

文章编号: 1007-4619(2005)06-0659-08

多光谱遥感图像的自适应各向异性扩散滤波

王 毅, 张良培, 李平湘

(武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079)

摘 要: 图像滤波预处理不仅有助于增强图像信噪比和减少类间 (intra-class) 光谱可变性, 而且还能够对影像中亮度均匀的区域进行平滑, 从而为影像地物识别、分割和分类提供有力的支持。在 Pope 和 Acton 提出的两个多光谱图像各向异性扩散滤波模型的基础上, 通过各向异性扩散和稳健统计学的联系, 建立了基于 Biweight Estimator 误差模型的扩散系数, 同时利用非线性退化技术对梯度阈值的改进, 提出了两个基于各向异性扩散方程的非线性滤波方法。提出的方法不仅能够有效地消除传感器随机噪声的影响, 而且还能够很好地保持遥感图像上重要的细节边缘和影像质量。实验结果表明, 不论是视觉效果还是质量统计分析, 提出的扩散模型的性能优于 Pope 和 Acton 的各向异性扩散模型, 是理想的多光谱图像保边缘滤波方法。

关键词: 各向异性扩散; 多光谱遥感图像; 扩散系数; 稳健统计学; 非线性退化技术

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

近年来, 各向异性扩散滤波技术作为一个有效的工具被广泛地应用于图像增强和去噪处理^[1-4]以及图像形状和纹理分析^[5]中等。标准的各向异性扩散算法在单波段图像上的应用已较为成熟, 如今这一处理技术也扩展到多光谱图像处理领域, 其中包括多光谱各向异性扩散模型^[6]和平均曲率运动模型^[7]。由于在噪声图像中, 梯度的方向和幅值具有很大的不确定性, 因此 Catté^[2]等人提出在处理过程中首先对图像采用一定的高斯卷积核作光滑处理, 然后从卷积后的图像上提取图像的边缘, 并应用于扩散系数, 在单波段图像处理中取得了较好的结果。Pope 和 Acton^[8]利用 Catté 等人的思想对上面提到的两个多光谱各向异性扩散模型进行了改进, 也取得了好的处理效果。但是, Pope 和 Acton 提出的方法仍然存在着两个问题: 第一, 他们的改进模型 (Pope-Acton 模型) 沿用了 Perona 和 Malik^[1]模型 (PM 模型) 的扩散系数, 由于 PM 模型对应的扩散系数的可行性没有足够完善的理论来支持和证明,

同时 Perona 和 Malik 的扩散系数扩散速度很大, 在图像中梯度很大的区域可能会造成边缘的弱化; 第二, 由于图像边缘特性各有不同, 因此扩散系数的梯度阈值往往很难确定。

本文在 Pope-Acton 模型的基础上, 利用稳健统计学和各向异性扩散的联系建立了性能稳定的扩散系数函数, 同时利用非线性退化技术, 设置了合理的终止机制来自动获取扩散系数的梯度阈值, 从而很好地解决了 Pope-Acton 模型的问题。本文提出的模型可以更有效地解决扩散模型对随机值脉冲噪声敏感和边缘弱化等问题, 同时对多光谱图像能够进行保边缘平滑, 并且处理后的影像更适合于地物目标的识别与分割。

2 多光谱图像各向异性扩散模型及其扩散特性

多光谱图像平滑增强的早期方法是多光谱图像的每个成分或波段分别进行平滑处理, 然后将各个成分或波段合并成为新的多光谱图像, 但不足之处是忽略了多光谱图像波段之间的相关性。Acton

收稿日期: 2004-05-27; 修订日期: 2004-09-16

基金项目: 国家 973 计划资助项目 (2003CB415205); 国家自然科学基金项目 (40471088)。

作者简介: 王毅 (1979-), 男, 2002 年获武汉大学电子出版专业学士学位, 现为武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室博士研究生。主要从事遥感影像处理、机器视觉等方面的研究。E-mail: wangyi@whu.edu.cn

