

文章编号: 1007-4619(2005)06-0673-07

图像分辨率增强的偏微分方程方法

谢美华, 王正明

(国防科技大学 信息系统与管理学院系统工程研究所, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 讨论一种新的图像分辨率增强的偏微分方程模型。新模型利用图像为分片连续的二维曲面的先验信息, 采用非线性扩散方程对基于最近邻方法放大后的图像进行光滑以消除因放大引起的“块状”效应, 同时在迭代过程中加入插值条件使处理后的图像能较好的保留边缘, 由此构造出基于偏微分方程的图像分辨率增强模型和相应的迭代算法, 使图像的分辨率增强到亚像元级。遥感图像的仿真计算结果表明, 该方法具有比现有方法更高的峰值信噪比和更高的边缘保护指数。

关键词: 分辨率增强; 插值; 偏微分方程; 超分辨; 遥感

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

1 引 言

为增强图像解译中对图像中存在的目标的识别能力, 往往需对图像插值以增强分辨率, 使其分辨率达到亚像元级。图像插值是指基于模型的框架下, 在给定的空间范围内, 从低分辨图像生成高分辨图像的过程, 此过程需满足插值条件, 即高分辨图像在原始低分辨图像采样点处的取值与低分辨图像的取值相同。其中起决定作用的是联系低分辨图像与高分辨图像的插值模型, 常用的插值函数有最近邻、双线性、双三次、Sinc 函数等, 这些方法常常导致边缘的模糊。此外, 人们还研究了更为精细的方法来获得更高质量的亚像元^[1-6], 如自适应方法^[1-3]利用图像边缘附近的局部结构来构造插值系数, 而边缘定向插值方法^[4,5]则通过对边缘定向来实现沿边缘方向的插值, 以避免对边缘的模糊。上述方法的出发点很好, 但在应用时需考虑从低分辨图像中提取高分辨图像的边缘及结构信息, 这在实际处理中往往很难获得, 也就限制了这些方法的应用效果。基集合插值法^[6]利用聚类分析法对图像的局部邻域进行分类, 根据分类后的邻域特征构造适应于该类邻域的插值模型, 从而实现基于局部邻域结构特征的多个基函数的综合应用。此方法的缺点是其构造

的映射矩阵严重病态, 且计算量大, 获得的结果不太理想。

偏微分方程近年来已在图像去噪领域取得较好的效果^[7-11], 其基本原理是利用分片连续的曲面逼近图像, 并通过扩散系数的作用使处理后的图像在边缘等处与原图像有很强的相似性, 从而使获得的图像既有很好的光滑性, 又不会模糊边缘。基于此特性, 有人将非线性扩散方程应用到图像的超分辨上^[12-18], 取得了一定的成绩, 但这些方法是将非线性扩散方程作为一种后处理方式作用于插值后的图像以提高分辨率的, 其中文献[13]采用前向-后向扩散方程来实现对平坦区域的光滑和边缘区域的锐化, 而文献[14]采用基于边缘锐化的非线性各向异性扩散模型, 经这些方法处理后的图像虽然能在某种程度上锐化边缘, 却常常会破坏原有插值图像所满足的插值条件, 这又导致了图像质量的降低。

由于最近邻插值法所获得的图像有很强的“块状”效应, 但却能较好地保持原图像的对比度, 因此, 利用非线性扩散模型对最近邻法放大后的图像进行处理, 并在迭代过程中加入插值条件, 就能获得分片光滑的对比度较强的图像。基于这一思想, 本文构造了一个新的基于非线性扩散方程的图像插值模型, 该模型利用图像为分片连续的二维曲面的先

收稿日期: 2004-06-04; 修订日期: 2004-11-03

基金项目: 国家自然科学基金(项目编号: 60272013); 全国优秀博士论文作者专项基金(项目编号: 200140)。

作者简介: 谢美华(1976—), 女, 2001年获国防科技大学应用数学硕士学位, 现为国防科技大学信息系统与管理学院系统工程专业博士生, 已发表文章 10 余篇。主要研究方向为图像数据处理、试验数据处理。E-mail: xmh@163.com.

