

# 利用非线性滤波进行多尺度拐角检测<sup>\*</sup>

陆军, 王润生

(国防科学技术大学 ATR 国防科技重点实验室, 湖南 长沙 410073)

E-mail: lujun@nudt.edu.cn

http://www.nudt.edu.cn

**摘要:** 对灰度图进行一般线性和非线性平滑会极大地模糊拐角,使得多尺度方法难以用于拐角检测.由于非线性多尺度 CB(contour-based)形态滤波算子具有很好的拐角保持特性,而且能使拐角满足单调性,即当尺度增大时拐角数不增加.用 CB 形态滤波器对灰度图进行滤波,构成 CB 形态学尺度空间,以实现拐角的多尺度检测.理论分析和实验结果证明了这种分析方法的有效性.

**关键词:** 非线性尺度空间;拐角;形态滤波

**中图法分类号:** TP391 **文献标识码:** A

拐角是重要的二维图像特征,它在双目匹配、三维解释、运动估计等计算机视觉领域应用广泛.比如,对于室内景物图像的双目匹配,经典的匹配算法是利用边缘作为特征进行匹配,但是靠近拐角处边缘容易丢失,这是边缘匹配产生错误的主要来源;由于室内景物图像主要由地板、窗等多边形构成,含有很多拐角,如果利用拐角来作为特征进行匹配,将是非常有效的.可见,拐角检测是早期视觉中的重要研究内容之一.

但是,拐角检测也是一个较难的问题,噪声和不必要细节的存在很大程度上干扰了经典拐角检测算法的性能.经典拐角算法主要分为以下两类:第 1 类是先抽取图像边缘形成黑白轮廓图,并找出具有较大曲率的边缘点作为拐角点<sup>[1,2]</sup>.这类算法依赖于边缘提取算法的性能,但是噪声会使检测到的边缘断裂,而且在拐角处问题更为严重.因此,本文不讨论这类方法,本文重点讨论第 2 类方法,这类方法直接在灰度图上进行,通过计算拐角测度 Cornerness 来检测拐角.由于拐角被定义在由一条高曲率边界分开的两个均一区域的交线上,所以对于图像  $f$ ,拐角测度 Cornerness 一般定义为梯度幅度  $\sqrt{f_x^2 + f_y^2}$  和梯度方向改变的乘积,最后由门限化得到拐角.此类方法中著名的 3 种等价方法见文献[3],其中最经典的是 Kitchen 和 Rosenfeld 方法<sup>[4]</sup>,该方法定义拐角测度为

$$\text{Cornerness} = \frac{f_{xx} \cdot f_y^2 + f_{yy} \cdot f_x^2 - 2 \cdot f_x \cdot f_y \cdot f_{xy}}{f_x^2 + f_y^2}, \quad (1)$$

其中  $f_x, f_y$  分别是  $f$  在  $x$  方向和  $y$  方向的一阶导数;  $f_{xx}, f_{yy}, f_{xy}$  为  $f$  的二阶导数.

尽管第 2 类方法是检测拐角的主流方法,但它也存在一些缺点.其中最主要的缺点是检测的虚警概率大,显著的拐角掩盖在大量的虚警中,影响实际应用.如何将显著的拐角与不显著的拐角区分开来,或者说如何来度量拐角的显著性,这正是本文要探讨的问题.为了克服传统单尺度方法所存在的问题,我们考虑应该用多尺度的方法来检测拐角.在证明多尺度 CB(contour-based)形态滤波可使拐角满足单调性定理的基础上,我们认为多尺度 CB 形态滤波能构成 CB 形态尺度空间.通

\* 收稿日期: 1999-12-06; 修改日期: 2000-02-18

作者简介: 陆军(1970-),男,湖北仙桃人,博士,讲师,主要研究领域为图像理解;王润生(1941-),男,江苏扬州人,教授,博士生导师,主要研究领域为图像分析理解与信息.

