{col} \leftarrow l_{col} + 1$ 
17:     end while
18:      $l_{row} \leftarrow l_{row} + 1$ 
19:   end while
20:   return  $I_{out}$ 
21: end function

```

图 5 角点的检测算法

Fig. 5 Proposed corner detection algorithm

Algorithm 2 Detect corners

```

Input:  $I_{\text{out}}$ ,  $F_{\text{Box}}$ ,  $N_F$ ,  $T_s$ ,  $h$ ,  $w$ 
Output:  $S_{\text{corner}}$ 

1: function FastCorner ( $I_{\text{out}}$ ,  $F_{\text{Box}}$ ,  $N_F$ ,  $T_s$ ,  $h$ ,  $w$ )
2:    $S_{\text{corner}} \leftarrow \text{null}$ 
3:    $S_d \leftarrow \text{null}$ 
4:   for  $l_{\text{row}}$  1 to  $h$  by 1 do
5:     for  $l_{\text{col}}$  1 to  $w$  by 1 do
6:       while  $k < N_F$  do
7:          $S_d \leftarrow \nabla_k I(l_{\text{row}}, l_{\text{col}})$ 
8:          $k \leftarrow k + 1$ 
9:       end while
10:      end for
11:    end for
12:     $C_p \leftarrow \text{null}$ 
13:     $n_{\text{count}} \leftarrow 0$ 
14:    while  $l_{\text{row}} < h$  do
15:      while  $l_{\text{col}} < w$  do
16:         $C_p \leftarrow \delta(l_{\text{row}}, l_{\text{col}})$ 
17:         $n_{\text{count}} \leftarrow n_{\text{count}} + 1$ 
18:         $l_{\text{col}} \leftarrow l_{\text{col}} + 1$ 
19:      end while
20:       $l_{\text{row}} \leftarrow l_{\text{row}} + 1$ 
21:    end while
22:     $j \leftarrow 0$ 
23:    while  $j < n_{\text{count}}$  do
24:      if  $C_p(j)$  is local-maximum and  $C_p(j) \geq T_s$ 