和 Landis 提出了基于多光谱图像各波段形成的合成梯度的各向异性扩散平滑处理方法。与此同时, Sapiro 和 Ringach 将多光谱图像边缘检测方法应用于各向异性扩散模型中,提出了基于平均曲率运动的多光谱图像平滑处理方法。

2.1 矢量距离(即相似性)扩散模型

Acton 和 Landis 将二维差分思想扩展到三维空间(或多维空间),提出了基于合成梯度图像的各向异性扩散模型——矢量距离扩散模型(VDD 模型)。类似单波段的差分方法,定义矢量空间上两向量点的欧拉距离或者非相似性算子为多光谱图像上像素的梯度幅值,则矢量距离扩散模型的离散形式可以表示为^[8]:

$$I_{i,j}^{n+1} = I_{i,j}^n + \lambda (c_N^n \nabla_N I_{i,j}^n + c_S^n \nabla_S I_{i,j}^n + c_E^n \nabla_E I_{i,j}^n + c_W^n \nabla_W I_{i,j}^n) \quad (1)$$

这里 I 是矢量图像, λ 是稳定系数, c_N^n 是“Northern”方向上的扩散系数: $c_N^n = g(\nabla_N I_{i,j}^n) = \exp - \left(\frac{|\nabla_N I_{i,j}^n|}{k}\right)^2$, k 是梯度阈值, 另外 3 个方向上扩散系数的定义与此类同。根据上面的分析, 针对一幅多光谱图像而言, “Northern”方向上的欧拉距离可表示为:

$$|\nabla_N I_{i,j}^n| = \sqrt{\sum_{n=1}^{ba} (I_{i-1,j}^n(n) - I_{i,j}^n(n))^2} \quad (2)$$

这里 ba 表示图像的波段数。其他 3 个方向的梯度可以用类似的差分方法进行计算。Acton 和 Landis 提出的多光谱各向异性扩散模型中像素点梯度是由多个波段的信息来决定。但是矢量距离扩散模型并不稳定, 它对小尺度噪声较为敏感同时不能有效地去除脉冲噪声。为了提高扩散模型的性能, Pope 和 Acton 改进了矢量距离扩散模型的扩散系数(改进模型称 MGVDD 模型), 同样以中心像素 Northern 方向上的扩散系数为例: $c_N^n = g(\nabla_N I_{i,j}^n) = \exp - \left(\frac{|\nabla_N G_\sigma * I_{i,j}^n|}{k}\right)^2$, 其中 G_σ 是标准差为 σ 的高斯核, 另外 3 个方向的扩散系数的定义与此类同。尽管 Pope 和 Acton 在扩散模型中只是将 $|\nabla_N I_{i,j}^n|$ 替换成 $|\nabla_N G_\sigma * I_{i,j}^n|$, 但是这一简单的变化不仅能够有效地解决矢量距离扩散模型稳定性的问题, 还能够有效地识别多光谱图像中真实边缘的分布^[3]。

2.2 平均曲率运动扩散模型

在多光谱图像上, 每一点 (x, y) 的函数值都对

应于向量空间 IR^m (m 表示空间维数) 上的一个点。同样假设在图像空间上有这样一个坐标系(如图 1), 其中 η 对应了多光谱图像上最大变化率的方向, 即多光谱图像的梯度方向, λ_+ 表示 η 方向上的变化量; ξ 对应了多光谱图像上最小变化率的方向, 即与梯度垂直的方向, λ_- 表示 ξ 方向上的变化量^[9]。根据上面的分析, 基于平均曲率运动的偏微分扩散方程(MCM 模型)定义如下^[8]:

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = g(\lambda_+, \lambda_-) \frac{\partial^2 I(x, y, t)}{\partial \xi^2} \quad (3)$$

这里, 扩散系数可以采用下面的定义:

$$g(\lambda_+, \lambda_-) = \exp\left(-\frac{(\lambda_+ - \lambda_-)}{k^2}\right) \quad (4)$$