验信息,采用非线性扩散方程对基于最近邻法放大后的图像进行光滑以消除因放大引起的“块状”效应,同时在迭代过程中加入插值条件使处理后的图像不至于过度光滑,由此构造出基于偏微分方程的图像插值模型和相应的迭代算法。仿真计算结果表明,本文方法具有比现有插值方法更高的峰值信噪比和边缘保护指数。

2 非线性扩散模型

令 $u_0: R^2 \rightarrow R$ 表示一个原始灰值图像。一种对 $u_0(x, y)$ 平滑的方法是求解下面能量函数的极小值^[7,8]

$$E(g) = \iint_{\Omega} \rho(|u_x^2 + u_y^2|) dx dy \quad (1)$$

其中 Ω 为图像的支撑域。式(1)的含义是约束去噪后的图像的光滑性,要求其梯度在平坦区域较小。但是,在某些情况下,即使在平坦区域其一阶导数也不一定小,此时可考虑约束图像的二阶导数较小,则可将式(1)扩展为^[9]

$$E(g) = \iint_{\Omega} \rho_1(|u_x^2 + u_y^2|) dx dy + \iint_{\Omega} \rho_2(|u_{xx} + u_{yy}|) dx dy \quad (2)$$

也可以采用^[11]

$$E(g) = \iint_{\Omega} \rho_1(|u_x^2 + u_y^2|) dx dy + \iint_{\Omega} \rho_2(|u_{xx}|^2 + 2|u_{xy}|^2 + |u_{yy}|^2) dx dy$$

的形式。对极值问题式(1)和式(2),应用 Euler 方程可将之转换为一个偏微分方程,对该偏微分方程采用最速下降法求解,其迭代格式与求解如下偏微分方程的迭代格式相同

$$\partial_t u = F[u(x, y, t)] \quad (3)$$

其中 $u(x, y, t)$ 是随时间演化的图像, F 表示一个特定算法所对应的算子。其中,对应模型(1)的二阶非线性扩散模型为^[7]

$$\begin{cases} \partial_t u = C \Delta u \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (4)$$

这里扩散系数 C 为常数。其作用等价于图像的高斯光滑。二阶非线性扩散方程模型为^[8]

$$\begin{cases} \partial_t u = \operatorname{div}(C(|\nabla u|) \nabla u) \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

此时,扩散系数 C 是关于梯度 $|\nabla u|$ 的减函数, P —

M 扩散方程中 C 定义为

$$C(x) = l^2 / (l^2 + x^2)$$

对应于模型(2)的四阶扩散方程为^[9]

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla [C_1(|\nabla u|) \nabla u] + \Delta [C_2(|\Delta u|) \Delta u] \quad (6)$$

3 基于非线性扩散模型的图像插值方法

3.1 模型

根据一元函数逼近的思想,下述泛函极小问题

$$\begin{cases} s(x_i) = y_i, i = 0, 1, \dots, k+1 \\ s'(x_0) = y'_0, s'(x_{k+1}) = y'_{k+1} \\ \int_a^b (s''(x))^2 dx = \min \end{cases} \quad (7)$$

的解存在唯一,且是下述第一型样条插值问题

$$\begin{cases} s(x_i) = y_i, i = 0, 1, \dots, k+1 \\ s'(a) = y'_0, s'(b) = y'_{k+1} \\ s(x) \in S_1(\pi) \end{cases} \quad (8)$$

的解,于是可通过求解泛函极小问题式(7)实现对一元函数的样条逼近。将此方法推广到二维的情况,就可以实现基于泛函极小问题的二元函数的样条逼近。显然式(7)的第三个条件就相当于式(2)中只取二阶导约束的情况,即采用分片连续的斜面对图像的平坦区域进行逼近。而式(7)中的第一式和第二式则对应第一型插值条件。下面具体构造此二维泛函极小问题的模型。

设原始低分辨图像为 $f(x, y), (x, y) \in \Omega_1$, 用最近邻方法插值后的高分辨图像为 $g(x, y), (x, y) \in \Omega_2$, 其中 Ω_1, Ω_2 分别为低分辨图像与高分辨图像的支撑域,满足 $\Omega_1 \subset \Omega_2$, 根据插值条件,插值后的图像在低分辨图像的支撑域 Ω_1 上与原始低分辨图像灰度取值及梯度均应相同。因此,经过非线性扩散方程处理后的图像 $u(x, y, t), (x, y) \in \Omega_2, t \in R$ 满足

$$\begin{cases} u(x, y, 0) = g(x, y), (x, y) \in \Omega_2 \\ u(x, y, t) = f(x, y), (x, y) \in \Omega_1, t \in R \\ u'(x, y, t) = f'(x, y), (x, y) \in \Omega_1, t \in R \end{cases}$$

