

文章编号 1004-924X(2015)12-3509-09

利用局部方向微分向量一致性的角点检测

王富平*, 水鹏朗

(西安电子科技大学, 雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

摘要:在边缘轮廓提取的基础上,提出了一种利用局部方向微分向量一致性的角点检测算法以消除边缘噪声对角点检测产生的不利影响。该算法提取图像的边缘轮廓来降低算法计算量;利用各向异性高斯方向导数(ANDD)滤波器提取每个像素处的方向微分向量并进行幂次变换,以增强向量的各向异性;进而利用相邻像素的方向微分向量构建一致性测度。最后,对同一轮廓上的一致性测度进行均值归一化,得到最终角点测度。实验显示,提出算法的平均角点定位误差为 1.52 pixel,与对比算法接近;检测准确率分别比点到弦距离累积(CPDA)法、相对局部曲率(He&Yung)法提高了 58%和 5.5%,与归一化残余面积(RA)算法相等,同时角点错检率比 He&Yung 和 RA 少 25.5%和 21.6%。提出的算法能准确地检测出真实角点,并具有更小的错误检测率,更高的角点重复率,而且对边缘噪声十分鲁棒。

关键词:计算机视觉;角点检测;各向异性高斯方向导数;边缘轮廓;向量一致性

中图分类号:TN973.3;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152312.3509

Corner detection via consistency of local directional differential vectors

WANG Fu-ping*, SHUI Peng-lang

(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

* Corresponding author, E-mail: wfp1608@163.com

Abstract: On the basis of edge contour extraction, a new corner detection algorithm via the consistency of local directional differential vectors of pixels was proposed to eliminate the adverse effects of the edge noise on the corner detection. In the algorithm, the edge contour of an image was extracted to reduce the computation. Then, the Anisotropic Gaussian Directional Derivative(ANDD) filters were used to extract the directional differential vectors at each pixel on contours and the power transformation was employed to the vectors to enhance their anisotropy. Furthermore, the consistency was constructed from the directional differential vectors of adjacent pixels. Finally, the consistency was normalized by the average consistency on the same contour to produce the final corner measure. The experimental results show that the proposed algorithm achieves the average localization error of 1.52 pixel approximately to comparison algorithms. Also the detection accuracy is improved by 58% and 5.5% as compared with those of the Chord-to-point Distance Accumulation (CPDA) algorithm and relative local curvature (He&Yung) algorithm and it is equal to that of the Residual Area (RA) algorithm. Meanwhile the false detection ratio is 25.5%, 21.6% lower than those of the He & Yung and RA algorithms, respectively. The proposed algorithm accurately detects the true corners in the image and holds a

收稿日期:2015-11-09;修订日期:2015-12-01.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61271295).

smaller false detection ratio and higher corner repeatability, and it is very robust to the edge noise.

Key words: computer vision; corner detection; anisotropic Gaussian directional derivative; edge contour; vector consistency.

1 引言

角点是图像中的常见特征,它在计算机视觉等领域应用十分广泛,比如目标识别、视频稳像、目标跟踪等^[1-2]。角点在图像中表现为多个边缘轮廓的交汇点或者是沿各个方向图像灰度变化都很剧烈的像素。已有的角点检测方法大致分为基于强度的角点检测^[3-4]、基于模板的角点检测^[5-8]和基于轮廓的角点检测^[9-14]3类。基于强度的角点检测方法是直接利用图像的灰度信息进行角点检测。如经典的 Harris^[3]角点检测方法是通过对图像微分自相关矩阵的主曲率来检测角点。Wang^[4]将尺度空间的思想融入 Harris 算法,弥补了 Harris 的尺度不变性。基于模板的角点检测算法是利用局部图像与预先定义的角点模板之间的相似性进行角点检测。典型算法如 SUSAN^[6]算法根据圆形模板周围像素与中心像素的相似比例来检测角点,而 FAST^[7]则利用圆环模板来识别角点。Chu^[8]将环形模板应用到棋盘角点检测中,获得了较高的定位精度。这两类算法都是直接利用角点的强度变化特性进行角点检测,但容易在平坦区域产生伪角点。基于轮廓的角点检测算法是根据角点在轮廓上的几何特征来检测角点,这类算法可以有效避免平坦区域的伪角点^[15]。He & Yung^[11]通过在角点的局部支撑区间计算局部相对曲率来检测角点。该算法克服了曲率尺度空间(Curvature Scale Space, CSS)算法^[11]中阈值难以确定的不足。而 Awrangjebp^[12]通过 3 个尺度下的点到弦的距离累积(Chord to Point Distance Accumulation, CPDA)来间接描述轮廓曲率,该算法具有很好的噪声鲁棒性。在边缘轮廓提取的基础上,Shui^[13]利用各向异性高斯方向导数(Anisotropic Gaussian Directional Derivative, ANDD)滤波器来提取轮廓像素的局部微分信息,并引入归一化残余面积(RA)作为角点测度。该算法将基于轮廓和基于强度的思路结合起来,检测性能优于 He & Yung^[11]方法。Zhang^[14]则利用 Gabor 滤波器提取轮廓像素处的

