

文章编号:1671-8860(2013)07-0783-06

文献标志码:A

# 利用信号延展度度量的形态滤波算法

徐腊梅<sup>1</sup> 杜绍飞<sup>1</sup> 吴 薇<sup>2</sup>

(1 武汉理工大学自动化学院,武汉市珞喻路122号,430070)

(2 武汉鼎图科技有限公司,武汉市东湖开发区,430073)

**摘要:**分析了传统形态滤波器的局限性,提出了一种建立在图像连通分量的延展度度量上、基于轮廓结构元素的新型CS形态滤波器。定义了一个基于轮廓结构元素的形态学击中运算,CS形态滤波器使用这一运算来提取噪声区域,一次性地将噪声区域内的噪声全部去除。实验结果表明,该滤波算法不仅具有很好的抗噪性,而且在保护图像细节方面的能力尤为突出。

**关键词:**形态学滤波;延展度;CS形态击中运算

中图法分类号:TP751

在模式识别、计算机视觉、图像分析和视频编码等领域,噪声图像的前期处理极其重要,其处理效果的好坏将直接影响后续工作的质量和结果。图像滤波的主要目的是在滤除噪声的同时尽可能地保留图像的细节信息不受损。数字图像中的曲线、边缘等线状结构是一种非常重要的结构特征,在诸如指纹、地图扫描、车牌等图像中,曲线几乎组成了图像的所有信息;在一般的人物、景观图像中,曲线在图像识别、轮廓提取等应用领域常常被作为细节特征加以抽取。但是,图像中的线状结构对噪声非常敏感,在含噪图像的滤波过程中,如何保护线状结构不变形、不断裂、不偏移,是设计图像滤波器时需要特别加以考虑的<sup>[1-3]</sup>。

传统的线性(卷积)滤波技术,如傅立叶变换,虽然在图像处理中的应用十分普遍,但它在平滑噪声的同时总会以某种方式模糊图像边缘,进而导致图像线性特征的定位精度及特征的可抽取性降低。非线性滤波与线性滤波方法相比,在滤除噪声的同时,能最大限度地保存图像信号的高频细节,常用的中值滤波是非线性滤波的代表。标准中值滤波算法的基本思想是将滤波窗口内的最大值和最小值均视为噪声,用滤波窗口内的中值代替窗口中心像素点的灰度,在一定程度上抑制了噪声。实际上,在一定邻域范围内具有最大或最小灰度值这一特性的除了噪声点,还包括图像

中的边缘点、线性特征点等,中值滤波以此作为图像滤波的依据,其滤波结果不可避免地会破坏图像的线段、锐角等信息。因此,要找到一种既能实现有效滤除噪声,又能完整保留图像细节的滤波机制,仅考虑噪声的灰度特性是难以实现的。形态滤波是近年来发展的一类重要的非线性滤波器,它从图像的几何形态角度出发对图像进行处理,充分利用了形态学运算所具有的几何特征和良好的代数性质,因此,这种非线性滤波器在有效去除噪声的同时,能较好地保持图像结构不被钝化。

目前的形态滤波器主要采用传统的形态开、闭运算及其各种级联组合来实现。传统形态滤波器以图像分量的形态尺寸为处理要素,只有当图像中所有有用信号的形态尺寸均大于给定的结构元素,而所有噪声的形态尺寸均小于结构元素时,才能实现噪声被有效滤除,图像细节被完整保留。实际上,这一点很难实现。如曲线通常具有“细窄”的几何构形,为了保留曲线信息,结构元素不能太大,而小结构元素又无法将噪声滤除干净,这一矛盾使得传统形态滤波器在保护图像中的线状特征和物体轮廓上细微的几何结构时往往力不从心。鉴于噪声信号和图像线状信号在几何构型上的不同,本文提出了一种建立在图像连通分量的延展度度量上的基于轮廓结构元素形态运算的

收稿日期:2013-04-18。

项目来源:湖北省自然科学基金资助项目(2011CDB253)。

CS形态滤波模型。本文所涉及的数学形态学的基本运算原理及其特性请参见文献[4-6]。

## 1 形态学延展度

### 1.1 传统形态滤波的局限性

形态开、闭运算是基于几何结构尺寸的滤波算子,其滤波原则是图像中各分量与结构元素在几何形态上的匹配关系。以形态开、闭为基本运算单元的形态滤波器具有天生的滤除噪声、恢复图像的性能。开运算过程中,由于图像的某些几何构形无法容纳给定的结构元素,使得凸角处的点被删掉,狭窄连通处被断开,孤立的小连通分量被清除;闭运算过程则会平滑物体边界,连接邻近物体,填充物体内部的细小空洞<sup>[7-8]</sup>。