模型(3)的优势在于扩散不是在图像上最大变化率的方向(平行于梯度方向)进行, 而是在图像上最小变化率的方向进行。平均曲率运动模型不仅考虑了多光谱图像的梯度大小, 同时还充分地考虑了梯度方向, 从而使模型扩散的同时, 能够更好地保持图像的边缘和细节信息。这个模型另一大特点在于它的平均曲率运动的属性, 即它是通过图像中的等位线(同亮度的轮廓)在局部曲率的影响下沿着法线方向(对应于梯度方向)以一定的速率(速率由平均曲率来决定)运动来实现图像去噪功能的。和上面的矢量距离扩散模型相似, 平均曲率运动模型对脉冲噪声非常敏感, 同样, Pope 和 Acton 通过引入高斯滤波预处理提出了改进的平均曲率运动模型(改进模型我们称 MGMCM 模型), 使模型的稳定性问题得到了很好地解决。

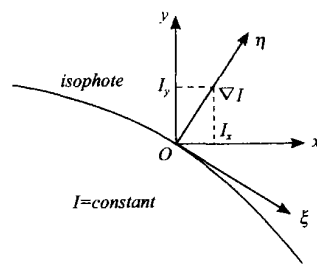


图 1 η - ξ 坐标系

Fig. 1 η - ξ coordinate system

3 自适应的多光谱图像各向异性扩散滤波模型

3.1 扩散系数的特性分析

在遥感图像中, 虽然噪声的影响因素比较复杂,

但是由于高斯噪声在空间和频率域中数学上的易处理性,因此高斯噪声模型可以很好地模拟许多传感器的噪声。通常,高斯噪声有可能引入一些理论上无界的梯度,为了区分噪声和边缘,这里图像上边缘的梯度在统计学中被定义为“异常值”,各向异性扩散模型中建立扩散系数的目的在于:识别和保持噪声图像中梯度为“异常值”的图像边缘。

文献[10]给出了各向异性扩散和稳健统计学的联系、稳健估计模型的推导过程和具体的含义。上面已经提到,Perona 和 Malik 提出的扩散系数可能消除一些不太明显而又重要的细节边缘和弱化高对比度的区域,于是本文采用基于 Tukey 的 Biweight Estimator 误差模型的边缘终止函数:

$$g(x, k) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 - \left(\frac{x}{k} \right)^2 \right]^2 & |x| \leq k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

这里 k 是梯度阈值参数,在下文中将使用非线性退化技术来建立自适应的梯度阈值。下面将基于 Tukey 的 Biweight Estimator 误差模型的扩散系数和 Perona-Malik 扩散系数与函数图像相结合,分析和比较一下这两个扩散系数及其它们各自对应的误差模型和影响函数($\varphi(\cdot)$)的特性。从图 2 和图 3 中各自的边缘终止函数和它们对应的影响函数可以看到,基于 Tukey 函数的影响函数比 Perona-Malik 影响函数递减程度更快,且当梯度超过某一阈值后,影响函数递减为 0,即模型不再进行扩散作用,从而避

免了边缘弱化的问题,这使得基于 Tukey 函数的边缘终止函数能够比 Perona-Malik 边缘终止函数“估计”到更好质量的边缘和图像细节。

3.2 梯度阈值非线性退化技术

从 Perona 和 Malik 给出的两个扩散系数和影响函数(图 2 和图 3)来看,假设当 $\nabla I = k$ 时,影响函数取得最大值,即具有最大的扩散量,当 $\nabla I \in [0, k]$ 时,随着 ∇I 的减少,扩散逐渐减小为 0,因为在均匀区域只有很小或没有扩散。当 $\nabla I \in [k, \infty)$ 时,扩散又减少,这使得“异常值”处的扩散很小或为 0。这样看来,梯度阈值 k 对于图像中边缘保持有着非常关键的作用。对于图像应用者而言,手动设定常数 k 很困难,而且手动设定 k 往往需要经过多次实验才能够得到满意的处理效果。所以,根据噪声的梯度合适地选择梯度阈值 k ,可以有效地去除噪声。从扩散过程的本质来看,随着扩散的不断进行,图像梯度的绝对值会越来越小。随着梯度绝对值的减小,梯度阈值 k 也应该相应的减小,从而保持图像的边缘不被丢失,因为边缘保持的条件是 $|\nabla I| > k$ 。基于这样的考虑,在研究中,采取时变(依赖时间的)的退化传导系数:

$$g(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x}{k(t)} \right)^2} \quad (6)$$

