

## 基于局部方向分布的角点检测及亚像素定位<sup>\*</sup>

王志衡, 吴福朝<sup>+</sup>, 王旭光

(中国科学院自动化研究所, 模式识别国家重点实验室, 北京 100080)

### Corner Detection and Sub-pixel Localization Based on Local Orientation Distribution<sup>\*</sup>

WANG Zhi-Heng, WU Fu-Chao<sup>+</sup>, WANG Xu-Guang

(National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, CAS, Beijing, 100080, China)

+ Corresponding author: E-mail: fcwu@nlpr.ia.ac.cn, <http://nlpr-web.ia.ac.cn/>

**Wang ZH, Wu FC, Wang XG. Corner detection and sub-pixel localization based on local orientation distribution. *Journal of Software*, 2008,19(11):2932–2942. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/2932.htm>**

**Abstract:** Corner detectors widely used in the literature, such as Kitchen & Rosenfeld, Plessey, SUSAN and CSS detector etc, usually perform poor in accuracy of localization. In this paper, a novel algorithm for corner detection and localization is proposed, which is based on local orientation distribution (LOD). The algorithm consists of two steps: The first step is to detect corners by using the absolute corner energy and the relative corner energy. Then, the detected corners are re-located to sub-pixel accuracy by fitting the intersection of orientation lines of support pixels by the least squares technique. Experiments show that, the LOD-based algorithm can not only provides a higher localization accuracy than most popular detectors, but also has a better performance in resisting noise.

**Key words:** corner detection; corner localization; orientation line; local orientation distribution (LOD)

**摘要:** 针对大多数常见角点检测算子(如 Kitchen & Rosenfeld 算子、Plessey 算子、SUSAN 算子和 CSS 算子等)检测出的角点定位不准确问题, 本文提出了一种新的基于局部方向分布的角点检测与定位算法. 该算法主要由两步组成, 首先利用绝对角点能量和相对角点能量进行角点检测, 然后使用最小二乘技术拟合支撑像素方向线的交点得到角点的亚像素位置. 实验结果表明: 相对于常见的角点检测算法, 基于局部方向分布的算法不仅具有更高的定位精度, 同时对噪音也有较强的鲁棒性.

**关键词:** 角点检测; 角点定位; 方向线; 局部方向分布

中图法分类号: TP000 文献标识码: A

长期以来, 角点检测一直是计算机视觉、图像理解以及模式识别中最为基础和经典的课题之一, 在图像匹配、遥感配准、图像拼接、物体识别和三维重建等诸多领域有着重要应用. 图像噪音的存在使常见算法检测出的角点中往往包含虚假角点, 同时也导致部分较弱的真实角点不能够被检测出来. 此外, 为抑制噪音干扰, 常见算法使用高斯滤波而导致角点定位精度不高. 针对这些问题, 大量文献做了深入的研究.

Harris 和 Stephens<sup>[1]</sup>利用图像微分特性, 通过计算图像自相关函数的方法来检测角点(即 Plessey 角点检测

<sup>\*</sup> Supported by the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No. 2006AA01Z116(国家高技术研究发展计划(863)); the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 60575019 (国家自然科学基金)

Received 2007-00-00; Accepted 2007-00-00

算子).基于图像梯度方向度量和虚假角点抑制约束,Zheng 等<sup>[2]</sup>提出了一种改进型的 Plessey 算子.Montesinos<sup>[3]</sup>和 Joost<sup>[4]</sup>将 Harris 的方法推广到彩色图像的角点检测.Kitchen 和 Rosenfeld<sup>[5]</sup>利用边缘上像素梯度方向的变化来检测角点.与其他的检测算子有着完全不同的工作原理,Smith 和 Brady<sup>[6]</sup>通过在局部圆形区域内像素灰度值比较,提出了著名的 SUSAN 算子.

Mokhtarian<sup>[7]</sup>同时利用 Canny 边缘检测技术<sup>[8]</sup>和曲率空间技术<sup>[9]</sup>,通过在边缘上寻找曲率较大的极值点来初始化角点位置,然后使用多尺度跟踪技术确定角点的准确位置,提出了著名的 CSS 角点检测算法(已被 MPEG-7 采用).基于自适应阈值和动态支持区域策略,He 和 Yung<sup>[10]</sup>提出了一种改进型的 CSS 算法.X.H. Zhang<sup>[11]</sup>在深入研究角点在尺度空间的极值性质后,指出利用多个尺度曲率乘积能够有效地进行自适应尺度选择,从而避免了 CSS 算法的多尺度跟踪.B.J. Zhong<sup>[12]</sup>从理论上分析了 CSS 算法直接用于检测平面曲线角点时的性能,指出将尺度空间图像变换到树状图的方法能够提高算法的鲁棒性.

F.Arrebola<sup>[13]</sup>等提出的算法同时利用了曲线多分辨率像素连接技术和轮廓链表编码技术,能够有效检测曲线轮廓上的角点,但该算法不能直接用于灰度图像的角点提取.Y. S. Frank<sup>[14]</sup>改进了一般的形态学运算使其能够直接用于角点检测.B.K. Jang<sup>[15]</sup>建立了形态学尺度空间来检测角点.基于小波变换的角点检测算法<sup>[16,17]</sup>易于进行多尺度分析并具有较高的鲁棒性,但频域变换需要大量计算导致算法效率不高.此外,协方差传播理论<sup>[18]</sup>和支持向量机技术<sup>[19]</sup>也被引入角点检测领域.文献中还提出了许多其他的角点检测方法<sup>[20-24]</sup>.

