

利用各向异性高斯方向导数 相关矩阵的角点检测方法

章为川, 水鹏朗, 朱磊

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 710071, 西安)

摘要: 为了抑制图像边缘上的局部变化和噪声对角点检测的影响, 提出了利用各向异性高斯方向导数自相关矩阵的角点检测算法. 该算法首先利用 Canny 边缘检测器提取图像的边缘映射; 然后用各向异性高斯方向导数滤波器对输入图像进行平滑, 对每个边缘像素, 利用它与相邻像素之间方向导数的相关性构造自相关矩阵; 若边缘像素点的自相关矩阵所对应的归一化特征值的和是局部极大值, 则标记该点为角点. 与传统的基于轮廓的角点检测方法不同, 文中提出的方法利用的是邻近像素的方向导数的相关信息, 而不是轮廓曲线的曲率, 因而具有更好的稳健性. 实验结果表明: 在无噪声和含噪声的条件下, 该检测方法与已有的 3 种算法相比, 平均配准角点数分别提高了 7.4% 和 9.3% 左右, 平均定位误差分别降低了 10% 和 15.2% 左右.

关键词: 边缘轮廓; 角点检测; 各向异性高斯方向导数

中图分类号: TN973.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)11-0091-07

A Corner Detection Algorithm Using Anisotropic Gaussian Directional Derivatives Autocorrelation Matrix on Edge Contours

ZHANG Weichuan, SHUI Penglang, ZHU Lei

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

Abstract: A new corner detection algorithm based on the anisotropic Gaussian directional derivatives (ANDDs) autocorrelation matrix on edge contours is proposed to suppress noise and local variation, and to detect corners effectively. Firstly, the edge map of an image is extracted by the Canny edge detector. Secondly, the input image is smoothed by the ANDD filters; autocorrelation matrices are constructed for each edge pixel by the directional derivatives correlation of the pixel and its surrounding pixels. Finally, the contour pixels with local maxima of the sum of the normalized eigenvalues are labeled as corners. The proposed algorithm is different from the traditional contour-based detectors, and it uses the intensity variation auto-information on contours and their surrounding pixels rather than the curvatures of the planar curves, hence has better robustness to noise. Experimental results and comparisons with several state-of-art algorithms in both the noise-free and noise cases show that the average matched corner numbers of the proposed algorithm increase by about 7.4 and 9.3 percent, respectively; and the average positioning errors reduce by about 10 and 15.2 percent, respectively.

Keywords: edge contour; corner detection; anisotropic Gaussian directional derivative

角点在计算机视觉和图像分析领域起着不可或缺的作用^[1]. 角点检测方法主要分为3类^[1]: 基于灰度变化的检测方法^[2-4], 基于模板匹配的检测方法^[5-6], 基于边缘的检测方法^[7-11].

基于灰度变化的检测方法主要是通过计算每个像素点及其周围点的灰度变化情况来检测角点. 文献[2]利用图像的灰度变化构造局部自相关矩阵, 提出了 Plessey 角点检测算法; 文献[3]利用 LoG 函数改进了 Plessey 算法的角点定位; 文献[4]把多尺度思想融合到 Plessey 算法里, 提高了检测准确率和定位精度. 基于模板匹配的检测方法主要是将待检测图像的局部区域与不同的角点特征模板进行匹配, 当它们的相似程度达到一定值时, 就认为中心像素点为角点; 该类方法以 SUSAN 算法^[5]和 Fast 算法^[6]为代表. 基于边缘的检测方法主要是通过计算边缘曲率的大小来检测角点. Mokhtarian 等人^[7]通过引入曲率尺度空间理论, 提出了曲率尺度空间 (CSS) 算法. 为了得到准确的角点定位, CSS 算法采用从粗到细的高斯尺度对候选角点进行跟踪和筛选, 但是它存在3个主要问题: 合适的边缘平滑尺度确定困难, 对边缘局部噪声或扰动敏感, 角点判决阈值难选择. He 等人^[8]对 CSS 算法进行了改进, 提出了基于局部自适应阈值的角点检测器, 克服了最后一个困难. Mohamma 等人^[9]提出了利用弦到点距离累加的 CPDA 角点检测器, 部分克服了前两个困难. 文献[10]对图像边缘曲线进行 LoG 变换, 利用角点模型分析 LoG 范数与边缘曲率之间的关联, 用来检测角点. 文献[11]利用 CSS 思想, 采用曲率多尺度和局部迭代得到高精度的角点检测.