由形态开、闭运算的特性可知,传统的形态滤波器基于尺寸度量的滤波原则对结构元素的形状和大小具有极强的依赖关系。结构元素取得过大,原始图像的边缘会变得模糊甚至变形,而结构元素取得过小,图像的噪声不能完全去除,滤波效果差,这导致了传统形态滤波器的局限性。这方面的一个经典例子是对包含曲线的图像进行去噪处理。一般来说,图像中有意义的曲线具有较长的延续性(长度),但其几何形态(宽度)较小。为了使噪声滤除干净,使用的结构元素必然不能太小,这样在对图像进行开滤波时,极易导致曲线变形及断裂,甚至使得曲线的信息丢失。

### 1.2 信号的延展度分析

传统形态滤波器没有找到一种有效的度量机制来区分噪声信号和图像细节信号,因此不可避免地会在滤除噪声时模糊图像的纹理、边缘等线状结构信息。事实上,图像中的噪声信号和线状信号可以通过其几何结构特征进行区分,前者总是具有某种随机性而很难形成稳定的构形,而后者在结构上通常具有良好的相关性。具体地说,噪声信号的随机性使得噪声点在图像中的分布非常零散,每个噪声点的支持域在结构上很难形成大范围连通的形态,在视觉意义上不明显,将之看作无意义的信号符合人类的视觉特性;而线状信号中的每一个像素点在空间上总是与相邻像素具有很强的关联性,这种关联性在较大范围内不会发生突变,所以其在某一方向上会具有较大的支持域,以客观地反映线性信号的空间特性。如图1(a)中所示的噪声点s及曲线l。

为了从图像形态学角度定量地区分图像的噪声和曲线信号,引入延展度概念。集合  $B \subseteq \mathbb{R}^n$ , 用

$\lambda B$  表示  $B$  的以  $\lambda$  为尺寸因子的相似集合,即  $\lambda B = \{\lambda b | b \in B, \lambda \in \mathbb{R}\}$ 。对一个集合  $A$  和一个紧结构元素  $B$ ,如果对任意  $\epsilon > 0$ ,有  $A \not\subseteq (\lambda - \epsilon)B$ ,同时  $A \subseteq \lambda B$ ,则  $A$  相对于  $B$  的延展度为  $\lambda$ ,可写成如下形式:

$$\text{EXT}_B(A) = \inf\{\lambda | (\exists y)(A \subseteq \lambda B[y])\}$$

其中,inf 为函数的极小运算;  $B[y] = \{y + b | b \in B\}$  表示集合  $B$  沿向量  $y$  的平移。

根据上述定义,采用单位圆结构元素  $B$ (半径为 1)对图 1(a)中的曲线  $l$  和噪声点  $s$  进行延展度量。如图 1(b)所示,假设噪声点  $s$  的半径为  $r_1$ ,选取结构元素  $B_1 = r_1 B$ ,则  $B_1$  刚好可容纳  $s$ ,因此  $s$  相对于  $B$  的延展度为  $r_1$ ;对于曲线  $l$ ,假设刚好将其包含的结构元素  $B_2$  的半径为  $r_2$ ,则  $l$  相对于  $B$  的延展度为  $r_2$ ,或者说曲线  $l$  绝对长度的一半。

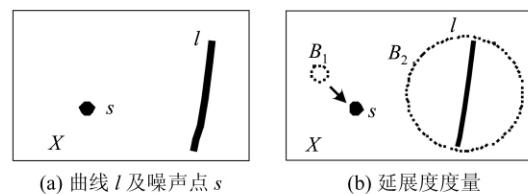


图 1 形态延展度几何示例  
Fig. 1 Morphological Extension Measurement

可见,延展度是一个对目标物体在各个方向上的几何形态大小均探测到的度量值。噪声和曲线信号在形态尺寸上可能相差不大,但是它们的延展度却决然不同。根据这一特性,用延展度来区分图像的线状信号和噪声是一个合理的方案。