过分析拐角在CB形态尺度空间的尺度特性,本文提出了一种构建层次状拐角的方法.首先分析并对比了几种多尺度滤波方法对拐角的影响,说明CB形态滤波有保持拐角的特性.第1节讨论CB形态滤波满足因果性定理的证明.第2节分析拐角的尺度特性.第3节给出了构建层次状拐角的具体办法.最后为实验结果及总结.

## 1 多尺度滤波对拐角的影响

对拐角进行多尺度分析,首先要讨论多尺度滤波对拐角的影响.多尺度滤波一般分为线性尺度滤波和非线性尺度滤波.在线性滤波中,高斯滤波器是唯一满足因果特性的多尺度滤波器,但是高斯滤波器存在一个缺陷:即模糊了图像中的重要细节并导致轮廓变形.例如,平滑会影响目标边缘的形状和定位,特别是对于拐角这种图像事件,很小量的平滑就会把它模糊掉.因此,利用多尺度线性滤波来分析拐角并不太恰当.为克服多尺度线性滤波所存在的缺陷,人们一致努力寻找性能更优的多尺度非线性滤波器.比较著名的多尺度非线性滤波方法有两类,一类是基于各向异性的热扩散方程,如Perona-Malik方法<sup>[6]</sup>等;另一类基于数学形态学,如形态开滤波<sup>[6]</sup>和CB形态滤波<sup>[7]</sup>等.

Perona-Malik方法基于以下的热扩散方程:

$$\frac{\partial I_t}{\partial t} = \nabla \cdot (c \nabla I_t). \quad (2)$$

其中 $c$ 为导热系数,并取 $c$ 为梯度幅度的降函数:

$$c(x, t) = g(\|\nabla I_t(x, t)\|) = e^{-\left(\frac{\|\nabla I_t\|^2}{k^2}\right)}, \quad (3)$$

这里, $k$ 是决定梯度显著度的自由参数.该方法具有保持显著边缘的特点.

数学形态学是以形态为基础对图像进行分析的数学工具.其基本思想是用具有一定形态的结构元素去度量和提取图像中的对应形状,以达到对图像分析和识别的目的,而且它具有天然的并行实现结构.结构函数 $B$ 对灰度图像 $f$ 的形态开运算定义为

$$f \circ B = (f \ominus B) \oplus B. \quad (4)$$

其中 $(f \ominus B)(x) = \inf_{y \in \text{support}(B)} \{f(x+y) - B(y)\}$ 为 $B$ 对 $f$ 的形态腐蚀, $(f \oplus B)(x) = \sup_{-y \in \text{support}(B)} \{f(x+y) - B(-y)\}$ 为 $B$ 对 $f$ 的形态膨胀.采用尺度渐增的结构函数 $B$ ,就可以达到对图像多尺度滤波的目的.

CB形态学是一种的新的形态滤波方法.给定一个多尺度结构元素列 $S = \{B_0, B_1, \dots, B_N\}$ ,其中 $B_0 = \{0\}$ ,则基于 $S$ 的 $m$ 尺度闭 $n$ 尺度开的CB形态学滤波算子定义为

$$H_{m,n} = C_m^* O_n^* = O_n^* C_m^*. \quad (5)$$

其中 $C_m^* = \min_{0 \leq i \leq m} ((f \oplus B_i) \ominus B_i)$  ( $m=0, 1, 2, \dots, N$ )为基于 $S$ 的 $m$ 尺度闭, $O_n^* = \max_{0 \leq i \leq n} ((f \ominus B_i) \oplus B_i)$  ( $n=0, 1, 2, \dots, N$ )为基于 $S$ 的 $n$ 尺度开.这里, $\partial B$ 为结构函数 $B$ 的边界.

为了分析上述各种滤波器对拐角的作用,我们可以做如下的实验:对一个人工合成的灰度图(如图1所示),查看高斯滤波器及3种非线性滤波器对拐角的影响.