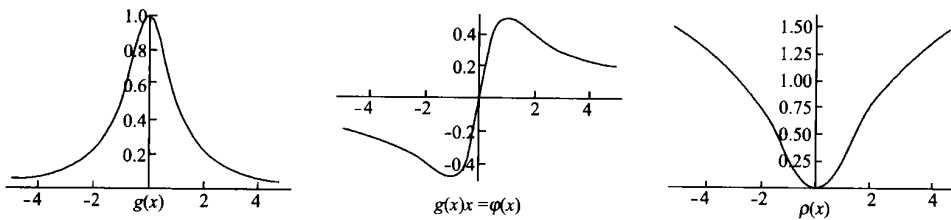


图 2 Perona-Malik 边缘终止函数、对应的影响函数和稳健统计学误差模型

Fig. 2 Perona-Malik edge-stopping function, inflection function and robust statistics error norm

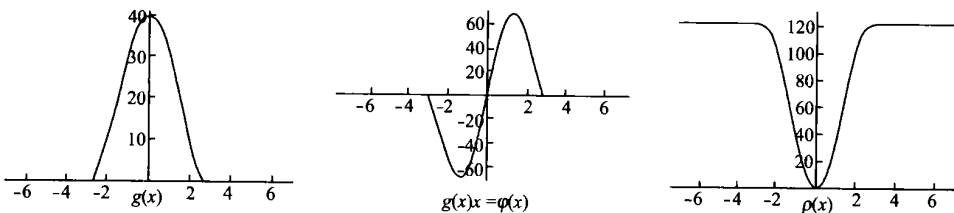


图 3 基于 Tukey 函数的边缘终止函数、对应的影响函数和稳健统计学误差模型

Fig. 3 Edge-stopping function, inflection function and robust statistics error norm based on the Tukey function

这里 $k(t)$ 可以通过两种非线性退化技术实现^[11,12]。第一种方法是通过递归函数来实现的。即 $k(t+1) = k(t) \cdot \gamma, \gamma \in (0, 1], k(1)$ 是其初始值, γ 是退化速度。随着 γ 的不断减小, 退化过程也越来越快, 从而边缘就能够更好地保持下来。同时由于退化的缘故, 越来越小的梯度参与到扩散过程中来, 图像变得越来越光滑。当 $k(t) \rightarrow 0$ 时, 退化过程结束, 扩散便达到稳定状态。第二种方法则是通过单调减函数来实现的。即 $k(t) = 1/\alpha + \gamma t, \alpha$ 是常数。此方法中, 当 $t \rightarrow 0$ 时, 扩散模型转变成线性扩散模型; 随着时间 t 的增加, 梯度阈值 $k(t)$ 单调递减, 扩散模型成为非线性扩散模型; 当 $t \rightarrow \infty$ 时, $g(x) \rightarrow 0$, 模型达到稳定状态。尽管两种方法的形式上不同, 但是他们实现的效果基本一致。从上面的分析可以看到, 退化速度在模型中起到了非常重要的作用, 各向异性扩散的梯度阈值 k 和迭代次数 n 很好地统一到退化速度 γ 上, 使得模型的迭代次数和梯度阈值不确定的问题得到了解决。

3.3 自适应平滑的各向异性扩散方程的建立及其算法流程

综合稳健统计学知识和梯度阈值参数的非线性退化技术, 本文对第二部分介绍的两个多光谱图像各向异性扩散模型 (MGVDD 模型和 MGMCM 模型) 进行改进, 建立了下面的扩散系数:

$$g_1(\nabla I, t) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 - \left(\frac{|\nabla G_\sigma * I|}{k(t)} \right)^2 \right], & |\nabla G_\sigma * I| \leq k(t), \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

$$g_2(\lambda_+, \lambda_-, t) = \exp\left(-\frac{(\lambda_+ - \lambda_-)}{(k(t))^2}\right) \quad (8)$$