基于灰度强度的检测器, 如 Plessey 检测器^[2], 常常会产生很多虚假的角点. 基于边缘/轮廓的检测器, 如 He 检测器^[8]和 CPDA 检测器^[9], 对于边缘曲线的微小变化以及边缘检测噪声比较敏感. 角点是二维图像各个方向亮度变化剧烈的点, 而且角点周围灰度变化的方向是各异的^[12]. 各向异性高斯核和各向异性高斯方向导数被证明具有噪声稳健性, 并且能够提供图像局部灰度方向变化的精细描述^[13].

为了克服基于边缘的检测器存在的问题, 本文结合图像轮廓和在轮廓点上的各向异性方向导数, 提出一种新的角点检测器. 这种检测器由轮廓提取和各向异性高斯方向导数相关矩阵两部分组成, 一方面简化了计算, 另一方面更好地利用了像素和像素之间的相关信息, 提高了轮廓角点检测的描述精度和噪声稳健性. 通过与 Plessey^[2]、He^[8]、CPDA^[9]

3种角点检测器的对比实验, 表明本文提出的检测器具有更好的性能.

1 各向异性高斯核及其方向导数

1.1 图像的各向异性高斯核

拉长的高斯函数表示为

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

式中: ρ 是各向异性因子; σ 是高斯尺度; $\mathbf{x} = [x \ y]^T$ 是平面坐标. 旋转拉长高斯函数, 可得到一组各向异性高斯核函数

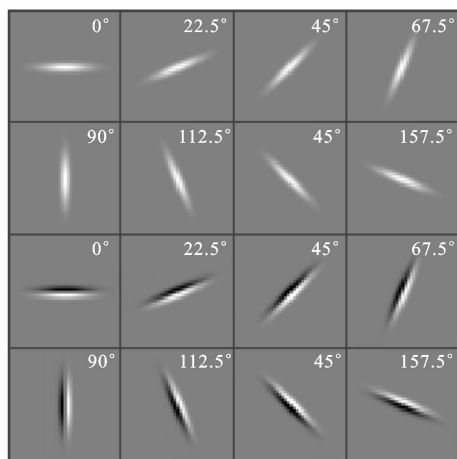
$$g_{\sigma, \rho, \theta}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{x}^T - \mathbf{R}_{-\theta} \begin{bmatrix} \rho^2 & 0 \\ 0 & \rho^{-2} \end{bmatrix} \mathbf{R}_{\theta} \mathbf{x}\right) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{R}_{\theta} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$ 是旋转矩阵.

图1中上面2行显示了8个方向各向异性高斯核. 这些核函数可以用于实现图像的不同平滑模式, 每种模式可以保持图像的部分特征. 假定图像被零均值、方差为 ϵ_w^2 的高斯白噪声 $w(\mathbf{x})$ 污染, 已经证明^[13]: 各向异性高斯核平滑后的噪声方差

$$\epsilon_w^2 = E\{(w * g_{\sigma, \rho, \theta}(\mathbf{x}))^2\} = \frac{\epsilon_w^2}{4\pi\sigma^2} \quad (3)$$

与核的各向异性因子和方向角无关, 仅与核函数的尺度有关 (式中 $*$ 表示二维卷积). 该性质已经在文献[13]中被用来构建噪声稳健的边缘检测器.



$$\sigma^2 = \rho^2 = 6$$

图1 8个方向各向异性高斯核和方向导数滤波器

1.2 各向异性方向导数滤波器和方向导数

对于式(1)表示的拉长高斯函数, 它对第一个变量的偏导数为

$$\Psi_{\sigma,\rho}(\mathbf{x}) = \frac{\partial g_{\sigma,\rho}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = -\frac{\rho^2 \mathbf{x}}{\sigma^2} g_{\sigma,\rho}(\mathbf{x}) \tag{4}$$

旋转式(4)可得到一组各向异性的方向导数滤波器

$$\begin{aligned} \Psi_{\sigma,\rho,\theta}(\mathbf{x}) &= \frac{\partial g_{\sigma,\rho,\theta}(\mathbf{x})}{\partial \theta} = \\ &= -\frac{\rho^2 [\cos\theta, \sin\theta] \mathbf{x}}{\sigma^2} g_{\sigma,\rho,\theta}(\mathbf{x}) \end{aligned} \tag{5}$$