从图1可以看出,旋转对称的高斯核平滑会导致边缘和拐角的模糊.图2表明,Perona-Malik滤波方法尽管可以保持边缘,但拐角却不能被很好地保持,很小的尺度变化就会使拐角模糊.图3给出了形态开滤波对拐角的影响.形态开滤波也存在使拐角变异的问题,而且这种变异随着结构函数的不同而不同,如果采用方形结构函数,有时一个拐角被变异成多个拐角;如果采用球形结构函数,拐角会被圆孤化.上述这些多尺度方法存在同样的问题:当尺度很小时,拐角就会被模糊或改

变. 这说明在这些多尺度平滑中, 拐角是一种精细结构, 它只能在一个非常小的尺度范围内存在, 利用这些多尺度方法不会给拐角检测问题带来很大的好处. 只有 CB 形态滤波能在去除噪声和不必要细节的情况下完全保持拐角轮廓, 这可从图 4 中看出. 所以, 我们选用 CB 形态滤波来对拐角进行多尺度分析.

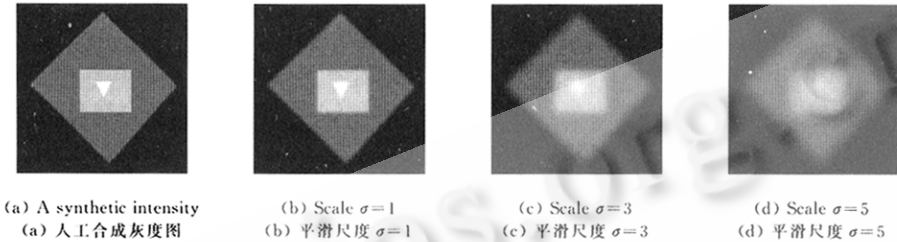


Fig. 1 Evolution of corners in linear scale space  
图 1 拐角在线性尺度空间中变化

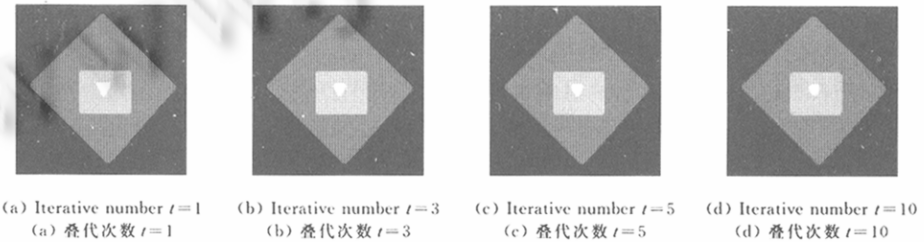


Fig. 2 The influence of Perona-Malik nonlinear filter on corners ( $k=10$ )  
图 2 Perona-Malik 非线性滤波对拐角的影响 ( $k=10$ )

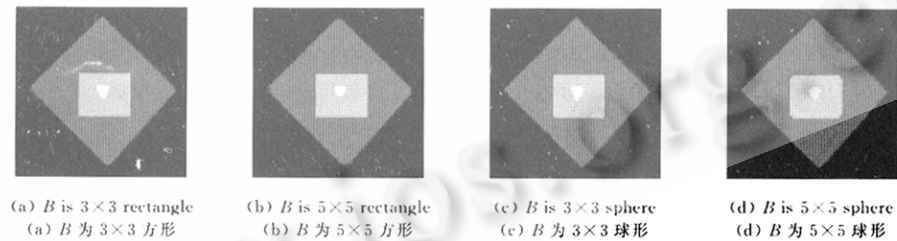


Fig. 3 The influence of morphologic open on corners ( $B$  is a plane structure element)  
图 3 形态开运算对拐角影响 ( $B$  为平结构元)

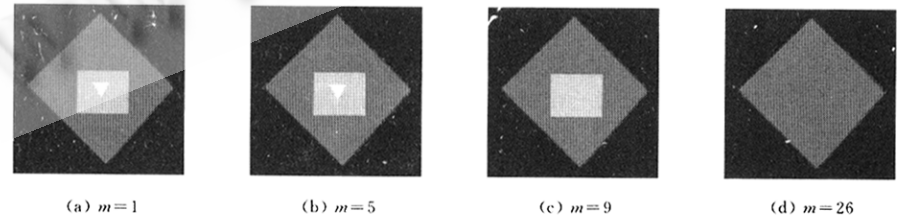


Fig. 4 The influence of CB morphologic operators on corners  
( $S$  is a multi-scale plane structure element sequence)  
图 4 CB 形态运算对拐角的影响 ( $S$  为多尺度方形平结构元序列)

