

# 基于加权 Gabor 梯度的新型 多尺度角点检测方法

张 恒 于起峰 丁晓华 李 由 李立春

(国防科技大学航天与材料工程学院, 长沙 410073)

**摘 要** 在分析 Gabor 小波的基础上, 提出了一种加权 Gabor 梯度算法, 该算法可以得到比传统梯度算子更为准确的梯度方向。并在此基础上, 提出了基于加权 Gabor 梯度的多尺度角点检测算法。实验结果表明, 本文算法与两个经典算法比较, 在角点检测性、定位准确性以及抗噪性上, 有明显提高。

**关键词** 多尺度 加权 Gabor 梯度 角点提取

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2007)08-1377-06

## A New Multi-scale Corner Detecting Method Based on Weighted Gabor Gradient

ZHANG Heng, YU Qi-feng, DING Xiao-hua, LI You, LI Li-chun

(College of Aerospace and Material Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

**Abstract** This paper proposes the weighted Gabor gradient algorithm based on the analysis of the characters of Gabor wavelet. The new method can obtain the more accurate direction of the gradient than the traditional gradient operators. And a new corner detecting algorithm based on the multi-scale weighted Gabor gradient is proposed. Experimental results with some synthetic and real images show that this new algorithm detects the corner more efficiently, locates the corner more accurately, and restrains the noise more effectively than the two classical corner detecting algorithms.

**Keywords** multi-scale, weighted Gabor gradient, corner detection

## 1 引 言

角点检测是计算机图像处理与计算机视觉的重要研究课题。在计算机视觉和图像处理中, 对于角点的定义有不同的表述, 如图像边界上曲率足够高的点; 图像边界上曲率变化明显的点; 图像中梯度值和梯度变化率都很高的点等等。由这些不同的定义可以看出, 角点检测的方法也不尽相同。角点检测技术很早就得到了研究, 具体的提取算法一般分为基于边缘、基于模板和基于梯度 3 类。

第 1 类算法首先提取边缘特征, 然后将边缘用

链码表示, 通过找寻高曲率点来达到提取角点特征的目的。这种算法一般分为 3 个步骤: 边缘提取、链码分析和角点检测。Rosenfeld<sup>[1]</sup> 最早提出  $k$  曲率角点检测方法。Asada<sup>[2]</sup>、Langridge<sup>[3]</sup> 和 Fishler<sup>[4]</sup> 提出的方法也属于这一类算法。这类算法很大程度上依赖于边缘特征的提取, 而边缘提取本身又是图像处理的一个难题, 因此这类算法在摄影测量中应用较少。

第 2 类算法通过定义多种角点模板, 计算模板与每个图像子窗口的相似性, 从而判断出图像中是否存在与模板相对应的角点。这类方法虽然检测精度比较高, 但需要进行前期预测, 且计算量较大。

收稿日期: 2006-04-12; 改回日期: 2006-05-30

第一作者简介: 张恒 (1979 - ), 男, 2004 年获得国防科学与技术大学硕士学位, 现为该校航天与材料工程学院博士研究生。主要研究领域为目标识别与跟踪。E-mail: zhh\_nudt@yahoo.com.cn

第 3 类算法利用角点特征邻域的特征属性(例如灰度和梯度信息)提取角点。Harris<sup>[5]</sup>利用图像的梯度计算每个像素点的自相关矩阵,定义了一种和自相关矩阵特征值有关的角点响应算子,从而较为方便地检测出图像中的角点。Haralick<sup>[6]</sup>计算每一像素点的邻域内的梯度方向变化率来检测角点。这类算法不仅与边缘强度有关,而且与边缘方向的变化率有关,而传统的梯度算子在梯度方向计算上存在一定的偏差,从而直接影响了角点检测效果。