我们称对应于式 (7) 和式 (8) 的两个模型分别为 RMGVDD 模型和 RMGMCM 模型。本文提出的算法具体的实现步骤如下:

步骤 1 初始化模型。确定扩散模型的迭代次数 T 和空间步长 h 、高斯滤波核函数的宽度 σ 、稳定系数 λ 、梯度阈值参数初始值 $k(1)$ 和退化速度 γ ;

步骤 2 计算图像的梯度 $|\nabla I_\sigma^t|$ 。假设图像经过 n 次迭代处理, 将迭代处理后的多光谱图像结果输入作为待处理的图像 $I = I^n$ 。为了更好地利用图像的梯度信息, 我们采用文献 [3] 中 8-邻域差分算法得到合成梯度的估计值 $|\nabla G_\sigma * I|$, 其中图像的四周边界部分采取特殊处理以满足整幅图像处理的需要;

步骤 3 计算扩散系数 $g(\nabla I, t)$ 。然后将满足要求的梯度图像 $|\nabla I_\sigma^t|$ 、梯度阈值参数初始值 $k(1)$ 和退化速度 γ 代入公式 (7) 或 (8) 中, 得到扩散系数;

步骤 4 迭代求解偏微分方程, 求得经过迭代处理后的图像。这里采用偏微分方程离散化数值解法, 将时空连续域上的图像 $I(x, y, t)$ 离散化为 $I(ih, jh, nT)$, T, h 分别为时间步长和空间步长, (i, j) 坐标点, 为了方便将 $I(ih, jh, nT)$ 简写成 $I_{i,j}^n$ 。对应的差分迭代离散方程为:

$$I_{i,j}^{n+1} = I_{i,j}^n + \lambda (g_1(\nabla_N I_{i,j}^n, n) \nabla_N I_{i,j}^n + g_1(\nabla_S I_{i,j}^n, n) \nabla_S I_{i,j}^n + g_1(\nabla_E I_{i,j}^n, n) \nabla_E I_{i,j}^n + g_1(\nabla_W I_{i,j}^n, n) \nabla_W I_{i,j}^n) \quad (9)$$

$$I_{i,j}^{n+1} = I_{i,j}^n + \lambda \cdot g_2(\lambda_+, \lambda_-, n) \cdot \kappa \quad (10)$$

这里 κ 是局部平均斜率, 其表达式为:

$$\kappa = |\nabla I| \operatorname{div} \frac{\nabla I}{|\nabla I|} = \frac{I_{xx} I_y - 2I_x I_y I_{xy} + I_{yy} I_x^2}{(I_x^2 + I_y^2)^{3/2}} \quad (11)$$

这里 $I_x, I_y, I_{xx}, I_{yy}, I_{xy}$ 是中心差分的结果。对多光谱图像按照各个波段逐个像素进行迭代更新;

步骤 5 判断扩散过程是否继续进行。若迭代次数 N 满足 $N \geq T$ 或梯度阈值满足 $k(t) \leq 1$, 则迭代过程结束, 得到输出的多光谱图像 I^{n+1} ; 否则, 重新回到步骤 2 继续执行迭代过程。

算法讨论 第一, 在迭代方程中, 时间步长 t 很难确定, t 取得足够小有助于收敛到全局最优解同时也增加了计算复杂度。从另一方面来看, 步长 t 足够小同时也能够保持图像中细节边缘。为了保持迭代方程的存在唯一性, 对于二维图像 Weickert^[13] 给出了步长 t 应满足的条件:

$$t \leq \frac{1}{2} \frac{1}{\sum_d \frac{2}{h_d^2}} = \frac{1}{2+2} = 0.25 \quad (12)$$