25:         $S_{\text{corner}} \leftarrow C_p(j)$ 
26:      end if
27:       $j \leftarrow j + 1$ 
28:    end while
29:  return  $S_{\text{corner}}$ 
30: end function

```

图 5 表示具体的角点检测过程,该算法的输入参数分别为积分图像 I_{out} 、盒式滤波器组 F_{Box} 、方向总数 N_F 、角点测度阈值 T_s 及积分图像的高度 h 与宽度 w 。在算法实现过程中, S_d 表示输入图像各个像素的方向导数集, C_p 表示候选点粗筛选环节得到的候选像素集合, S_{corner} 表示最终检测到的目标角点。

4 实验结果与性能评价

为评估本文算法的性能,分别采用 CPDA 算法^[12]、ANDD 算法^[15]、FAST 算法^[18]、Harris 算法^[21]、Harris-Laplace 算法^[22]、DOG 算法^[23]、Zhang and Sun 算法^[27]、LF-Net 算法^[32]、KAZE 算法^[33]和新提出的算法进行比较,验证各算法在仿射

变换、高斯噪声干扰、JPEG 图像压缩条件下的检测效果;并利用尺寸不同的测试图集对比不同检测器的运算耗时,验证各个算法的实时性。本文算法的参数设置为: 角点测度阈值 $T_s = 10^{24}$, 邻域 $(u+1) \times (v+1) = 5 \times 5$ 。本文算法通过一致性分析实验,对算法参数进行优化;其他算法均采用默认最优值;各个算法均通过 MATLAB 实现。

4.1 一致性分析实验

利用检测器对输入图像和经变换后的图像分别检测特征点,然后统计能够同时检测到的相同特征点数目,用以评估检测器在图像变换情况下的检测性能^[12]。如图 6 所示,总共使用 35 张不同尺寸的图片,经过如下 6 种不同的图像变换共产生 7280 个

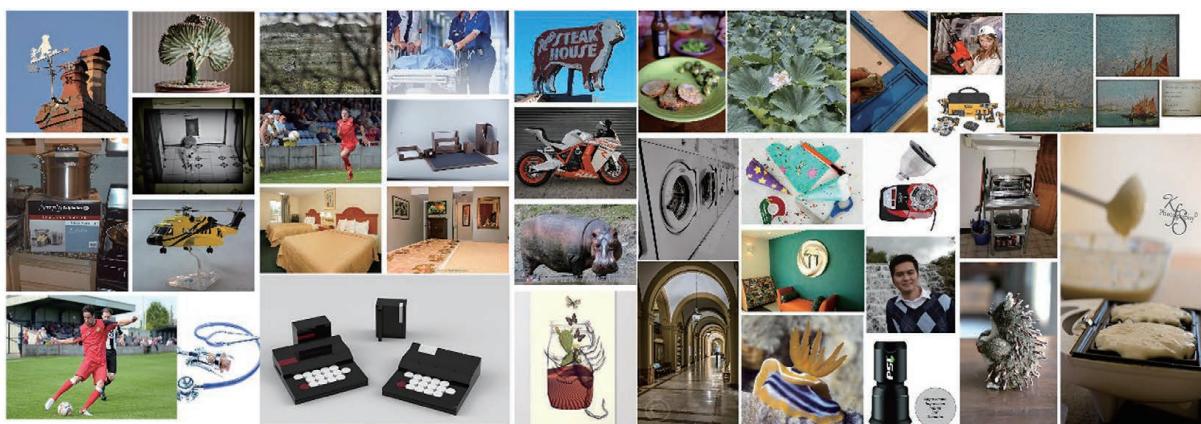


图 6 仿射变换一致性实验测试图集

Fig. 6 Test image set for the evaluation about repeatability under affine transformation

不同的场景：

1) 旋转变换。总共有 19 个角度, 范围是 $[-\pi/2, \pi/2]$, $\pi/18$ 为一个间隔。

2) 一致性尺度变换。尺度因子 $s_x = s_y$, 在范围 $[0.5, 2.0]$ 中以每次 0.1 的间隔进行统一缩放。

3) 非一致性尺度变换。 s_x 与 s_y 分别在区间 $[0.7, 1.5]$ 和区间 $[0.5, 1.8]$ 中以每次 0.1 的间隔进行非统一缩放, 其中 $s_x \neq s_y$ 。

4) 剪切变换。剪切变换因子 c_t 对输入图像作剪切变换, c_t 的范围为 $[-1.0, 1.0]$, 每次以 0.1 为增量, 其中 $c_t \neq 0$ 。剪切变换的表达式为