## 2 多尺度 CB 形态滤波的因果性

既然 CB 形态滤波算子具有保持拐角的性质,那么,如果它在结构函数尺度渐增的情况下仍能满足因果特性的话,我们就能非常方便地套用第 1 节中提出的基于特征结构的方法来对图像的拐角进行多尺度分析了。

首先让我们看看 CB 形态滤波算子对图像所产生的影响.文献[7]指出:  $(f \ominus \partial B) \oplus B$  和  $O_S^>$  是以图像表面上的“凹坑”为处理单元的,如果某“凹坑”满足结构函数的限制,即足够小,  $(f \ominus \partial B) \oplus B$  和  $O_S^>$  就会用该“凹坑”周围最小的灰度值将其填平,否则  $(f \ominus \partial B) \oplus B$  和  $O_S^>$  不会对图像产生任何影响.而  $(f \oplus \partial B) \ominus B$  和  $C_S^>$  是以图像表面上的“凸堆”为处理单元的,如果某“凸堆”满足结构函数的限制,即足够小,  $(f \oplus \partial B) \ominus B$  和  $C_S^>$  就会用该“凸堆”周围的最大的灰度值将其削平,否则  $(f \oplus \partial B) \ominus B$  和  $C_S^>$  不会对图像产生任何影响.显然存在:

$$(f \ominus \partial B) \oplus B \geq f \geq (f \oplus \partial B) \ominus B, \quad O_S^>(f) \geq f \geq C_S^>.$$

根据 CB 形态滤波的上述物理意义,存在如下定理:

**定理 1.** CB 形态滤波不会无中生有地产生新的等值连通区域,大尺度上的新的等值连通区域只能是小尺度上等值连通区域合并的结果。

证明:设多值图像为  $f, S = \{B_0, B_1, \dots, B_N\}$  多尺度结构元素列  $H_m, H_{m+n} (m \geq 0, n > 0)$  为不同尺度下的 CB 形态算子,不妨取  $n=1$ ,根据定义有

$$H_m(f) = O_S^>(C_S^>(f)), \quad (6)$$

$$H_{m+1}(f) = O_S^{>+1}(C_S^{>+1}(f)) = \max\{((C_S^{>+1}(f)) \ominus \partial B_{m+1}) \oplus B_{m+1}, O_S^>(C_S^{>+1}(f))\}, \quad (7)$$

其中

$$C_S^{>+1}(f) = \max\{(f \oplus \partial B_{m+1}) \ominus B_{m+1}, C_S^>(f)\}.$$

$H_m(f)$  包含有 3 种连通的等灰度区域:一种是周围的灰度值都比它大的极小值区域,即“凹坑”;另一种是周围的灰度值都比它小的极大值区域,即“凸堆”;其余的区域为第 3 种.根据  $(f \ominus \partial B) \oplus B$  和  $O_S^>$  以及  $(f \oplus \partial B) \ominus B$  和  $C_S^>$  的性质,  $H_m(f)$  中只有“凹坑”区域和“凸堆”区域有可能合并入周围某区域而形成  $H_{m+1}(f)$  中的新区域,其他区域不变.也就是说,  $H_{m+1}(f)$  中新区域的惟一来源是  $H_m(f)$  中极值区域合并的结果,所以,当  $n=1$  时,定理得证.当  $n$  为其他值时,可用数学归纳法证明定理.  $\square$

由定理 1 可以得到下面几条性质.

性质 1. CB 形态滤波不会使图像的灰度级增加.

性质 2. CB 形态滤波不会使图像的连通等值区域增加.

性质 3. CB 形态学滤波算子  $H_{m,n}$  不会增强图像中的极值点:局部极大值不会增加;局部极小值不会减小,这个性质和 Lindeberg<sup>[8]</sup>提出的因果性定理是一致的.