这里 h_d 是方向 d 上的空间步长; 第二, 退化模型 $k(t)$ 是关于步长 t 的单调递减函数。当 $t \rightarrow 0$ 时, 满足 $\|\nabla I\| \leq k(t)$, 扩散系数 $g(|\nabla I|, t \rightarrow 0) \rightarrow 1$, 各向异性扩散模型演变成线性扩散模型; 随着迭代过程的不断进行, t 逐渐增大而 $k(t)$ 减小, 当 $\|\nabla I\| > k(t)$ 时, 扩散效果逐渐减小; 当 $t \rightarrow \infty$ 时, 扩散系数 $g(|\nabla I|, t \rightarrow \infty) \rightarrow 0$, 同时 $k(t) \ll 1$, 这意味着扩散过程接近停止。综合上面两条分析, 本文算法的收敛按下述两条准则处理: (1) 根据图像的具体情况确定迭代次数和时间步长; (2) 当满足 $k(t) \leq 1$ 时, 停止迭代。我们将这两条准则共同作用, 基本能够保证解的全局最优性。

4 试验结果与分析

实验 1 试验数据是法国旅游名城 Château-Thierry 1998 年 4 月初的 SPOT XS 影像。试验的目的是通过在影像中加入人工噪声的方法对算法进行测试,来获得算法的定量信息,以利于算法的客观比较。图 4 (a)是原始影像 (256 × 256, 3 个波段分别是 XS1, XS2, XS3),图 4 (b)是加有高斯白噪声 ($\sigma^2=400$)的噪声图像。图 4 (c)– (f)分别是 4 个

各向异性扩散模型处理的结果。从目视结果来看,本文提出的 RMGVDD 模型和 RMGCM 模型处理图像的边缘质量和清晰度都优于 MGVDD 模型和 MGMCM 模型,这些试验结果更有利于地物目标识别与分割。表 1 比较了滤波的信噪比改善因子和迭代次数相同情况下的 4 种模型的均方差,其中信噪比改善因子定义如下:

$$R / \text{dB} = 10 \lg \left[\frac{\sum_{x,y} [I_r(x,y) - I(x,y)]^2}{\sum_{x,y} [I_n(x,y) - I(x,y)]^2} \right] \quad (13)$$



图 4 高斯噪声的处理结果

Fig 4 The processed results of Gaussian noise

表 1 滤波效果和均方根差比较

Table 1 Comparison of filtering results and Root Mean Squared Error (RMSE)

	信噪比改善因子	迭代次数					
		5	10	15	20	25	30
MGVDD 模型	-9.4803	7.7387	14.1629	17.1093	19.3391	21.1056	22.5418
MGMCM 模型	-11.7086	6.9224	8.0673	9.5584	10.8768	12.0404	13.0795
RMGVDD 模型	-14.7141	5.9571	6.0234	6.0675	6.0773	6.0790	6.0792
RMGCM 模型	-12.1537	6.7708	7.1703	7.2127	7.2182	7.2185	7.2186

这里 I_0 , I_n , I_r 分别表示原始图像、噪声图像和结果图像。若 R 为负值,则说明滤波后噪声被抑制。 R 越低则说明滤波效果越佳。表 1 中信噪比改善因子表明,

本文的方法能够更好地抑制高斯噪声的影响,同时随着迭代过程的不断进行本文的方法能够自动达到稳定的扩散状态,从而保持图像的细节边缘。标准差反

映了图像内部数据动态变化程度而均方根差则反映了图像之间的差异,表 2 列出了图 4(a)中选取的两个区域(25×25 ,图中白色框所示)的标准差和均方根差统计分析结果。图 4(a)中上方的白框区域为精细边缘的特征区域,下方的白框区域为光谱和地貌形态

均匀的区域。从表 2 的结果可以看到,4 种模型都能够抑制高斯噪声的影响且结果相近,而在特征区域,本文模型的结果图像的标准差偏大同时均方根差相对偏小,表明本文模型保证了图像连续性和细节边缘不被丢失,能够有效地抑制噪声和逼近原始影像。

表 2 被选区域标准差和均方根差比较(图 4)

Table 2 Standard deviation and root mean squared error of selected areas for comparison(Fig 4)

