

基于多尺度 Gabor 滤波器的角点检测^{*}

田子怡 李云红

(西安工程大学电子信息学院 西安 710048)

摘要:为了克服在不同图像上的尺度选择问题,提出了一种基于边缘轮廓线的多尺度 Gabor 滤波器的角点检测算法。该算法首先利用 Canny 边缘检测算子提取图像的边缘轮廓;进而用一组构建好的 4 个尺度 8 个方向 Gabor 滤波器的虚部对图像进行平滑,并计算每个像素在其相同尺度下各个方向上 Gabor 滤波器虚部响应的归一化的和;最后将每个边缘像素点在所有尺度下的乘积作为新的角点测度,当角点测度大于预设阈值时,则认定该点为角点。将实验结果与经典的 Harris、CPDA 和 He&Yung 角点检测算法进行比较,提出的算法在检测准确率、定位误差、噪声稳健性性能指标上,都取得了更好的结果。

关键词:多尺度 Gabor 滤波器;边缘检测;角点检测

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Corner detection using multi-scale Gabor filters

Tian Ziyi Li Yunhong

(School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: A contour-based corner detector using multi-scale Gabor filters is proposed, which improves the selection of scale in different images. Firstly, the edge contours are extracted by Canny detector. Secondly, a set of Gabor filters including four scales and eight directions are constructed to smooth the input image, and then compute the sum of the normalized magnitude responses at each direction. Thirdly, at each edge pixel, the product of the normalized sum at all scale is defined as corner measure. When the corner measure is above a previously specified threshold, this contour pixel will be labeled as a corner. Finally, the proposed corner detector is compared with three classic corner detectors including Harris detector, CPDA detector and He & Yung detector. The results show that the proposed detector has the better consequence in detection accuracy, localization accuracy and noise-robustness.

Keywords: multi-scale Gabor filters; edge detection; corner detection

1 引言

在计算机视觉和图像处理中角点作为图像最基本的特征之一,其角点检测算法被广泛研究,许多经典的角点检测算法被广泛应用在各种领域。现有的角点检测算法大致可以分为 3 类:基于灰度的、基于模型的和基于边缘轮廓的。基于灰度强度的角点检测算法主要是通过检测图像的局部灰度变化信息,利用原始图像灰度值的一阶或者二阶偏导数来检测角点。章为川^[1]认为角点定义为二维图像亮度变化剧烈的点或图像边缘轮廓上曲率的局部极大值点,HARRIS C 等人^[2]根据图像的灰度变化信息提出了著名的 Harris 角点检测算法,该算法构建局部相关

矩阵来检测角点,如果自相关矩阵的 2 个特征值都很大说明局部自相关在各个方向上的灰度变化都很大将其判定为角点,但该算法对噪声非常敏感,章为川等人^[3]利用多尺度各项异性高斯核,小尺度高斯核定位准确,大尺度下抗噪声能力强的特点检测角点;2012 年,KIM B 等人^[4]利用自适应图像结构的结构张量来检测角点,改进了 Harris 角点检测算法,提高了角点检测的准确性。基于模型匹配的角点检测主要是利用不同的角点模型对图像进行匹配来检测角点。具有代表性的有 SUSAN 算法^[5]和 Fast 算法^[6],但由于需要预先设定角点模型,不适用于检测富含纹理的图像,而且对噪声敏感。陈万培等人^[7]和朱坚民等人^[8]对 SUSAN 算法进行了改进取得了较好的结果。

收稿日期:2016-04

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61401347)项目资助

基于边缘轮廓线的角点检测算法,需要将边缘检测作为预处理,因其较低的误检测率而受到广泛应用。这种检测算法首先利用边缘检测器(例如:Canny^[9]边缘检测算子)提取封闭或者非封闭的边缘轮廓线,然后寻找边缘轮廓线上的曲率极大值点,或者利用多边形进行逼近,或者寻找梯度变化的点来检测角点。MOKHTARIAN F 等人^[10]提出了基于曲率尺度空间(CCS)的角点检测算法,该算法首先利用 Canny 算子^[9]提取边缘,并对提取的边缘轮廓线之间的间断进行填补,进而用不同尺度下的高斯核平滑边缘轮廓并计算边缘像素的曲率,最后将曲率的极大值点判定为角点。但是该算法也存在问题,首先是尺度选择问题,不能确定合适的尺度,其次该算法对噪声敏感。之后相继有很多算法^[11-12]对其进行了改进,得到了不错的检测结果。研究表明^[13]Gabor 滤波器与人类的视觉系统相似。SHEN L 等人^[14]证明了 Gabor 滤波器在提取局部特征上的优势,可用于多种用途,例如:面部识别^[15]和边缘检测^[16];ZHANG W C 等人^[17]用 Gabor 滤波器平滑边缘,利用幅值响应和角度响应检测角点。提出的算法利用一组多尺度多方向的 Gabor 滤波器组来检测图像的角点,小尺度下的 Gabor 滤波器定位性好,而大尺度下的 Gabor 滤波器对噪声具有鲁棒性,同时又避免了对于不同图像下的尺度选择问题。最后将提出的检测算法与经典的 Harris^[2]、CPDA^[11]和 HE X C & YLWG NHC^[12]角点检测算法进行比较。实验结果表明,无论是在检测准确率、定位准确性和抗噪性上提出的算法都取得了较好的结果。

