

# 各向异性扩散的遥感图像边缘增强方法<sup>\*</sup>

孙建中<sup>1,2</sup>, 熊忠阳<sup>1</sup>, 张玉芳<sup>1</sup>

(1. 重庆大学 计算机学院, 重庆 400030; 2. 商丘师范学院, 河南 商丘 476000)

**摘要:** 为解决遥感图像边缘增强过程中辨识弱边缘和噪声的问题, 提出一种改进的模糊各向异性边缘增强方法。根据非下采样轮廓波变换系数分布特征, 获得像素几何结构信息; 并基于各像素在不同子带的系数分布特征和噪声方差, 分析其均值和最大值的模糊隶属度; 利用模糊推理计算扩散系数, 更好地控制各向异性扩散过程。实验结果显示, 该方法具有更好的边缘增强和抑噪性能, 能有效地辨识弱边缘和降低时间复杂度。

**关键词:** 遥感图像; 各向异性扩散; 模糊推理; 非下采样轮廓波; 边缘增强

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1993-04

**doi:** 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.105

## Edge enhancement using fuzzy anisotropic diffusion for remote sensing image

SUN Jian-zhong<sup>1,2</sup>, XIONG Zhong-Yang<sup>1</sup>, ZHANG Yu-fang<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 2. Shangqiu Normal University, Shangqiu Henan 476000, China)

**Abstract:** To solve the problem of distinguishing noise from weak edges, this paper proposed a novel fuzzy anisotropic diffusion approach for remote sensing image edge enhancement. At first, it gathered the geometrical information pixel by pixel from the NSCT coefficients. Then, it obtained the mean and max fuzzy membership values by analyzing the distribution of coefficients and noise variance in different sub-bands. At last, calculated the diffusion coefficients through fuzzy inference and embedded it into anisotropic diffusion to better control on the diffusion processing. Experiments show that the proposed method has better edge enhancement and de-noised performance and efficiently preserve the weak edges and reduce the time complexity.

**Key words:** remote sensing image; anisotropic diffusion (AD); fuzzy inference; nonsubsampling contourlet; edge enhancement

## 0 引言

由于自身成像机理、复杂时空环境等因素, 遥感图像总是存在不同类型的退化, 如相干斑 (speckle), 就直接影响着不同地物类型的识别和现实应用。因此, 改善图像质量, 加强判读和识别效果是研究遥感图像的重要目标之一, 而边缘增强技术在抑制噪声和突出边缘轮廓方面具有良好的性能, 可以很好地解决这一问题。

Malik 等人<sup>[1]</sup>在各向异性扩散 (AD) 滤波的开拓性工作, 使 AD 偏微分方程的图像增强方法受到越来越多遥感图像分析领域学者的关注, 并从不同角度研究其在边缘增强中的正则化 (regularization) 问题。如基于局部梯度模值 (gradient magnitude) 和拉普拉斯 (Laplacian) 算子, 抑制相干斑, 解决图像细节模糊问题<sup>[2~4]</sup>; 用马尔可夫随机场模型优化迭代停止时间<sup>[5]</sup>; 基于总变分的正则化方法, 解决退化图像的伪影 (artifact) 现象<sup>[6]</sup>; 结合旋转不变有限差分控制各向异性扩散过程<sup>[7]</sup>; 基于图像多尺度稀疏表示, 设计合适边缘和噪声模型的方法<sup>[8~10]</sup>。但是, 上述这些方法有两点不足: a) 静态统计假设与实际情况并不完全相符, 在抑噪的同时很难较好地保留纹理细节; b) 用