图 1 中下面 2 行显示了 8 个各向异性高斯核对应的各向异性方向导数滤波器. 利用图像信号与各向异性的高斯导数滤波器进行卷积,得到图像的各向异性方向导数

$$\nabla_{\sigma,\rho} I(\mathbf{x},\theta) = \frac{\partial}{\partial \theta} (I * g_{\sigma,\rho,\theta}(\mathbf{x})) = I * \Psi_{\sigma,\rho,\theta}(\mathbf{x}) \tag{6}$$

式中: $I(\mathbf{x})$ 为图像. 各向异性的方向导数^[13]已被证明是噪声稳健的,并且能够表示在边缘及角点的复杂局部灰度的方向变化. 它最大的特点是在不同的方向上采用不同的平滑核,以提取精细的方向变化信息. 单个高斯核平滑得到的方向导数已经广泛应用于边缘、角点检测中,这种方向导数称作各向同性方向导数. 在本质上,各向同性方向导数与图像的梯度向量包含了相同的方向变化信息,所以难以分辨角点与边缘处的不同灰度方向变化模式. 在极坐标下,各向异性高斯方向导数和各向同性高斯方向导数对图 2 所示的阶跃边缘模型、简单角点模型、Y 型角点模型及 X 型角点模型的幅度响应,分别如图 3、图 4 所示. 从图 3 和图 4 可以看出,各向异性高斯方向导数可以很好地区分边缘和不同类型的角点,而各向同性高斯方向导数不能区别边缘和不同类型的角点.

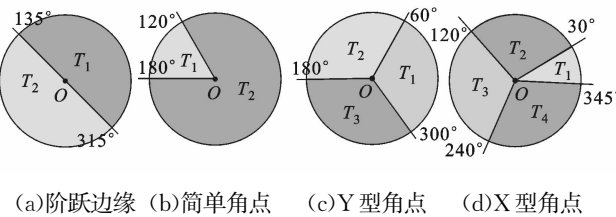
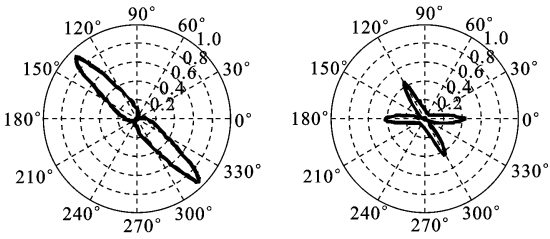


图 2 4 种图像边缘和角点模型

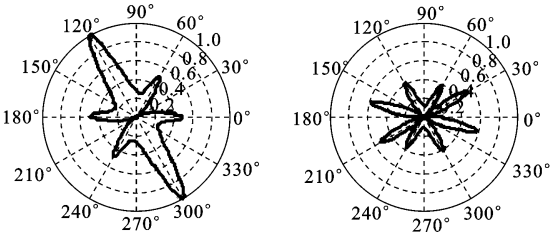
1.3 离散各向异性方向导数滤波器

在实际应用中,图像往往是离散的,因此,各向异性核及其方向导数滤波器需要进行离散化,方向也需要进行离散化,以得到离散化的方向导数. 离散化的方向导数定义如下

$$g_{\sigma,\rho,k}(\mathbf{n}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{n}^T \mathbf{R}_k \begin{bmatrix} \rho^2 & 0 \\ 0 & \rho^{-2} \end{bmatrix} \mathbf{R}_k \mathbf{n}\right);$$

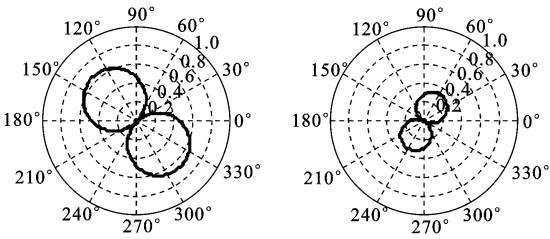


(a)边缘响应 (b)简单角点响应

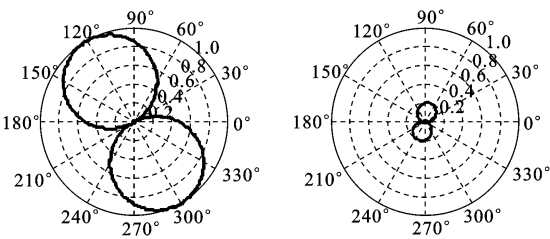


(c)Y型角点响应 (d)X型角点响应

图 3 各向异性高斯方向导数对边缘和角点模型的幅度响应



(a)边缘响应 (b)简单角点响应



(c)Y型角点响应 (d)X型角点响应

图 4 各向同性高斯方向导数对边缘和角点模型的幅度响应

$$\Psi_{\sigma,\rho,k}(\mathbf{n}) = -\frac{\rho^2 [\cos(k\Delta\theta), \sin(k\Delta\theta)] \mathbf{n}}{\sigma^2} g_{\sigma,\rho,k}(\mathbf{n}) \tag{7}$$