归一化能量角点测度。

相比于基于轮廓曲率的角点测度,结合轮廓和强度的角点测度^[13-14]对图像中的噪声更加鲁棒,但由于没有平滑边缘轮廓,这类算法容易受边缘噪声导致的边缘毛刺的影响。针对这一问题,本文提出了一种利用局部方向微分向量一致性的角点检测方法。该算法在轮廓像素上计算测度,简化了计算量。通过对提取的 ANDD 微分向量进行幂次变换,增强了其各向异性。算法利用轮廓上相邻像素的 ANDD 向量构建最终测度,利用角点在轮廓上的几何特性,增强了算法的边缘噪声鲁棒性。利用本文算法与 He & Yung^[11]、CPDA^[12]、RA^[13]算法对无噪声和含噪声下的测试图像进行了比较,验证了本文算法性能的优势。

2 各向异性高斯方向导数

传统的基于各向同性高斯导数滤波器的角点检测算法^[3]存在以下不足:小尺度滤波器角点定位性较好但对噪声敏感,而大尺度滤波器对噪声稳健但角点定位准确度会降低。为了克服上述不足,文献^[13]在角点检测算法中引入了各向异性高斯核(ANGK)及 ANDD 滤波器。ANGK 是在两个相互垂直方向上尺度不同的高斯核,表示为

$$g_{\sigma, \rho}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{A}^T \begin{bmatrix} \rho^2 & 0 \\ 0 & \rho^{-2} \end{bmatrix} \mathbf{A}\right], \quad (1)$$

其中: $\mathbf{A} = [x, y]^T$, $\sigma > 0$ 是尺度因子, $\rho > 1$ 是各向异性因子。通过旋转公式(1)就可以得到沿不同方向 θ 的 ANGK,而对 ANGK 沿 θ 方向求导,就得到该方向上的 ANDD 滤波器,表示为:

$$\psi_{\sigma, \rho, \theta}(\mathbf{A}) = -\frac{\rho^2(x\cos\theta + y\sin\theta)}{\sigma^2} g_{\sigma, \rho}(\mathbf{R}_\theta \mathbf{A}), \quad (2)$$

其中: \mathbf{R}_θ 是角度为 θ 的旋转矩阵。各向异性因子 ρ 越大, ANDD 滤波器的方向选择性越好,而尺度因子 σ 越大, ANDD 滤波器的噪声鲁棒性越好。利用方向为 θ 的 ANDD 滤波器平滑图像 $I(\mathbf{A})$,可以得到图像沿 θ 的微分。图 1 中画出了 8 个方向的 ANDD 滤波器。



图 1 8 个方向的 ANDD 滤波器

Fig.1 ANDD filters with eight orientations

而实际处理的图像是二维离散采样的,离散形式的 ANGK 和 ANDD 滤波器可以表示为:

$$\psi_{\sigma,\rho,k}(\mathbf{n}) = -\frac{\rho^2(x\cos\theta_k + y\sin\theta_k)}{\sigma^2} g_{\sigma,\rho}(\mathbf{R}_k\mathbf{n}),$$

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} \cos\theta_k & \sin\theta_k \\ -\sin\theta_k & \cos\theta_k \end{bmatrix}, \theta_k = \frac{k\pi}{K}, k=1,2,\dots,K,$$

(3)

其中: $\mathbf{n}=[n_x, n_y]$, K 是离散 ANDD 的方向个数。图像 $I(\mathbf{n})$ 的离散 ANDD 的滤波结果为,

$$\nabla_{\sigma,\rho} I(\mathbf{n}; k) = \sum_{m_x} \sum_{m_y} I(\mathbf{n}-\mathbf{m}) \psi_{\sigma,\rho,k}(\mathbf{m}),$$

$$\mathbf{m} = [m_x, m_y]^T$$

(4)

3 方向微分向量一致性的角点检测

结合轮廓和强度的角点检测算法在边缘检测的基础上,从边缘像素中寻找强度变化剧烈的角点,如文献[13,14]。但这种算法由于没有对边缘轮廓进行平滑,使得基于局部微分信息的角点测度容易受边缘噪声的影响,产生伪角点。为了抑制边缘噪声的影响,本文提出了一种新的角点测度,其利用轮廓上相邻像素的 ANDD 微分向量的一致性构建角点测度。

3.1 边缘检测和轮廓修复

首先利用边缘检测算法提取图像中的边缘轮廓。由于边缘检测算法的不足,提取的边缘可能会出现断裂,导致真实角点丢失。为此,将图像中每一条 8 邻域连通的轮廓以链码的形式存储,即 $C=\{p_1, p_2, \dots, p_Q\}$ 。遍历每一个轮廓的端点,如果其周围 5 pixel×5 pixel 窗口内包含其它轮廓端点,就将这两个端点之间的间隙填充,并将两个轮廓合并为一个轮廓;如果窗口内包含其它轮廓上的像素,但该像素不是轮廓端点,则将此端点延伸到其它轮廓即可。

边缘轮廓的修复可以有效地避免真实角点的丢失,同时还可以提高部分角点的定位精度。

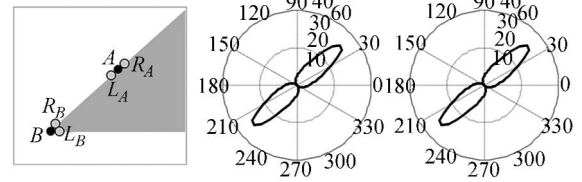
3.2 利用相邻像素微分一致性的角点测度

对于轮廓 C 上的任意一点 p_q ,利用 K 个方

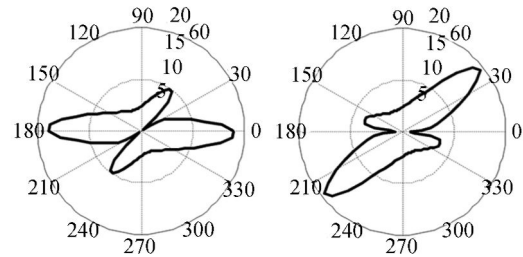
向的 ANDD 滤波器平滑图像,用得到的 K 个响应组成该像素的 ANDD 微分向量 $\mathbf{v}(q)$,

$$\mathbf{v}(q) = [\nabla_{\sigma,\rho} I(p_q; 1), \dots, \nabla_{\sigma,\rho} I(p_q; K)]^T, \quad (5)$$