$$\begin{bmatrix} m' \\ n' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & c_t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m \\ n \end{bmatrix}. \quad (13)$$

5) JPEG 图像压缩。JPEG 质量因子每次以 5 的增量从 5 增加到 100。

6) 高斯噪声干扰。将标准差在区间 $[1, 15]$ 中的零均值高斯白噪声以每次为 1 的增量添加到原始

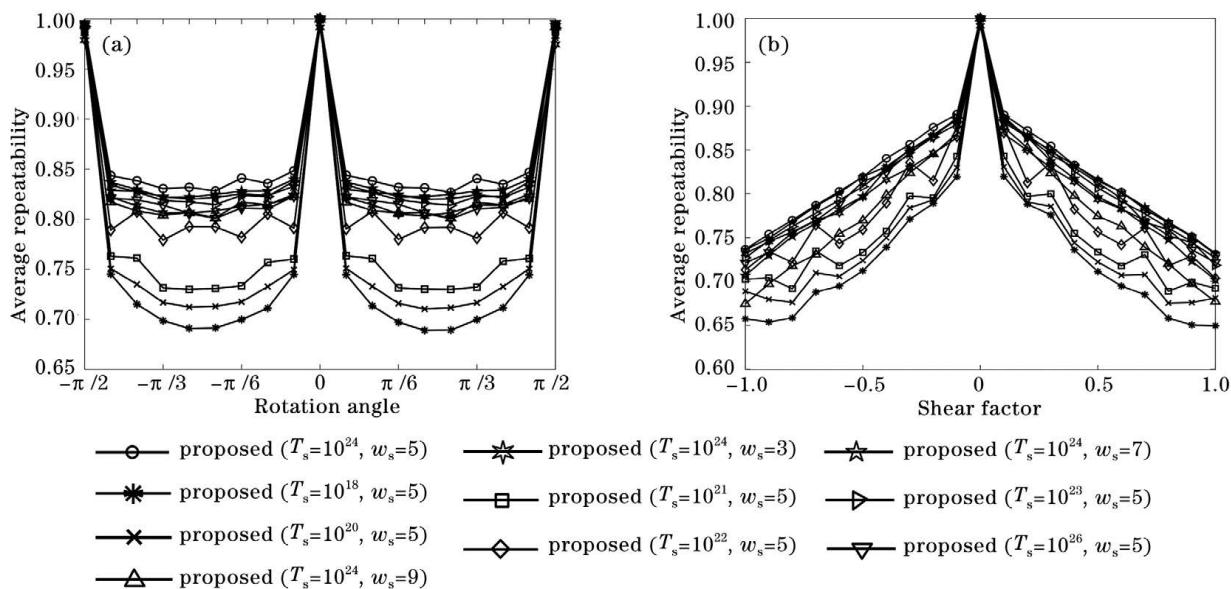


图 7 本文算法在不同参数下的平均重复率。(a) 旋转变换;(b) 剪切变换

Fig. 7 Average repeatability of the proposed method under different parameters. (a) Rotation; (b) shear transform

图 8 展示了包括本文算法在内的 10 个检测器的性能评价结果, 该结果表明本文算法与 Zhang and Sun 算法拥有最佳的检测性能。进一步比较发现, 相比于 Zhang and Sun 算法, 新提出的算法在面对 JPEG 图像压缩、剪切变换与高斯噪声干扰时能够表现出更佳的检测稳健性。表 2 展示了各个算法在 6 种图像变换下的整体性能, 对比结果表明新提出的算法表现出良好的抗干扰效果。

4.2 匹配实验

为进一步验证 Zhang and Sun 算法与本文算法

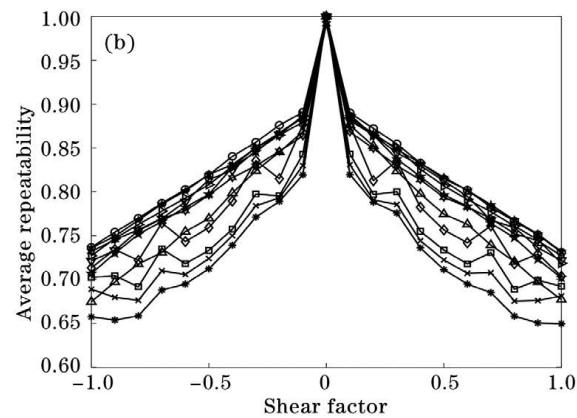
图像中。

平均重复率 R_{avg} 函数^[12]用于表征度量检测器在图像变换情况下的检测性能, 表达式为

$$R_{\text{avg}} = \frac{N_{\text{matched}}}{2} \left(\frac{1}{N_{\text{ori}}} + \frac{1}{N_{\text{test}}} \right), \quad (14)$$

其中, N_{matched} 为检测器在输入图像与经变换后图像中重复检测到的特征点数目, N_{ori} 为检测器在输入图像中检测到的特征点数目, N_{test} 为检测器在变换后的图像中检测到的特征点数目。

在该评价准则中, 首先利用一致性分析实验, 选取本文算法的最优参数。由图 7 可以看出, 面对旋转变换与剪切变换, 阈值 T_s 与邻域大小 w_s 组合不同时, 新提出算法拥有不同的检测性能。在邻域大小为 5×5 , 阈值 T_s 为 10^{24} 时, 新提出算法的检测性能最佳。综合比较图 7(a)与图 7(b)中的检测效果, 新提出算法的参数设置为: 角点测度阈值 $T_s = 10^{24}$, 邻域大小 $w_s = 5$ 。



的定位精度和检测准确性, 如图 9 所示, 在 3 幅测试图像上将二者检测到的角度与标定的真实角度相匹配^[27], 以确定两个检测器的漏检角点数目、错检角点数目及定位误差。