	特征区域			均方根差	均匀区域			均方根差
	标准差				标准差			
	Band 1	Band 2	Band 3		Band 1	Band 2	Band 3	
原始图像	43.2194	46.3722	47.3230		5.9934	8.7308	10.5047	
噪声图像	49.2642	50.5056	52.3181		25.1997	26.8145	26.9358	
MGVDD 模型	38.9406	41.7386	42.4744	11.4183	5.3185	7.8198	9.2612	4.2326
MGMCM 模型	41.3273	43.3209	44.4929	10.0677	6.6218	8.8904	10.3977	4.4232
RMGVDD 模型	42.5805	46.5329	47.4537	7.6599	6.2524	8.6355	10.2757	3.9721
RMGMCM 模型	42.4088	45.7120	46.7946	9.1616	6.6699	8.9836	10.5027	4.4431

实验 2 试验数据是 2002 年 7 月日本根室市的 SPOT5 影像(256×256 ,分辨率为 10m)。试验的目的是将本文提出的算法应用到具有真实噪声的 SPOT 影像处理中,以检验算法的实用性。图 5(a)是原始遥感影像,图 5(b)~(e)分别是上面提到的 4 种各向

异性扩散模型的处理结果图像。从影像质量来看,本文提出的改进模型的处理结果(图 5(d)和图 5(e))不仅保证了影像特征信息不被丢失,而且视觉效果更有利于影像的地物识别。同样,我们在原始影像上选取了 3 个区域(15×15 ,图中黑色框所示)进行测试,



图 5 传感器随机噪声的处理结果

其中右上方的黑框区域我们认为是均匀区域,而另外两个区域为特征区域。从表 3 的结果来看,相对于 MGVD 模型和 MGMCM 模型来说,本文提出的

两个模型在两个特征区域标准差相对偏大,说明了本文提出的两个模型在有效去除随机点噪声的同时,更好地保持遥感图像精细的地貌和纹理特征。

表 3 被选区域标准差比较 (图 5)

Table 3 Standard deviation of selected areas for comparison (Fig 5)

	均匀区域 (Stddev)			特征均匀区域 1 (Stddev)			特征均匀区域 2 (Stddev)		
	Band 1	Band 2	Band 3	Band 1	Band 2	Band 3	Band 1	Band 2	Band 3
原始图像	9.7402	7.7558	8.0746	83.6039	67.5517	65.4131	80.2799	69.5512	68.2723
MGVD 模型	2.5873	1.3462	1.3013	53.0712	37.1691	34.1783	45.2910	45.0299	43.1871
MGMCM 模型	4.3058	2.2473	2.2092	74.2848	54.2543	51.9508	67.1100	60.0512	59.7154
RMGVD 模型	4.2181	2.3705	2.2721	78.5284	60.9895	59.6137	72.6004	64.7755	63.3397
RMGMCM 模型	4.3298	2.2678	2.2268	81.4161	62.7869	61.4231	76.5496	66.8834	65.7415

讨论 实验证明,我们提出的两种方法在定量统计与视觉效果上都优于 MGVD 模型和 MGMCM 模型。然而,在实验中作者并没有对本文提出的这两种方法进行直接的定量比较。作者初步认为,这两种方法从处理效果上各有特点:RMGVD 模型充分利用了多光谱图像的合成梯度幅值,在一定程度上考虑了波段之间的相关性;RMGMCM 模型则侧重于从多光谱图像的方向来考虑波段之间的相关性。两者都是从多光谱图像的波段相关性出发,利用稳健统计学同各向异性扩散的联系和梯度阈值非线性退化技术建立了性能更稳定的扩散系数核扩散模型,从上面两个实验处理图像的视觉效果和定量统计分析上,两个模型都能够达到较为满意的结果,这很好地说明了模型的可行性和有效性。