梯度算子硬区分噪声和边缘, 容易忽略弱边缘和低对比度噪声。最近几年, 基于模糊逻辑和各向异性扩散滤波出现了许多新颖的边缘增强方法<sup>[11~14]</sup>。这些方法在用模糊集软化区分噪声和边缘论域的前提下, 用模糊推理规则而不是梯度算子控制扩散过程。其中, 文献[12]在利用小波变换域检测边缘和估计噪声标准差的基础上, 提出基于边缘检测的模糊各向异性扩散方法。由于噪声和边缘的小波系数都是低值的, 从而难以识别弱边缘和噪声。文献[13]结合 type-II 模糊集, 分别用中值滤波和标准偏差估计边缘、噪声, 提出抑制相干斑噪声的 AD 方法, 但是对噪声和边缘的估计仍然是静态的统计假设。最近提出的非下采样轮廓波变换 (nonsubsampling contourlet transform, NSCT)<sup>[16]</sup>不仅具有多尺度性质, 而且也具有几何流 (geometry flow) 和方向性的描述。由于边缘轮廓有几何结构, 而噪声没有, 因此, 可以用几何流区分它们。

在研究遥感图像边缘和噪声辨识的不确定性的基础上, 本文结合边缘的几何结构, 利用模糊集软区分边缘和噪声, 提出一种用模糊规则控制各向异性扩散的边缘增强方法。

## 1 各向异性扩散

在图像尺度空间理论中, 尺度空间函数等同于线性热传导

**收稿日期:** 2011-10-20; **修回日期:** 2011-11-28      **基金项目:** 中央高校基本科研业务费资助项目 (CDJXS10180004); 中国博士后科学基金资助项目 (20070420711); 重庆市自然科学基金资助项目 (CSTC2008BB2191)

**作者简介:** 孙建中 (1976-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为智能图像检索 (sjz3000@sina.com); 熊忠阳 (1962-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为数据挖掘技术与应用、下一代互联网关键技术与应用等; 张玉芳 (1965-), 女, 教授, 主要研究方向为数据挖掘、远程教育技术等。

方程,如下:

$$\frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = c \nabla^2 I(x,y,t) \quad (1)$$

其中: $c$ 表示扩散传导率, $\nabla^2$ 是拉普拉斯算子。如果 $c$ 是常量,图像的所有位置都被线性地均匀平滑,使得抑制噪声的同时,也造成图像边缘和细节模糊。为此,Malik等人<sup>[1]</sup>提出二维图像空间的非线性扩散的偏微分方程方法:

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x,y,t)}{\partial t} = \text{div}[c(x,y,t) \nabla I(x,y,t)] \\ I(x,y,0) = I_0(x,y) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\text{div}$ 是散度算子; $\nabla$ 是梯度算子; $c(x,y,t)$ 是扩散传导率函数,其函数值随像素梯度值单调变化。这样,其可以动态调整平滑过程,使得同质区域内充分平滑并保持边界不连续性。

$$c(x,y,t) = g(\|\nabla I(x,y,t)\|) \quad (3)$$

其中: $g(\cdot)$ 称做边缘停止函数,值域是 $[0,1]$ 。它是图像像素点梯度的单调递减函数,在同质区域梯度值小,边缘停止函数有最大值 $g(0) = 1$ ,而在边缘位置,梯度值大,函数能递减为 $g(0) = 0$ 。Malik等人提出两种不同的扩散传导函数为

$$g(x,y,t) = \exp[-(\|\nabla I\|/K)^2] \quad (4)$$

$$g(x,y,t) = \frac{1}{1 + (\|\nabla I\|/K)^2} \quad (5)$$

其中:常量 $K$ 根据图像内容确定。

为实现各向异性扩散滤波,偏微分方程必须离散化,Malik等人提出4-近邻离散方法如下:

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \lambda [c_N d_N + c_S d_S + c_E d_E + c_W d_W]_{i,j} \quad (6)$$

其中: $0 \leq \lambda \leq 1/4$ , $N,S,E,W$ 是北、南、西、东的缩写;而 $d$ 是近邻像素的有限差分; $c$ 是像素点各扩散方向的传导系数。

## 2 非下采样轮廓波分解

非下采样轮廓波变换<sup>[15,16]</sup>不仅可以进行多分辨率分析,而且分解的系数具有几何流和方向性。边缘轮廓有几何结构,而噪声没有,因此,几何流可以区分边缘和噪声。