### 1.3 CS 形态击中运算

为了更好地阐述基于延展度度量的形态学运算,定义一个基于轮廓结构元素(contour structuring element, CSE)的形态学运算,简称 CS 形态击中运算。设  $B$  是一个紧的、单连通结构元素,则  $B$  的轮廓  $\partial B$  定义为  $B$  的所有边缘点的全体。由于  $B$  是一个单连通集合,则  $\partial B$  必是连通封闭曲线。

CS 形态击中。设  $X$  是一个二值图像集合,  $B$  是一个紧的、单连通结构元素,  $C$  是  $X$  的一个连通子集,若  $\exists x \in C$ , 满足如下条件: ①  $P = P_x(y_i), y_i \in \partial B[x], i = 1, 2, \dots, N$ , 即  $\partial B[x]$  上的所有点在  $X$  中对应的像素属性值相等; ②  $P_x(x) \& P = 0$ , 即  $X$  在  $x$  点的像素值与  $\partial B[x]$  上点的像素属性值相反,则称满足上述条件的连通子集  $C$  被结构元素  $B$  以 CS 形态击中,记为  $C \otimes B \neq$

∅。其中,  $P_x(a)$  表示  $X$  在点  $a$  的像素值; “ $\&$ ” 表示“与”运算。对于二值图像,  $P_x(a)$  的取值仅为 0 或 1。二值 CS 击中的几何意义如图 2 所示, 图像中的连通分量  $C$  被 CS 击中需要满足: 轮廓结构元素  $\partial B$  上对应的所有像素点的值必须相同;  $\partial B$  中心点的像素值必须与  $\partial B$  上的像素值相反。

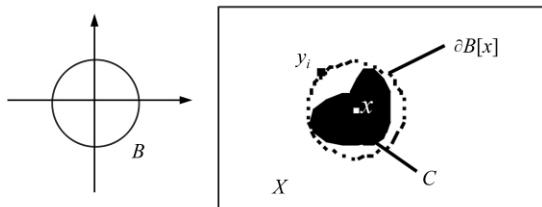


图 2 CS 形态击中几何示例

Fig. 2 Morphological CS Hit Operation

## 2 CS 形态滤波器

### 2.1 二值 CS 形态滤波器

由上述分析可知, CS 击中是对图像中连通分量延展度的一个很好的描述。当轮廓结构元素  $\partial B$  在整个图像区  $X$  中滑动时, 查看  $X$  的连通子集是否被 CS 击中, 即是采用  $\partial B$  对  $X$  的目标分量进行延展度度量。在此, 可定义以延展度度量为滤波原则的 CS 形态开、闭运算<sup>[9-10]</sup>。

CS 形态开:

$$O_B(X) = X - (\bigcup \{C_i \mid C_i \in X$$

$$\text{且 } C_i \otimes B \neq \emptyset\})$$

CS 形态闭:

$$C_B(X) = X \cup (\bigcup \{C_j \mid C_j \in X^c$$

$$\text{且 } C_j \otimes B \neq \emptyset\})$$

以图 3 为例, 图 3(a) 为待处理图像  $X$ , 图 3(b) 为结构元素  $B$  及其轮廓结构元素  $\partial B$ , 图 3(c)、3(d) 给出了  $X$  关于  $B$  的 CS 形态开、闭运算结果。从图中可知,  $O_B(X)$  仅仅删除了  $X$  中某些连通分量 ( $s_1, s_2$ ), 而对  $X$  的其他部分不作任何修改。同理,  $C_B(X)$  则仅仅填充了  $X$  中的某些洞 ( $h_1, h_2$ )。

综上所述, CS 形态开、闭运算对图像中的连通分量具有独特的处理能力, 而 CS 开、闭对图像 (或其补集) 中连通分量的处理结果则取决于这些连通分量相对于给定结构元素的延展度大小 ( $s_1, s_2$  因延展度小于  $B$  被删除,  $s_3$  因延展度大于  $B$  被保留,  $h_1, h_2, h_3$  同理), 这是 CS 形态学运算特有的且十分有用的性质。前面提到, 通过延展度能很好地区分图像中的线状结构和噪声, CS 形态运算