为比较各种角点检测算法的性能,Mokhtarian<sup>[7]</sup>提出了衡量角点检测算法性能的五条准则:1)真实角点检测能力;2)虚假角点抑制能力;3)角点定位精度;4)噪音鲁棒性;5)计算效率.一些文献<sup>[7,20,21]</sup>通过对常见的检测算子分析比较后指出 Plessey 算子<sup>[1]</sup>、Kitchen & Rosenfeld 算子<sup>[5]</sup>、SUSAN 算子<sup>[6]</sup>和 CSS 算子<sup>[7]</sup>具有最好的角点检测性能.但是,多数文献在进行算法性能比较时没有进行角点定位精度(准则 3)的分析.实际上,由于诸多因素(噪音、滤波平滑效果、角点附近的其他边缘等)的影响,常见的检测算子检测出的角点位置与真实位置之间经常存在偏差.为提高角点定位精度,本文通过引入方向线和局部方向分布的概念,给出了新的角点度量(绝对角点能量和相对角点能量),并提出了一种新型的角点检测定位算子——基于局部方向分布的角点检测定位算法.该算法将角点定位问题转化为直线交点的拟合问题,能够较准确地将角点定位到亚像素精度.实验结果表明:相对于常用的角点检测算法,本文算法具有更高的定位精度.

本文第 1 节引入方向线、局部方向分布、角点能量等概念,并提出基于局部方向分布的角点检测算法.第 2 节给出基于局部方向分布的角点亚像素定位算法.第 3 节是本文算法的概括.第 4 节通过实验比较本文算法和常见算法的性能.第 5 节为结束语.

## 1 基于局部方向分布的角点检测

### 1.1 方向线及局部方向分布

记图像  $I(x, y)$  中的点  $X_i(x_i, y_i)$ ,其梯度向量为  $grad(X_i)=[d_{ix}, d_{iy}]$ , 则经过点  $X_i$  且与其梯度方向垂直的直线可表达为:

$$l_i : d_{ix}x + d_{iy}y - (d_{ix}x_i + d_{iy}y_i) = 0 \tag{1}$$

对  $l_i$  系数向量的  $L^2$  范数进行归一化,可得:

$$l_{oi} : \frac{d_{ix}}{\|l_i\|}x + \frac{d_{iy}}{\|l_i\|}y - \frac{(d_{ix}x_i + d_{iy}y_i)}{\|l_i\|} = 0 \quad (\text{其中 } \|l_i\| = \sqrt{d_{ix}^2 + d_{iy}^2 + (d_{ix}x_i + d_{iy}y_i)^2}) \tag{2}$$

$l_{oi}$  被定义为点  $X_i$  的方向线,它与点  $X_i$  的主要边缘方向一致(如图 1 所示,  $l_{OA}, l_{OB}, l_{OC}$  分别表示点 A,B,C 的方向线).

像素点的结构类型主要由其附近边缘点(梯度较大的点)的分布所决定,但并非所有边缘点都对其结构类型有贡献.如在图 1 中,角点  $P$  主要由  $PA, PB$  上的边缘点组成,边缘点  $C$  对于构成角点  $P$  没有任何贡献.无论点  $P$  是一维边缘点或者多维的角点(包括“L”,“T”,“Y”,“X”四种类型),只有方向线通过点  $P$  的边缘点才对其结构有所

贡献。

对于图像点  $P$ , 考虑其支撑区域  $\Omega$  (以点  $P$  为中心  $R$  为半径的一个圆形区域, 如图 1 所示) 内的边缘点, 方向线通过或非常接近点  $P$  的边缘点称为点  $P$  的支撑像素点, 点  $P$  的所有支撑像素点的方向线在各个方向上的分布称为  $P$  的局部方向分布。局部方向分布的引入使得我们能够有效地区分对点  $P$  结构“有贡献”和“无贡献”的像素点, 从而在进行角点检测定位时能够排除“无贡献”边缘点的干扰, 这是本文的角点检测定位算法具有较高精度的内在原因之一。

1.2 局部方向描述子

为了描述某一点  $P$  的局部方向分布, 下面构造一个  $N$  维向量来统计点  $P$  的支撑区域  $\Omega$  内各个方向上的梯度分布, 该向量称为点  $P$  的局部方向描述子。具体构造过程如下:

(1) 为点  $P$  的支撑区域  $\Omega$  内的像素点  $X_i$  分配权重, 以体现不同的像素点具有不同的重要性。记点  $P$  到  $X_i$  的方向线的距离为  $d_1$ ,  $P$  到  $X_i$  的距离为  $d_2$  (如图 2 所示)。令  $T_s$  是距离阈值, 按以下规则为点  $X_i$  分配权重:

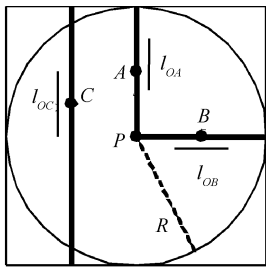


Fig.1 Orientation line

图 1 方向线

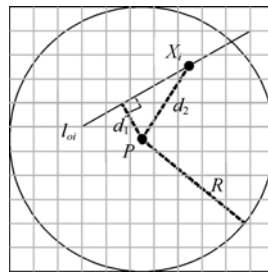


Fig.2 Computing LOD descriptor

图 2 计算局部方向分布描述子

- ① 当  $d_1 > T_s$  时,  $X_i$  不是支撑像素, 因此点  $X_i$  的权重为 0.
- ②  $X_i$  的梯度幅值越大, 对应的权重越大, 即  $X_i$  的权重与其梯度幅值成正比.
- ③  $X_i$  的权重随  $d_1$  的增大而减小, 采用高斯权重函数  $W_o(X_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1}} e^{-\frac{d_1^2}{2\sigma_1^2}}$  来描述. 其中  $\sigma_1 \in [0.5T_s, 0.8T_s]$ .
- ④  $X_i$  的权重随  $d_2$  的增大而减小, 采用高斯权重函数  $W_{p1}(X_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2}} e^{-\frac{d_2^2}{2\sigma_2^2}}$  来描述. 其中  $\sigma_2 \in [0.5R, 0.8R]$ .