2 多尺度 Gabor 滤波器

在图像处理中,Gabor 函数是一个线性滤波器,它的频率和方向表达又与人类的视觉系统相似。Pellegrino F A 等人^[8]指出 Gabor 滤波器的虚部可以较好地各个方向上提取一个像素周围的灰度变化信息,并且 Gabor 滤波器具有伸缩不变性、平移不变性以及旋转不变性。由此将其应用到图像的角点检测中。

在空间域中,二维 Gabor 滤波器的表现形式为:

$$\varphi(x, y; f, \theta) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta} \exp\left(-\left(\frac{f^2}{\gamma^2}x'^2 + \frac{f^2}{\eta^2}y'^2\right)\right) \exp(j2\pi f x') \quad (1)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta, y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

式中: f 表示滤波器的中心频率, γ/f 和 η/f 分别表示主轴方向和主轴正交方向上的高斯尺度, γ 和 η 是常数, θ 是调制平面波和高斯主轴沿逆时针旋转的角度。从式(1)可以看出,滤波器的尺度大小和中心频率有关,低中心频率表示大尺度下的 Gabor 滤波器,对噪声有很好的抑制;而高中心频率表示小尺度下的 Gabor 滤波器,对图像中角点有较好的定位性。因此,对于一个输入图像,利用多个尺度下的 Gabor 滤波器虚部 $\varphi(x, y; f, \theta, s)$ 来平滑图像可以得到图像在不同尺度下的局部特征。输入图像 $I(x, y)$ 在 Gabor 滤波器虚部 $\varphi(x, y; f, \theta, s)$ 平滑后的响应函数可以

表示为:

$$\begin{aligned} \varphi(x, y; f, \theta) &= \text{Im}(\psi(x, y; f, \theta)) \\ I_{\text{smooth}}(x, y; f, \theta) &= I(x, y) \otimes \varphi(x, y; f, \theta) = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x_\tau, y_\tau) \cdot \varphi(x - x_\tau, y - y_\tau; f, \theta) dx_\tau dy_\tau \end{aligned} \quad (2)$$

如果输入的图像是离散的,则 Gabor 滤波器的虚部响应函数也必须是离散的,对方向角 θ 在 $[0, \pi]$ 内均匀采样,取不同的中心频率 f 便可以得到一组离散化的多尺度 Gabor 滤波器:

$$\begin{aligned} \varphi(m, n; s, k) &= \frac{f_s^2}{\pi\gamma\eta} \exp\left(-\left(\frac{f_s^2}{\gamma^2}m'^2 + \frac{f_s^2}{\eta^2}n'^2\right)\right) \cdot \\ &\sin(2\pi f_s m'), m' = m \cos \theta_k + n \sin \theta_k, n' = -m \sin \theta_k + n \cos \theta_k; \\ \theta_k &= \frac{\pi k}{K}, k = 0, 1, \dots, K-1. \end{aligned} \quad (3)$$

式中: K 表示方向个数, θ_k 表示方向角度, f_s 表示第 s 个尺度的中心频率。

在这种情况下,对于一个离散图像 $I(m, n)$,在尺度 s 、方向为 θ_k 的离散 Gabor 滤波器虚部幅值响应可以通过卷积获得,如下式所示:

$$\begin{aligned} \zeta(m, n; s, k) &= I(m, n) \otimes \varphi(m, n; s, k) = \\ &= \sum_{m_x} \sum_{n_y} I(m - m_x, n - n_y) \varphi(m, n; s, k) \end{aligned} \quad (4)$$