再来看看拐角在尺度增加过程中的变化情况.我们发现存在如下定理:

**定理 2.** 拐角在多尺度 CB 形态滤波中满足单调性定理,即拐角数不随尺度的增加而增加.

证明:设 CB 滤波前图像中任意一个拐角点 Corner 是由高曲率边界分开的两个均一且不等值区域  $A1$  和  $A2$  交线上的曲率极大点.由拐角的该定义出发, CB 形态滤波后产生新的拐角只有两种可能,一种是 CB 形态滤波无中生有地产生了新的均一区域,另一种是滤波前两区域  $A1$  和  $A2$  的交线曲率在滤波后发生变化.由定理 1 可知,第 1 种可能是不存在的.而且,由 CB 形态算子的特性,  $A1$  和  $A2$  区域要么合并,使交线消失,要么其中一个区域的灰度值发生改变但交线不变,要么  $A1$  和  $A2$  根本不变,它们都不会引起交线曲率的改变.所以第 2 种情况也是不可能发生的.总之,

CB 形态滤波算子能保证拐角在尺度增加的过程中满足单调性,定理得证.  $\square$

### 3 拐角在 CB 形态尺度空间中的尺度特性

从上一节我们得到结论:拐角在多尺度 CB 形态滤波过程中满足单调性.那么,多尺度 CB 形态滤波是一种尺度空间滤波算子吗?前人在扩展或一般化 Witkin 的尺度空间理论到高维或非线性时,都不得不强调尺度空间理论中的某些方面而弱化了另外一些方面.本文也不例外,我们重点强调了特征结构的单调性,并采用拐角这种特征结构而非过零点.同时,我们弱化了对尺度连续性的限制.与文献[9]类似,我们不妨将多尺度 CB 形态滤波算子称为 CB 形态尺度空间算子.接下来,我们再来看看拐角在 CB 形态尺度空间中的尺度特性.

随着尺度的增加,CB 形态算子不断地将满足条件的“凹坑”和“凸堆”去除,也就是说,与尺寸足够小区域相关的拐角逐渐被去除,而与大尺寸区域相关的拐角被完全保留下来.那么,拐角在 CB 形态尺度空间中只存在两种演化规律:一种是“保持”,另一种是“消失”.相应地,拐角的尺度特性可完全由初始尺度  $\sigma_{\text{出生}}$ 、消失尺度  $\sigma_{\text{消失}}$  来刻画.由于其他尺度上的拐角都源于原始图像上的拐角,因此,所有拐角的初始尺度均为 0.与线性尺度空间类似,我们可定义某拐角 Corner 的生命期  $L_C$  为

$$L_C = \sigma_{\text{消失}}^c - \sigma_{\text{出生}}^c = \sigma_{\text{消失}}^c. \quad (8)$$

显然,生命期短的拐角与小尺寸的区域相关,在图像中是不显著的拐角;生命期长的拐角与大尺寸的区域相关,是图像中显著的拐角.于是,我们得到了一种新的度量拐角 Corner 显著性  $S_C$  的方法:

$$S_C = L_C. \quad (9)$$

另外,由于 CB 形态滤波过程对足够显著的拐角不会产生任何影响,所以这种非线性滤波就避免了传统尺度空间中繁琐的对应性问题.通过对不同尺度下图像拐角的简单对应,可以方便地由生命期构成原图像的层次状拐角描述.

### 4 多尺度拐角检测算法

由于拐角在 CB 形态尺度空间中具有非常简单的尺度特性,所以多尺度拐角检测算法既可以从精到粗地进行,又也可以从粗到精地进行,所得到的结果是一致的.既然 CB 形态滤波具有保持显著拐角、不同尺度上的拐角对应简单的优点,那么,采用从粗到精的办法将更为有效.总之,本文提出的多尺度拐角检测算法的基本思路是:从粗到精进行,由 Kitchen 和 Rosenfeld 方法在各尺度上检测拐角,由生命期的长短构成层次状的拐角描述表.