将检测器检测到的角度集合记为 $D_t = \{(\hat{x}_i, \hat{y}_i), i=1, 2, \dots, N_1\}$, 将预先标定的真实角度集合记为 $G_t = \{(x_j, y_j), j=1, 2, \dots, N_2\}$ 。对于集合 G_t 中的角度 (x_j, y_j) , 在集合 D_t 中找到与 (x_j, y_j) 欧氏距离最近的角度。若二者之间的欧氏距离小于预设的阈值(4 pixel), 则集合 G_t 中的角度 (x_j, y_j)

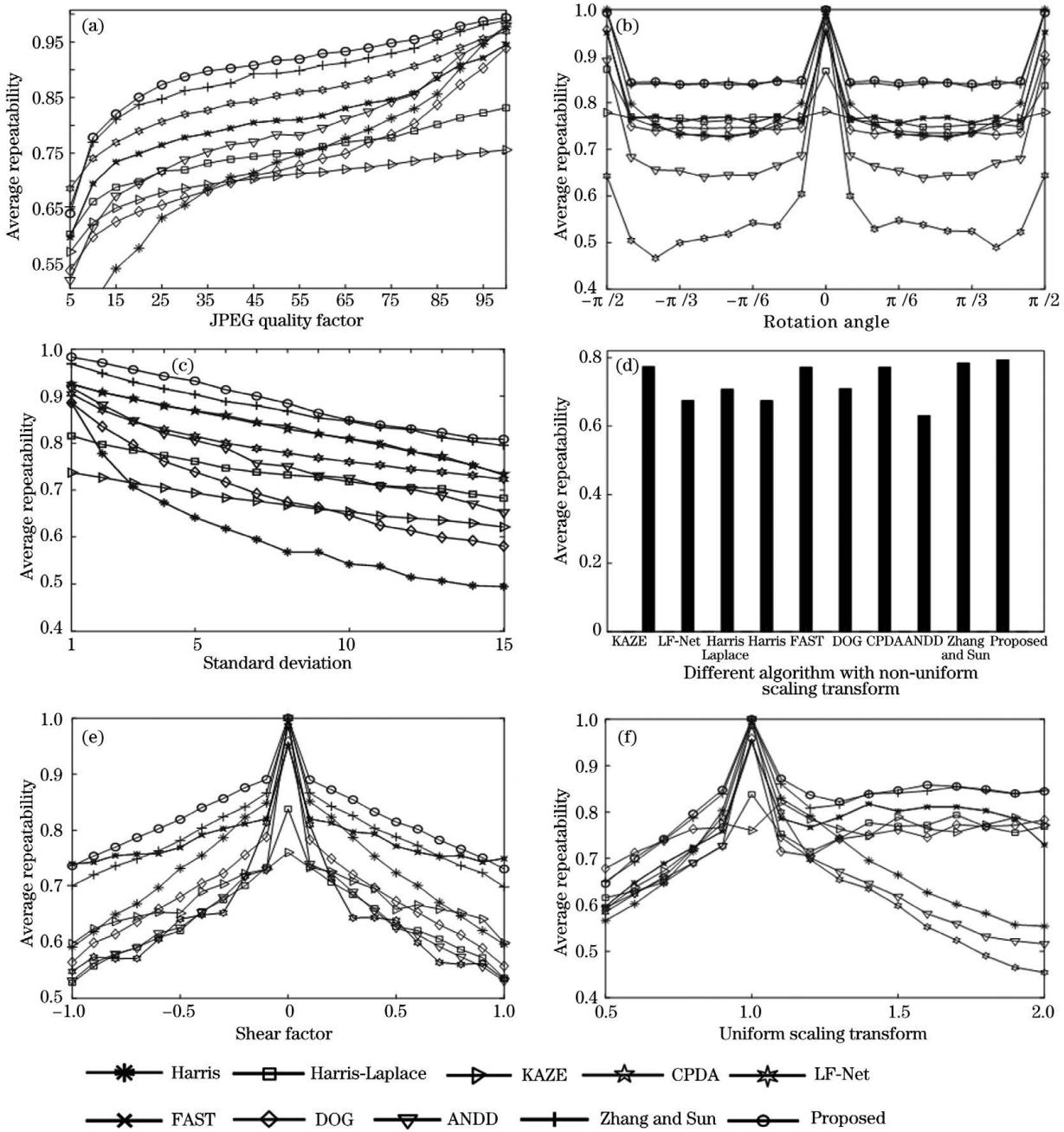


图 8 10 种检测器在 6 种图像变换下的平均重复率变化。(a)JPEG 图像压缩;(b)旋转变换;(c)高斯噪声干扰;(d)非一致性尺度变换;(e)剪切变换;(f)一致性尺度变换

Fig. 8 Average repeatability under six image transformations for ten detectors. (a) JPEG compression; (b) rotation; (c) additive white Gaussian noises; (d) non-uniform scaling; (e) shear transform; (f) uniform scaling

表 2 检测器在图像变换下的重复率均值

Table 2 Average results for detectors under repeatability under affine transformation

Method	Rotation	Non-uniform scaling	Shear	Uniform scaling	JPEG compression	Gaussian noise	Average
ANDD	0.702	0.631	0.647	0.649	0.785	0.763	0.696
CPDA	0.794	0.773	0.784	0.767	0.809	0.832	0.793
DOG	0.772	0.710	0.684	0.794	0.734	0.695	0.732
FAST	0.795	0.771	0.780	0.769	0.811	0.822	0.791

(表 2 续)

Method	Rotation	Non-uniform scaling	Shear	Uniform scaling	JPEG compression	Gaussian noise	Average
Harris	0.793	0.675	0.731	0.686	0.725	0.608	0.703
Harris-Laplace	0.776	0.708	0.639	0.778	0.748	0.739	0.731
KAZE	0.751	0.791	0.674	0.809	0.701	0.673	0.733
LF-Net	0.565	0.675	0.648	0.640	0.852	0.790	0.695
Zhang and Sun	0.865	0.785	0.790	0.819	0.886	0.872	0.836