一组 $\zeta(m, n; s, k)$ 可以充分反映每个像素在不同尺度不同方向上的灰度变化信息。

3 多尺度 Gabor 滤波器角点检测算法

基于边缘轮廓线的角点检测算法由于其计算复杂度相对较低而被广泛应用。检测算法一般包括 3 个步骤:通过某种边缘检测算法(例如 Canny^[9]边缘检测算法)提取图像的边缘轮廓线;进而利用单一或多尺度下的高斯核平滑边缘轮廓并计算曲率;最后将曲率的局部极大值点作为候选角点,利用设定好的阈值除去虚假角点。但是利用高斯核平滑边缘会导致边缘模糊,降低定位的准确性。由于小波具有较强的多分辨率分析能力,因此为了克服这一问题,利用 Gabor 滤波器进行角点检测。

由于角点在各个方向上都有较大的响应,而角点的最大响应又分布在不同的尺度上,如果只利用单一尺度的 Gabor 滤波器进行角点检测,其检测结果不够准确。而对于不同的图像其对应的滤波器尺度又难以确定,为此,利用多尺度下的 Gabor 滤波器检测图像的角点提高了检测精度,同时避免了尺度选择问题。

3.1 角点测度

CANNY J^[9]指出最优滤波器应该具有 3 个标准:好的定位、低的错误率以及单边缘响应。并通过论证得到了一组最优滤波器组,Canny 证明了高斯函数的一阶导数可以近似为最优滤波器。但是 Canny 检测器也存在许多不足,用大尺度的高斯核平滑边缘会造成边缘模糊丢失很多细节,这种情况在纹理区域尤为明显,而用小尺度的高斯核平滑边缘对噪声又非常敏感,这是 Canny 检测算子固有

的缺陷。

提出的算法在这里采用经典的 Canny 检测算子提取粗边缘,然后构造一组从小到大 4 个尺度的 Gabor 滤波器,由于角点定义^[1]为在各个方向上灰度变化都剧烈的点,所以为了充分体现图像灰度变化的方向性,在每个尺度下构造 8 个方向的 Gabor 滤波器。在同一尺度下对每个像素计算 8 个方向归一化的和,最后将角点测度定义为每个尺度下归一化和的积,如式(5)、(6)所示:

$$\xi_s(n) = \sum_k \frac{\zeta(n;s,k)}{\max(|\zeta(n;s,k)|)}, n \in M \quad (5)$$

$$\xi(n) = \prod_s \xi_s(n) \quad (6)$$

式中: $M = \{[n_{1x}, n_{1y}], [n_{2x}, n_{2y}], \dots, [n_{Nx}, n_{Ny}]\}$ 表示边缘轮廓的链码集合, $n = (n_x, n_y)$ 则表示链码集合 M 中的任意一个边缘像素,角点测度定义为 $\zeta(n)$ 。

在 Canny^[9]边缘检测中使用了非极大值抑制来获得单像素的边缘,一个像素的梯度值只有大于它对应的梯度方向的两个邻近像素的梯度值时,才有可能将该像素认定为边缘像素。然而对于一些十字交叉型边缘,虽然有些边缘像素的梯度值很大,但是它们所对应的梯度方向是杂乱无章的。对它们非极大值抑制后,将导致这些真实的边缘点丢失。如图 1 所示。图 1(a)是一个十字交叉型人工合成图,它有 4 块不同灰度值的区域组成;利用各向同性高斯核对图 1(a)进行平滑,图 1(a)中心像素区域(用符号“○”标记)的结果如图 1(b)所示,箭头的大小和方向分别代表像素梯度值的大小和方向;对图 1(b)得到的结果进行非极大值抑制,由于一些边缘的梯度所对应的方向是杂乱无章的,因此造成了一些真实边缘被抑制掉,结果如图 1(c)所示;最后利用门限得到边缘映射图如图 1(d)所示。