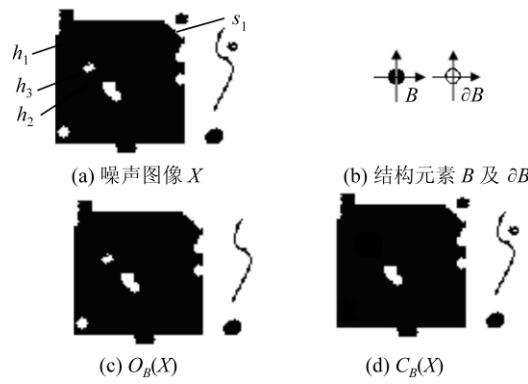


图 3 CS 形态学运算

Fig. 3 Morphological CS Operations

又能够在滤除小延展度连通分量的同时完整地保留图像轮廓上所有的细节, 这一特性对图像的噪声滤波应用是十分诱人的, 这也是传统形态滤波器难以实现的。

$O_B(X)$  和  $C_B(X)$  与传统形态开、闭运算一样, 也是单边滤波算子。在实际环境中, 噪声既会表现为噪音, 也会表现为噪斑, 因此需要将这两个运算级联起来, 以同时滤除这两种形式的噪声。CS 形态学复合滤波器定义如下:

$$CF_{OC}(X) = O_B(X) C_B(X)$$

$$CF_{CO}(X) = C_B(X) O_B(X)$$

$$CF_{OC}(X) = CF_{CO}(X) = \\ X \cup (\bigcup \{C_j \mid C_j \in X^c \text{ 且 } C_j \otimes B \neq \emptyset\}) - \\ (\bigcup \{C_i \mid C_i \in X \text{ 且 } C_i \otimes B \neq \emptyset\})$$

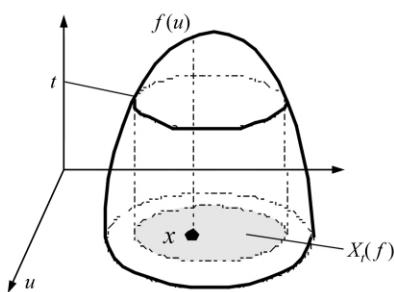
虽然  $CF_{OC}(X)$  和  $CF_{CO}(X)$  体现了 CS 开、闭运算的不同级联顺序, 即它们以不同的顺序来滤除两类不同的噪声信号, 但是它们对图像的处理结果是完全一样的。它表明对 CS 形态滤波器而言, 并差(或正负)噪声是互不相关、互不干扰的处理对象。这恰好与大多数实际噪声信号的物理特性相吻合, 这一性质有效保证了本滤波器的合理性和可靠性。

### 2.2 灰度 CS 形态滤波器

对一个给定的灰度图像函数  $f$ , 以  $t \in \mathbf{R}$  为阈值得到的集合  $X_t(f) = \{u \mid u \in \mathbf{R}^2, f(u) \geq t\}$  称为  $f$  的阈值集合。图 4 描述了灰度函数阈值集合的定义。以  $t$  为阈值将灰度图像函数  $f(u)$  ( $u = (i, j) \in \mathbf{R}^2$ ) 进行阈值分解, 即得到  $u$  平面上的二值图像  $X(i, j)$ 。

$$X(i, j) = \begin{cases} 1, & f(i, j) \geq t \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

阈值分解技术非常实用, 据此灰度图像的形态学变换可以转化为采用平面结构元素 (即结构元素  $B \subseteq \mathbf{R}^2$ ) 进行的二值形态学运算<sup>[4]</sup>。如图 5

图 4 图像的阈值集合  $X_t(f)$ Fig. 4 Thresholding Set  $X_t(f)$  Operations

所示,  $X(i, j)$  中的洞(如集合  $M$ )随  $t$  的增加单调增大, 其与以该洞集合为支持域的相对于周边像素更暗的  $f$  表面的凹入相对应; 而  $X(i, j)$  中的连通分量(如集合  $N$ )随  $t$  的增加单调减小, 其与以该分量集合为支持域的相对于周边像素更亮的  $f$  表面的凸起相对应。由此给出如下灰度 CS 击中的定义。

设  $f(u)$  ( $u=(i, j) \in \mathbf{R}^2$ ) 是一个给定的灰度图像函数,  $B$  是一个单连通的扁平结构元素。若  $\exists x \in u$ , 使得  $f(x) > \max\{f(y_i)\}, y_i \in \partial B[x]$  或  $f(x) < \min\{f(y_i)\}, y_i \in \partial B[x]$  中任一条件成立, 则称灰度函数在  $x$  点被结构元素  $B$  以 CS 击中, 记为  $f(x) \otimes B \neq \emptyset$ 。