NSCT可以基于映射策略,通过提升(lifting)或格型(ladder)结构快速实现。用投影策略设计2-D滤波器,首先创建1-D滤波器多项式集合,即

$$\{H_i^{1D}(x), G_i^{1D}(x)\}_{i=0,1} \quad (7)$$

然后,用指定2-D FIR滤波器映射函数 $f(z)$ 和1-D多项式集合生成2-D滤波器,即

$$\{H_i^{2D}(f(z)), G_i^{2D}(f(z))\}_{i=0,1} \quad (8)$$

集合式(7)和(8)必须满足Bozout恒等式,即

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1 \quad (9)$$

其中: $H_0(z)$ 为低通滤波器;高通滤波器为 $H_1(z) = 1 - H_0(z)$ ;  $G_0(z)$ 和 $G_1(z)$ 为合成滤波器, $G_0(z) = G_1(z) = 1$ 。

基于映射策略设计的滤波器能被因式分解成提升结构,其欧几里德(Euclidean)方法为

$$\begin{pmatrix} H_0^{(1D)}(x) \\ H_1^{(1D)}(x) \end{pmatrix} = \prod_{i=0}^N \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ P_i^{(1D)}(x) & 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 & Q_i^{(1D)}(x) \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (10)$$

NSCT的平移不变性,使之分解子带的像素位置与源图像逐一对应。可以从子带分解系数中获得各像素的几何信息,并把像素点分成强边缘( $\text{mean} \geq c\sigma$ )、弱边缘( $\text{mean} \leq c\sigma, \text{max} \geq c\sigma$ )和噪声( $\text{mean} < c\sigma, \text{max} < c\sigma$ )三类。其中, $c$ 值为1~5, $\sigma$ 是某一级子带系数的噪声标准差。同一尺度层内, $\text{mean}$ 和 $\text{max}$

分别表示像素点在同一尺度内各子带系数的均值和最大值。

## 3 模糊各向异性扩散的边缘增强方法

本文提出的模糊各向异性扩散的遥感图像边缘增强方法主要包含三个部分:a)模糊语言变量,根据NSCT分解系数的几何流特性,定义区分边缘和噪声的语言变量;b)模糊推理,采用模糊规则把区分边缘和噪声的信息映射为扩散系数;c)扩散迭代,利用扩散系数控制各向异性滤波的迭代过程。算法流程如图1所示。

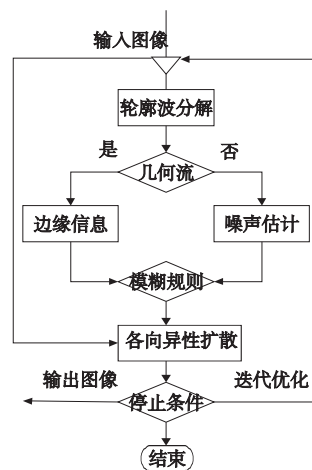


图1 算法流程

### 3.1 模糊语言变量

基于NSCT分解系数<sup>[16]</sup>表示的图像几何流性质,定义两个输入模糊语言变量,即像素点的系数均值( $\text{mean}$ )和系数最大值( $\text{max}$ )。其中, $\text{mean}$ 和 $\text{max}$ 分别表示各像素对应的同一尺度内方向子带的均值和最大值。