而提出的算法利用 Canny 边缘检测算子提取粗边缘,然后利用构造好的 4 个尺度 8 个方向的 Gabor 滤波器组

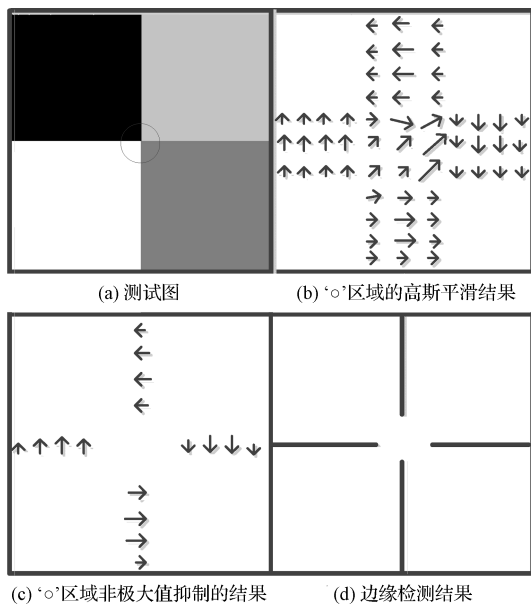


图 1 Canny 边缘检测示意

平滑边缘轮廓,利用 Gabor 滤波器的虚部可以较好的在各个方向上提取一个像素周围的灰度变化信息这一优势,既保留了所有边缘像素,又提高了提取精度。同时利用多尺度 Gabor 滤波器响应进行融合,既提高了检测精度,同时又兼顾了对噪声的鲁棒性,避免了对于不同图像以及同一图像的尺度选择问题。为了验证提出的角点测度的优越性,分别给出几种经典算法的角点测度进行比较,如图 2 所示。

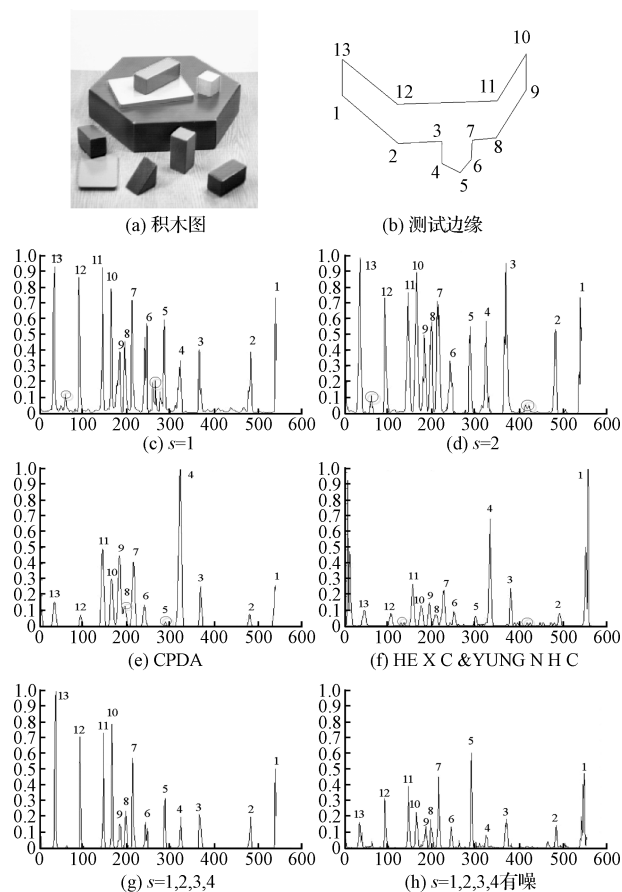


图 2 (a)测试图(b)测试边缘 (c)尺度 $s = 1$ 时的角点测度 (d)尺度 $s = 2$ 时的角点测度 (e)CPDA 算法的角点测度 (f) HE X C & YUNG N H C 算法的角点测度 (g)本文算法的角点测度 (h)本文算法在噪声下的角点测度

图 2 给出了在单一尺度下检测测试边缘时的角点测度,同时将提出的算法同 CPDA^[11]和 HE X C & YUNG N H C^[12]两种经典的角点检测算法相比较。从图 2(a)、(b)中可以看出,在单一尺度下不能够很好地提取角点,在图 2(c)中的 12、13 和 5、6 角点中间以及图 2(d)中的 12、13 和 2、3 角点中间存在虚假角点。图 2(e)和(f)展示了两种经典算法的角点测度,其中 CPDA 对伪角点的检测很好但是对角点的响应不明显(如:8 和 9),这会漏掉真实的角点,而 HE X C & YUNG N H C 对角点的响应则表现的较好但是会产生虚假角点(如:11、12 和 2、3 之间)。图 2(g)