当轮廓结构元素  $\partial B$  在整个灰度图像  $f$  上滑动时, 查看  $f$  在某点  $x$  是否被 CS 击中, 即是采用结构元素  $\partial B$  对图像在  $x$  处的目标进行延展度度量。从图 5 可知, 被 CS 击中的必定是在灰度函数的表面具有小延展度的凸起和凹入信号, 这恰好与实际中的正、负噪声信号的物理特性相吻合。

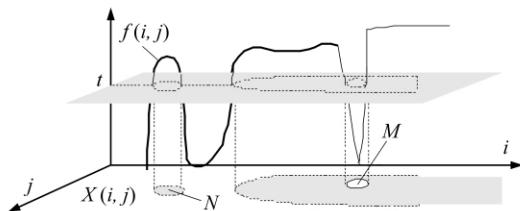


图 5 灰度函数阈值分解

Fig. 5 Thresholding Decomposition of Gray-scale Function

采用一定大小的结构元素对灰度图像进行 CS 击中探测是采取逐点方式进行的, 而对信号区域进行的延展度度量却是基于信号在邻域内的几何形态的, 因此, 两者结合的作用是直接由一个满足条件的噪声点提取了整个噪声区域。即如果  $f$  在  $x$  点处被 CS 击中, 则此时  $B[x]$  对应的图像区域就是包含了噪声的区域。在二值图像的滤波运

算中, 一旦检测到噪声区域, 只需要将噪声区域删除或填充即可; 对于灰度图像, 还需要考虑采用何种形式消除噪声区域, 即如何获得噪声区域的新灰度值。一般可采取轮廓结构元素上所有像素点的灰度均值代替, 也可采取中值方式。

值得一提的是, 对二值或灰度图像进行连通分量度量滤波时, 均可采用平面结构元素, 即只需考虑其形态特征。如图 6 所示,  $S$  为一个  $5 \times 5$  的方形结构元素, 灰色格表示原点位置,  $1$  表示需要考察的有效邻域点,  $\partial S = S - (S \ominus N_8)$ ,  $N_8$  为八邻域结构元素。

$S$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	1	1	1	1	1	1	0	0	1
	1	1	1	1	1	1	0	0	1
	1	1	1	1	1	1	0	0	1
	1	1	1	1	1	1	1	1	1

图 6 结构元素  $S$  及  $\partial S$ Fig. 6 Structuring Element  $S$  and  $\partial S$ 

### 3 实验结果和分析

为了测试本算法的滤噪效果和细节保护特性, 在 Matlab 仿真环境下, 分别对含噪二值图像和含噪灰度图像进行多种滤波处理, 并对仿真结果进行比较分析。

#### 3.1 二值图像

以图 7(a)中的实际交通场景图像为例, 随机噪声造成了图像中大量的独立噪声点和车辆内部的小空洞。分别采用传统开-闭滤波器( $TF_{oc}$ )、传统闭-开滤波器( $TF_{co}$ )、CS 形态滤波器( $CF_{OC}$ )三种滤波模型对图 7(a)进行处理, 以比较传统形态滤波器与 CS 形态滤波器的滤波性能。在此, 三种形态滤波器均采用  $5 \times 5$  的方形结构元素。

滤波结果如图 7(b)、7(c)、7(d)所示。图 7(b)中, 传统开-闭滤波器对独立噪声点滤除得很干净, 但是由于噪声密度较大, 当它表现为车辆内部的小而密的空洞时, 极大地影响了结构元素与车体形态上的匹配, 导致大部分有用目标被清除; 图 7(c)中, 传统闭-开滤波器很好地填充了目标车辆内的空洞, 然而车辆周边较近的噪声点却被融合到目标车辆中, 另外密集的噪声点也容易联结成块; 图 7(d)中, CS 形态滤波器清除了图像中延展度与结构元素相配的独立噪声点和内部小空洞, 同时完好地保留了图像的边缘结构。