算法步骤如下:

步骤 1. 选结构函数.选定多尺度结构元素列  $S = \{B_0, B_1, \dots, B_N\}$ ,对最大结构函数  $B_N$  可结合具体的实际应用来选取.比如,在分析城市航片时,可根据你感兴趣的建筑物大小来确定  $B_N$ .在实验中,我们选择  $B$  为圆盘形的平结构函数.值得指出的是,结构函数的几何形状在 CB 形态学中并不重要.这也是 CB 形态学的优良性质之一.

步骤 2. 形态滤波.在最大尺度上利用 CB 形态滤波算子,并抽取该尺度上的拐角.抽取拐角的算法如公式(1)所示.对于所得到的拐角测度也存在门限化问题,但与单精度方法相比,这里的门限化要求并不高,只需把和极大值相差太远的小值去除即可,因为此时噪声和不必要细节一般已经很少了.此门限定选后,保存下来,并用作其他尺度上的拐角测度门限.

步骤 3. 拐角验证.对步骤 2 中得到的拐角图中各拐角点,取一个小的子窗,以中心点为拐角

点,分析窗口内图像子块,对比拐角的定义来查看该图像子块:是否其直方图呈双峰或多峰;是否存在两边条缘线,其交角不接近  $0^\circ$  或  $180^\circ$ . 如果两个条件均满足,则说明该点是拐角点,并将该拐角及其当前尺度保存到层次拐角表中,该点在后面的分析中将直接以拐角点来对待. 层次拐角表中记录拐角的如下属性:拐角生命期、拐角点中心位置、拐角两边在小窗内的长度及方向、小窗内的平均灰度等.

步骤 4. 改变尺度继续. 在稍小的尺度上利用 CB 形态滤波算子,重复步骤 2 和步骤 3,并将新的拐角及当前尺度保存到层次拐角表中.

步骤 5. 重复步骤 4 直至原始图像.

层次拐角描述表就是对于原始图像的层次拐角进行描述. 这种层次描述对双目匹配、运动视觉等都是非常有用的. 如果进行双目匹配的话,我们可以采用多尺度的方法:首先匹配生命期最长的拐角,对于左图像中的某拐角,在右图像的搜索区域中按相容性约束寻找最相似的同类拐角作为其对应点;然后匹配生命期稍短的拐角,直到最小尺度为止. 这种从粗到精的匹配方法不仅减小了搜索空间,而且匹配出错的可能性更小.

## 5 实验结果

我们对自然图像进行拐角检测. 如图 5 所示的一对双目图像,其不同尺度下检测出的拐角分别如图 6~8 所示. 为便于对照,我们将检测到的拐角点及其一个小邻域内的边缘线构成拐角输出. 对比不同尺度下检测到的拐角可知,生命期越长的拐角显著性越大.