5 结 论

本文在 Pope 和 Acton 提出的多光谱图像各向异性扩散模型的基础上,提出了两个自适应的多光谱图像各向异性扩散模型。借助稳健统计学中 Tukey 的 Biweight Estimator 误差模型,作者建立了性能更优越的扩散系数。利用梯度阈值非线性退化技术,作者设置了完善的模型终止机制,使扩散模型的稳定性得到了进一步的增强。利用两组 SPOT 影像进行的实验证明,本文提出的扩散模型从视觉效果和定量统计分析上都优于 Pope 和 Acton 的各向异性扩散模型,能够有效地消除图像中噪声的影响和较好地保持图像的细节边缘,处理结果更有利于地物目标识别与影像的分割。

参 考 文 献 (References)

[1] Perona P, Malik J. Scale-space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion[J]. IEEE Trans PAMI 1990, 12(7): 629- 639.

[2] Catté F, Lions P L, Morel J, et al. Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis 1992, 29(1): 182- 193.

[3] Alvarez L, Lions P L, Morel J. Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion[J]. SIAM Journal on Numerical Analysis 1992, 29(3): 845- 866.

[4] Kompobst P, Deriche R, Aubert G. Nonlinear Operator in Image Restoration [A]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '97)[C], 1997.

[5] Niessen W, ter Haar Romeny B M, Florack L M, et al. A General Framework for Geometry-driven Evolution Equations[J]. International Journal of Computer Vision 1997, 21(3): 187- 205.

[6] Acton S T, Landis J. Multi-spectral Anisotropic Diffusion[J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(13): 2877- 2886.

[7] Sapiro G, Ringach D L. Anisotropic Diffusion on Multivalued Images with Applications to Color Filtering[J]. IEEE Trans Image Process 1998, 5(11): 1582- 1586.

[8] Pope K, Acton S T. Modified Mean Curvature Motion for Multi-spectral Anisotropic Diffusion[A]. IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation[C], 1998, 154- 158.

[9] Di Zenzo S. A Note on the Gradient of a Multi-image[J]. Computer Vision Graphics Image Processing, 1986, 33: 116- 125.

[10] Black M J, Sapiro G, Marimont D H, et al. Robust Anisotropic Diffusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 421- 432.

[11] Smolka B, Lukac R. On the Combined Forward and Backward Anisotropic Diffusion Scheme for the Multispectral Image

- Enhancement [A]. Photogrammetric Computer Vision. ISPRS Commission III Symposium [C], 2002.
- [12] Gilboa G, Zeevi Y. Image Enhancement Segmentation and Denoising by Time Dependent Nonlinear Diffusion Processes [A], ICIP-'01 [C], 2001.
- [13] Weickert J, Benamouda B. A Semi-discrete Non Linear Scale-space Theory and Its Relation to the Perona-malik Paradox [A]. In Advances in Computer Vision. Wien [C], Germany: Springer, 1997.

Adaptive Anisotropic Diffusion Filter for Multispectral Remote Sensed Image

WANG Yi ZHANG Liang-pei LI Ping-xiang

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,
Wuhan University, LIESMARS, Wuhan 430079, China)

Abstract Image filtering preprocessing which is helpful for increasing the signal to noise ratio (SNR), decreasing the intra-class spectral variability and spatially smoothing homogeneous areas on the image can prove very useful for further discrimination of ground objects image segmentation and classification processing. In this paper, two nonlinear anisotropic diffusion filtering methods are presented and they are based on the multispectral anisotropic diffusion models proposed by Pope and Acton. We build a couple of new diffusion coefficients in partial derivative equation (PDE) based on Tukey's biweight estimator error norm by recurring to the relationship between robust statistics and anisotropic diffusion incorporated with the nonlinear time-dependent cooling technique for gradient threshold. Our methods not only effectively remove the impulsive noise caused by sensors but also preferably preserve important detailed edges and image quality in remotely sensed images. Experimental results are given to show that the improved methods have superiority capability over the multispectral anisotropic diffusion schemes proposed by Pope and Acton on visual judgment and quality statistical analysis and they are very ideal edge-preserving filtering methods.

Key words anisotropic diffusion; multispectral remote sensed image; diffusion coefficient; robust statistics; nonlinear cooling technique