

# 基于 GCV 准则与 Otsu 法的 Canny 算子研究

张志顺<sup>1,3</sup> 奚建清<sup>1</sup> 刘勇<sup>2</sup>

(华南理工大学软件学院 广州 510006)<sup>1</sup> (华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510006)<sup>2</sup>  
(嘉应学院医学院 梅州 514031)<sup>3</sup>

**摘要** 为了增强图像的可读性,解决因光照、噪声等因素造成的图像模糊、边缘不清等问题,在前人研究的基础上提出了对 Canny 算子的改进。用遗传算法对基于 GCV 准则的阈值函数自动寻优,在降低噪声的同时增强了图像的可读性;用评价函数对 Otsu 法自适应设定高低阈值,无需考虑阈值比例,减少了伪边缘现象。不同图像的边缘提取实验和数据分析表明,该方法在检测精度、抗噪能力和运算效率等方面都得到明显提高。对于存在的不足提出了进一步研究方向。

**关键词** Canny 算子, GCV 准则, 遗传算法, Otsu 法, 评价函数, 边缘检测

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

## Canny Operator Study Based on GCV Criteria and Otsu

ZHANG Zhi-shun<sup>1,3</sup> XI Jian-qing<sup>1</sup> LIU Yong<sup>2</sup>

(School of Software, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)<sup>1</sup>

(School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)<sup>2</sup>

(School of Medicine, Jiaying College, Meizhou 514031, China)<sup>3</sup>

**Abstract** In order to enhance the quality of the image, on the basis of previous studies, we improved the Canny operator to solve the problem caused by factors such as light, noise caused by image blur, unclear edge. Firstly, by optimizing the GCV criteria based threshold function with genetic algorithm automatically, we reduced the image noise and enhanced the quality of the image simultaneously. Secondly, using adaptive evaluation function to set the thresholds for the Otsu, we reduced the phenomenon of false edges regardless to the ratio of the threshold. Different image edge extraction experiments and data analysis show that the method is improved in terms of detection accuracy, noise immunity, and operational efficiency significantly. At last, for the shortcomings, we pointed out further research direction.

**Keywords** Canny operator, GCV criteria, Genetic algorithm, Otsu, Evaluation function, Edge detection

图像边缘是指图像周围像素灰度有阶跃变化或屋顶变化的像素集合<sup>[1]</sup>。边缘清晰与否,将直接影响人们对图像的解读。比如医学图像,它主要通过医疗设备获取,在这个过程中,图像有可能受光照、噪声等因素影响而造成图像模糊、边缘不清等现象,因而有必要对图像先进行增强、解读,然后才做下一步的诊断。

为了增强图像的可读性,人们做了不少研究和尝试。比如用空域微分算子<sup>[2]</sup>(Prewitt 算子、Sobel 算子、Roberts 算子等)进行边缘检测,虽然结构简单、实现速度快,但得到的边缘较粗糙,对噪声敏感;小波变换<sup>[3]</sup>具有避免噪声干扰的特点,但会丢失一些弱边缘;数学形态学<sup>[4]</sup>能对边缘进行细化处理,但受噪声和边缘模糊因素影响,容易出现伪边缘;模糊逻辑<sup>[5]</sup>具有较强抗噪能力,但矩阵变换的运算较为复杂,效果都不是很理想。

相对而言,基于严格检测标准的 Canny 算子以其信噪比大、定位精度高等优点被广泛运用。然而, Canny 算子也存在

着自身的缺陷:(1)用 Gauss 函数作为滤波器,无法在抑制噪声和精确定位边缘之间取得较好的平衡;(2)通过人工来设置高、低阈值,不仅受经验影响,而且容易产生伪边缘,效率低。针对这些问题,学者们展开相关讨论和改进。文献[6]用最大类间方差法(Otsu)自适应设定高低阈值,减少了人为因素的干扰;文献[7]用半像素插值法和归一化自相关最大值法解决了 Canny 算子在抑制噪声和边缘定位之间的矛盾;文献[8]用迭代算法计算最佳高低阈值,然后用固定比例得到低阈值,减少了伪边缘和噪声的影响等。上述方法在一定程度上解决了 Canny 算子存在的部分问题,对 Canny 算子起到了优化作用,但没有全面解决问题。为此,文献[9]提出基于广义交叉验证(Generalized Cross Validation, GCV)准则和 Otsu 法的 Canny 算子,较全面解决了 Canny 算子存在的问题。但该算法仍有不足之处,首先, GCV 阈值函数虽然去噪效果好,但它对小波系数不同子带的阈值寻优是一个复杂过程,不具有高效性,且可能出现边缘重叠;其次, Otsu 法虽能自适应确定高