大量基于简单细胞感受野的实验表明,图像在视觉皮层的表示存在空域和频域分量,并且可以将一副图像分解为局部对称和反对称的基函数表示,Gabor 函数正是这种基信号的良好近似。Marcelja<sup>[7]</sup>和 Daugman<sup>[8]</sup>最早将高等动物视觉皮层简单细胞的感受野和 Gabor 函数联系在一起。通过旋转、平移、尺度变化形成的 Gabor 函数族,它们虽然不能构成正交基,但在特定的参数下可构成紧框架,这样可以对一幅图像进行近似表征。由于 Gabor 函数具有的生物特性,所以可以用于特征提取和模式识别。在这种情况下,我们并不关心它是否可以最大限度地表征一幅图像,而只关心在 Gabor 变换下,图像特征是否容易提取,是否变得更加显著。本文在分析了 Gabor 小波的特征和传统梯度算子缺陷的基础上,提出了一种加权 Gabor 梯度的新型多尺度角点提取算法。该算法在角点检测性、定位准确性和抗噪声性等方面比 Harris 算法和 SUSAN<sup>[9]</sup>算法有明显提升。

## 2 角点定位算法的一般准则

近些年来,先后出现了各种各样的角点检测算法,但是不论算法的原理有什么不同,均应该尽量满足以下 4 个准则:

- (1) 角点检测性 可以检测到很微弱的角点;
- (2) 定位准确性 尽量和真实位置接近;
- (3) 稳定性 在不同的几何变形或者不同光照条件下能检测出同一角点;
- (4) 鲁棒性 对于噪声尽量不敏感;

## 3 Gabor 小波

2 维 Gabor 函数是椭圆高斯函数与复平面波的乘积,具体定义如下:

$$g(x, y) = \frac{\exp\left[-\pi\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \exp[j\omega(x+y)]}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \quad (1)$$

其中,  $\sigma_x, \sigma_y$  为高斯函数的标准差,  $\omega$  为复平面波的空间频率。Gabor 函数可以分解为奇函数和偶函数两部分,其中奇函数具有很好的边缘检测性能。利用特定参数的 Gabor 奇函数作为母小波,通过尺度、平移、旋转参数的变化可以将它扩展为一组小波函数:

$$\psi_n(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[(s_x((x-c_x)\cos(\theta) - (y-c_y)\sin(\theta)))^2 + (s_y((x-c_x)\sin(\theta) + (y-c_y)\cos(\theta)))^2\right]\right\} \times \sin[\omega\{(x-c_x)\cos(\theta) - (y-c_y)\sin(\theta)\}] \quad (2)$$

其中,  $(c_x, c_y, \theta, s_x, s_y, \omega)^T$  为小波参数向量;  $c_x, c_y$  为平移参数;  $\theta$  为旋转参数;  $s_x, s_y$  为尺度参数。图 1 为 Gabor 奇函数模板,从左到右  $\theta$  分别为  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  和  $135^\circ$ ,其中,  $s_x = s_y = 18, \omega = 0.3$ ,模板大小为  $80 \times 80$ 。



图 1 Gabor 奇函数模板

Fig. 1 The Gabor odd function template

对于角点检测而言,为了提高定位精度和运算速度,并不希望将整个模板应用于图像窗口,而是对目标点附近的像素进行运算,对 Gabor 函数进行加权处理,具体定义如下:

$$\psi'_n(x, y) = \exp\left[-\frac{((x-c_x)^2 + (y-c_y)^2)}{\delta^2}\right] \times \psi_n(x, y) \quad (3)$$

图 2 表示  $\theta$  为  $0^\circ, s_x = s_y = 18, \omega = 0.3$ ,大小为  $80 \times 80$  的 Gabor 模板 3 维图;图 3 为同样参数的加权 Gabor 奇函数模板 3 维图,其中,  $\delta$  为 4.0。为了

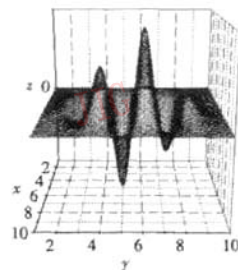


图 2 Gabor 模板 3 维图

Fig. 2 The three-dimensional chart of Gabor template

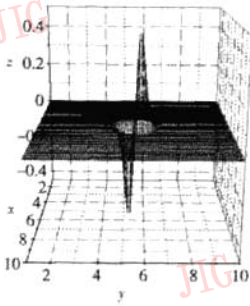


图 3 加权 Gabor 模板 3 维图  
Fig. 3 The three-dimensional chart of the weighted Gabor template