综合①②③④,  $X_i$  的权重设置为

$$W_D(X_i) = \begin{cases} 0, & d_1 > T_s \\ W_o(X_i) \cdot W_{p1}(X_i) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} e^{-\left(\frac{d_1^2}{2\sigma_1^2} + \frac{d_2^2}{2\sigma_2^2}\right)} \cdot mag(X_i), & d_1 \leq T_s \end{cases} \quad (3)$$

其中  $mag(X_i)$  表示  $X_i$  的梯度幅值。

(2) 根据  $X_i$  的权重和方向线, 建立点  $P$  的局部方向描述子。将直线的方向区间  $\Delta = [0, 180)$  等分为  $N$  个子区间:  $\Delta_k = [\theta_{k-1}, \theta_k) = \left[ \frac{180(k-1)}{N}, \frac{180k}{N} \right)$ ,  $k = 1, 2, \dots, N$ 。对  $X_i \in \Omega$ , 如果  $X_i$  方向线的方向  $\theta(X_i) \in \Delta_k$ , 则按下述方式定义一个  $N$  维向量  $V(X_i) = [v_0, v_1, \dots, v_{N-1}]$ :

$$v_n = \begin{cases} \frac{\theta_k - \theta}{\delta} W_D(X_i), & n = (k-1) \bmod(N) \\ \frac{\theta - \theta_{k-1}}{\delta} W_D(X_i), & n = k \bmod(N) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (\text{其中 } k \bmod N \text{ 表示 } k \text{ 整除 } N \text{ 所得的余数}) \quad (4)$$

其中  $\delta = |\theta_k - \theta_{k-1}| = \frac{180}{N}$ , 上式中的两个非零分量是  $X_i$  的权重在区间  $\Delta_k$  两个端点方向上的线性插值. 点  $P$  的局部方向描述子由下式计算:

$$H(P) = \sum_{X_i \in \Omega} V(X_i) \tag{5}$$

注:为了提高算法的计算效率,式(3)中两个高斯函数乘积部分可通过查找表技术来实现(使用半径为  $R$  的区域计算描述子时,需要建立大小为  $\pi R^2 \cdot 180$  的查找表).如果不考虑构造查找表的计算时间开销,使用查找表技术,局部方向描述子的计算复杂度相当于进行同样大小的模板卷积运算.实验表明查找表技术能够大大地节省算法的计算时间开销.

### 1.3 角点检测

点  $P$  局部方向描述子  $H(P)$  给出了梯度幅值在各个方向上的加权分布,称描述子的分量  $h_n$  为描述子在方向  $\theta_n$  上的能量.为了分析局部方向描述子所包含的图像局部结构信息,我们定义以下统计量:

- ① 各个方向上的能量总和  $E_T = \sum_{n=0}^{N-1} h_n$  定义为描述子的总边缘能量.总边缘能量是点  $P$  的所有支撑像素点边缘强度的累加.
- ② 在各个方向中,能量最大的方向定义为描述子的主方向,记为  $\theta_M$ .描述子的主方向表示经过点  $P$  的边缘中最主要边缘的方向.
- ③ 在主方向附近的能量累加  $E_M = \sum_{n \in [M-\Delta, M+\Delta]} h_n$  定义为描述子的主边缘能量,其中  $\Delta$  是一个较小的正整数.描述子的主边缘能量表示经过点  $P$  的边缘中最主要边缘的强度.
- ④ 总边缘能量与主边缘能量的差  $E_A = E_T - E_M$  定义为描述子的绝对角点能量.描述子的绝对角点能量表示经过点  $P$  的边缘中除最主要边缘外的其他边缘的强度和.
- ⑤ 绝对角点能量与主边缘能量的比值  $E_R = \frac{E_A}{E_M}$  定义为描述子的相对角点能量.  $E_R$  越小表明点  $P$  越接近一维边缘结构;反之说明点  $P$  附近存在多维结构.

图 3(a1)(b1)分别为不同类型角点的真实图像,(a2)(b2)分别为(a1)(b1)中心点的局部方向描述子,(a3)(b3)分别是对(a2)(b2)进行局部累加的结果,(a4)(b4)为角点能量图.显然,对于一维边缘上的点(图(a1)),由于其周围支撑像素点的方向线趋向一致,描述子的边缘能量集中分布在主方向附近(图(a2)),因而绝对角点能量(图(a4))和相对角点能量都很小.对于多维结构的角点(图(b1)),描述子的能量集中分布在多个方向附近(图(b2)),因此有着较大的绝对角点能量(图(b4))和相对角点能量.