到稿日期:2012-10-11 返修日期:2013-01-15 本文受国家自然科学基金项目(60973084),广东省自然科学基金项目(9151064101000106)资助。

张志顺(1978—),男,硕士,讲师,CCF 会员,主要研究方向为图像处理, E-mail: zzsxbd0835@163.com;奚建清(1962—),男,博士后,教授,主要研究方向为数据库、图像处理;刘勇(1973—),男,博士,副教授,主要研究方向为模式识别、图像处理。

低阈值,但它的阈值比例是固定的,对不同图像采用相同的阈值比例会造成边缘信息丢失或出现伪边缘现象。

因此,在文献[9]的基础上提出改进的 Canny 算子——用遗传算法对 GCV 阈值函数自动寻优,用基于评价函数的 Otsu 法自适应高低阈值。通过对不同图像的边缘提取实验表明,该方法比传统 Canny 算子和文献[9]算子更能有效地提取图像边缘。

## 1 传统 Canny 算子

Canny 在研究边缘检测算子所需特性的基础上,提出了评价边缘检测性能优劣的 3 个指标:好的信噪比、高的定位性能、对单一边缘的唯一响应<sup>[10]</sup>。根据这 3 个指标,Canny 算子的实现如下。

### 1.1 高斯平滑

二维高斯分布函数表达式:

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right] \quad (1)$$

式中, $\sigma$  为方差,用  $\sigma$  可以控制图像的平滑程度。以二维高斯函数构建滤波器,通过滤波模板与原图像的卷积可实现平滑图像。

### 1.2 梯度计算

设  $f_x(i,j)$  和  $f_y(i,j)$  分别是  $x$  方向和  $y$  方向的偏导数,对应的梯度大小和方向分别是:

$$M(i,j) = \sqrt{f_x^2(i,j) + f_y^2(i,j)} \quad (2)$$

$$\theta(i,j) = \arctan\left[\frac{f_y(i,j)}{f_x(i,j)}\right] \quad (3)$$

式中, $M(i,j)$  反映了边缘的强度, $\theta(i,j)$  反映了边缘的方向。

### 1.3 非极大值抑制

要确定边缘,不仅靠梯度,还必须抑制非极大值点。具体做法是将图像每一像素点与沿梯度线方向的两个相邻像素比较,看该像素点的梯度幅值  $M(i,j)$  是否为局部最大值,如果不是最大值,则该像素点的梯度幅值  $M(i,j)$  为 0;如果是最大值,则该像素点为图像边缘点。

### 1.4 检测和连接边缘

选择两个阈值  $T_1$  和  $T_2$  ( $T_1 < T_2$ ),将两个阈值分别作用于非极大值抑制图像,从而得到两个阈值边缘图像  $N_1(i,j)$  和  $N_2(i,j)$ 。图像  $N_2(i,j)$  由于是高阈值得到的,因此在去除大部分噪声的同时,也会丢失部分有用的边缘信息;而用低阈值处理后的图像  $N_1(i,j)$  则保留了较多细微的边缘,但引入了较多的噪声。因此,以高阈值图像  $N_2(i,j)$  为基础把图像边缘连成轮廓,当到达轮廓的端点时,以低阈值图像  $N_1(i,j)$  为补充继续连接边缘,不断循环,直到图像  $N_2(i,j)$  中找不到新的轮廓线为止,从而完成边缘的检测。

## 2 基于遗传算法的 GCV 阈值函数

针对 Gauss 函数在抑制噪声和边缘定位之间难以取得平衡的问题,提出基于 GCV 阈值函数的小波去噪法代替 Gauss 函数平滑去噪。GCV 阈值函数所选阈值是一种最小均方差意义上的渐近最优解,无需事先获取噪声信息也能保持图像边缘细节<sup>[11]</sup>。其表达式为:

$$GCV(\delta) = \frac{\frac{1}{N} \|w_Y - w_\delta\|^2}{\left(\frac{N_0}{N}\right)^2} \quad (4)$$