和(h)为提出的算法在4个尺度下的角点检测,可以很明显的看到本文提出的算法无论是在定位性和抗噪性上都取得了不错的检测结果。

3.2 算法步骤

1)利用 Canny^[9]边缘检测算子提取粗边缘。

2)构造一组4个尺度8个方向的 Gabor 滤波器组,并用此滤波器组平滑边缘轮廓,提取像素的边缘轮廓信息 $\zeta(m,n;s,k)$ 。

3)计算每个尺度下8个方向的幅值响应,并用最大的幅值响应对其进行归一化处理并求和,得到此尺度下的角点测度,式(5)所示。最后将不同尺度下的角点测度相乘得到最终的角点测度 $\zeta(n)$,如式(6)所示,并将其标记为候选角点。

4)为了移除错误和虚假的角点,设置滞后阈值,如果 $\zeta(n)$ 大于阈值 T ,就将其标记为角点。

4 实验结果与分析

提出的算法使用一组多尺度多方向的 Gabor 滤波器平滑图像的边缘轮廓,下面对该滤波器的参数:常数因子 γ 和 η 、中心频率 f 、方向角 θ 进行设置。常数因子 γ 和 η 决定了滤波器的包络,当 $\gamma \neq \eta$ 时,此滤波器的包络为各向异性高斯包络,各项异性高斯包络滤波器具有很好的方向选择性,而当 $\gamma = \eta$ 时表现为各项同性高斯包络。TAI S L^[19]认为各项异性高斯包络的横纵比 η/γ 的范围应该在 $[1.5, 2]$ 之间,所以为了更好的使滤波器具有方向选择性,在这里使用各项异性高斯包络,将横纵比设置为2,常数因子在这里取 $\gamma = 0.7$ 。SHEN L 等人^[14]证明为了满足 Nyquist 采样定理,二维滤波器的中心频率不能大于0.5。在这里将最小尺度的中心频率设置为 $f_{\min} = 0.33$,这样可以获得较好的定位准确性。其他尺度的中心频率满足:

$$f_s = f_{\min} \cdot \sqrt{2}^{-(s-1)}, s = 1, 2, 3, 4 \quad (7)$$

本文构造了4个尺度8个方向的 Gabor 滤波器组,即 $\theta_k = k\pi/8 (k = 1, 2, \dots, 8)$ 。

为了测试提出的算法的性能,分别对“积木”、“实验室”两幅图像进行测试,并将“积木”图加入高斯白噪声。将实验结果与 Harris^[2]、CPDA^[11]和 HE X C & YUNG N H C^[12]3种经典的角点检测算法相比较,图3为两幅图的参考真实角点,其中“积木”和“实验室”分别有59和249个参考真实角点^[17],实验结果如图4~6所示,性能指标如表1~2所示。