定义高分辨图像 u 的降采样算子 D 为 $Du = \{u(x, y), (x, y) \in \Omega_1\}$, 则该插值条件改为

$$\begin{cases} u(x, y, 0) = g(x, y), (x, y) \in \Omega_2 \\ Du(x, y, t) = f(x, y), t \in R \\ (Du(x, y, t))' = f'(x, y), t \in R \end{cases} \quad (9)$$

按图像分片连续的思想,最佳的 $u(x, y, t), (x, y) \in \Omega_2$,

$t \in R$ 对应下述目标函数的最小值

$$J(g) = \iint_{\Omega} \rho(|u_{xx} + u_{yy}|) dx dy \quad (10)$$

为保证对边缘的保护作用,式(10)中的 ρ 函数在边缘点,亦即 $|g_{xx} + g_{yy}|$ 较大的点应保证 $\rho'(s)/s$ 的取值很小,满足条件的取法有 $\rho(s) = \frac{k^2}{2} \log\left(1 + \left(\frac{s}{k}\right)^2\right)$, $\rho(s) = \sqrt{k^4 + k^2 s^2} - k^2$ 等。这里采用^[8] $\rho(s) = \frac{k^2}{2} \log\left(1 + \left(\frac{s}{k}\right)^2\right)$, 经过 Euler 方程化简后得到的偏微分方程为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla^2(c_1(|\nabla^2 u|) \cdot \nabla^2 u) \quad (11)$$

其中 $c_1(s) = \frac{\rho'(s)}{s} = \frac{1}{1 + (s/k)^2}$ 。模型(11)中考虑的是图像是一个分片二阶导数为零的函数,但在边缘附近这就很难得到保证,因此在对图像求二阶导之前需要对一阶导数再乘一个权系数来确保边缘处二阶导数不会很小,进而起到进一步保护边缘的作用,从而将式(11)改进为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla^2(c_1(|\nabla^2 u|) \cdot \nabla(C_2(\nabla u) \nabla u)) \quad (12)$$

其中 $c_2(s) = \frac{w^2}{w^2 + s^2}$ 。

综合式(9)、式(12)两式得到基于偏微分方程的插值模型

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \nabla^2\left(c_1(|\nabla^2 u|) \cdot \frac{1}{C^2(\nabla u)} \nabla(C_2(\nabla u) \nabla u)\right) \\ u(x, y, 0) = g(x, y), (x, y) \in \Omega_2 \\ Du(x, y, t) = f(x, y), t \in R \\ (Du(x, y, t))' = f'(x, y), t \in R \end{cases} \quad (13)$$

3.2 算法

模型(13)可通过如下迭代算法求解

$$\begin{cases} u^0 = g \\ u^{n+1} = u^n + h \cdot \left(-\nabla^2\left(c_1(|\nabla^2 u^n|) \cdot \frac{1}{c_2(|\nabla u^n|)} \cdot \nabla(c_2(|\nabla u^n|) \nabla u^n)\right) \right) \\ Du^{n+1} = f \\ (Du^{n+1})' = f' \end{cases} \quad (14)$$

具体的算法过程描述为

Step1: 利用最近邻方法对低分辨率图像进行放

大,并令 $u^0 = g, n = 0$;

Step2: 根据式(14)中的第二式由 u^n 得到 u^{n+1} 。算子 $\nabla^2(\cdot)$ 的计算格式为

$$\nabla^2 u|_{i,j} = u_{i+1,j} + u_{i-1,j} + u_{i,j+1} + u_{i,j-1} - 4u_{i,j}$$

采用对称边界条件: $u_{0,j} = u_{1,j}, u_{m+1,j} = u_{m,j}, u_{i,0} = u_{i,1}, u_{i,n+1} = u_{i,n}$;

Step3: 对 u^{n+1} 在 Ω_1 上的点重新进行赋值,有 $u^{n+1}(x, y) = f(x, y), (x, y) \in \Omega_1$;