式中, $\delta$  为阈值, $N$  为某一系数层小波系数个数, $N_0$  为去噪后被置 0 的小波系数个数, $w_Y$  为带噪小波系数, $w_\delta$  为阈值处理后的小波系数。

设 GCV 阈值(GCV 阈值函数最小值)为  $T$ ,则:

$$T = \arg \min GCV(\delta) \quad (5)$$

设  $\varphi^m(w)$  表示阈值化后的小波系数:

$$\varphi^m(w) = w_Y - \frac{T^m}{w_Y^{m-1}}, m=1,2,\dots,\infty \quad (6)$$

当  $m$  无穷大时,上式为硬阈值函数;当  $m$  为 1 时,上式为软阈值函数。由于软阈值函数处理的图像边缘平滑,且实现起来较容易,因此用软阈值函数平滑图像。

为了得到小波系数各子带的合理阈值  $\delta$ ,GCV 阈值函数要对每一子带确定阈值,求解阈值的过程变为一个复杂函数的寻优问题。考虑到遗传算法在解决寻优问题时的高效性,提出利用遗传算法对 GCV 阈值函数寻优。

遗传算法是模拟自然界进化过程的最优解搜索方法,它的步骤包括确定参数集、对参数集编码、产生初始种群、评价个体适应度、选择运算、交叉运算和变异运算<sup>[12]</sup>。为了提高 GCV 函数对小波系数各子带阈值的寻优效率,采用实数编码方案,将每一子带阈值作为一个基因共同组成染色体,采用按比例适应度分配方案进行选择操作。同时,对交叉和变异作适当改进,以避免人为确定交叉率和变异率。

设  $p_c$ 、 $p_m$  分别为种群的交叉概率和变异概率,则  $p_c$ 、 $p_m$  可表示为:

$$p_c = \begin{cases} p_c \frac{1}{1 - \frac{f_{\min}}{f_{\max}}}, \frac{f_{\text{ave}}}{f_{\max}} > a, \frac{f_{\min}}{f_{\max}} > b, p_c < 1-b \\ p_c, \text{其它} \end{cases} \quad (7)$$

$$p_m = \begin{cases} p_m \frac{1}{1 - \frac{f_{\min}}{f_{\max}}}, \frac{f_{\text{ave}}}{f_{\max}} > a, \frac{f_{\min}}{f_{\max}} > b, p_m < 1-b \\ p_m, \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $f_{\max}$ 、 $f_{\min}$ 、 $f_{\text{ave}}$  分别为种群的最大适应度、最小适应度和平均适应度。它们共同反映了种群的集中程度,当  $\frac{f_{\text{ave}}}{f_{\max}} >$

$a$  ( $0.5 < a < 1$ ) 且  $\frac{f_{\min}}{f_{\max}} > b$  ( $0 < b < 1$ ) 时,表示种群集中, $p_c$ 、 $p_m$

根据种群的集中程度自适应变化;不满足该条件时,表示种群分散, $p_c$ 、 $p_m$  将保持较小初值。 $p_c < 1-b$  保证了交叉概率小于 1, $p_m < 1-b$  则保证了变异概率小于 1。在遗传操作时,针对 GCV 寻优的特点,采用综合交叉和随机变异的策略,通过寻优分别得到小波系数各子带的合理阈值。

## 3 基于评价函数的 Otsu 法

针对 Otsu 法需通过固定阈值比例才能得到低阈值的问题,提出基于评价函数的 Otsu 法,以自适应得出高低阈值,简化运算。

将非极大值抑制后的图像像素分为 3 类: $H_1$ 、 $H_2$ 、 $H_3$ ,梯度幅值分为  $l$  级。其中, $H_1$  为图像的非边缘点,包含梯度幅值  $\{t_1, t_2, \dots, t_k\}$  的像素; $H_2$  可能为边缘点,也可能为非边缘点,包含梯度幅值  $\{t_{k+1}, t_{k+2}, \dots, t_r\}$  的像素; $H_3$  为图像的边缘点,包含梯度幅值  $\{t_{r+1}, t_{r+2}, \dots, t_l\}$  的像素。设  $D$  为图像的总像素数, $d_x$  是模数为  $x$  的像素数, $t_x$  为灰度梯度,则该模级像素数占总像素数的比率  $p_x$  为:

$$p_x = d_x / D, x=1, 2, \dots, l \quad (9)$$

设  $E$  为整个图像梯度幅值的期望值, 对应  $H_1, H_2, H_3$  的梯度幅值期望值为  $e_1(k), e_2(k, s), e_3(s)$ , 则:

$$E = \sum_{x=1}^l t_x p_x \quad (10)$$

$$\begin{cases} e_1(k) = \frac{\sum_{x=1}^k t_x \cdot p_x}{\sum_{x=1}^k p_x} \\ e_2(k, s) = \frac{\sum_{x=k+1}^s t_x \cdot p_x}{\sum_{x=k+1}^s p_x} \\ e_3(s) = \frac{\sum_{x=s+1}^l t_x \cdot p_x}{\sum_{x=s+1}^l p_x} \end{cases} \quad (11)$$