Proposed	0.862	0.814	0.820	0.831	0.901	0.881	0.852

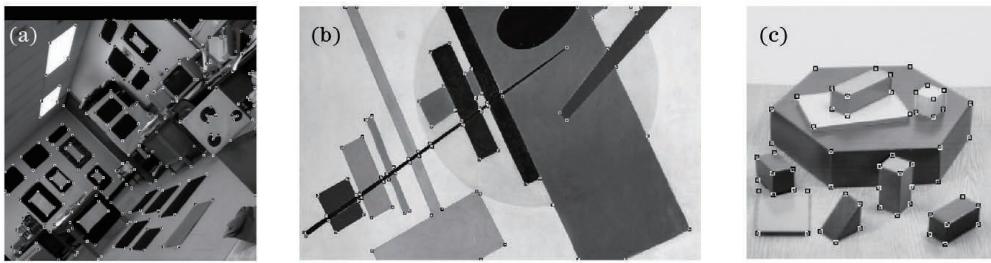


图 9 参考角点图。(a)实验室;(b)几何图像;(c)积木图像

Fig. 9 Test images and their ground truth corner positions. (a) Laboratory; (b) geometric image; (c) block image

被正确检测;否则,将该角点标记为漏检角点。同理,对于集合 D_t 中的角点 (\hat{x}_t, \hat{y}_t) ,在集合 G_t 中找到与 (\hat{x}_t, \hat{y}_t) 欧氏距离最近的角点。若二者之间的欧氏距离大于预设的阈值(4 pixel),则将该角点标记为错检点。将上述过程中的正确匹配角点对进行统计 $\{(\hat{x}_t, \hat{y}_t), (x_t, y_t) : t = 1, 2, \dots, N_m\}$,并对其欧氏距离取平均得到检测器对应的定位误差,误差表达式为

$$L_e = \sqrt{\frac{1}{N_m} \sum_{t=1}^{N_m} [(\hat{x}_t - x_t)^2 + (\hat{y}_t - y_t)^2]} \quad (15)$$

表 3 不同算法的检测性能

Table 3 Detection performance of different algorithms

Test image	Method	False corner number	Missed corner number	Localization error	Detected number
Laboratory	Zhang and Sun	105	68	1.957	286
	Proposed	70	90	1.885	229
Geometric image	Zhang and Sun	1	27	0.889	58
	Proposed	6	25	1.255	65
Block image	Zhang and Sun	4	18	1.906	45
	Proposed	0	16	2.040	43

4.3 算法耗时分析

为分析各个角点检测算法的耗时情况,选择文献[19]和文献[34]中的 5 组图像进行测试。实验环境配置为 Inter Core i7-9750 CPU 8 GB@ 2.60 GHz、

在用于测试的参考角点图中,图 9(a)包含 249 个角点,图 9(b)包含 84 个角点,图 9(c)包含 59 个角点。在 3 幅测试图像中,Zhang and Sun 算法与本文算法的检测性能如表 3 所示。新提出的算法在图 9(c)上拥有相对较少的错检角点数量和漏检角点数量,并在图 9(a)上错检角点相对较少;但在定位精度方面,Zhang and Sun 算法在图 9(b)与图 9(c)上表现更佳。综合对比发现,新提出的算法拥有良好的检测准确性,但与 Zhang and Sun 算法相比,定位精度需要进一步提高。

MATLAB(R2016b)。