便于观看,将 3 维图像以  $z$  轴为中心顺时针旋转了  $90^\circ$ 。

#### 4 传统梯度算子的缺陷及相关改进

通常梯度方向定义为  $y$  方向梯度与  $x$  方向梯度的比值。而这里处理的图像一般为数字化图像,对于水平、垂直以及  $\pm 45^\circ$  方向的边界,传统的梯度算子在求取边界梯度方向上误差较小。而对于这 4 个方向以外的角度的边界,梯度方向计算存在一定的偏差。近些年,国内外学者针对这个问题,提出了许多改进的方法。通过分析 Gabor 小波,利用式(3)提出了一种基于加权 Gabor 模板的梯度方向计算方法,新方法在梯度方向上计算比传统的算子更为准确。图 4(a)和图 4(b)分别为  $30^\circ$  与  $60^\circ$  理想边缘。为了消除随机因素的影响,利用本文方法和 Sobel 算子分别对两幅图像的灰色矩形区域内的边缘上的每个像素点计算其梯度方向,进一步得到梯度方向的平均值,其中, Gabor 梯度模板参数为  $(s_x = s_y = 3, \omega = 0.3, \delta = 4.0)$ , 计算结果如表 1 所示。对于  $30^\circ$

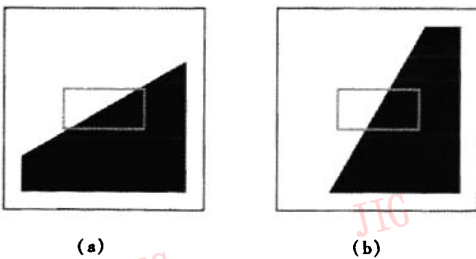


图 4 理想边缘 ( $30^\circ$  和  $60^\circ$ )  
Fig. 4 Ideal edge ( $30^\circ$  and  $60^\circ$ )

表 1 理想边缘梯度方向计算结果

Tab. 1 The gradient direction result of ideal edge

结果	$30^\circ$ 边缘	$60^\circ$ 边缘
真实值	1.732	0.577
Sobel 算子	1.879	0.540
加权 Gabor 算子	1.768	0.566
真实值与 Sobel 算子结果的差别	-0.147	0.037
真实值与加权 Gabor 算子结果的差别	-0.036	0.011

边缘,真实值与 Sobel 算子计算结果的偏差的绝对值为 0.147,而本文方法与真实值的偏差的绝对值为 0.036,说明本文方法要优于 Sobel 算子。对于  $60^\circ$  的边缘,本文方法误差也比 Sobel 算子误差小。

#### 5 加权 Gabor 模板角点提取算法

在角点检测中,一类算法是以梯度信息为基础,而梯度信息本身对噪声较为敏感,并且传统梯度算子在梯度方向求取上存在一定的偏差,当图像上存在噪声时,这种差别更为明显,因此这类算法普遍存在定位误差较大等缺陷。利用不同尺度参数下的加权 Gabor 模板作为梯度算子,计算其对边缘和角点在不同方向上的响应。实验发现在大尺度参数下,对于噪声有较好的抑制作用,但是角点定位存在偏差同时也容易将一些真正的角点剔除。而小尺度参数下,定位比较准确,但是容易产生虚假角点。结合这两个特性,提出一种角点提取算法。新算法首先利用小尺度参数下的加权 Gabor 模板计算图像每点的 4 个主要方向的梯度,利用下式计算每点的角点响应

$$Q_{n_{i,j}} = \frac{4.0 \times \sqrt{\sqrt{\lambda_{i,j}^1 \times \lambda_{i,j}^2} \times \sqrt{\lambda_{i,j}^3 \times \lambda_{i,j}^4}}}{\lambda_{i,j}^1 + \lambda_{i,j}^2 + \lambda_{i,j}^3 + \lambda_{i,j}^4 + 1.0} \quad (4)$$