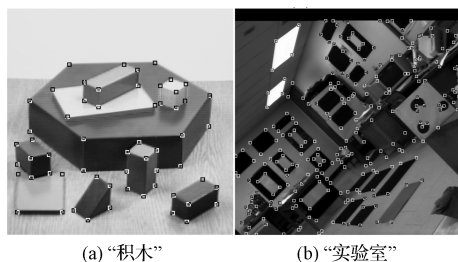


图3 “积木”和“实验室”两幅图的参考真实角点

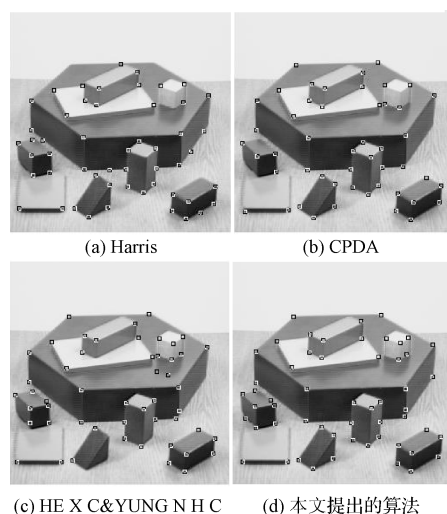


图4 无噪声情况下“积木”检测结果

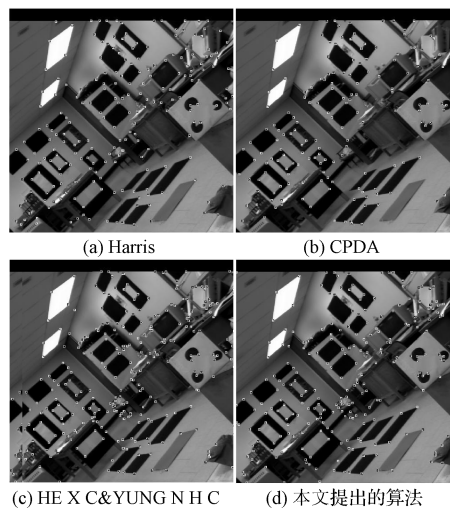


图5 无噪声情况下“实验室”检测结果

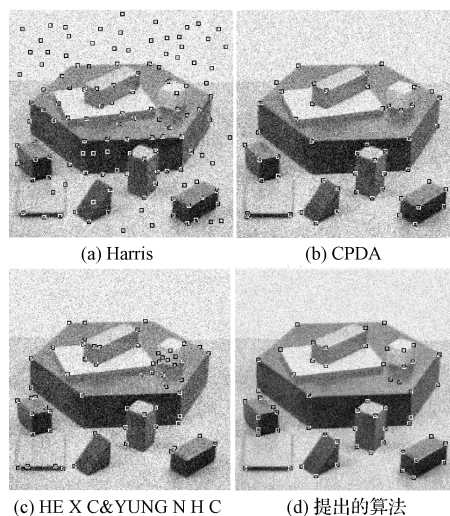


图6 加入高斯白噪声情况下“积木”检测结果

表1 无噪情况下“积木”和“实验室”评价指标

检测算子	“积木”			“实验室”		
	匹配角点	伪角点	准确率(%)	匹配角点	伪角点	准确率(%)
Harris	48	4	81.36	167	140	67.07
CPDA	49	0	83.05	128	17	51.40
HE X C & YUNG N H C	47	4	79.66	192	93	77.11
本文提出的算法	53	2	89.83	195	88	78.31

表2 噪声下“积木”评价指标

检测算子	匹配角点	伪角点	定位误差(%)
Harris	50	72	84.74
CPDA	49	2	83.05
HE X C & YUNG N H C	41	19	69.50
本文提出的算法	53	5	94.64

从实验结果可以看到,Harris角点检测算法在整体性能最差,其检测的伪角点数目较多,尤其表现在当图像被噪声干扰时,由于Harris角点检测算法是基于灰度的,所以许多边缘附近的像素会被错误的判定为角点。而其他3种角点检测算法都是基于边缘轮廓线的,在提取边缘轮廓的同时也就去除了大量的伪角点,与CPDA和HE X C & YUNG N H C两种算法相比,提出的算法在检测准确率上取得了较好的结果,其匹配角点数除“实验室”外基本与两种角点检测算法相当,“实验室”的检测结果最好。而CPDA在伪角点性能指标上取得了较好的检测结果,检测出的伪角点数目最少,说明CPDA的抗噪性较好,但是丢失了更多的真实角点,提出的算法在伪角点数目上与HE X C & YUNG N H C相当。一方面提出的算法没有利用高斯平滑边缘,而是利用边缘像素的灰度变化信息,另一方面多尺度特征兼顾了定位的准确性和抗干扰性。实验结果表明,无论是在检测准确性、定位误差以及抗噪声方面提出的检测算法取得了更好的结果。

5 结 论

提出的算法根据角点在各个方向上灰度变化都非常剧烈这一特性以及Gabor滤波器很强的多分辨率分析能力,构造了一组多尺度多方向的Gabor滤波器组来检测角点,并取得了很好的检测结果。在多尺度下它能够同时在大尺度和小尺度下对图像进行处理,在大尺度下对噪声具有鲁棒性,在小尺度下可以提取边缘的细节,这样就实现了抗噪和提取精度的统一。将提出的算法与经典的角点检测算法进行比较,其结果在检测准确率,定位误差,噪声稳健性性能指标上,都取得了更为优异的结果。

参 考 文 献

- [1] 章为川. 基于各向异性高斯核的图像边缘和角点检测[D]. 西安:西安电子科技大学, 2013.
- [2] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C]. Alvey vision conference, 1988: 50.
- [3] 章为川,程冬,朱磊. 基于各向异性高斯核的多尺度角点检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(1): 37-42.
- [4] KIM B, CHOI J, PARK Y, et al. Robust corner detection based on image structure[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2012, 31(4): 1443-1457.
- [5] SMITH S M, BRAND J M, SUSAN: A new approach to low level image processing [J]. International 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, 1998, 20(12): 1376-1381.
- [7] 陈万培,陈晓龙,范冠杰,等. 加权 SUSAN 角点检测算法稳定性改进研究[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(2): 53-57.
- [8] 朱坚民,李记岗,李孝茹,等. 基于灰色绝对关联度的角点检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(6): 1230-1238.
- [9] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern, Analysis, and Machine Intelligence, 1986(8): 679-698.
- [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] 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.

(下转第84页)