式中:

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} \cos(k\Delta\theta) & \sin(k\Delta\theta) \\ -\sin(k\Delta\theta) & \cos(k\Delta\theta) \end{bmatrix}; \quad \mathbf{n} = \begin{bmatrix} n_x \\ n_y \end{bmatrix} \in \mathbb{Z}^2;$$

方向角的采样间隔 $\Delta\theta = \frac{\pi}{K}$; $k = 1, 2, \dots, K$, 其中 K 是方向导数的方向数.

离散各向异性高斯方向导数滤波器平滑图像后得到的各向异性高斯方向导数表示为

$$\nabla_{\sigma,\rho,k} I(\mathbf{n}) = \sum_{m_x} \sum_{m_y} I(\mathbf{n} - \mathbf{m}) \Psi_{\sigma,\rho,k}(\mathbf{m}) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{m} = [m_x, m_y]^T \in Z^2$. 由于各向异性的方向导数满足^[13]

$$\nabla_{\sigma,\rho} I(\mathbf{x}; \pi + \theta) = -\nabla_{\sigma,\rho} I(\mathbf{x}; \theta)$$

因此, 方向角采样仅在 $[0, \pi]$ 上进行, 以便减小计算量.

2 角点检测算法

2.1 新的角点测度

基于轮廓的检测方法是目前最流行的角点检测方法, 如曲率尺度空间(CSS)方法^[7]、弦到点距离累计(CPDA)方法^[9]、局部曲率自适应门限方法^[8]等. 这些方法的基本框架都是提取图像的边缘轮廓曲线, 然后对曲线进行单尺度或多尺度高斯平滑, 再按

$$\mathbf{M}(\mathbf{n}) = \begin{bmatrix} \nabla_{\sigma,\rho,1} I(n_x - 1, n_y - 1) & \nabla_{\sigma,\rho,2} I(n_x - 1, n_y - 1) & \cdots & \nabla_{\sigma,\rho,K} I(n_x - 1, n_y - 1) \\ \nabla_{\sigma,\rho,1} I(n_x - 1, n_y) & \nabla_{\sigma,\rho,2} I(n_x - 1, n_y) & \cdots & \nabla_{\sigma,\rho,K} I(n_x - 1, n_y) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \nabla_{\sigma,\rho,1} I(n_x + 1, n_y + 1) & \nabla_{\sigma,\rho,2} I(n_x + 1, n_y + 1) & \cdots & \nabla_{\sigma,\rho,K} I(n_x + 1, n_y + 1) \end{bmatrix} \quad (9)$$

定义像素点 $\mathbf{n} = [n_x, n_y]^T$ 的各向异性方向导数的相关矩阵为

$$\Sigma(\mathbf{n}) = \mathbf{M}^T(\mathbf{n}) \mathbf{M}(\mathbf{n}) \quad (10)$$

此相关矩阵是对称的, 它所对应的特征值都为实数, 因而每个边缘像素对应 K 个特征值 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K)$. 由于角点处各个方向的灰度变化都非常剧烈, 因此它所对应的自相关矩阵的特征值都相对较大. 在边缘像素处, 只有梯度方向的灰度变化明显, 而其他方向的灰度变化不明显, 因此所对应的自相关矩阵的大特征值较少. 文献[2]指出, 局部自相关矩阵的特征值可以用来判断像素所处的位置是角点还是边缘: 如果特征值有大有小, 则该点为边缘点; 如果特征值都很大, 说明该像素点沿着任何方向灰度变化都很剧烈, 则该点是一个角点.

为了便于门限的设定, 以便从边缘像素中更好地抽取角点, 对于每个边缘像素点上的 K 个特征值进行如下归一化处理

$$\xi_K(\mathbf{n}) = \frac{\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K\}}{\max\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K\}} \quad (11)$$

则新的角点测度定义为

$$\eta(\mathbf{n}) = \sum_{k=1}^K \xi_k(\mathbf{n}) \quad (12)$$

由式(12)可知, 新角点测度由边缘点局部灰度方向

照平滑后平面曲线的几何特征(曲率等)构造角点测度, 从而实现角点检测. 许多文献^[9-10]指出, 边缘轮廓的平滑带来了角点定位精度的下降, 而基于平面曲线的几何特征的角度测度往往对边缘曲线的局部细微变化(边缘检测引入的噪声)比较敏感, 导致虚假角点数目增加.