然后选择大尺度参数 Gabor 模板计算  $0^\circ$  和  $90^\circ$  方向的梯度,利用下式剔除部分虚假点。

$$G_{i,j} = \sqrt{g_{i,j}^{(0)} \times g_{i,j}^{(90)} + g_{i,j}^{(90)} \times g_{i,j}^{(0)}} \quad (5)$$

$$G_{max} = \frac{\sum_{i=0}^H \sum_{j=0}^W G_{i,j}}{H \times W} \quad (6)$$

其中,  $H$  为图像高度,  $W$  为图像宽度。

新算法主要分为两个模块:

- (1) 在小尺度参数下对图像进行角点提取;
- (2) 大尺度参数下,剔除前面提取的角点中的虚假点。

### 5.1 小尺度参数下检测角点

(1) 以图像上每一像素点  $(i, j)$  为中心, 取  $N \times N$  大小的窗口, 选取适当的小尺度参数  $(\theta, s_x, s_y, \omega)^T$ , 计算该点的  $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$  与  $135^\circ$  的 Gabor 梯度  $g_{i,j}^{(0)}$ 、 $g_{i,j}^{(45)}$ 、 $g_{i,j}^{(90)}$ 、 $g_{i,j}^{(135)}$ ;

(2) 对于图像上每一点, 利用  $g_{i,j}^{(0)}$ 、 $g_{i,j}^{(45)}$ 、 $g_{i,j}^{(90)}$ 、 $g_{i,j}^{(135)}$  构造  $4 \times 4$  的自相关矩阵, 求取矩阵的特征值  $\lambda_{i,j}^{(1)}$ 、 $\lambda_{i,j}^{(2)}$ 、 $\lambda_{i,j}^{(3)}$ 、 $\lambda_{i,j}^{(4)}$ ;

(3) 按式(4)计算角点响应值, 其中为了防止分母为零而加上 1.0, 用非最大化抑制选取局部  $Qn_{i,j}$  最大的点为角点, 由于选用小尺度参数, 检测出来的角点还存在部分虚假点。

### 5.2 大尺度参数下剔除虚假点

(1) 选取合适的大尺度参数和窗口, 计算图像中每一点  $(i, j)$  的  $0^\circ$  与  $90^\circ$  的加权 Gabor 梯度  $g_{i,j}^{(0)}$ 、 $g_{i,j}^{(90)}$ ;

(2) 按式(5)和式(6), 计算每一点的加权 Gabor 梯度模  $G_{i,j}$  和全局梯度模均值  $G_{mean}$ ;

(3) 以第一模块中检测出来的每个角点为中心, 取  $5 \times 5$  窗口, 计算窗口内梯度模的均值  $G_{i,j}^{mean}$ , 若  $G_{i,j}^{mean}$  和  $G_{mean}$  小于预先指定的阈值, 则认为该点为

虚假点, 加以剔除。

## 6 实验

为了验证本文提出的算法的有效性, 分别对仿真图和自然图像进行了处理, 并与 Harris 算法和 SUSAN 算法的检测结果进行了比较。实验中, 选取的小尺度参数为  $s_x = s_y = 3, \omega = 0.3, \delta = 4.0$ , 大尺度参数为  $s_x = s_y = 18, \omega = 0.9, \delta = 4.0$ 。实验结果表明, 本文算法在角点检测性, 定位准确性以及抗噪性方面比 Harris 算法和 SUSAN 算法有较大提高。

### 6.1 仿真图

#### 6.1.1 无噪声仿真图

从图 5 可以看出, Harris 算法明显遗漏了一些角点, 同时提出了一些虚假角点, 同时定位都存在着较大的偏差。SUSAN 算法遗漏了折线上部分角点, 而且检测出一些边缘点。当调整 SUSAN 算法的阈值时, 虽然可以增加真正角点的提取数量, 但是同时会出现更多的虚假点。本文提出的方法提出了图中所有的角点, 尤其是 L 型角点以及 Y 型角点的提取定位效果不错, 但是在 X 型角点定位还存在一定的偏差。