像素的 ANDD 向量具有精确描述该像素周围方向强度变化的能力。在简单边缘像素处,如图 2(a)中的点 A,邻近像素之间的 ANDD 微分向量具有较高的一致性,如图 2(b)和(c)。而在角



(a) 仿真图像 (b) L_A 处 ANDDV (c) R_A 处 ANDDV
(a) Synthetic image (b) ANDDV at L_A (c) ANDDV at R_A



(d) L_B 处 ANDDV (e) R_B 处 ANDDV
(d) ANDDV at L_B (e) ANDDV at R_B

图 2 边缘和角点及其邻域 ANDDV

Fig.2 ANDDVs at edge pixels, corner and its neighbor

点附近时,如图 2(a)中点 B,由于边缘方向突变,相邻像素之间的一致性会大大降低。因此,本文在图像链码轮廓的基础上,计算每一个像素两边像素的 ANDD 向量之间的一致性测度 ξ ,以此来构建角点测度。同时,通过对像素的 ANDD 进行幂次变换,增强了角点两边 ANDD 向量的差异性。定义向量 \mathbf{v} 是向量 \mathbf{v} 中每个元素的 p 次幂,其中 $p>1$,即

$$\mathbf{v} = [v_1^p, v_2^p, \dots, v_k^p, \dots, v_K^p], v_i \in \mathbb{v}, \quad (6)$$

那么,轮廓 C 上 p_q 点的一致性测度 $\xi(q)$ 由其临近像素 p_{q-1} 和 p_{q+1} 的 ANDD 向量计算获得。当像素 $\xi(q)$ 位于轮廓内部时,即 $1 < q < Q$ 时,其 $\xi(q)$ 可以利用式(7)计算:

$$\xi(q) = 1 - \frac{\mathbf{v}_{q-1}^T \mathbf{v}_{q+1}}{\|\mathbf{v}_{q-1}\|_2 \|\mathbf{v}_{q+1}\|_2}. \quad (7)$$

当像素 p_q 位于轮廓两端时,需要根据轮廓类型分别处理。当轮廓是封闭轮廓时,即 $p_1 = p_Q$

时,两个端点的一致性测度相同,计算式为,

$$\xi(1) = \xi(Q) = 1 - \frac{\mathbf{v}_2^\top \mathbf{v}_{Q-1}}{\|\mathbf{v}_2\|_2 \|\mathbf{v}_{Q-1}\|_2}. \quad (8)$$

当像素 p_q 位于开轮廓的端点,即 $p_1 \neq p_Q$ 时,两个端点的一致性测度只能根据临近像素计算,

$$\xi(1) = 1 - \frac{\mathbf{v}_1^\top \mathbf{v}_2}{\|\mathbf{v}_1\|_2 \|\mathbf{v}_2\|_2},$$

$$\xi(Q) = 1 - \frac{\mathbf{v}_Q^\top \mathbf{v}_{Q-1}}{\|\mathbf{v}_{Q-1}\|_2 \|\mathbf{v}_Q\|_2}. \quad (9)$$

为了进一步剔除轮廓上由于局部圆弧形状变化可能导致的伪角点,利用像素所在轮廓上的 ξ 均值对得到的 $\xi(q)$ 测度进行归一化处理,从而得到了基于 ANND 微分向量的相对局部一致性 (Relative Consistency Of Local ANDD vectors, RCOLA) 角点测度:

$$\text{RCOLA}(q) = \frac{\xi(q)}{\xi_{\text{avg}}(C)}, \xi_{\text{avg}}(C) = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \xi(q). \quad (10)$$

该角点测度融合了多个像素的 ANDD 微分向量及边缘像素的几何特性,使得角点测度具有很好的边缘噪声稳健性,从而降低了错误角点的检测概率。

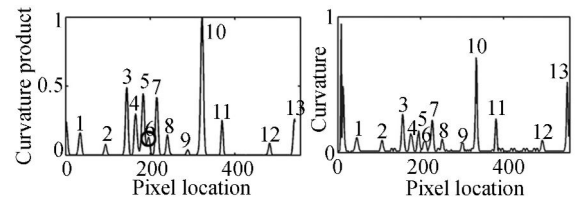
为了说明提出的角点测度的有效性,以图 3(a)中测试图像‘积木’图的一部分轮廓为例,如图 3(c)所示,在无噪声和含 $\epsilon^2 = 100$ 的高斯噪声两种情况下,比较 He & Yung 算法中的局部曲率测度^[11]、CPDA 角点测度^[12]、RA 角点测度^[13]和提出的 RCOLA 测度曲线。