事实上, 边缘像素点是否为角点不仅和该像素信息有关, 而且与它周围的相关像素都有关联. 图像所对应的边缘可由 Canny 边缘检测器^[14]得到; 用各向异性高斯方向导数的核函数来平滑边缘像素及其周围像素, 可获取每一个像素各个方向的灰度变化信息. 下面, 引入一个新的定义在边缘曲线上的角点测度.

对每一个边缘像素点 $\mathbf{n} = [n_x, n_y]^T$, 利用该点及其周围(例如 3×3 像素范围)的各向异性高斯平滑, 得到 K 个方向导数来构造一个 $9 \times K$ 的矩阵

变化的相关矩阵的特征值确定, 而通常的基于轮廓检测方法中的角点测度则是由边缘曲线的几何特征确定的, 而且新角点测度计算不需要边缘曲线的高斯平滑, 可保持高的边缘定位精度.

图5比较了本文算法和 He & Yung 算法对测试图像中边缘曲线上角点测度的性态. 测试图像如图5a所示, 边缘映射由 Canny 边缘检测器得到, 它的真实角点如图5c所示. 2种算法的角点测度结果如图5d和5e所示. 基于边缘曲率的 He & Yung 算法对边缘曲线的微小变化及边缘检测噪声比较敏感, 其角点测度在边缘位置有明显的锯齿效应, 3个明显的错检和漏检已用圆圈标出(见图5d), 相应的检测结果如图5f所示. 本文算法由于考虑了边缘和边缘周围像素的相关性, 其角点测度在边缘像素位置比较光滑, 而在角点位置有明显的突起(见图5e), 只要给出合适的门限, 则测试图像的所有角点都能检测到(见图5g).

2.2 本文算法的步骤

(1) 用各向异性高斯方向导数核对输入图像 I 进行平滑

$$\phi_k(x, y) = \sum \sum I(x_1, y_1) \Psi_{\sigma,\rho,\theta_k}(x - x_1, y - y_1) \quad (13)$$

式中: $\theta_k = k\pi/180$, $k = 1, 2, \dots, K$; $\phi_k(x, y)$ 表示第 k

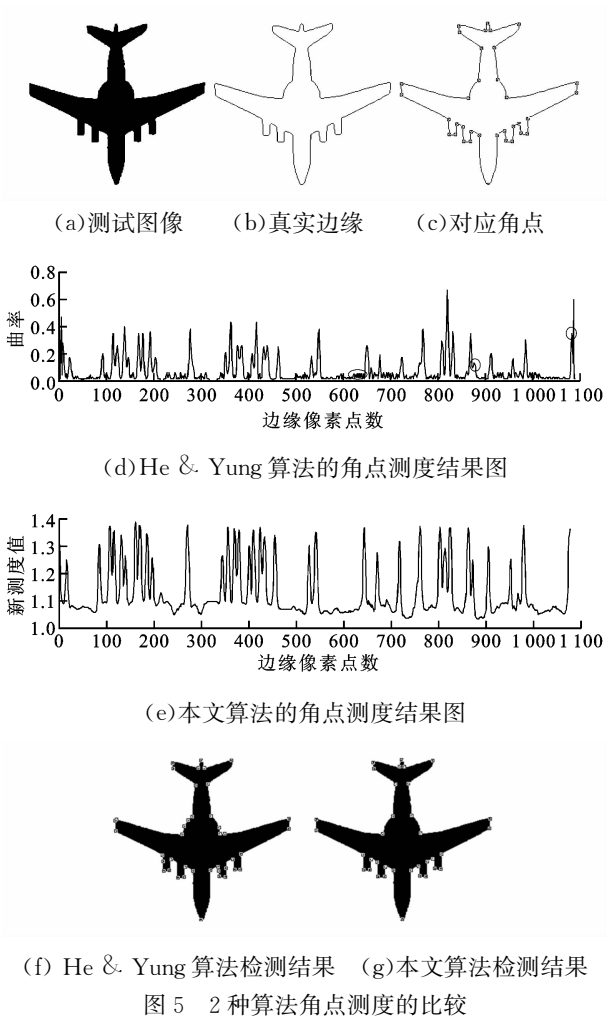


图 5 2 种算法角点测度的比较

个方向上的导数值。

(2)由 Canny 边缘检测器得到输入图像的边缘轮廓。

(3)对于边缘轮廓线上的每一个边缘像素点,构造相关矩阵 $\Sigma(n)$,计算它所对应的特征值,并对特征值进行归一化处理,得到 $\xi_k(n)$;最后,将归一化后的特征值相加,得到边缘像素点的测度值 $\eta(n)$ 。