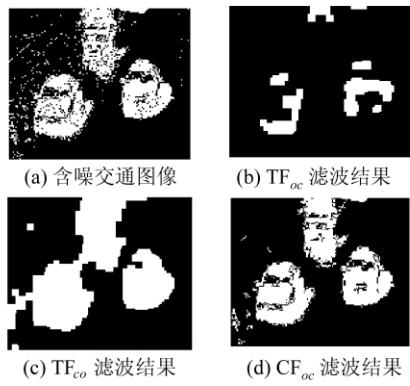


图 7 二值图像形态滤波结果

Fig. 7 Morphological Filtering Results of Binary Image

### 3.2 灰度图像

以具有代表性的灰度指纹图像和灰度 Lenna 图像为处理对象。图 8(a)为原始图像,图 8(b)为

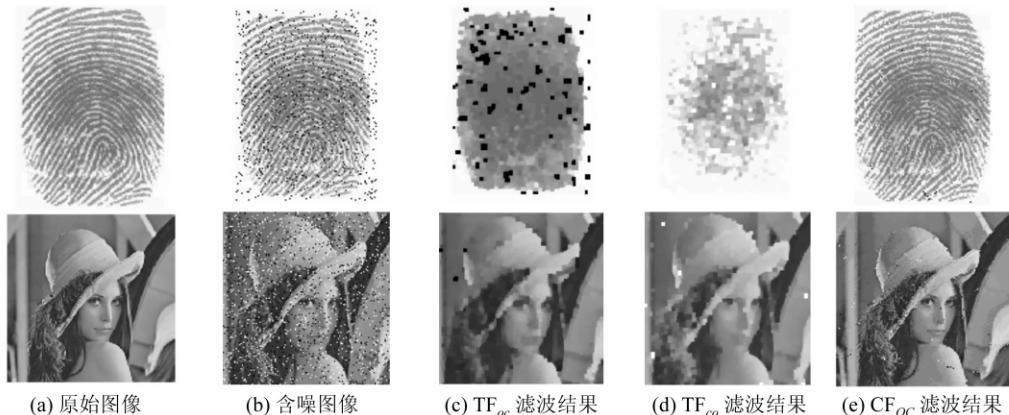


图 8 灰度图像形态滤波结果

Fig. 8 Morphological Filtering Results of Gray-scale Image

从上述实例分析可知,CS 形态滤波器在抑制噪声的同时,图像中的线性信号不论其形态如何变化均无损地保留下。而对噪声信号,无论其表现为短线、斑块还是空洞,均被同等地删除。事实上,CS 形态滤波器并未对线性信号和噪声的形态做任何分析,唯一的准则是它们的延展度,所以曲线和噪声的形态如何对 CS 形态变换没有任何影响,这一优势是传统方式无法比拟的。

## 4 影响因素分析

在实例分析谈到,图像经 CS 形态滤波后仍残留着一些噪声点,这是因为 CS 形态滤波的结果依赖于以下两点因素。

1) 噪声的尺寸大小。单从 CS 形态开、闭运算基于延展度的特性看,使用大尺寸结构元素的变换结果应包含使用小结构元素的变换结果,因此对于大尺寸噪声,只有使用大结构元素才能滤除。

施加了 0.1 强度椒盐噪声的图像。取  $5 \times 5$  的方形结构元素对它们分别进行 3 种方式的形态滤波运算,得到的结果分别如图 8(c)、8(d)、8(e) 所示。可以看出,针对指纹图像这种几何构形小且紧密的图像,传统的开-闭、闭-开滤波器发挥的作用非常有限,而此时 CS 形态滤波器给出了较满意的结果,它大大抑制了图像噪声,并完满地保护了细节。实际上,CS 形态滤波器因可同时抑制图像中小延展度的正、负脉冲噪声而尤其适合于灰度图像中椒盐噪声的滤除。需要提到的是,虽然 CS 形态滤波器的滤波效果远优于传统形态滤波器,但仔细观察图 8(e) 中的 CF<sub>oc</sub> 滤波结果会发现,噪声点的滤除也不是非常完全,仍存在连接着图像边缘的噪声和延展度较大的噪声。

2) 噪声的周边环境。在实际处理中,考虑连通分量的周围环境也非常必要。如对于图像中锐角结构附近的小噪声,大结构元素可能因无法探测到它而不能消除,此时若采用小结构元素就要灵活得多。

因此,对于复杂噪声情况下的图像,仅采用单尺寸结构元素很难得到完满的滤波效果。此时,先使用大结构元素粗滤波,再使用小结构元素细滤波是一种较好的策略。在实际情况中,还可考虑采用更多尺度的结构元素对图像进行迭代滤波。