从图 3(d)中可以看出,在无噪声情况下,CPDA 角点测度整体比较平滑,没有伪角点产生,但由于大弦长 ($L=30$) 的平滑作用,使得 CPDA 测度无法识别一些相距很近的角点,比如图 3(d)圆圈标识出的角点 6。在图 3(e)中,局部曲率角点测度在角点处的值都比较小,而在非角点处存在明显起伏,因此会产生伪角点。这主要因为边缘上的微小变化对轮廓曲率的计算会产生明显的影响。由图 3(f)和图 3(g)可知,RA 角点测度和 RCOLA 角点测度利用了角点处丰富的方向微分信息,在角点处都具有明显的极值。但图 3(f)中 RA 算法只利用了像素本身的微分信息,边缘毛刺会使得提取的微分信息出现误差,从而导致非角点区域的测度出现震荡;简单边缘处相邻 ANDD 向量之间的高度一致性使得提出的 RCOLA 测度在非角点处几乎为零,这也表明了提出

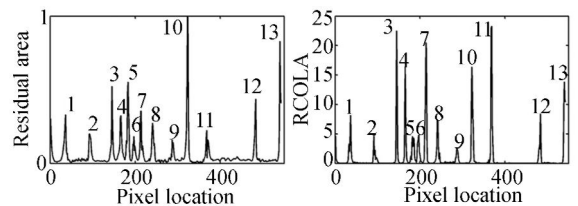
的测度对边缘毛刺比较鲁棒。



(a) ‘积木’ (b) 边缘检测 (c) 部分轮廓
(a) ‘Block’ (b) Edge detection (c) Partial contour



(d) CPDA 角点测度 (e) 局部相对曲率角点测度
(d) CPDA corner measure (e) Local relative curvature



(f) RA 角点测度 (g) 新的角点测度
(f) RA corner measure (g) New corner measure

图 3 无噪声下 4 种角点测度比较

Fig. 3 Comparison of four corner measures in noise-free

在含噪声情况下,从图 4(a)中可以看出 CPDA 角点测度几乎没有变化。图 4(b)中的局部曲率测度对噪声十分敏感,并且检测出一个伪角点,如图中箭头所示。图 4(c)和图 4(d)中基于 ANDD 的两种角点测度能很好地抑制噪声的影响。相比之下,提出的 RCOLA 角点测度比 RA 角点测度噪声稳健性更好。其主要原因是提出的算法利用邻近像素的微分特征之间的一致性关系构建角点测度,而不是直接利用微分强度,该测度对噪声更加鲁棒。因此,就噪声稳健性而言,CPDA 测度具有最好的噪声稳健性,其次是提出的 RCOLA 和 RA 角点测度,局部曲率测度最差。

提出的角点检测的基本流程如下:

(1) 利用 Canny 边缘检测算法检测图像边缘,并根据 8 邻域连通规则,提取链码轮廓。

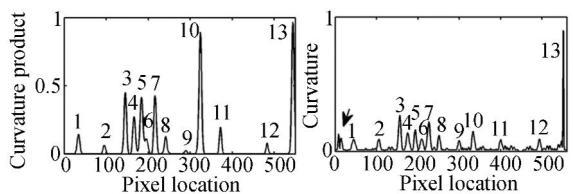
(2) 根据公式(3)构建 K 个 ANDD 滤波器 $\psi_{\alpha, \rho, k}$, 对于轮廓上的每一个像素,用这 K 个 ANDD 滤波器平滑局部图像,获得 K 个 ANDD

响应,并进行幂次 p 变换,从而得出该像素的 ANDD 矢量 v 。

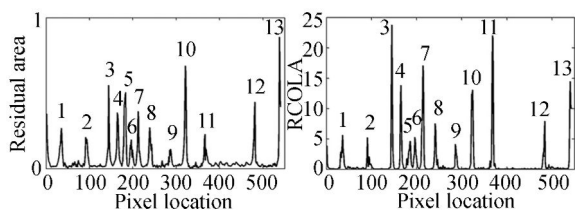
(3) 再次遍历轮廓的每一个像素,根据像素在轮廓上的位置和轮廓类型,利用公式(7)-(10)计算提出的 RCOLA 角点测度。

(4) 如果轮廓像素的 RCOLA 角点测度大于一定阈值 t ,就认为其是候选角点,否则予以剔除。

(5) 对于候选角点,如果它的 RCOLA 是局部 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$ 窗口内的极大值,就认定它是最终角点;否则,予以剔除。



(a)CPDA corner measure (b)Local relative curvature



(c)RA corner measure (d)New corner measure

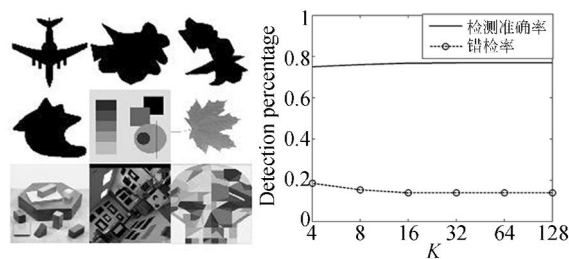
图 4 含高斯噪声 $\epsilon^2=100$ 下 4 种角点测度比较

Fig. 4 Comparison of four corner measures with Gaussian noise $\epsilon^2=100$

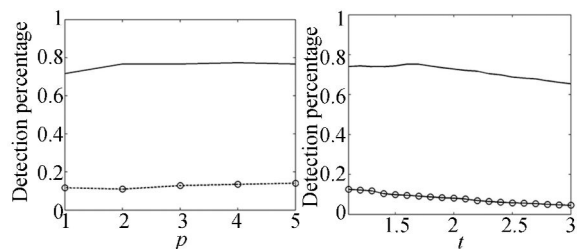
4 实验验证与结果分析

本文算法中包含的可调节参数为:各向异性因子 ρ ,尺度因子 σ ,方向采样数 K ,ANDD 向量的幂次 p 和决策阈值 t 。对于算法中使用的 ANDD 滤波器而言, ρ 越小,区分邻近角点的能力越强,相反 ρ 越大,提取的 ANDD 向量的各向异性越好。为了兼顾两者,本文使用 $\sigma^2 = \rho^2 = 6$,其中尺度因子 $\sigma^2 = \rho^2$ 是为了保证 ANDD 滤波器沿各个方向上的尺度不小于 1,具体细节可以参考文献[13]。为了选择合适的 K , p 和 t ,对于图 5(a)中包含参考角点的 9 幅测试图像^[6,11],在不同的 K , p 和 t 下分别计算平均配准率和错检率。图 5(b)