定义  $p(k), p(k, s), p(s)$  为:

$$p(k) = \sum_{x=1}^k p_x; p(k, s) = \sum_{x=k+1}^s p_x; p(s) = \sum_{x=s+1}^l p_x \quad (12)$$

则评价函数可定义为:

$$\sigma^2(k, s) = [e_1(k) - E]^2 \cdot p(k) + [e_2(k, s) - E]^2 \cdot p(k, s) + [e_3(s) - E]^2 \cdot p(s) \quad (13)$$

将式(10)一式(12)代入式(13)可得:

$$\begin{aligned} \sigma^2(k, s) = & \left( \frac{\sum_{x=1}^k t_x \cdot p_x}{\sum_{x=1}^k p_x} - \frac{\sum_{x=1}^l t_x p_x}{\sum_{x=1}^l p_x} \right)^2 \cdot \sum_{x=1}^k p_x + \left( \frac{\sum_{x=k+1}^s t_x \cdot p_x}{\sum_{x=k+1}^s p_x} - \frac{\sum_{x=k+1}^l t_x \cdot p_x}{\sum_{x=k+1}^l p_x} \right)^2 \cdot \sum_{x=k+1}^s p_x \\ & + \left( \frac{\sum_{x=s+1}^l t_x \cdot p_x}{\sum_{x=s+1}^l p_x} - \frac{\sum_{x=s+1}^l t_x p_x}{\sum_{x=s+1}^l p_x} \right)^2 \cdot \sum_{x=s+1}^l p_x \end{aligned} \quad (14)$$

$\sigma^2(k, s)$  描述了图像像素的类间方差, 而类间方差最大化是类间分离性最好的判断依据。在上式中,  $t_x, p_x$  分别通过图像的梯度直方图求出, 梯度等级  $l$  可人为确定(比如设为 64 个等级),  $k$  在  $[1, l]$  之间取值,  $s$  在  $[k+1, l]$  之间取值, 则式(14)变为一个关于  $k$  和  $s$  的多元二次函数。所求  $\sigma^2(k, s)$  的最大值  $t_{\max}, p_{\max}$  分别为  $H_1, H_2, H_3$  区间的分界点, 即为 Canny 算子的高阈值和低阈值。

#### 4 改进 Canny 算子的实现步骤

- 1) 对图像采用 Daubechies 小波基构建的 db3 小波进行 3 层分解。
- 2) 通过遗传算法对基于 GCV 准则的软阈值函数自动寻优, 得到小波每一子带的合理阈值。
- 3) 用小波“阈值萎缩法”<sup>[13]</sup> 对图像去噪。
- 4) 计算图像梯度的大小和方向。
- 5) 通过对梯度的“非极大值抑制”, 得到非极大值抑制图像。
- 6) 用基于评价函数的 Otsu 法自适应设定高低阈值。
- 7) 利用阈值检测和连接边缘。

#### 5 实验结果及分析

分别采用传统 Canny 算子(高低阈值分别为 0.8, 0.4, 高斯参数为 1)、文献[9]算子(高阈值由 Otsu 算法自适应确定, 低阈值为 0.5 倍高阈值)和本文算子(用遗传算法寻优时, 设  $a=0.65, b=0.0008$ , 高低阈值由改进的 Otsu 法自适应确定)

对图像进行边缘检测。仿真实验的计算机 CPU 为 Pentium E5700 3.0GHz, 内存为 2GB, 在 Matlab7.0 的环境下对边缘较复杂的人物图像和医学图像进行检测, 图像灰度等级为  $256 \times 256 \times 8$  bit。

##### 5.1 无噪声图像的边缘检测

在没有噪声情况下, 分别对 Lena 图、大脑磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)图(见图 1)进行检测, 检测结果如图 2 所示。