(4)若 $\eta(n)$ 大于预先设定的阈值,便认定该点为候选角点。

(5)用 5×5 像素的窗对候选角点进行非极大值抑制,即在邻近边缘像素内,只保留测度值最大的点,并把它标记为角点。

3 实验结果与分析

为了验证本文算法的性能,分别采用本文算法、Plessey 算法^[2]、He & Yung 算法^[8]、CPDA 算法^[9]对积木和房子图像进行角点检测,并对检测结果进行对比。实验中的各向异性高斯方向数 $K=8$,尺度因子 $\sigma^2=6$,各向异性因子 $\rho^2=6$,门限为 1.2。为了

选择一个恰当尺寸的邻域来计算相关矩阵,利用积木、实验室、房子、飞机等 8 幅图像,分别用不同邻域的窗长来检测算法的平均检测准确率。从图 6 得知:当窗长取得较大时,平均检测准确率相对较低;当邻域为 7×7 像素时,平均检测准确率最高; 3×3 像素邻域的检测性能次之。由于邻域越大运算复杂度越高,综合考虑,本文选择窗长为 3 像素、邻域尺寸为 3×3 像素来计算相关矩阵。

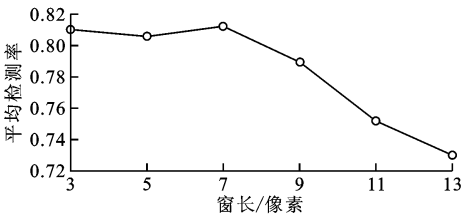
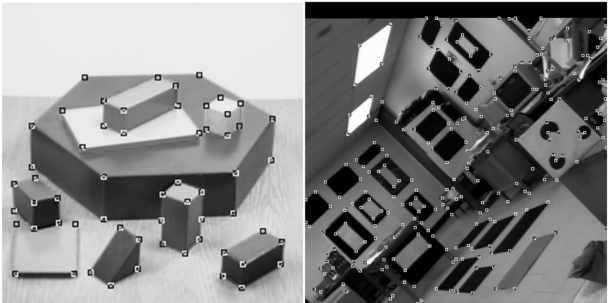


图 6 窗长对检测准确率的影响

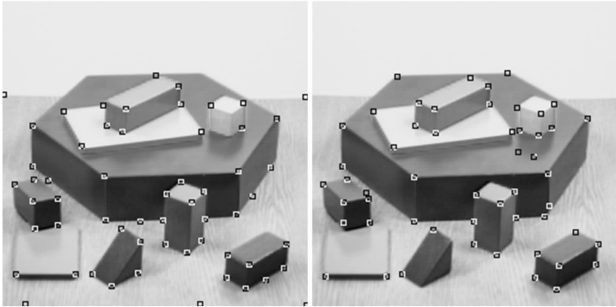
Plessey 算法的程序来自 <http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/Research/MatMatla>。He & Yung 算法和 CPDA 算法的程序及算法参数由文献[8-9]的作者提供和设定。参考图像的角点图如图 7 所示,无噪声条件下 4 种算法对积木和实验室图像的检测结果如图 8 和图 9 所示。当积木和实验室图像加入方差 $\epsilon_w^2=100$ 的高斯白噪声时,为了客观反映算法对噪声的稳健性,对 4 种算法分别做了 100 次实验,其中一组实验结果见图 10 和图 11。

本文采用文献[9]的方法对角点算法的性能进行评价。定义检测到的角点集合为 C_{DET} ,标准角点集合为 D_{REF} ,匹配最大距离误差为 D_{max} (实验中取 $D_{max}=4$)。 $\forall C_i \in C_{REF}, \forall C_j \in C_{DET}$,记 $d_{ij} = \|C_i - C_j\|$ 。若 $d_{ij} \leq D_{max}$, C_j 被认定为与 C_i 配准的角点,否则认定 C_i 没有被检测到,称之为丢失角点。将没有与标准角点配准的检测角点标记为错误角点,所有匹配误差的平均值定义为定位误差。表 1 给出了几种算法在无噪声时的检测结果,表 2 给出了这些算法在有噪声情况下 100 次检测性能的平均结果。