中,随着方向数 K 的增大,ANDD 向量能更精确地描述局部微分信息,使得检测准确率提高而错检率下降。当 $K > 16$ 时,检测准确率变化很小,但考虑到增加 K 会使提取 ANDD 向量时的运算量明显增大,因此本文选择 $K=16$ 。图 5(c)中,随着幂次 p 的增大,ANDD 向量的各向异性越明显,检测准确率和错检率都增大。当 $p > 2$ 时,检测准确率变化不大,而错检率有所增加,为此本文算法中选择 $p=2$ 。图 5(d)中,随着阈值 t 的增大,检测准确率和错检率都减小,当 $t > 1.7$ 时,检测准确率明显下降。为了获得较好的检测准确率和较少的错检率,本文算法中选择 $t=1.7$ 。



(a)Test images (b)Detection percentage on different K



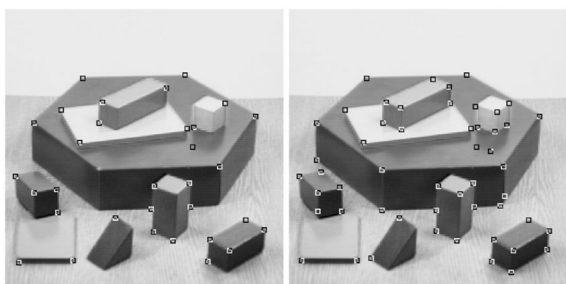
(c)Detection percentage on different power p (d) Detection percentage on different thresh t

图 5 不同参数下的检测率

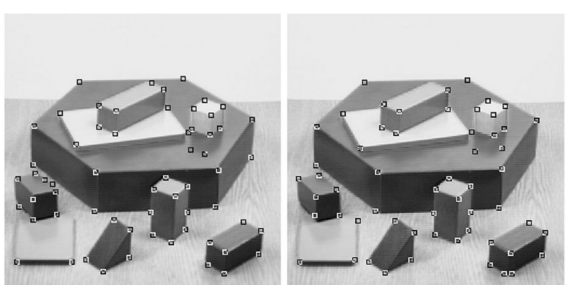
Fig. 5 Detection percentages on different parameters

4.1 算法有效性实验

本实验针对分别包含 59 和 249 个真实角点的‘积木’和‘实验室’图像,在无噪声和含方差为 $\epsilon^2=100$ 噪声两种情况下,利用 CPDA、He & Yung、RA 和提出的 RCOLA 算法检测图像角点,统计其配准角点和错误角点数目,并计算定位误差。其中前 3 种算法的参数选择相应文献设定的默认参数,本文提出的算法参数为: $\sigma^2 = \rho^2 = 6$, $K=16$, $p=2$, $t=1.7$ 。图 6 和图 7 是无噪声情况下两幅测试图像的角点检测结果。图 8 和图 9 是



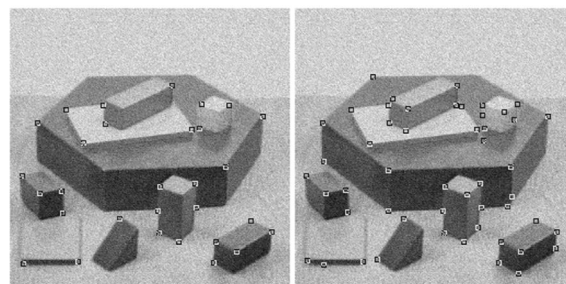
(a)CPDA 算法 (b)He & Yung 算法
(a)CPDA algorithm (b)He & Yung algorithm



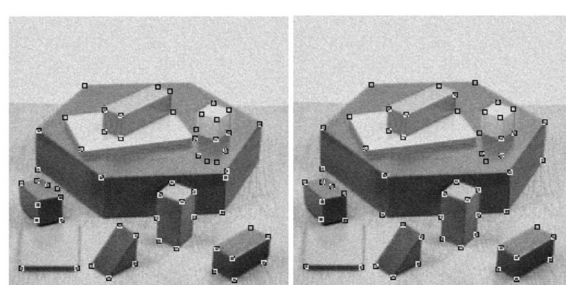
(c)RA 算法 (d)本文算法
(c)RA algorithm (d)Proposed algorithm

图 6 无噪声下‘积木’图像的角点检测结果

Fig. 6 Detection results of ‘Block’ without noise



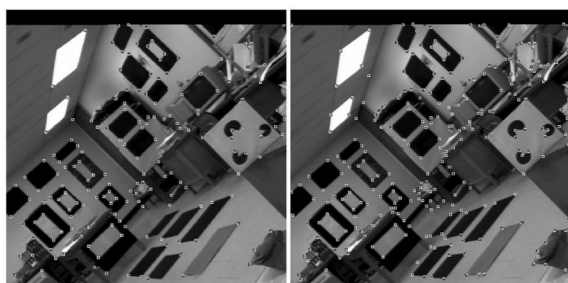
(a)CPDA 算法 (b)He & Yung 算法
(a)CPDA algorithm (b)He & Yung algorithm