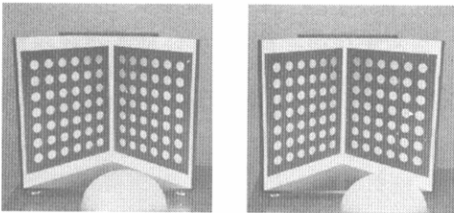


Fig. 5 Natural stereo images

图 5 自然双目图像

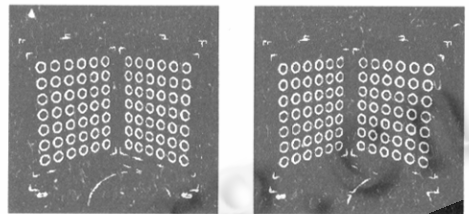


Fig. 6 Detect corners on original images directly

图 6 直接在原图上检测到拐角

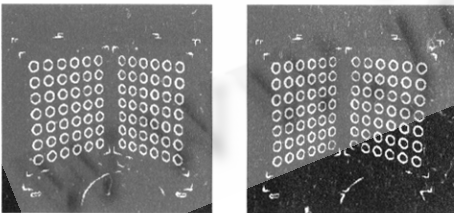


Fig. 7 Corner images after CB morphologic filtering  $m=5$

图 7 CB 形态滤波后拐角图  $m=5$

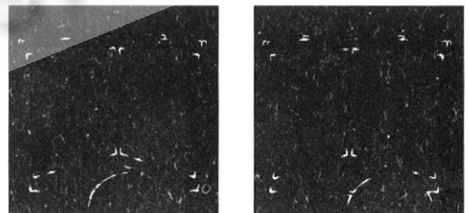


Fig. 8 Corner images after CB morphologic filtering  $m=10$

图 8 CB 形态滤波后拐角图  $m=10$

## 6 结论

在单尺度下对拐角进行检测受噪声和不必要细节的影响较大,所以应引入多尺度方法. 但在线性尺度空间中,拐角被较大程度地模糊化了,不利于拐角的检测. 本文讨论的几种多尺度非线性滤

波算子,用来对图像中的拐角进行多尺度分析.通过对比,我们发现,多尺度CB形态滤波算子具有很好的拐角保持特性,而且能使拐角满足单调性.以拐角作为特征结构,分析其尺度特性,以拐角的生命期来度量拐角的显著特性,最后得到原始图像的层次状拐角描述.这种描述具有重要的意义.因为拐角是一种较为复杂的结构特征,特征越复杂,一方面可使图像中的特征个数减少,另一方面又可增加特征的属性,就越是有利于解决图像匹配这一类问题.因此,本文得到的层次状拐角描述表在双目匹配、运动视觉等需要进行图像匹配领域具有极好的应用前景.

## References:

- [1] Asada, H., Brady, M. The curvature primal sketch. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(1):2~14.
- [2] Ray, B. K., Ray, K. S. Scale space analysis and corner detection on digital curves using a discrete scale space kernel. *Pattern Recognition*, 1997, 30(9):1463~1474.
- [3] Wang, Run-sheng. *Image Understanding*. Changsha: National University of Defence Technology Press, 1994 (in Chinese).
- [4] Kitchen, L., Rosenfeld, A. Grey-Level corner detection. *Pattern Recognition Letters*, 1982, 1(1):95~102.
- [5] Perona, P., Malik, J. Scale-Space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(7):629~639.
- [6] Song, J., Delp, E. J. The analysis of morphological filters with multiple structuring elements. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 1990, 50(3):308~328.
- [7] Gong, Wei, Shi, Qing-yun, Cheng, Min-de. *Mathematical Morphology in Mathematical Space-Theory and Application*. Beijing: Science Press, 1997 (in Chinese).
- [8] Lindeberg, T. Scale-Space for discrete signals. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(3):234~254.
- [9] Jackway, P. T., Deriche, M. Scale space properties of the multi-scale morphological dilation-erosion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(1):38~51.

## 附中文参考文献:

- [3] 王润生. *图像理解*. 长沙:国防科学技术大学出版社, 1994.
- [7] 龚伟, 石青云, 程民德. *数学空间中的数学形态学——理论及应用*. 北京:科学出版社, 1997.

## Using Nonlinear Filtering for Multi-Scale Corner Detection<sup>\*</sup>

LU Jun, WANG Run-sheng

(ATR Key Laboratory of Defence Science and Technology, National University of Defence Technology, Changsha 410073, China)

E-mail: lujun@nudt.edu.cn

http://www.nudt.edu.cn

**Abstract:** General linear and nonlinear smoothing in an intensity image can blur corners seriously, so it's difficult to detect corners by a multi-scale approach. But nonlinear multi-scale CB (contour-based) morphological filters have a wonderful feature of keeping corners, at the same time it ensures that corners have the feature of monotonicity, which means non-creation of new corners when the scale turns larger. Filtering the intensity image by CB morphological filters, the idea of CB morphological scale space is constructed, by which to realize multi-scale corner detection. Theory analysis and experimental results demonstrate the effectiveness of the new way.

**Key words:** nonlinear scale space; corner; morphological filtering

\* Received December 6, 1999; accepted February 18, 2000