表 4 为 ANDD 算法^[15]、Harris 算法^[21]、Harris-Laplace 算法^[22]、Zhang and Sun 算法^[27]与本文算法的耗时情况。实验中,每幅图像均运行 200 次以

表 4 不同算法的时间消耗

Table 4 Running time of different algorithms

unit: s

Method	Block(256 pixel×256 pixel)	Laboratory(512 pixel×512 pixel)	Boat(850 pixel×680 pixel)	Bike(1000 pixel×700 pixel)	Tree(700 pixel×1000 pixel)
Harris	0.112	0.434	0.951	1.172	1.212
Harris-Laplace	0.124	0.451	1.614	1.874	1.945
ANDD	0.882	4.637	11.285	6.594	11.268
Zhang and Sun	2.184	8.362	23.735	35.469	36.289
Proposed	0.075	0.279	0.675	0.762	0.756

获得平均时间消耗。实验结果表明,本文算法在 5 组不同尺寸图片上的耗时均远远短于其他检测算法。其中,在 Block 和 Laboratory 两组图像上,Zhang and Sun 算法的用时是本文算法的 29 倍;随着图像尺寸的增大,本文算法在耗时方面更具竞争优势,如在 Bikes 和 Tree 两组图像上,Zhang and Sun 算法用时是本文算法的 46 倍。综上,本文算法具有最短的运行时间,符合工业上实时性检测的要求。

5 结 论

提出了一种高效的角度检测算法,该算法不仅能满足实时应用的需求,同时具备良好的角度检测性能。其中:利用盒式滤波器拟合各向异性高斯方向导数滤波器,设计了 6 个方向导数滤波模板,并结合积分图像快速计算输入图像在各个方向上的导数信息;同时基于角度的稀疏特性,提出一种全新的候选点粗筛选算法,以减少角度测度运算所涉及的像素数量,进一步缩短检测算法的运算耗时。通过实验对比表明,该算法面对旋转变换、剪切变换、一致性尺度变换、非一致性尺度变换、高斯噪声干扰、JPEG 图像压缩等 6 种图像变换时具备良好的检测性能,并且耗时少,满足实时应用的需求。未来的工作将进一步研究该算法如何更好地应对光照变化,以适应更多的视觉应用场景。

参 考 文 献

- [1] Ma J Y, Jiang J J, Zhou H B, et al. Guided locality preserving feature matching for remote sensing image registration [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(8): 4435-4447.
- [2] Lowry S, Sünderhauf N, Newman P, et al. Visual place recognition: a survey[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(1): 1-19.