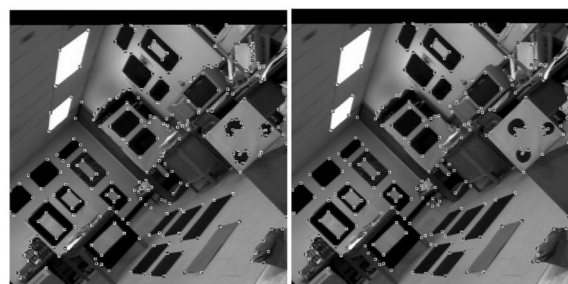
(c)RA 算法 (d)本文算法
(c)RA algorithm (d)Proposed algorithm

图 8 含噪声 $\epsilon^2 = 100$ ‘积木’的角点检测结果

Fig. 8 Detection results of ‘Block’ with noise $\epsilon^2 = 100$



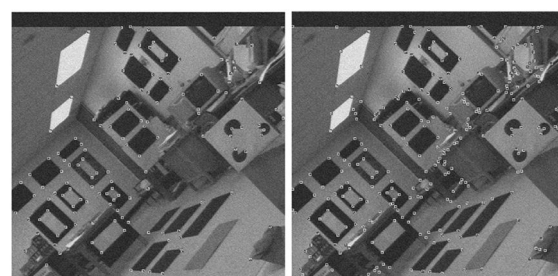
(a)CPDA 算法 (b)He & Yung 算法
(a)CPDA algorithm (b)He & Yung algorithm



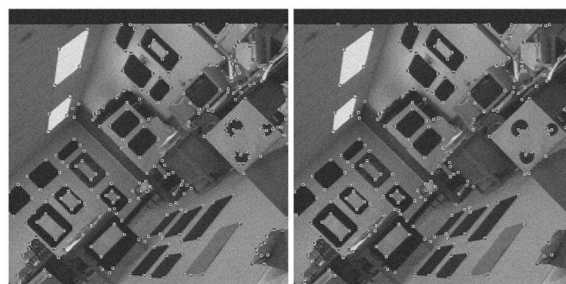
(c)RA 算法 (d)本文算法
(c)RA algorithm (d)Proposed algorithm

图 7 无噪声下‘实验室’图像的角点检测结果

Fig. 7 Detection results of ‘Lab’ without noise



(a)CPDA 算法 (b)He & Yung 算法
(a)CPDA algorithm (b)He & Yung algorithm



(c)RA 算法 (d)本文算法
(c)RA algorithm (d)Proposed algorithm

图 9 含噪声 $\epsilon^2 = 100$ 时‘实验室’角点检测结果

Fig. 9 Detection results of ‘Lab’ with noise $\epsilon^2 = 100$

在含噪声方差为 $\epsilon^2 = 100$ 时的一次角点检测结果。表 1 是无噪声情况下,4 种算法的配准角点、错误角点数目和定位误差。为了体现算法对噪声的稳健性,表 2 是含噪声方差为 $\epsilon^2 = 100$ 时的 50 次实验的平均统计结果。

从图 6(a)中可以看出,CPDA 算法丢失了许多很明显的真实角点,这是因为 CPDA 角点测度是 3 个尺度下 CPDA 的乘积,这样容易扩大强角点和弱角点之间的差距,进行阈值判决时容易丢失真实角点。由图 6(b)和图 8(b)可以看出,He&Yung 算法中真实角点数目明显增多,但由于曲率估计依赖于边缘轮廓的质量,边缘的微小变化会严重影响局部曲率估计,使得 He&Yung 算法的错误角点数目比 CPDA 多。图 6(c)和图 8(c)RA 算法检测到的真实角点更多,其原因是基于方向导数滤波器提取的局部微分向量具有很强的角点区分能力。但由于没有对提取的边缘轮廓进行平滑,边缘毛刺会影响微分信息的精确提取,导致伪角点产生。图 6(d)和图 8(d)中本文算法的角点数目与 RA 接近,表明本文角点测度具有较强的角点区分能力。而图 7(d)和图 9(d)中,本文算法的错误角点数目比 7(c)和图 9(c)中 RA 算法更少,其原因是,本文算法中的一致性角点测度利用了相邻像素的 ANDD 向量之间关系,而不是直接利用微分强度。边缘上的噪声会直接影响 ANDD 微分强度的变化,但其对一致性测度的影响较小。

表 1 无噪声时角点检测结果

Tab.1 Corner detection results without noise

检测算法	配准角点数		错误角点数		定位误差/pixel	
	积木	实验室	积木	实验室	积木	实验室
CPDA	32	125	1	14	1.49	1.41
He&Yung	48	198	5	76	1.57	1.45
RA	55	186	5	68	1.58	1.43
本文算法	52	197	5	43	1.58	1.46

表 2 含高斯噪声 $\epsilon^2 = 100$ 时平均角点检测结果

Tab.2 Average corner detection results with noise $\epsilon^2 = 100$

检测算法	配准角点数		错误角点数		定位误差/pixel	
	积木	实验室	积木	实验室	积木	实验室
CPDA	30	125	1	16	1.59	1.51
He & Yung	45	178	6	91	1.52	1.50
RA	54	176	6	79	1.61	1.46
本文算法	51	179	5	53	1.67	1.50