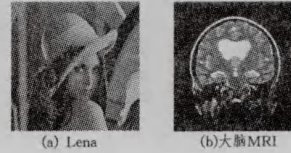


图 1 原图

Canny 算子只能大致地描述图像轮廓, 得到的边缘不够连贯, 如 Lena 嘴唇、头发、左侧木条(见图 2(a))以及脑垂体等(见图 2(d))较明显部分都不能得到准确边缘。文献[9]算子能比较有效地检测出 Lena 嘴唇、木条(见图 2(b))及脑垂体、岛叶等组织(见图 2(e))边缘细节, 但图中存在断点现象, 对比度较低的如 Lena 头发(见图 2(b))、大脑额叶、颞叶、胼胝体等(见图 2(e))位置的边缘检测效果仍不够好。本文算子能够清晰地表现图像边缘细节, 边缘连贯性好, 对于文献[9]算子没有很好描述的帽顶边缘、Lena 头发(见图 2(c))、大脑额叶、颞叶、胼胝体等(见图 2(f))位置的边缘细节也能够清晰显示出来, 图像轮廓的连贯性好, 边缘细致平滑, 效果好于 Canny 算子和文献[9]算子。

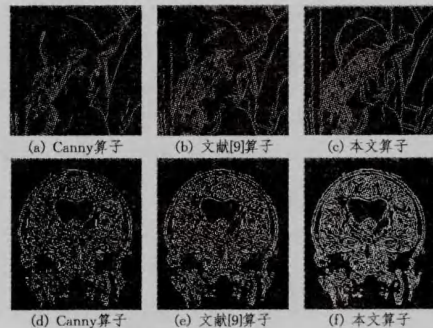


图 2 无噪声图像边缘检测

##### 5.2 含噪声图像的边缘检测

分别对含 5% 椒盐噪声的 Lena 图、大脑 MRI 图(图 3)进行检测, 检测结果如图 4 所示。

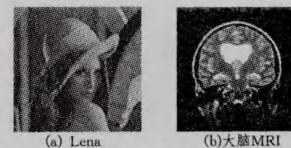


图 3 含 5% 椒盐噪声的原图

在有噪声的情况下, Canny 算子对噪声非常敏感, 边缘轮廓变得模糊不清, 将噪声点当作边缘点来检测, 精确度不高, 提取的边缘过于琐碎, 不能很好地突出主体轮廓特征(见图 4(a)、(d)), 不利于图像的下一步分割处理。文献[9]算子能较好地反映物体轮廓特征, 受噪声干扰小, 边缘较 Canny 算子细致, 但出现伪边缘, 部分边缘出现重叠现象(见图 4(b)、

(e)。本文算子能更有效地克服噪声干扰,定位精确,连贯性好,细节表现能力更强,无边缘重叠现象(见图4(c)、(f)),整体效果好于 Canny 算子和文献[9]算子。

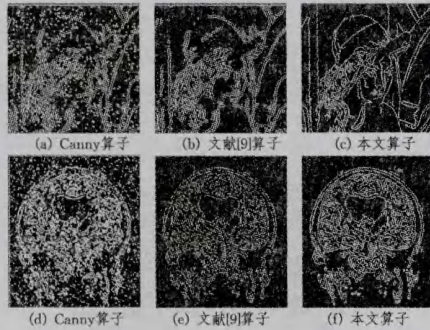


图4 含5%椒盐噪声图像边缘检测

### 5.3 实验数据分析

为了对边缘检测效果进行更加科学的评价,分别采用连通成分比、峰值信噪比和平均运行时间作为定量评价标准,对梅州市人民医院120张大脑MRI图像进行实验,得出的平均数据如表1所列。

表1 3种算法在不同噪声下的对比

噪声类型	无噪声			有噪声(5%椒盐噪声)		
	Canny算子	文献[9]算子	本文算子	Canny算子	文献[9]算子	本文算子
连通成分比	0.3696	0.1264	0.0892	0.5211	0.1769	0.1125
峰值信噪比(db)				16.25	17.86	18.52
运行时间(s)	0.418	0.392	0.365	0.486	0.421	0.403

#### 5.3.1 连通成分比

连通成分比用来反映线性连接程度,比值越小,线性连接程度越好。从表1可以看出,本文算子的连通成分比最小,在无噪声情况下,比Canny算子小0.2804,比文献[9]算子小0.0372;在有噪声情况下,比Canny算子小0.4086,比文献[9]算子小0.0644,证明该算子的边缘连接程度最高,出现漏检、错检的可能性最小。