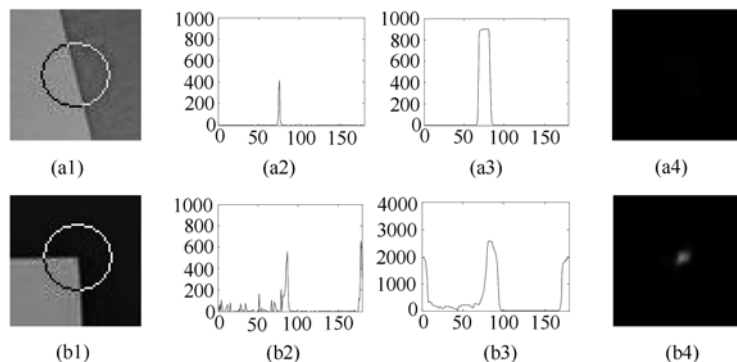


Fig.3 LOD descriptors and Corner energy: (a1)(b1) Corner images of different types; (a2)(b2) LOD descriptors for the centers of (a1) and (b1); (a3)(b3) local accumulative results of (a2) and (b2); (a4)(b4) Absolute corner energy images of (a1) and (b1)

图 3 局部方向描述子与绝对角点能量: (a1)(b1)分别为不同类型的真实图像;(a2)(b2)分别表示(a1)(b1)中心处的局部方向描述子;(a3)(b3)为(a2)(b2)进行局部累加的结果;(a4)(b4)分别为图(a1)(b1)的绝对角点能量图

绝对角点能量  $E_A$  和相对角点能量  $E_R$  有效地揭示了描述子中包含的图像角点结构信息(图 4 给出了不同类型的角点的绝对角点能量分布图),因而可以用来进行角点检测.在本文中,我们定义图像的绝对角点能量  $E_A$  的局部极大点为图像的角点.在实际检测中,为了得到稳定的角点和控制角点数目,通常还使用下述约束:绝对角点能量  $E_A$  大于某个阈值,同时相对角点能量  $E_R$  也大于某个阈值.

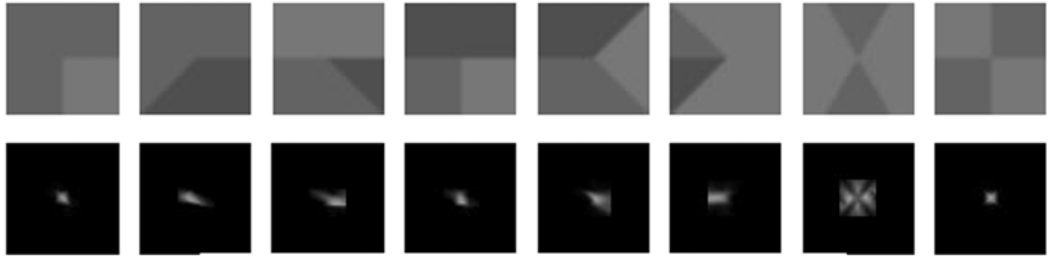


Fig.4 Absolute corner energy of corners with different types

图 4 不同类型角点的绝对角点能量

## 2 基于局部方向分布的角点定位

### 2.1 角点定位的基本原理

四种常见类型(“L”,“T”,“Y”,“X”)的角点均可建模为两条或多条具有不同方向的直线的交点<sup>[20,21]</sup>.在本文中,这些构成角点的直线被定义为角点的支撑线,以角点为中心的圆形区域称为角点的支撑区域,支撑区域内支撑线上的像素被定义为角点的支撑像素.基于该角点模型,角点的定位问题可以简化为支撑线交点的拟合问题.如图 5 所示,“L 型”角点  $P$ ,  $L_1$ ,  $L_2$  为其两条支撑线,黑色圆点表示其支撑像素.在理想情况下,对于位于角点  $P$  支撑线上的支撑像素  $X_i$ ,其方向线  $l_{oi}$  与角点  $P$  的一条支撑线方向一致,即  $l_{oi}P^T = 0$ .

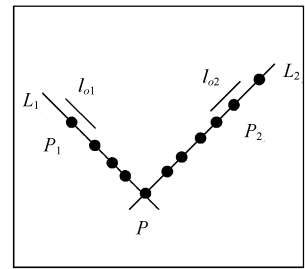


Fig.5 Corner model

图 5 角点模型

假设点  $P$  共有  $K$  个支撑像素,由式(2)可得到角点  $P$  的  $K$  个线性约束: $l_{o1}P^T = 0, \dots, l_{oi}P^T = 0, \dots, l_{oK}P^T = 0$ .考虑到不同的支撑像素应具有不同的重要性,对各约束进行加权(权重函数  $W_L(X_i)$  在 3.4 节给出),并整理成矩阵形式:

$$AP = 0 \tag{6}$$

$$\text{其中 } A = \begin{bmatrix} \frac{d_{1x}}{m(X_1)} & \frac{d_{1y}}{m(X_1)} & -\frac{d_{1x}x_1 + d_{1y}y_1}{m(X_1)} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{d_{ix}}{m(X_i)} & \frac{d_{iy}}{m(X_i)} & -\frac{d_{ix}x_i + d_{iy}y_i}{m(X_i)} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{d_{Kx}}{m(X_K)} & \frac{d_{Ky}}{m(X_K)} & -\frac{d_{Kx}x_K + d_{Ky}y_K}{m(X_K)} \end{bmatrix}, P = [x, y, 1]^T \text{ 表示角点 } P \text{ 的齐次坐标, } m(X_i) = \frac{\|l_i\|}{W_L(X_i)}. \text{ 利用最小}$$

线性二乘技术求解方程(6),即可获得角点的精确位置.