对 $\text{mean}$ 进行归一化计算,如下:

$$\overline{M(i,j)} = \frac{M(i,j) - \min(M)}{\max(M) - \min(M)} \quad (11)$$

其中, $M(\cdot)$ 表示系数均值。

Mean模糊集合归一化后的论域为 $\mu_M: U \rightarrow [0,1]$ ,其中,映射 $\mu_M$ 称为 $\text{mean}$ 模糊集合 $M$ 的隶属函数。定义 $\mu_M(x)$ 为 $x$ 对 $M$ 的隶属度。与 $\text{mean}$ 类似,对 $\text{max}$ 进行归一化。根据各像素几何信息,结合方向子带噪声标准差,用隶属函数划分 $\text{mean}$ 和 $\text{max}$ 模糊集合为不同的模糊子集。文中采用鲁棒中值算子获取噪声图像标准差,并用蒙特卡罗仿真(Monte Carlo simulation)估计各子带的噪声方差。其中, $\text{mean}$ 模糊集合中(隶属度函数是 $E_1 \sim E_4$ ),不小于 $c\sigma$ (本文中 $c$ 为4, $\sigma$ 为像素所在子带的标准差)的强边缘模糊区间采用梯形隶属函数式(13),而小于 $c\sigma$ 的弱边缘和噪声交叠的区间采用三角型隶属函数式(12)。同样,根据 $c\sigma$ 值划分 $\text{max}$ 模糊集合(隶属度函数为 $A_0(A_5)$ )。另外,定义扩散系数( $D_{\text{conf}}$ )作为输出语言变量(隶属度函数是 $D_0(D_7)$ )。模糊隶属函数如图2所示。

$$f(x,a,b,c) = \begin{cases} 0 & x \leq a, c \leq x \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & b \leq x \leq c \\ 0 & c \leq x \end{cases} \quad (12)$$

$$f(x,a,b,c,d) = \begin{cases} 0 & x \leq a, d \leq x \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{c-x}{c-b} & c \leq x \leq d \end{cases} \quad (13)$$

式(12)(13)中,参数  $a, b, c, d$  定位函数位置和形状。

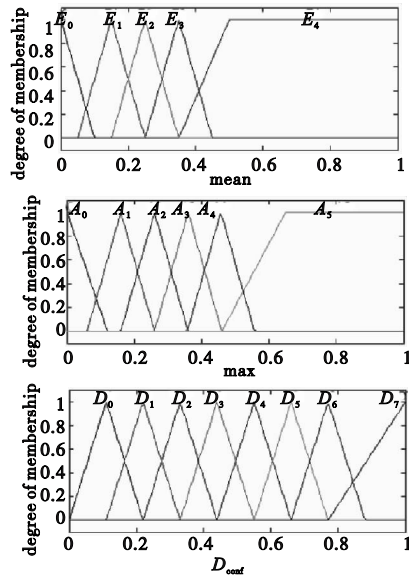


图2 模糊隶属函数

### 3.2 模糊推理

针对边缘和噪声信息的模糊性和不确定性,如何把图像的边缘和噪声信息映射为扩散系数是本文方法的关键问题。根据模糊推理的 if-then 逻辑规则,设计本文模糊推理系统,即:  $R_j(M, A)$ : if  $M$  is  $m_j$  and  $A$  is  $a_j$ , then  $D$  is  $d_j$ 。

选择模糊蕴涵最小运算(mamdani)如下:

$$R = M \times A \rightarrow D = M \times A \times D = \int_{x \times y \times z} \mu_M(x) \wedge \mu_A(y) \wedge \mu_D(z) / (x, y, z) \quad (14)$$

本文方法中的模糊推理系统有两个输入变量和一个输出变量,共 30 个模糊规则如表 1 所示。模糊规则库使得扩散系数能够保持强边缘,增强弱边缘和抑制噪声。

表1 模糊规则库

| mean \ max | $A_0$ | $A_1$ | $A_2$ | $A_3$ | $A_4$ | $A_5$ |
|------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| $E_0$      | $D_2$ | $D_3$ | $D_4$ | $D_5$ | $D_6$ | $D_7$ |
| $E_1$      | $D_2$ | $D_3$ | $D_4$ | $D_5$ | $D_6$ | $D_7$ |
| $E_2$      | $D_1$ | $D_2$ | $D_3$ | $D_4$ | $D_5$ | $D_6$ |
| $E_3$      | $D_0$ | $D_1$ | $D_2$ | $D_3$ | $D_4$ | $D_5$ |
| $E_4$      | $D_0$ | $D_0$ | $D_1$ | $D_2$ | $D_3$ | $D_4$ |