从表 1 可以看出,无噪声情况下,CPDA 算法的配准角点数目和错误角点数目都最少,这是由于 CPDA 测度中 3 个尺度的 CPDA 乘积可以很好地平滑边缘毛刺,使得错误角点数目减少,但同时也平滑掉了一些弱角点,导致真实角点数目减少。对于两幅测试图,He & Yung 和 RA 算法的配准角点数目总和基本接近,但 RA 算法检测出的错误角点更少。本文算法在两幅测试图像中的配准角点总数目最多,而且在错误角点数目仅较 CPDA 多,并明显少于其它两种算法。在含噪声情况下,从表 2 中可以得出,CPDA 的检测结果几乎没有变化,说明 CPDA 算法的噪声鲁棒性最好。RA 和 He & Yung 算法的错误角点增长的数目多于提出的算法。因此,本文算法的噪声鲁棒性优于 RA 和 He & Yung 算法。在无噪声和含噪声两种情况下,虽然本文算法的定位误差最大,但与其它算法相差很小,这也说明了本文算法与其它对比算法的定位准确度接近。总体而言,本文算法在保持高的角点检测准确率的前提下,获得的错误角点较少。

4.2 重复率实验

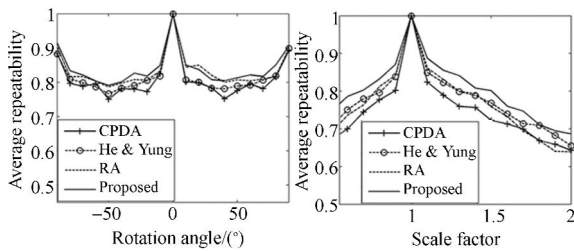
由于自然场景图像中难以人为确定角点的精确位置,因此经常使用角点重复率来评估不同算法在自然图像下的检测性能。假设原始图像和变换后图像中检测到的角点数目分别为 N_0 和 N_T ,其中重复的角点数目为 N_r 。那么,其角点重复率为:

$$R_a = \frac{N_r}{2} \left[\frac{1}{N_0} + \frac{1}{N_T} \right]. \quad (11)$$

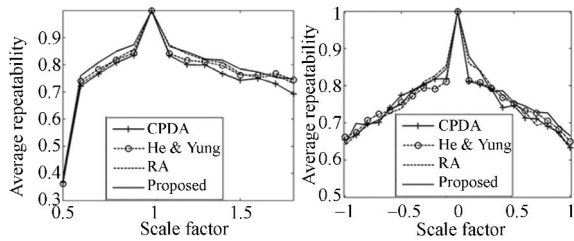
试验中计算 24 幅测试图像^[14](如图 10 所示)在 4 种仿射变换、图像压缩和噪声干扰下的平均重复率。其中图像变换参数如下:(1)旋转变换中角度在 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 内,以 10° 为间隔采样。(2)一致尺度变换中对 X 和 Y 进行相同的尺度缩放,尺度因子在 $[0.5, 2]$ 上以 0.1 为间隔采样。(3)非一致尺度变换中对 Y 坐标进行尺度缩放,尺度因子在 $[0.5, 2]$ 上以 0.1 为间隔采样。(4)剪切变换 ($x' = x + cy, y' = y$) 中对剪切因子 c 在 $[-1, 1]$ 上以 0.1 等间隔采样。(5)图像压缩中对 JPEG 压缩的质量因子在 $[5, 100]$ 以 5 等间隔采样。(6)高斯噪声干扰中噪声标准差在 $[1, 15]$ 上以 1 为间隔采样。4 种算法对于 24 幅测试图像的平均重复率如图 11 所示。



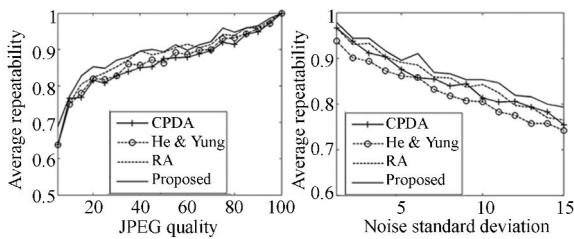
图 10 24 幅测试图像
Fig. 10 24 frame test images



(a) 旋转变换 (a) Rotation transformation
(b) 一致尺度变换 (b) Uniform scaling transformation



(c) 非一致尺度变换 (c) Nonuniform scaling transformation
(d) 剪切变换 (d) Shear transformation



(e) 图像压缩 (e) Image compression
(f) 高斯噪声 (f) Gaussian noise

图 11 不同图像变换下 4 种算法的平均重复率

Fig. 11 Average repeatability of four algorithms under different image transformations

从图 11 中可以看出,除了剪切变换,在其它 5 种图像变换下本文算法的重复率均最高。这是由于旋转变换没有改变局部图像的强度分布,使

得检测得到的边缘几乎不变,因此 4 种算法在旋转变换下重复率变化不大。一致尺度和非一致尺度变换改变了图像大小,对边缘检测结果产生了影响,导致 4 种算法的平均重复率均下降。而本文算法的重复率一直最高,其原因是尺度变换虽然使得提取的 ANDD 微分发生了变化,但相邻像素 ANDD 向量的一致性测度仍变化不大。剪切变换下,4 种算法的重复率基本一致;而图像压缩和噪声干扰下,本文算法的重复率都最高。这是因为本文算法利用了相邻像素的 ANDD 微分信息和位置信息,相比只使用轮廓几何信息的 CPDA、He&Yung 算法和只使用像素本身的 ANDD 微分的 RA 算法,本文算法包含了更多的角点局部信息。因此,在角点重复率上,本文算法优于其它 3 种算法。