### 2.2 确定支撑像素

在利用方程(6)拟合角点  $P$  的位置之前,必须首先确定角点  $P$  的支撑像素.根据支撑像素的定义,点  $X_i$  为  $P$

的支撑像素应满足下列3个条件:①点  $X_i$  在  $P$  的支撑区域内;②点  $X_i$  为边缘点(梯度幅值较大),这就需要进行图像二值化;③点  $P$  到  $X_i$  方向线的距离小于一定的阈值。

文献中已提出许多二值化方法,本文采用 Niblack<sup>[25]</sup>的自适应二值化算法(Wolf<sup>[26]</sup>认为它是最好的二值化算法),该算法利用局部均值和标准差自动地为某一位置选取合适的二值化阈值:

$$T = mean + k \cdot std \tag{7}$$

其中  $mean, std$  分别为该位置局部区域内梯度幅值的均值和标准差,  $k$  为常数(一般取 0.2~0.3)。

当某一局部区域变化过于平缓或者包含的边缘点过多时,直接采用阈值(7)进行二值化所得的边缘点容易过少或者过多.为克服这个问题,本文取另外两个阈值  $T_l, T_h$  来限定二值化后所得的边缘点占总像素数的比例(一般  $T_l$  取 25~30%,  $T_h$  取 10~15%).因此,最终的局部二值化阈值为:

$$T_{bi} = \min(\max(T, T_l), T_h) \tag{8}$$

### 2.3 权重 $W_{L1}(X_i)$

权值函数  $W_L(X_i)$  和  $W_D(X_i)$  (见式(3))类似.但考虑到距离角点太近的像素点的梯度方向不太稳定,为了减小它们对拟合角点位置时所产生的不稳定性,应分配较小的权重.因此,支撑像素点  $X_i$  到角点初始检测位置的距离  $d_2$  的加权不再使用函数  $W_{p1}(X_i)$ ,而使用文献<sup>[22,23]</sup>中使用的权重函数:

$$W_{p2}(X_i) = d_2 e^{-\frac{d_2^2}{2\sigma^2}} \tag{9}$$

它的形状如图 6 所示,显然该函数在中心附近具有较小的函数值.综上所述,可得到一个初始的权值函数  $W_{L1}(X_i)$ :

$$W_{L1}(X_i) = W_o(X_i) \cdot W_{p2}(X_i) \cdot mag(X_i) \tag{10}$$

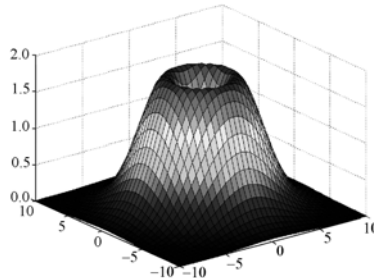


Fig.6 Weighting function  $W_{p2}$

图 6 权重函数  $W_{p2}$

### 2.4 梯度均衡与权重 $W_{L1}(X_i)$

图 7(a)是一幅模拟角点图像,(b)为其梯度幅值图,由于构成角点的两条边缘的对比度较大,低梯度边缘上的像素相对于高梯度边缘上的像素在角点拟合中的作用很小,导致角点的亚像素拟合位置很不稳定.为克服这种由对比度引起的不稳定问题,我们引入一个平滑函数来进行梯度均衡以调节构成角点的边缘对比度(其形状如图 8 所示):

$$f(x) = \alpha - (\alpha - 1)e^{\beta(1-x)} \quad (\alpha > 1, \beta > 0) \tag{11}$$

记  $\{X_s\}$  为角点的所有支撑像素,首先对  $\{mag(X_s)\}$  的均值归一化,然后利用  $f(x)$  进行均衡,均衡后的梯度幅值为

$$mag'(X_i) = \alpha - (\alpha - 1)e^{\beta\left(1 - \frac{mag(X_i)}{\text{mean}\{mag\{X_s\}\}}\right)} \tag{12}$$

其中  $\alpha$  为边缘最大对比度控制参数(一般可取 1.5~2.0),  $\beta$  为常数。

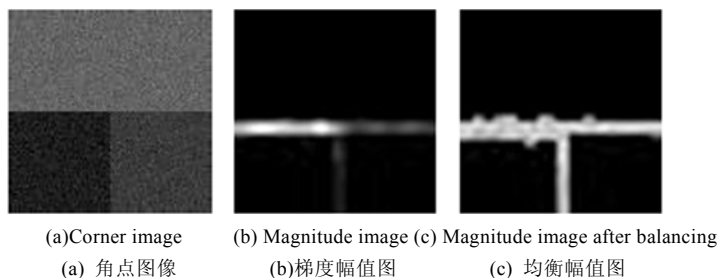
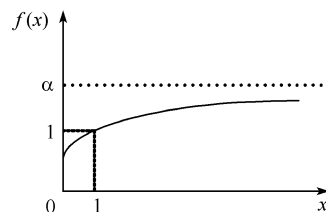


Fig.7 Magnitude balancing

图7 梯度均衡

Fig.8 The shape of  $f(x)$ 图8  $f(x)$ 的形状

通过利用式(12)对梯度进行均衡,所有像素的梯度被限定为不超过均值的  $\alpha$  倍,从而有效地解决了高对比度边缘构成的角点位置拟合的不稳定问题(图 7(b)(c)为图像(a)在进行均衡处理前后对比).梯度均衡后,加权函数  $W_L(X_i)$  的形式为(利用  $mag'(X_i)$  代替式(10)中的  $mag(X_i)$ ):

$$W_L(X_i) = W_O(X_i) \cdot W_{p2}(X_i) \cdot mag'(X_i) \quad (13)$$

## 2.5 虚假角点识别

如果初始检测角点为虚假角点(附近只有一维结构存在),则“角点”的支撑像素定义的方向线将会趋向一致,方程(6)中的矩阵A的任意两行近似线性相关,导致其解很不稳定,导致求解方程(6)所得的角点位置与角点的初始检测位置的偏差很大,而对于真实角点这种偏差一般都很小,因此这种偏差为虚假角点的检测提供了一种有效的手段.实验表明利用角点的拟合位置与初始检测位置的偏差大小来进行虚假角点识别是十分有效的.