Step4: 利用三点差分法求解方程

$$(u^{n+1}(x, y))' = f'(x, y), (x, y) \in \Omega_1$$

对 u^{n+1} 在 $\Omega_2 - \Omega_1$ 上的值重新赋值;

Step5: 令 $n = n + 1$, 返回 Step2。

3.3 后处理

为进一步获得高对比度的图像,可对插值后的图像采用基于前向后向扩散方程的方法进行增强。这种增强方法的基本原理在于,对图像的边缘进行定向,沿图像的边缘方向采用正向扩散以增强边缘的连贯性,而垂直于图像的边缘方向采用逆向扩散以锐化边缘^[13]。设插值后的图像为 $u_0(x, y)$, 其基本增强模型为

$$\begin{cases} \partial_t u = \text{div}(D \nabla u) \\ u(x, y, 0) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (15)$$

其中 D 为 2×2 的矩阵,称为扩散张量,按特征根分

解的形式可写成 $D = (p_1, p_2) \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_1^T \\ p_2^T \end{pmatrix}$, 式

(15)的含义是近似以 λ_1, λ_2 的速度分别沿 p_1, p_2 方向扩散。一般而言, p_1 方向取作图像的梯度方向,而 p_2 方向取作图像的边缘方向。

下面对这种增强方法的流程作简单介绍

Step1: 利用边缘定向算子对图像的边缘进行定向;

$$J_p(\nabla u_\delta) = K_p * (\nabla u_\delta \otimes \nabla u_\delta), \rho \geq 0,$$

$$u_\delta = u(\cdot, t) * K_\delta, K_\delta(\cdot) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \cdot \exp\left(-\frac{|\cdot|^2}{2\delta^2}\right) \quad (16)$$

这种边缘定向算子的优势见文献[7]。扩散张量 D 与 J_p 具有相同的规范正交的特征向量 p_1, p_2 , 显然 p_1, p_2 中一个平行于梯度方向,另一个垂直于梯度方向,不妨设 p_1 平行于梯度方向,而 p_2 垂直于梯度方向。

Step2: 根据边缘定向的结果,设计扩散张量的特征根,使沿边缘方向为正向扩散以增强边缘的

连续性,而垂直边缘方向为逆向扩散以锐化边缘;

$$\begin{cases} \lambda_1 = \frac{l^2}{l^2 + |\nabla u|^2} - 1 \\ \lambda_2 = \alpha + (1 - \alpha) \exp\left(-\frac{B}{(\mu_1 - \mu_2)^2}\right) \end{cases} \quad (17)$$

其中 μ_1, μ_2 为式(16)所定义的结构张量 J_p 的特征根。 l, α, B 为待定参数, l 通常取为基于梯度算子的图像边缘检测的阈值, α 为一个很小的数, 通常取 $0 < \alpha < 0.1$, B 的取值需保证在图像的平坦区域, 即 $(\mu_1 - \mu_2)^2$ 较小的区域, λ_2 的取值很小, 而在边缘区域 λ_2 的取值较大, 为此可对 $(\mu_1 - \mu_2)^2$ 的分布进行统计, 据此获得 B 的取值范围。显然式(17)满足 $\lambda_1 < 0, \lambda_2 > 0$, 且越是图像的边缘区域, 即 $|\nabla u|^2$ 较大的区域, λ_1 越接近 -1 , 逆扩散也越明显。

3.4 参数选择

对于模型(13)而言主要的选取参数有扩散系数 C_1, C_2 中的参数 k 与 w , 由于此二者的作用均在于区分图像的边缘与非边缘, 因此在选取上 k 取成以 $\nabla^2 u$ 为边缘检测算子的阈值, 而 w 取成以梯度 $|\nabla u|$ 为边缘检测算子的阈值。

4 数值计算例子

以 3 幅遥感图像为例对算法的有效性进行测试, 评价准则采用峰值信噪比。图 1 左、中为城区的遥感图, 图 1 右为郊区的遥感图。原始的高分辨率图像分别见图 1 左、中、右的(a)图, 低分辨率图像通过从高分辨图像中抽取偶数点获得。对低分辨