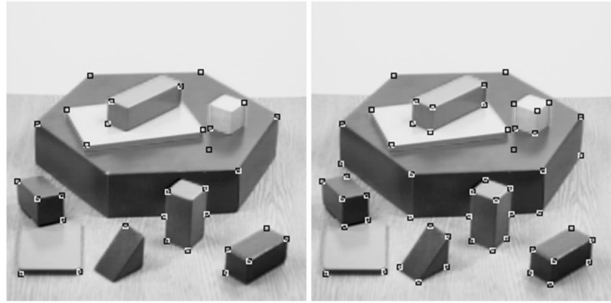


(a)积木图像 (b)实验室图像

图 7 积木和实验室图像的参考角点图

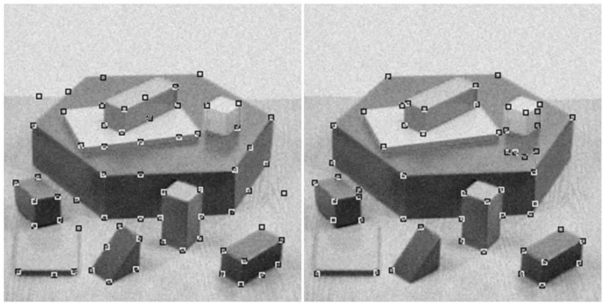


(a)Plessey 算法 (b)He & Yung 算法

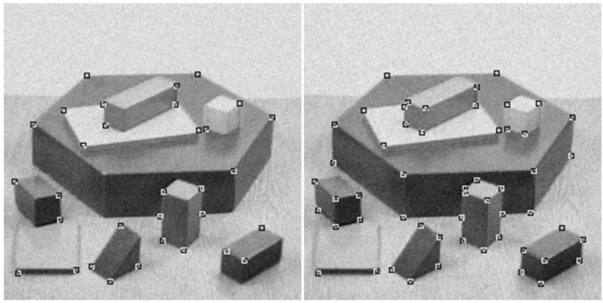


(c)CPDA 算法 (d)本文算法

图 8 4 种算法对无噪声积木图像的角点检测结果

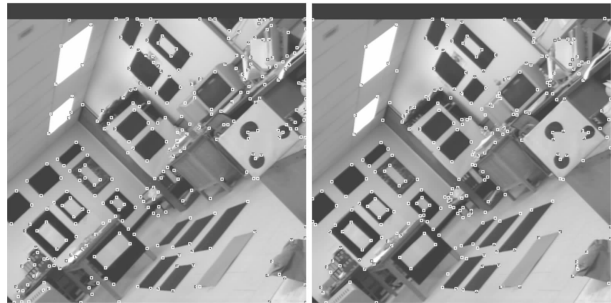


(a)Plessey 算法 (b)He & Yung 算法

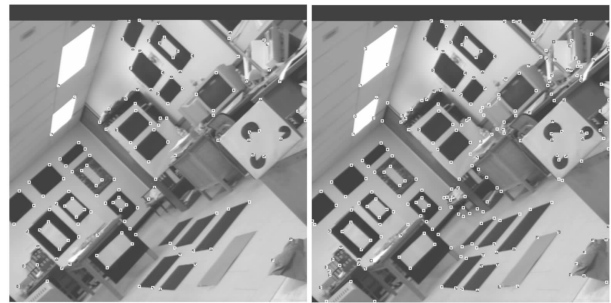


(c)CPDA 算法 (d)本文算法

图 10 4 种算法对含噪声积木图像的检测结果

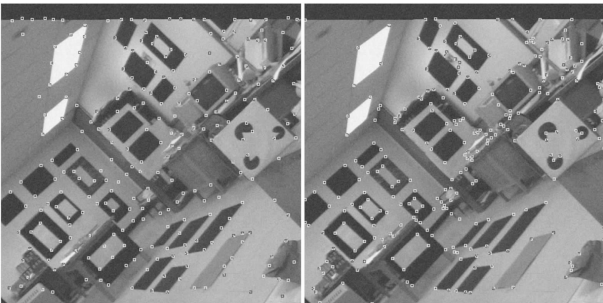


(a)Plessey 算法 (b)He & Yung 算法

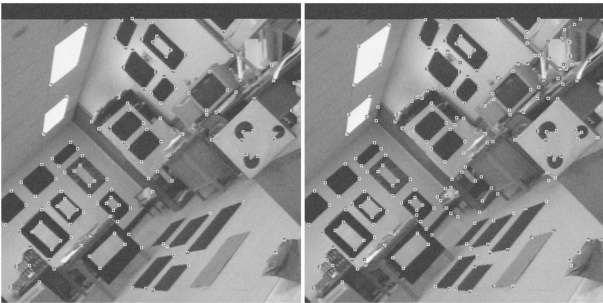


(c)CPDA 算法 (d)本文算法

图 9 4 种算法对无噪声实验室图像的角点检测结果



(a)Plessey 算法 (b)He & Yung 算法



(c)CPDA 算法 (d)本文算法

图 11 4 种算法对含噪声实验室图像的检测结果

表 1 无噪声图像的匹配结果

检测 算法	配准角点数		错误角点数		定位误差/像素	
	积木	实验室	积木	实验室	积木	实验室
Plessey	48	182	10	128	1.85	1.50
He & Yung	47	198	6	77	1.48	1.39
CPDA	31	125	1	14	1.40	1.32
本文	53	201	1	46	1.27	1.31

表 2 含高斯白噪声图像的平均匹配结果

检测 算法	配准角点数		错误角点数		定位误差/像素	
	积木	实验室	积木	实验室	积木	实验室
Plessey	45	161	16	135	1.91	1.62
He & Yung	46	186	7	85	1.66	1.54
CPDA	31	124	1	16	1.47	1.39
本文	52	190	2	47	1.32	1.34

从表 1 和表 2 可以看出,相比经典的 Plessey 算法,其他 3 种算法具有更好的角点检测性能.在配准角点数、错误角点数和定位误差 3 个指标上都取得了更为满意的结果.由于实验室图像细节复杂,对边缘检测器和角点检测器都提出了更高的要求,因此检测结果中丢失和错误的角点数目更多.相比 CP-DA 和 He & Yung 算法,本文算法在无噪声和含噪声情况下的配准角点数和定位误差指标都是最优的,而错误角点数指标仅次于 CPDA 算法.因此,本文算法的整体性能处于最优化的状态.

4 结 论

本文根据图像的边缘轮廓,提出了一种基于各向异性高斯相关矩阵的角点检测算法.该算法利用各向异性高斯方向导数对源图像进行平滑,既保留了各方向的灰度变化精确信息,又能很好地定位角点.对比实验结果和数据分析表明,本文算法优于文中所比较的其他 3 种现有算法.

参考文献:

- [1] AWRANGJEB M, LU Guojun. An improved curvature scale-space corner detector and a robust corner matching approach for transformed image identification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(12): 2425-2441.
- [2] HARRIS C G, STEPHENS M J. A combine corner and edge detector [C]//Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester, England: University of Manchester, 1988: 147-151.