## 5 结语

本文提出了一种基于轮廓结构元素的 CS 形态学滤波模型,该方法通过度量图像中连通分量的延展度来区分噪声和曲线等细节信息,如果是噪声,则整块滤除;如果是图像的有用信息,则不加任何改变的保留,以达到保护的目的。由实验

及其结果分析可知,CS形态滤波器具有两大优点:①该方法建立在对连通分量的延展度进行度量以区分噪声和有用信号的处理原则上,大大弱化了形态学运算对结构元素形状的依赖;②它采用区域滤波方式,只要噪声块中有一个点满足判定条件,则整个噪声块就可全部去除。实验结果表明,CS形态滤波模型能很好地地区分图像的细节点和噪声点,在降低图像噪声的同时,可以完整地保留图像中的线状细节信号。另外,在实际情况中,滤波结果还依赖于噪声的尺寸大小及其周边环境,因此,CS形态滤波器在抑制噪声的性能和多尺度结构元素迭代滤波实现方面仍可进一步改善。

## 参 考 文 献

- [1] 张志立,李自品,李洪涛,等.基于形态滤波的绝缘子污秽放电声发射信号降噪[J].武汉大学学报(工学版),2011,44(5):654-657
- [2] 方玲,徐新.一种基于小波分析的SAR图像斑点噪声滤波算法[J].武汉大学学报·信息科学版,2001,26(4):315-319
- [3] 康牧,王宝树.一种基于图像增强的图像滤波方法[J].武汉大学学报·信息科学版,2009,34(7):822-825
- [4] Serra J. Image Analysis and Mathematical Morphology [M]. New York: Academic Press, 1982
- [5] 崔屹.图像处理与分析——数学形态学方法及应用 [M].北京:科学出版社,2000
- [6] 卢志才,米东,徐章遂,等.多尺度多元素形态滤波自适应降噪研究[J].河北科技大学学报,2011,32(3):228-230
- [7] Heijmans H J A M, Goutsias J. Some Thoughts on Morphological Pyramids and Wavelets[C]. The 4th European Signal Processing Conference, Island of Rhodes, 1998
- [8] Braga-Neto U. Connectivity in Image Processing and Analysis Theory, Multi-scale Extensions and Applications[D]. Maryland: Johns Hopkins University, 2002
- [9] Di R C, Dempster A, Khan S, et al. Analysis of Infected Blood Cell Images Using Morphological Operators[J]. Image and Vision Computing, 2002, 20(2):133-146
- [10] He Xiaochen, Yung N H C. Curvature Scale Space Corner Detector with Adaptive Threshold and Dynamic Region of Support[C]. The 17th International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, UK, 2004

第一作者简介:徐腊梅,副教授,博士。研究方向为智能控制、图像处理。

E-mail: lmeix@163.com

## A Morphological Filtering Algorithm Based on Extension Measurement

XU Lamei<sup>1</sup> DU Shaofei<sup>1</sup> WU Wei<sup>2</sup>

(1 School of Automation, Wuhan University of Technology, 122 Luoyu Road, Wuhan 430070, China)

(2 Wuhan Dingtu Technology Co., LTD, Wuhan East Lake Development Zone, Wuhan 430073, China)

**Abstract:** While traditional linear and non-linear filters reduce the noise in images, some important details are unavoidably lost, especially linear structures such as curves and edges. Morphological extension is a valid measurement mechanism to distinguish noise and detail information. Different structure features can be expressed by measuring their morphological extension. Non-linear filters based on mathematical morphology have validly and are widely applied in the field of image filtering. After analyzing the limitations of traditional morphological filters, this paper proposes a new CS morphological filtering model, based on contour-structuring elements, for measuring the morphological extension of connected components in images. A morphological hit operation based on contour-structuring elements is defined. Using the hit operation, the proposed CS morphological filter can extract a noise-area and clear all noises in the noise-area at once. Experimental results indicate that this method has satisfactory noise-resistance characteristics and excellent performance for image detail preservation.

**Key words:** morphological filtering; morphological extension; CS morphological hit operation

**About the first author:** XU Lamei, associate professor, Ph.D. Her research interests are in intelligent control and image processing.  
E-mail: lmeix@163.com