图像采用文献[5]的基于边缘定向插值的方法放大后的图像分别见图 1 左、中、右的(b)图, 用本文方法放大后的图像分别见图 1 左、中、右的(c)图。从图 1 的处理结果也可看出, 本文方法处理后的图像较边缘定向插值后的图像更清晰, 对比度更强。此外, 衡量各种方法提高分辨率的能力, 可定义下述两个指标:

4.1 峰值信噪比

$$PSNR = 10 * \lg \frac{255^2 \times m \times n}{\sum_{i,j} (p_s(i,j) - p_0(i,j))^2}$$

4.2 边缘保护指数^[19]

$$EPI = \left(\sum (|P_s(i,j) - P_s(i+1,j)| + |P_s(i,j) - P_s(i,j+1)|) \right) / \left(\sum (|P_0(i,j) - P_0(i+1,j)| + |P_0(i,j) - P_0(i,j+1)|) \right) \quad (i,j) \in \Theta$$

其中 p_0 为原始高分辨图像, p_s 为由低分辨率图像插值后得到的图像, Θ 为原始高分辨图像的边缘点的集合。

其中峰值信噪比反映了超分辨率图像与原始低分辨率图像的逼近程度, 峰值信噪比越高说明超分辨率后的图像在平均意义上越接近真实的高分辨率图像。而边缘保护指数则特别强调方法对边缘的保护能力, 边缘保护指数越大则表示对边缘保护越好。

对上述 3 幅图的峰值信噪比的比较见表 1。从表 1 可以看出, 本文方法在 3 幅图像的处理结果中

表 1 各种插值方法的峰值信噪比

Table 1 The PSNR of each interpolation methods

方法	最近邻	双线性	双三次	边缘定向	本文方法
图 1 左	18.2725	19.4128	19.2734	18.9849	$k=25$ 22.4748
					$k=35$ 22.5535
					$k=45$ 22.1066
图 1 中	18.8930	20.1036	19.8892	21.7415	$k=40$ 22.3058
					$k=54$ 22.5527
					$k=65$ 22.3724
图 1 右	20.1128	21.8447	21.6571	23.3207	$k=25$ 23.7264
					$k=37$ 23.9891
					$k=50$ 23.7544