- [3] Yao L L, Jin Q H, Jing J, et al. Corner detection-based segmentation algorithm of bioresorbable vascular scaffold strut contours [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(7): 0715001.
- [4] Liu Q S, Xie X F, Zhang X Z, et al. Checkerboard corner detection algorithm for calibration of focused plenoptic camera[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(14): 1415002.
- [5] Yang W S, Guo S P, Li X J, et al. Checkerboard corner detection based on Hough transform and circular template[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(18): 181510.
- [6] Wu M, Wu J L, Ma S, et al. Checkerboard corner detection based on corner gray distribution feature [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(1): 011204.
- [7] Fan B, Kong Q Q, Wang X C, et al. A performance evaluation of local features for image-based 3D reconstruction [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(10): 4774-4789.
- [8] Rattarangsi A, Chin R T. Scale-based detection of corners of planar curves [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(4): 430-449.
- [9] Teh C H, Chin R T. On the detection of dominant points on digital curves [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(8): 859-872.
- [10] Mokhtarian F, Suomela R. Robust image corner detection through curvature scale space [J]. IEEE

- Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(12): 1376-1381.
- [11] Zhong B J, Liao W H. Direct curvature scale space: theory and corner detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(3): 508-512.
- [12] Awrangjeb M, Lu G J. Robust image corner detection based on the chord-to-point distance accumulation technique [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2008, 10(6): 1059-1072.
- [13] Zhang W C, Shui P L. Contour-based corner detection via angle difference of principal directions of anisotropic Gaussian directional derivatives [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(9): 2785-2797.
- [14] Olson C F. Adaptive-scale filtering and feature detection using range data [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(9): 983-991.
- [15] Zhang W C, Sun C M, Breckon T, et al. Discrete curvature representations for noise robust image corner detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(9): 4444-4459.
- [16] Deriche R, Giraudon G. A computational approach for corner and vertex detection [J]. International Journal of Computer Vision, 1993, 10(2): 101-124.
- [17] Smith S M, Brady J M. SUSAN: a new approach to low level image processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [18] Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 105-119.
- [19] Xia G S, Delon J, Gousseau Y. Accurate junction detection and characterization in natural images [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 106(1): 31-56.
- [20] Shui P L, Zhang W C. Corner detection and classification using anisotropic directional derivative representations [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(8): 3204-3218.
- [21] Harris C G, Stephens M. A combined corner and edge detector [J]. Alvey Vision Conference, 1988, 15(50): 10-5244.
- [22] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- [23] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [24] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: speeded up robust features [M] // Leonardis A, Bischof H, Pinz A. Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 404-417.
- [25] Lenc K, Vedaldi A. Learning covariant feature detectors [M] // Hua G, Jégou H. Computer vision-ECCV 2016 Workshops. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016, 9915: 100-117.
- [26] Zhang X, Yu F X, Karaman S, et al. Learning discriminative and transformation covariant local feature detectors [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 6818-6826.
- [27] Zhang W C, Sun C M. Corner detection using multi-directional structure tensor with multiple scales [J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(2): 438-459.
- [28] Lee J S, Sun Y N, Chen C H. Multiscale corner detection by using wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(1): 100-104.
- [29] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C] // Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001, December 8-14, 2001, Kauai, HI, USA. New York: IEEE Press, 2001.
- [30] Mainali P, Yang Q, Lafruit G, et al. Robust low complexity corner detector [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(4): 435-445.
- [31] Mainali P, Yang Q, Lafruit G, et al. Lococo: low complexity corner detector [C] // 2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, March 14-19, 2010, Dallas, TX, USA. New York: IEEE Press, 2010: 810-813.
- [32] Ono Y, Trulls E, Fua P, et al. LF-Net: learning local features from images [C] // Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems, Montréal, Canada. New York: Curran Associates Inc., 2018: 6234-6247.
- [33] Alcantarilla P F, Bartoli A, Davison A J. KAZE features [M] // Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. Computer vision-ECCV 2012. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2012, 7577: 214-227.
- [34] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, et al. A comparison of affine region detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 65(1-2): 43-72.