### 3.3 扩散迭代

对离散化的各向异性扩散方程式(6),用去模糊化后的扩散系数  $D$  替代传导系数  $C$ <sup>[11,12]</sup>。被修改的模糊各向异性扩散方程为:

$$I^{t+1}(x, y) = I^t(x, y) + \lambda \sum_{|i-x|+|j-y|=1} \min(D_f(i, j), D_f(x, y)) \nabla I^t \quad (15)$$

其中:  $\lambda$  是扩散步长参数;  $(i, j)$  表示中心像素的东、西、南、北方向的四个邻近像素;  $\min$  取各个方向像素的模糊扩散系数的最小值。

由上述分析可知,用模糊规则映射各向异性方程的传导系数有两个优点:a)融合专家领域知识,提高视觉感知效果;b)抑制噪声的同时,增强弱边缘。

## 4 仿真实验及评价

实验数据选自美国加州大学分校视觉研究实验室<sup>[17]</sup>,使

用其中几幅具有代表性的多光谱遥感图像,大小为  $256 \times 256$  像素。以 MATLAB R2010 和 Visual Studio 2005 为开发平台,设计仿真实验程序。

### 4.1 图像质量评价

采用常见的均方误差(mean-square-error, MSE)、峰值信噪比(peak-signal-to-noise-ratio, PSNR)、通用图像质量指标(universal-image-quality-index, UIQI)和优值(figure of merit, FOM)<sup>[18]</sup>客观评价实验结果。下述公式中,  $I$  和  $I_d$  分别表示源图像和抑噪后图像,  $M$  和  $N$  是图像的维数。

a) MSE 值越低,抑噪效果就越好,公式为

$$MSE(I, I_d) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (I(m, n) - I_d(m, n))^2 \quad (16)$$

b) PSNR 适合于评价灰度图像的抑噪效果:

$$PSNR = 10 \times \lg \left\{ \frac{255^2}{MSE(I, I_d)} \right\} \quad (17)$$

c) UIQI 评价抑噪前后图像的相关、亮度和对比度变化, UIQI 越接近 1, 图像失真越小, 如下:

$$UIQI = \frac{4\sigma_{i, id} \bar{l} \times \bar{ld}}{(\sigma_i^2 + \sigma_{id}^2)(\bar{l}^2 + \bar{ld}^2)} \quad (18)$$

其中:  $\bar{l}$  和  $\sigma_i$  是源图像  $I$  的均值和标差;  $\bar{ld}$  和  $\sigma_{id}$  是除噪后图像  $I_d$  的均值和方差;  $\sigma_{i, id}$  为

$$\sigma_{i, id} = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (I_k - \bar{l})(I_d - \bar{ld}) \quad (19)$$

d) FOM 是测度边缘保持效果的指标。其值越接近于 1, 边缘保持效果越好。

$$FOM = \frac{1}{\max(n_d, n_r)} \sum_{j=1}^{n_d} \frac{1}{1 + \gamma d_j^2} \quad (20)$$

其中:  $\gamma$  是倍增因子, 实验中选为 1/9;  $I_r$  和  $I_d$  分别是源图像  $I$  和除噪后图像  $I_d$  的边缘轮廓;  $n_r$  和  $n_d$  分别是  $I_r$  和  $I_d$  中的像素数;  $d_j$  是  $I_r$  中第  $j$  个边缘像素点和  $I_d$  中最近邻边缘点间的欧氏距离。