## 3 算法概述

综合 2、3 节的讨论,基于局部方向分布的角点检测与定位算法可概述如下:

角点检测:

- ① 计算图像各点处的梯度,方向线.
- ② 利用查找表技术计算各点的局部方向描述子.
- ③ 计算各点描述子的绝对角点能量  $E_A$  和相对角点能量  $E_C$ .
- ④ 利用  $E_A$  和  $E_C$  进行角点检测.

角点定位:

- ⑤ 进行局部二值化并计算角点的支撑像素.
- ⑥ 根据式(13)为角点的各支撑像素分配权重.
- ⑦ 利用最小二乘技术求解方程(6)获得角点的精确位置.
- ⑧ 通过角点的拟合位置和初始检测位置的偏差来进行虚假角点识别.

## 4 实验

实验目的是通过与常用角点检测算法(Plessey 算子<sup>[1]</sup>、Kitchen & Rosenfeld 算子<sup>[5]</sup>、SUSAN 算子<sup>[6]</sup>、CSS 算子<sup>[7]</sup>)进行对比,检验本文提出的角点检测与定位算法(LOD)的性能(包括角点检测和定位精度两方面).实验由 3 部分组成:5.1 部分在真实图像上对比各算法在角点检测方面的性能;5.2 部分利用模拟图像比较各算法的角点定位精度;5.3 通过三维重建的方法在真实图像上间接比较各算法的角点定位精度.

由于本文提出的基于局部方向分布的算法和四种角点检测算法都有一些参数需要调整,不同的参数选择可能会导致不同的试验对比结果,为保证实验的可靠性,必须合理地进行参数选择.同<sup>[7,20,21]</sup>类似,实验 5.1 选取使算法结果达到最好(采用<sup>[7]</sup>中提出的标准 1 和 2)的参数.实验 5.2 和 5.3 在保证实验图像中的目标角点都能够成功检测出来的前提下,对比各算法的最好结果.

需要特别指出的是,实验表明,本文提出的 LOD 算法,对 3 个加权参数和梯度均衡参数的选取均不太敏感,窗口大小的选择对角点检测有一定的影响.因此应用时应根据图像的条件选取适当的窗口大小(本文实验中,5.1 部分和 5.3 部分窗口半径为 15,实验 5.2 部分窗口半径大小为 12).

4.1 角点检测

图 8 是在角点检测算法的比较中被广泛使用的真实图像<sup>[7,20,21]</sup>,其中(a)(b)(c)(d)是由 Mokhtarian<sup>[7]</sup>提供的实验结果,(e)是 LOD 算法的结果.可以看出,在真实角点检测和虚假角点抑制方面,在四个常用的角点检测算子中,CSS 算子表现出最好的性能,本文算法具有和 CSS 相当的角点检测性能.在角点定位方面,四种检测算子检测出的角点中许多明显偏离了真实位置,而 LOD 算法提供的角点位置较为准确.

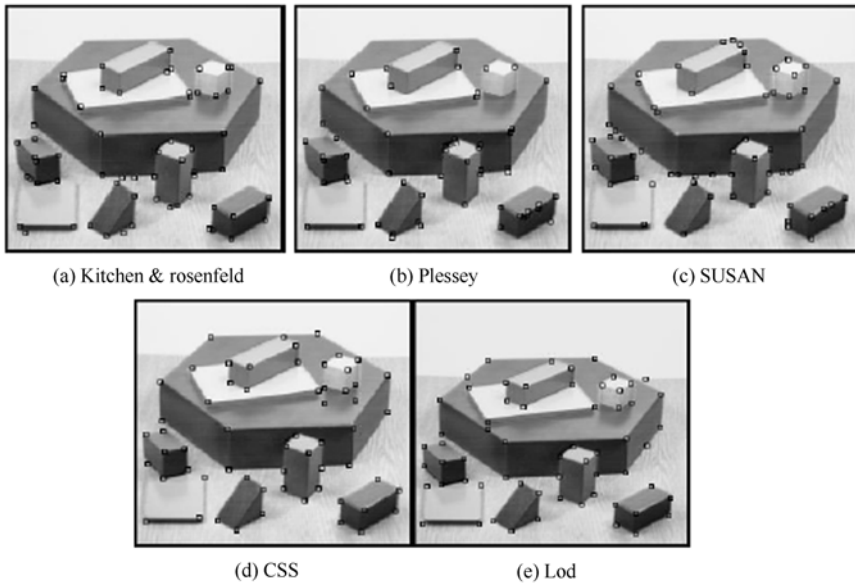


Fig.9 Corner detection and locating results of different methods on a real image

图 9 真实图像上不同算法角点检测定位结果

4.2 角点定位精度比较 (模拟图像)

本节主要是在模拟图像上的实验来比较各种算法的角点定位误差,使用模拟图像原因是我们知道目标角点的真实位置,从而能够直接测量定位误差.图 9 是实验中所使用的 24 幅模拟图像集,包含了各种类型的角点,第一至四行分别为“L”,“T”,“Y”和“X”类型的角点图像,每种类型均由 6 个不同角度的角点图像.角点图像的大小为 100×100,图像中像素灰度值分别为 120(较亮),100(灰色),80(较暗).在实验过程中,首先对图像进行高斯模糊(尺度大小为 0.5)以模拟图像获取时的模糊效果,然后加入不同水平的高斯噪音来测试各算法的鲁棒性,同一噪音水平进行 20 次独立实验.角点的定位误差被定义为 24 个目标角点检测位置的绝对误差均值.