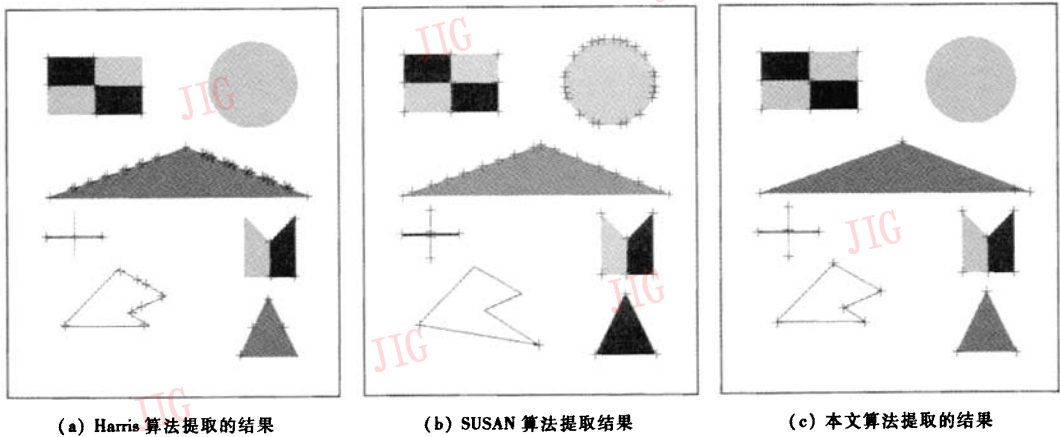


图 5 无噪声实验结果  
Fig. 5 Experiment result without noise

#### 6.1.2 加入方差为 30% 高斯噪声的仿真图

在仿真图像上加入了方差为 30% 的高斯噪声, 从图 6 可以看出, Harris 算子当选择合适的阈值时, 对噪声有一定的抑制作用, 但是存在一定的定位偏差, 而且遗漏了角点; SUSAN 算法得到的结果非常不理想; 本文的算法对噪声有一定的抑制作用, 同时

角点定位也比较准确。

### 6.2 真实图像

用 Harris 算法、SUSAN 算法和本文算法分别对 3 张真实图像进行处理, 结果表明本文算法不仅可以提出图像上角点, 而且定位准确性明显比 Harris 算法和 SUSAN 算法有所提高。

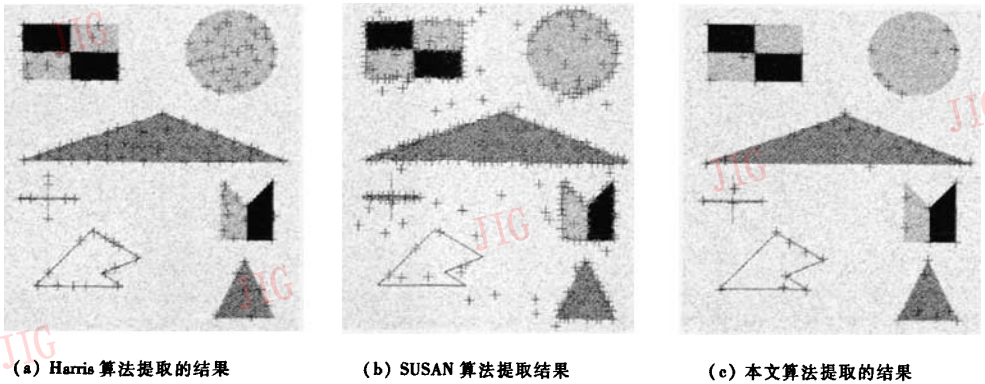


图 6 加入噪声的实验结果 ( $\sigma = 30\%$ )

Fig. 6 Experiment result with gauss noise ( $\sigma = 30\%$ )