### 4.2 定性比较

实验中,本文方法(CFAD)分别与不同的 AD 方法进行比较,如传统 AD<sup>[1]</sup>、抑斑 AD(SRAD)<sup>[3]</sup>、基于边缘检测的模糊 AD(EFAD)<sup>[12]</sup>。图 3 展示各种算法抑斑和边缘增强效果。源图像添加相干斑噪声( $\sigma^2 = 0.04$ ),选择迭代次数分别为 5、10、20、30 次。新方法和 EFAD 在迭代 10 次时,都达到了较好的平滑效果,但新方法边缘细节更细腻;AD 方法平滑后,图像比较模糊;SAD 方法虽然抑斑性能好,但需要较多的迭代次数,迭代 30 次时,仍有一些噪声。

### 4.3 定量比较

图 4(a) ~ (d) 是图像迭代优化 30 次,相干斑噪声方差分别为 0.04、0.09、0.14 和 0.24 的条件下,各方法处理图像的质量指标比较。新方法和 EFAD 在不同噪声情况下,能保持稳定的质量指标,而 SAD 和 AD 方法的质量指标变化较大,说明采用模糊控制比梯度算子有更强的鲁棒稳定性。图 4(a) ~ (c) 的 MSE、PSNR 和 UIQI 指标,各方法性能差距不大,但图 4(d) FOM 指标说明新方法具有很好的边缘不连续保持性能。

表 2 为不同方法在相干斑噪声方差为 0.14, MSE 达到最小值时的迭代次数和图像质量指标, MMSE 表示最小均方误差,而 PSNR、UIQI 和 FOM 为达到最小均方误差优化迭代时的数值。可以看出,虽然新方法收敛到最小误差的迭代次数与其他方法相比,仅仅少几次,但图像质量指标,尤其 FOM 和 UIQI

明显优于传统方法。

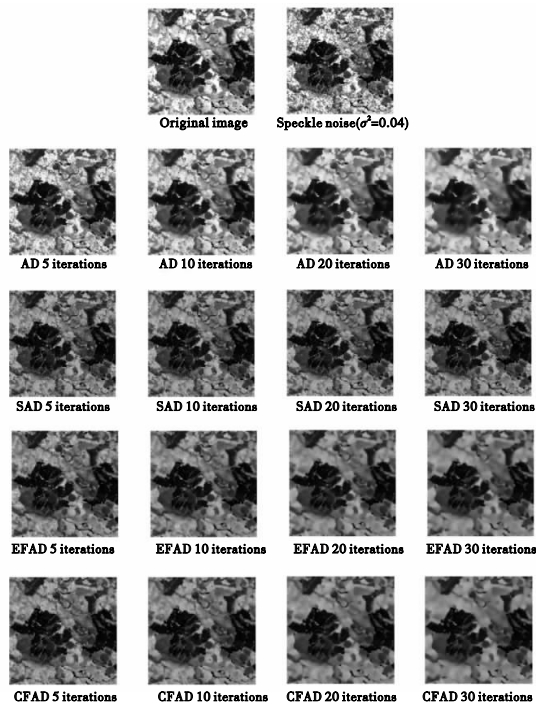


图3 遥感图像各向异性扩散结果

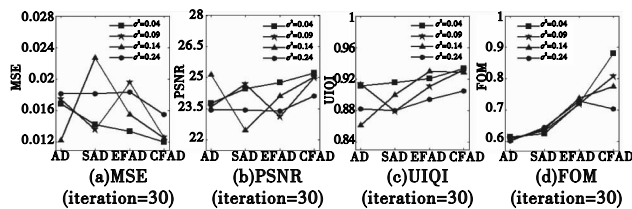


图4 比较不同方法去噪后图像MSE、PSNR、UIQI和FOM

表2 图像质量指标

| Index\Method | AD (24)  | SAD (26) | EFAD (23) | CFAD (17) |
|--------------|----------|----------|-----------|-----------|
| MMSE         | 0.017 4  | 0.014 4  | 0.014 6   | 0.011 2   |
| PSNR/dB      | 23.603 4 | 24.445 8 | 24.382 2  | 25.526 0  |
| UIQI         | 0.886 0  | 0.907 9  | 0.906 5   | 0.935 6   |
| FOM          | 0.592 7  | 0.611 7  | 0.655 5   | 0.803 6   |