图 10 是 4 种常用检测算法和 LOD 算法的定位误差对比图.在 4 种常用 4 个角点检测算法中,CSS 检测算法在角点定位精度和鲁棒性两方面均有最为出色的表现,而 SUSAN 算子在噪音较大时定位精度较差.相对于常用 4 个检测算子,LOD 算法不但具有最高的定位精度,而且也具有最强的鲁棒性.



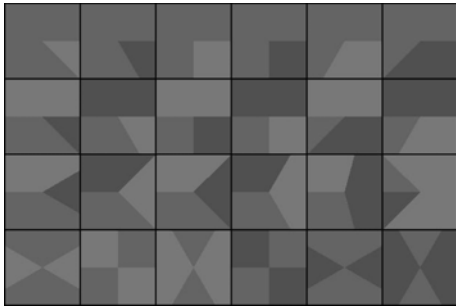


Fig.10 Image set for simulative experiment  
图 10 模拟图像集

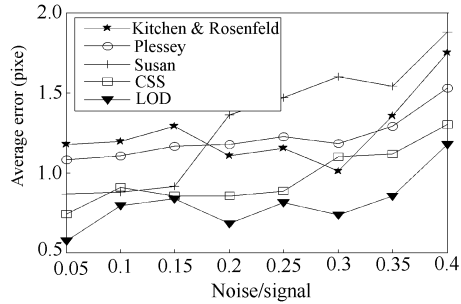


Fig.11 Corner locating error contrast  
图 11 角点定位误差对比

4.3 角点定位精度比较(真实图像)

由立体视觉的知识<sup>[27]</sup>可知,在摄像机标定的前提下,通过三维点在两幅不同视角图像上的像点,可以重建该点的三维空间坐标.三维重建误差主要是由像点定位误差和摄像机标定误差造成的,忽略摄像机标定误差(基于三维标定物的标定方法具有很高的标定精度<sup>[27]</sup>),可以认为重建误差主要来自像点的定位误差.因此,可以使用三维重建误差来间接评估各算法的角点定位精度.记三维空间中两个角点之间距离的测量值为  $length_{GT}$ ,利用角点检测算法检测图像角点并进行三维重建所得到的距离为  $length_{recovery}$ ,我们使用下述误差来间接评估各算法的角点定位误差

$$error = \frac{abs(length_{recovery} - length_{GT})}{length_{GT}}$$

图 11 是实验中使用的同一场景两幅图像(图像大小为  $2048 \times 1536$ ),该场景由若干积木块和一个三维标定块组成,其中积木提供了各种类型的角点,三维标定块用于摄像机标定.在标定块的三个可见面上分别手工选取 12 个点,采用 DLT 方法<sup>[27]</sup>标定摄像机.积木上的 19 条线段的端点被选择为目标角点,应用各种检测算法确定目标角点的二维图像坐标,再应用上面的投影矩阵重建三维空间点.

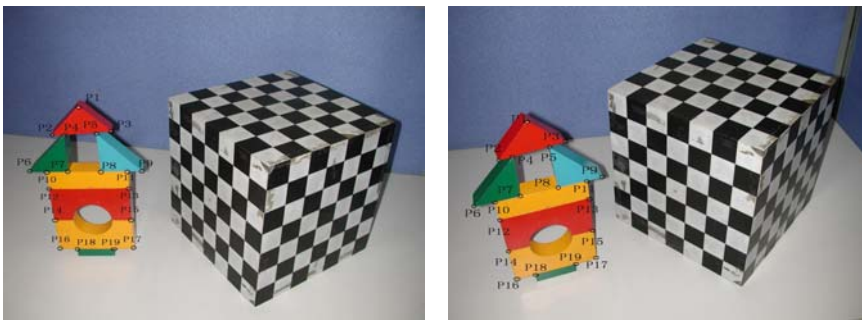


Fig.12 Two images of the same scene in different views  
图 12 同一场景不同角度拍摄的两幅图像

表 1 给出了各种算法重建误差.通过对比可以看出,在四个常用的角点检测算子中,Plessey 和 CSS 算子具有相当的定位精度,优于 Kitchen & Rosenfeld 算子和 SUSUAN 算子.相对于四个常用的角点检测算子,LOD 算子具有更高的定位精度.

**Table 1** Contrast of 3D reconstruction errors

**表 1** 三维重建误差比较

Line	GT (%)	K&R (%)	Pley (%)	SUS (%)	CSS (%)	LOD (%)	Line	GT (%)	K&R (%)	Pley (%)	SUS (%)	CSS (%)	LOD (%)
P1P2	70	13.64	7.90	7.28	6.86	4.20	P10P12	35	6.37	8.13	14.07	5.40	6.23
P1P3	70	6.73	8.06	7.58	3.97	4.28	P11P13	35	5.26	7.90	4.93	15.44	2.29
P2P3	99	6.51	4.67	5.82	3.53	3.62	P12P13	140	4.08	3.32	5.26	3.17	3.41
P4P6	99	8.96	5.58	5.05	8.89	5.72	P12P14	68	5.37	8.09	8.30	9.24	8.81
P4P7	70	9.57	6.40	4.73	9.00	2.24	P13P15	68	8.68	4.55	7.43	0.99	0.92
P6P7	70	12.64	9.55	8.84	9.21	4.65	P14P16	68	10.71	4.60	4.10	11.7	4.71
P5P9	99	0.81	2.27	7.26	0.34	0.19	P15P17	68	1.71	6.11	12.6	6.46	5.54
P5P8	70	2.14	1.25	3.60	0.63	1.32	P16P17	140	4.48	4.59	4.21	1.94	4.86
P8P9	70	1.99	0.73	1.76	0.48	0.82	P18P19	70	2.49	4.03	2.69	4.15	4.12
P10P11	140	5.42	3.09	3.85	3.44	3.17	Mean	<b>0</b>	<b>0.19</b>	<b>5.33</b>	<b>6.28</b>	<b>5.52</b>	<b>3.7</b>

**4.4 实验结论**

1) 检测性能与定位精度.本文提出 LOD 算法,在角点检测和抑制噪音两方面与目前最好的 CSS 算法的性能相当,但在定位精度方面明显优于 CSS 算法.