### 6.2.1 立方体

从图 7 可以看出, Harris 算法和本文算法提取的结果, 都存在少量虚假点, 但 Harris 算法遗漏了图像右上方立方体上的一个角点, 而且角点定位存在一定的偏差。SUSAN 算法虽然检测出大部分角点, 但是也存在大量的边缘点, 边缘点的多少和阈值直接相关, 在消除边缘点的同时也减少了真正的角点, 而本文算法检测出了所有的角点, 定位较为准确, 虚假点也时最少的。

### 6.2.2 房屋

从图 8 可以看出, Harris 算法遗漏了较多角点,

且定位均有偏差; SUSAN 算法的仍然出现了类似的问题, 而本文算法检测结果优于其他两种算法。

### 6.2.3 实验室

从图 9 可以看出, Harris 算法和遗漏了一些较为明显的角点, 角点定位普遍向角点内部偏移。SUSAN 算法能检测出大部分的真实角点, 角点定位也向角点内部有一定的偏移, 同时存在一些虚假点, 其中大部分虚假点为边缘点。而本文算法的检测出了几乎所有的明显的角点, 虚假点数目较少, 且定位更为准确。

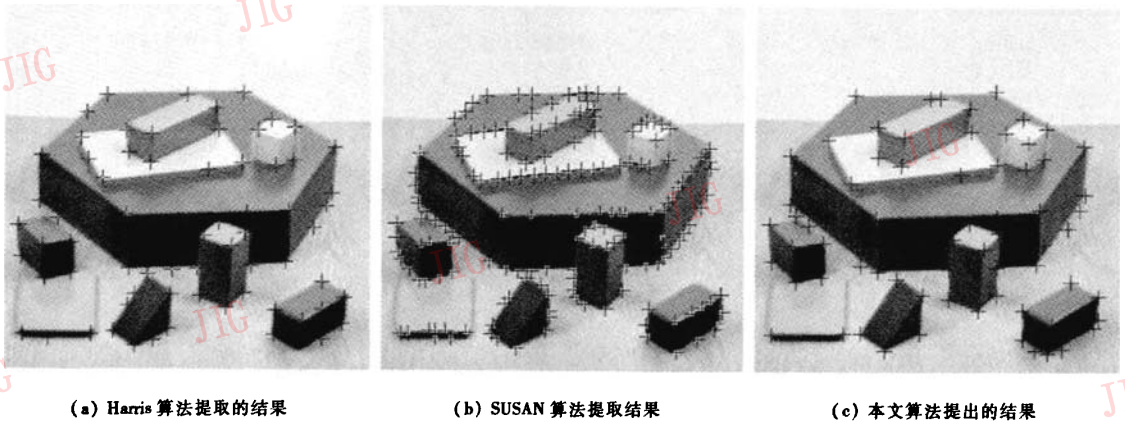


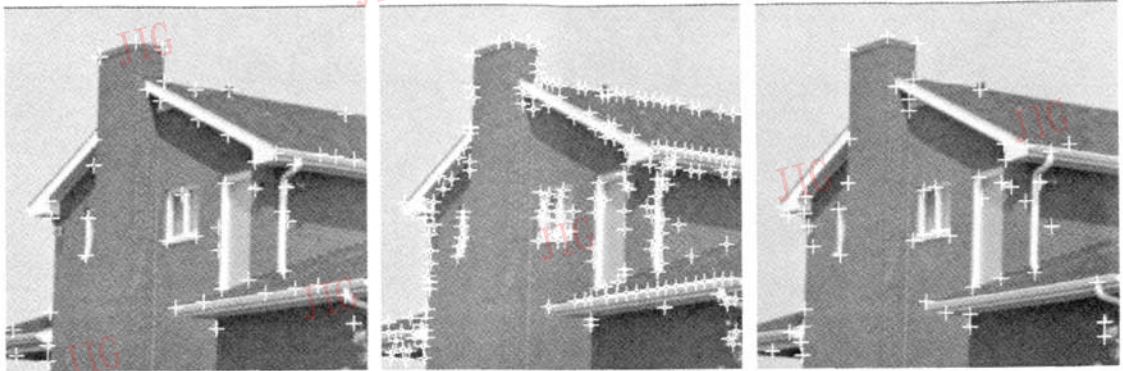
图 7 立方体的实验结果

Fig. 7 Experiment result of cube

## 7 结 论

本文在分析 Gabor 小波的基础上, 提出了一种

的梯度提取算法, 并在此基础上提出了一种新型的基于加权 Gabor 梯度角点检测算法, 并提出了一种剔除虚假点算法。3 种新算法的有机结合形成了一种有效的角点检测算法。实验结果表明, 本文算法