表3是各方法收敛到MSE最小值时的运行时间,可以看出新方法比其他方法的计算时间相差1s左右,说明新方法也明显提高了算法收敛到稳态时的速度。

表3 算法运行时间

| Index\Method | AD      | SAD     | EFAD    | CFAD    |
|--------------|---------|---------|---------|---------|
| Time         | 1.356 9 | 1.705 2 | 1.234 2 | 0.489 5 |

从上述实验结果图表中都可以证明,在本文方法中,利用边缘的几何结构辨识弱边缘和噪声,以及用模糊推理解决边缘和噪声信息的不确定性,能较好地改善遥感图像边缘增强效果,明显减少扩散迭代优化次数,降低算法时间复杂度。

## 5 结束语

本文提出了一种新的模糊各向异性扩散方法,研究解决弱边缘与噪声易混淆的难题。理论分析和实验证明,融合NSCT分解图像的几何结构和模糊逻辑系统,能有效抑制噪声和增强弱边缘。该方法还可以作为遥感图像分割和认知的预处理,但该方法中的扩散参数需要人工调整,还有待进一步深入研究自适应扩散问题,以及将该方法应用于更多不同类型的遥感图

像。此外,遥感图像边缘增强的客观评价指标还有待改进,设计更为合理的评价指标也是一项重要的工作。

## 参考文献:

- [1] MALIK J, PERONA P. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- [2] YU Yong-jian, ACTON S T. Speckle reducing anisotropic diffusion[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(11): 1260-1270.
- [3] AJA S, ALB C. On the estimation of the coefficient of variation for anisotropic diffusion speckle filtering[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(9): 2694-2701.
- [4] CHAO S M, TSAI D M. An improved anisotropic diffusion model for detail and edge-preserving smoothing[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 2012-2023.
- [5] SUN Jian, XU Zong-ben. Scale selection for anisotropic diffusion filter by Markov random field model[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(8): 2630-2645.
- [6] GRASMAIR M, LENZEN F. Anisotropic total variation filtering[J]. Appl Math Optim, 2010, 62(3): 323-339.
- [7] MÉNDEZ-RIAL R, CALVINO-CANCELA M, MARTÍN-HERRERO J. Accurate implementation of anisotropic diffusion in the hypercube[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(4): 870-874.
- [8] 崔丽洁, 郑江滨, 李秀秀. 基于SVD背景抑制和粒子滤波的弱小目标检测[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(4): 1553-1555.
- [9] ZHANG Wen-ge, LIU Fang, JIAO Li-cheng, et al. SAR image despeckling using edge detection and feature clustering in bandelet domain[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(1): 131-135.
- [10] 陈卿, 胡绍湘. 基于边缘扩散的医学图像非线性去噪算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(8): 3178-3180.
- [11] AJA S, ALBEROL C, RUIZ J. Fuzzy anisotropic diffusion for speckle filtering[C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Washington DC: IEEE Computer Society, 2001: 1262-1264.
- [12] SONG Jia-lin, TIZHOOSH H R. Fuzzy anisotropic diffusion based on edge detection[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2006, 17(5): 431-442.
- [13] PUVANATHASAN P, BIZHEVAL K. Interval type-II fuzzy anisotropic diffusion algorithm for speckle noise reduction in optical coherence tomography images[J]. Optics Express, 2009, 17(2): 733-746.
- [14] DEMIRCI R. Fuzzy adaptive anisotropic filter for medical images[J]. Expert Systems, 2010, 27(3): 219-229.
- [15] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [16] Da CUNHA A L, ZHOU Jian-ping, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [17] <http://vision.ece.ucsb.edu/download.html> [EB/OL].
- [18] BHUTADA G G, ANAND S G, SAXENA S C. Edge preserved image enhancement using adaptive fusion of images denoised by wavelet and curvelet transform[J]. Digital Signal Processing, 2011, 21(1): 118-130.