4.3 算法计算效率

在软件环境为 Windows 7, Matlab 2010b, 硬件环境是主频为 2.70 GHz, 内存为 4G 的条件下,利用 4 种算法对‘积木’和‘实验室’进行 200 次实验,计算单次检测的平均时间,结果如表 3 所示。由表 3 可以看出,RA 算法的时间明显多于其它 3 种算法,这是因为 RA 算法需要利用 ANDD 向量精确估计每个像素的主方向,故其必须使用大的方向数 $K(K=84)$,导致算法计算时间明显长。CPDA 和 He&Yung 算法是基于边缘轮廓的几何特征来计算角点测度,测度计算简单,算法运行时间较少。本文算法的运行时间比这两种算法稍多一些,这是因为本文算法中 ANDD 向量的提取比较耗时。从表 3 还可以看出,对于‘积木’和‘实验室’两种测试图像,本文算法中 ANDD 向量的提取时间分别占算法总时间的 58.1% 和 58.2%;而 ANDD 向量中不同方向 ANDD 微分的计算相互独立,因此可以利用并行算法或者简化的 ANDD 滤波器来实现本文算法的快速计算,这将是下一步的研究方向。

表 3 4 种算法的运行时间

Tab. 3 Running time of four algorithms (s)

	CPDA	He & Yung	RA	本文算法	
				提取 ANDD	总时间
积木	0.105	0.216	1.76	0.242	0.416
实验室	0.807	1.232	6.14	0.913	1.568

5 结 论

本文在边缘轮廓提取的基础上,根据轮廓上相邻像素之间 ANDD 微分向量的一致性,提出了一种新的噪声稳健、检测准确率高的角点检测算法。所提出的角点测度既考虑了角点像素本身局部强度的变化,又利用了角点在轮廓上的几何位

置信息。实验结果和分析表明,提出的角点检测算法具有更高的噪声鲁棒性。角点检测准确度比 CPDA 和 He & Yung 算法分别提高了 58% 和 5.5%,与 RA 算法相等,同时错误角点比 He&Yung 和 RA 分别减少了 25.5% 和 21.6%,而且对于自然图像的角点重复率高于其他 3 种对比算法。

参考文献:

- [1] 张从鹏,魏学光. 基于 Harris 角点的矩形检测[J]. 光学精密工程,2014,22(8): 2259-2266.
ZHANG C P, WEI X G. Rectangle detection based on Harris corner [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(8): 2259-2266. (in Chinese)
- [2] 张艳超,王芳,赵建,等. 投影特征峰匹配的快速电子稳像[J]. 光学精密工程,2015,23(6): 1768-1773.
ZHANG Y CH, WANG F, ZHAO J, et al.. Fast digital image stabilization based on characteristic peak of projection matching [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(6): 1768-1773. (in Chinese)
- [3] HARRIS C G, STEPHENS M J. A combined corner and edge detector [C]. *Proceedings of the Fourth Alvey Vision Conference, Manchester UK*, 1988: 147-152.
- [4] WANG G X, LIU Y C, HE H. A new multi-scale harris interesting point detector[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, (602-605): 1950-1955.
- [5] 刘博超,赵建,孙强. 基于边缘改进的 Harris 角点检测方法[J]. 液晶与显示,2013,28(6):939-942.
LIU B CH, ZHAO J, SUN Q. Improved Harris corner detection method based on edge [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals & Displays*, 2013, 28(6):939-942. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] ROSTEN E, POTER 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.
- [8] 王飞宇,邸男,贾平. 结合尺度空间 FAST 角点检测器和 SURF 描绘器的图像特征[J]. 液晶与显示, 2014,29(4):598-604.
WANG F Y, DI N, JIA P. Image features using scale-space FAST corner detector and SURF descriptor [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(4):598-604. (in Chinese)
- [9] 储珺,郭卢安政,赵贵花. 采用环形模板的棋盘格角点检测[J]. 光学精密工程,2013,21(1): 189-196.
CHU J, GUOLU A ZH, ZHAO G H. Chessbord corner detection based on circular template [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(1): 189-196. (in Chinese)
- [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] HE X C, YUNG N H C. Corner detector based on global and local curvature properties[J]. *Optical Engineering*, 2008, 47(5):1-12.
- [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] 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.
- [14] ZHANG W C, WANG F P, ZHU L, et al.. Cor-

- ner detection using Gabor filters[J]. *IET. Image Processing*, 2014, 8(11): 639-646.
- [15] AWRANGJEB M, LU G J, FRASER C S. Performance comparisons of contour-based corner detectors [J]. *IEEE Transactions on Image Process-*
- ing*, 2012, 21(9): 4167-4179.
- [16] ROYCHOWDHURY S, KOOZEKANANI D D, PARHI K K. Iterative vessel segmentation of fundus images[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2015, 62(7): 1738-1749.

作者简介:



王富平(1987—)男,陕西兴平人,博士研究生,2011年于西安电子科技大学获得学士学位,主要从事图像特征检测和识别方面的研究。



水鹏朗(1967—)男,陕西蓝田人,教授,博士生导师,1992年于南京大学获得硕士学位,1999年于西安电子科技大学获得博士学位,主要从事多速率滤波器组的设计和应用、图像处理、雷达目标检测及跟踪方面的研究。

(本栏目编辑:李自乐)
(版权所有 未经许可 不得转载)