- [3] RYU J B, PARK H H. Log-log scaled Harris corner detector [J]. Electronic Letters, 2011, 47(3): 180-181.
- [4] 张小洪,李博,杨丹.一种新的 Harris 多尺度角点检测 [J]. 电子与信息学报, 2011, 29(7): 1735-1738.
ZHANG Xiaohong, LI Bo, YANG Dan. A novel Harris multi-scale corner detection algorithm [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011, 29(7): 1735-1738.

- [5] SMITH S M, BRAND J M. SUSAN: a new approach to low level image processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] HE Xiaochen, YUNG N H C. Corner detector based on global local curvature properties [J]. Optical Engineering, 2008, 47(5): 1-12.
- [9] AWRANGJEB M, LU Guojun. Robust image corner detection based on the chord-to-point distance accumulation technique [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2008, 10(6): 1059-1072.
- [10] 刘亚威,李见为,张小洪.一种基于边缘轮廓线的 LoG 角点检测[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(10): 140-143.
LIU Yawei, LI Jianwei, ZHANG Xiaohong. Corner detection operator based on LoG of edge contour [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(10): 140-143.
- [11] 顾国庆,白瑞林,杜斌.基于曲率多尺度的高精度角点检测[J]. 光学技术, 2010, 36(6): 918-922.
GU Guoqing, BAI Ruilin, DU Bin. High precision corner detection based on curvature multi-scale [J]. Optical Technique, 2010, 36(6): 918-922.
- [12] 孙达. 基于概率密度的图像处理算法的研究与应用 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2009.
- [13] SHUI Penglang, ZHANG Weichuan. Noise-robust edge detector combining isotropic and anisotropic Gaussian kernels [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(2): 806-820.
- [14] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.

(编辑 葛赵青 刘杨)