2) 适用范围.在对角点定位精度要求很高的领域,如摄像机标定、三维重建、视觉场景测量等,LOD 算法具有重要的应用价值.

**5 结束语**

本文通过引入局部方向分布、角点能量等概念,提出一种新的基于局部方向分布的角点检测和亚像素定位算法.相对于常见的角点检测算法,该算法在角点定位精度方面具有更加优越的性能.本文的主要贡献在于:①引入了方向线、局部方向分布、绝对角点能量、相对角点能量等来分析图像角点的局部结构;②基于新的角点度量,提出了一种新的简单有效的角点检测算法;③通过对角点支撑像素的方向线进行拟合,巧妙地将角点准确地定位至亚像素精度,这在精度要求较高的场合有重要意义.

**References:**

[1] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. In: Proc. of the 4th Alvey Vision Conf. 1988.

[2] Zheng ZQ, Wang H, Teoh EK. Analysis of gray level corner detection. Pattern Recognition Letters, 1999,20(2):149-162.

[3] Montesinos P, Gouet V, Deriche R. Differential invariants for color images. In: Proc. of the 14th Int'l Conf. on Pattern Recognition. 1998.

[4] van de Weijer J, Gevers T, Bagdanov AD. Boosting color saliency in image feature detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(1):150-156.

[5] Kitchen L, Rosenfeld A. Gray level corner detector. Pattern Recognition Letters, 1982,3(1):95-102.

[6] Smith SM, Brady JM. SUSAN-A new approach to low level image processing. Int'l Journal of Computer Vision, 1997,23(1):45-78.

[7] Mokhtarian F, Suomela R. Robust image corner detection through curvature scale space. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998,20(12):1376-1381.

[8] Canny J. A Computational approach to edge detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986,8(6): 679-698.

[9] Mokhtarian F, Mackworth AK. A theory of multiscale curvature-based shape representation for planar curves. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992,14(8):789-805.

- [10] He XC, Yung NHC. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support. In: Proc. of the 17th Int'l Conf. on Pattern Recognition, Vol.2. 2004. 791–794.
- [11] Zhang XH, Lei M, Yang D, Wang YZ, Ma LT. Multi-Scale curvature product for robust image corner detection in curvature scale space. Pattern Recognition Letters, 2007,28(5):545–554.
- [12] Zhong BJ, Liao WH. Direct curvature scale space: theory and corner detection. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007,29(3):508–512.
- [13] Arrebola F, Sandoval F. Corner detection and curve segmentation by multi-resolution chain-code linking. Pattern Recognition, 2005, 38(10):1596–1614.
- [14] Jang BK, Chin RT. Morphological scale space for 2D shape smoothing. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Image Processing, Vol.2. 1994. 111–115.
- [15] Shih FY, Chuang CF, Gaddipati V. A modified regulated morphological corner detector. Pattern Recognition Letters, 2005,26(7): 931–937.
- [16] Gao XT, Sattar F, Venkateswarlu R. Multiscale corner detection of gray level images based on log-Gabor wavelet transform. In: Proc. of the Int'l Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol.1. 2007. 1253–1256.
- [17] Gao XT, Sattar F, Quddus A, Venkateswarlu R. Multiscale contour corner detection based on local natural scale and wavelet transform. Image and Vision Computing, 2007,25(6):890–898.
- [18] Ji Q, Haralick RM. Breakpoint detection using covariance propagation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998,20(8):845–851.
- [19] Banerjee M, Kundu MK, Mitra P. Corner detection using support vector machines. In: Proc. of the Int'l Conf. on Pattern Recognition. 2004.
- [20] Kang SK, Choung YC, Park JA. Image corner detection using Hough transform. In: Proc. of Iberian Conf. on Pattern Recognition and Image Analysis. 2005. 279–286.
- [21] Shen F, Wang H. Corner detection based on modified Hough transform. Pattern Recognition Letters, 2002,23(8):1039–1049.
- [22] Käthe U. Integrated edge and junction detection with the boundary tensor. In: Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision. 2003.
- [23] Ruzon MA, Tomasi C. Edge, junction, and corner detection using color distributions. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001,23(11):1281–1295.
- [24] Masooda A, Sarfraz M. Corner detection by sliding rectangles along planar curves. Computers & Graphics, 2007,31:440–448.
- [25] Chen XR, Yuille AL. Detecting and reading text in natural scenes. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 2004. 366–376.
- [26] Wolf C, Jolion JM. Extraction and recognition of artificial text in multimedia documents. Pattern Analysis & Applications, 2003, 6(4):309–326.
- [27] Hartley R, Zisserman A. A Multiple View Geometry in Computer Vision. 2nd ed., Canberra: Cambridge University Press, 2000.



王志衡(1983—),男,河南新郑人,博士生,主要研究领域为图像内容理解和特征提取。



吴福朝(1957—),男,研究员,博士生导师,主要研究领域为计算机视觉,图像处理,人工智能。



王旭光(1980—),男,博士生,主要研究领域为图像特征提取和匹配。