#### 5.3.2 峰值信噪比

峰值信噪比用来反映边缘检测算法的抗噪性能,比值越大,抗噪性能越好。根据表中数据(假设无噪声情况下得到的边缘为理想边缘),本文算子的峰值信噪比(PSNR)比Canny算子高2.27db,比文献[9]算子高0.66db,证明该算子的抗噪性能最佳。

#### 5.3.3 运行时间

运行时间用来反映算法在检测边缘时所用的时间。在表中,本文算子的运行时间最短,在无噪声情况下,比Canny算子少0.053s,比文献[9]算子少0.027s;在有噪声情况下,比Canny算子少0.083s,比文献[9]算子少0.018s,证明该算子比前两种算子能更快检测出图像边缘。

**结束语** 通过对传统Canny算子和文献[9]算子的边缘检测缺陷分析,提出一种融入遗传算法和评价函数的改进Canny算子,从理论和仿真实验的角度证明了它的抗噪能力、检测精度和运算速度都好于上述两种算子。但在实验过程中发现,该算法对于复杂背景下的图像边缘检测仍存在断点的不足,解决这个问题将成为下一步研究的方向。

### 参考文献

- [1] 徐艳蕾,赵继印,焦玉斌. 噪声图像边缘检测方法的研究[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(1): 387-389
- [2] 黄锋华,刘琪芳,冀金凤. 基于MATLAB数字图像边缘检测算子的研究[J]. 机械工程与自动化, 2011, 167(4): 48-50
- [3] 张志顺. 改进的小波变换在中医舌象边缘检测中的研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(35): 135-138
- [4] 刘清,林士胜. 基于数学形态学的图像边缘检测算法[J]. 华南理工大学学报, 2008, 36(9): 113-116
- [5] Sheikh A, Soraghan J J. Fuzzy-based multiscale edge detection [J]. Electronics Letters, 2003, 39(1): 30-32
- [6] 刘超,周激流,何坤. 基于Canny算法的自适应边缘检测方法[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(18): 4036-4039
- [7] 赵岩,周百灵,陈贺新. 一种改进的基于Canny算子边缘检测算法[J]. 吉林大学学报:理学版, 2012, 50(4): 740-744
- [8] 王小俊,刘旭敏,关永. 基于改进Canny算子的图像边缘检测算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(14): 196-202
- [9] 黄剑玲,陈博政. 一种基于Canny的边缘检测优化算法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(4): 252-255
- [10] 刘刚,王立香,董延. MATLAB数字图像处理[M]. 北京:机械工业出版社, 2010: 201-202
- [11] 陈武凡. 小波分析及其在图像处理中的应用[M]. 北京:科学出版社, 2003
- [12] 王小平. 遗传算法[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2002
- [13] 金炜,潘英俊,魏彪,等. 基于改进遗传算法的图像小波阈值去噪研究[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(22): 66-69
- [3] Buades A, Coll B, Morel J. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 490-530
- [4] Zhong H, Li Y W, Jiao L C. Bayesian nonlocal means filter for SAR image despeckling [C]//Proc. Asia-Pacific Conf. Synthetic Aperture Radar. Xian, China, 2009: 1096-1099
- [5] Kervrann C, Boulanger J, Coupe P. Bayesian non-local means filter, image redundancy and adaptive dictionaries for noise removal [C] // Proc. Int. Conf. Scale Space Methods Variational Methods Comput. Vis. 2007: 520-532
- [6] Deledalle C, Denis L, Tupin F. Iterative weighted maximum likelihood denoising with probabilistic patch-based weights [J]. IEEE Trans. Image Process., 2009, 18(12): 2661-2672
- [7] Gilboa G, Osher S. Non-local linear image regularization and supervised segmentation [R]. Los Angeles: Dept. Math. Univ. California, 2006: 06-47
- [8] Liu T, Moore A, Gray A, et al. An investigation of practical approximate nearest neighbor algorithms [C] // Proc. Neural Information Processing Systems. 2005: 825-832
- [9] Sven G, Sebastian Z, Joachim W. Rotationally invariant similarity measures for nonlocal image denoising [J]. Visual Comm. And Image Represent, 2011, 22: 117-130
- [10] Oliver C, Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [M]. NC: SciTech, 2004