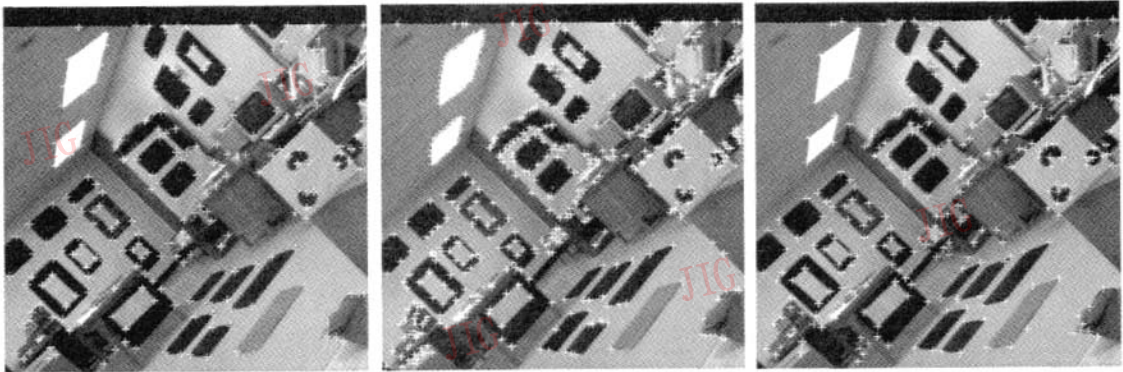
(a) Harris 算法提取的结果

(b) SUSAN 算法提取结果

(c) 本文算法提出的结果

图 8 房子的实验结果

Fig. 8 Experiment result of house



(a) Harris 算法提取的结果

(b) SUSAN 算法提取结果

(c) 本文算法提出的结果

图 9 实验室的实验结果

Fig. 9 Experiment result of lab

比 Harris 算法和 SUSAN 算法在定位精度、噪声抑制等方面有了很大的提高。但由于算法较为复杂, 计算时间上比较长, 下一步工作主要是对新算法进行优化, 提高检测速度, 并减少对 X 型角点的定位误差。

#### 参考文献 (References)

- Rosenfeld A K. Digital Picture Processing [M]. New York: American Press, 1982.
- Asada H, Brady M. The curvature primal sketch [J]. IEEE Transactions on PAMI, 1986, 8(1): 214 ~ 220.
- Langridge D J. Curve encoding and the detection of discontinuities [J]. Computer Vision & Graphic Image Processing Conference, 1982, 20(1): 58 ~ 71.
- Fischler M A, Bolles R C. Perceptual organization and curve partitioning [J]. IEEE Transactions on PAMI, 1986, 8(1): 100 ~ 105.
- Chris Harris, Mike Stephens. A Combined corner and edge detector [A]. In: Proceedings of 4th Alvey Vision Conference [C], Manchester, UK, 1988: 189 ~ 192.
- Zuniga O A, Haralick R M. Corner detection using facet model [A]. In: Proceedings of Conference on Pattern Recognition [C], Washington, DC, USA, 1983: 30 ~ 37.
- Marcelja S. Mathematical description of simple cortical cells [J]. Journal of the Optical Society of America, 1980, 70(1): 1297 ~ 1300.
- Daugman J. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency and orientation Optimized by two-dimensional visual cortical filters [J]. Journal of the Optical Society America, 1985, 2(1): 1160 ~ 1168.
- Smith S M, Brady J M. SUSAN—A new approach to low level image processing [R]. TR95SM S1, Chobham Lane, Chertsey, Surrey UK: Defence Research Agency, 1995.