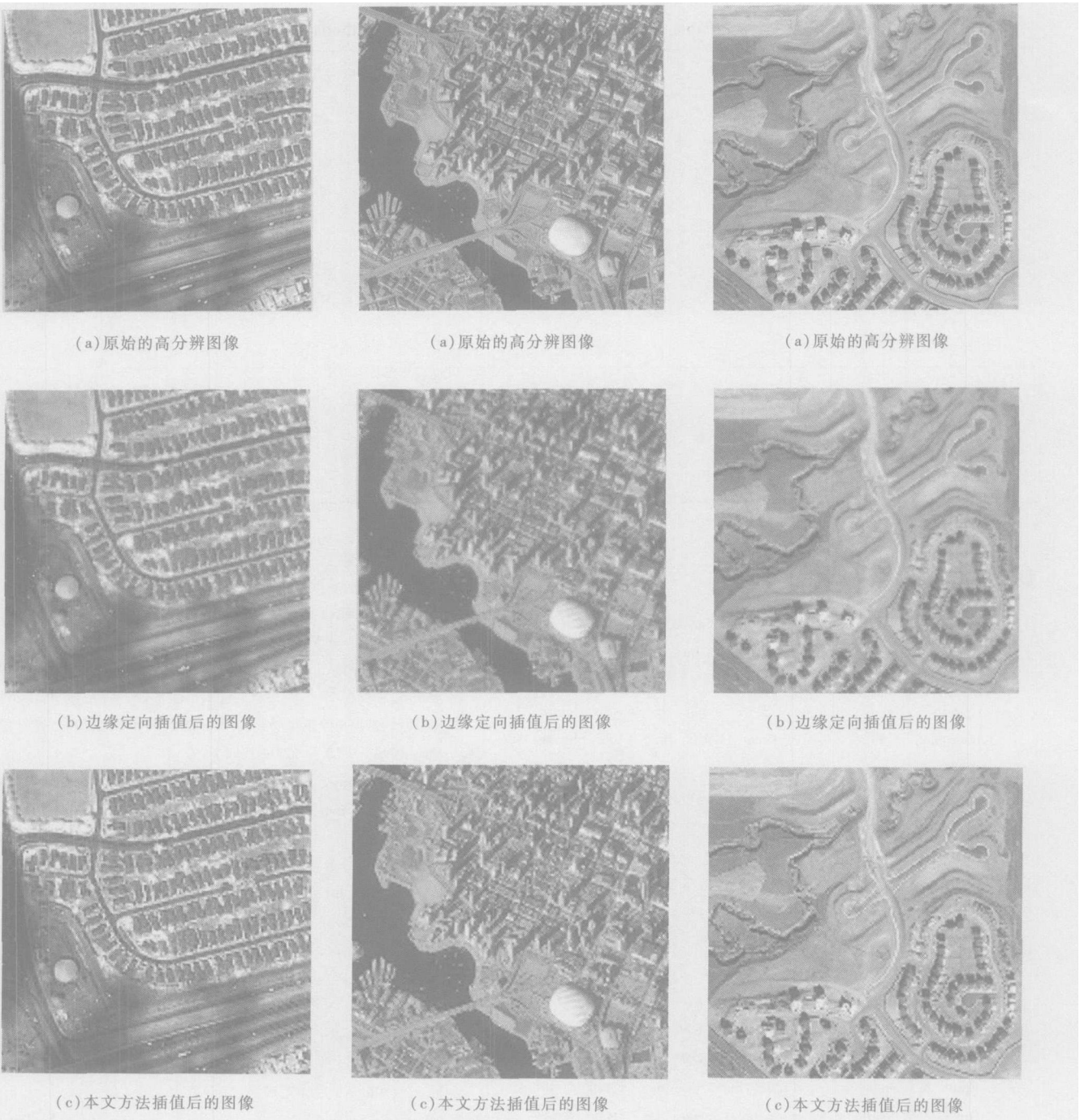


图 1 各方法插值效果图

Fig 1 Interpolation results of different methods

均具有较高的峰值信噪比,而文献 [5] 的边缘定向插值方法只适应于边缘比较简单的情况,其峰值信噪比恒低于本文方法,双线性、双三次等方法的处理结果更差。而边缘保护指数的比较见表 2,从表 2 的结果看,本文方法对边缘的保护也明显强于现有方法。此外,表 1、表 2 中还给出了本文方法取不同参数 k 时的峰值信噪比和边缘保护指数,其中加黑

的值是根据 3.4 节的结果给出的,其余两个值是任取的。从表中的结果可以看出,本文的参数选取方法确实是最优的,但是当 k 取得偏离最优值时也不会对结果造成很大的影响,所以说本文方法还是比较稳健的。而参数 w 的选取结果与 k 的选取相似,这里不再详述。

表 2 各种插值方法的边缘保护指数
Table 2 The EPI of each interpolation methods

方法	最近邻	双线性	双三次	边缘定向	本文方法
					k=25 0.9254
图 1 左	0.6409	0.4766	0.5804	0.5613	k=35 0.9297
					k=45 0.9280
					k=40 0.8308
图 1 中	0.5794	0.4083	0.4988	0.4895	k=54 0.9170
					k=65 0.8219
					k=25 0.8824
图 1 右	0.5933	0.4339	0.5257	0.5022	k=37 0.9439
					k=50 0.8654

参 考 文 献 (References)

- [1] Lee S W, Paik J K. Image Interpolation Using Adaptive Fast B-spline Filtering [A]. Proc IEEE Int Conf Acoustics Speech Signal Processing Montreal [C], 1993, 5: 177-180.
- [2] Carrato S, Ramponi G, Marsi S. A Simple Edge-sensitive Image Interpolation Filter [C]. Proc IEEE Int Conf Image Processing lausanne 1996, 3: 71-74.
- [3] Liu C, Shi W Z, Zhu S L. Spatial Visualization of Image Rectification Accuracy Based on Spatial Interpolation [J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(2): 143-149. [刘春, 史文中, 朱述龙. 基于空间插值的影像纠正精度的空间可视化表达 [J]. 遥感学报, 2004, 8(2): 143-149.]
- [4] Jensen K, Anastassiou D. Subpixel Edge Localization and the Interpolation of Still Images [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 1995, 4(3): 285-295.
- [5] Li X, Michael Orchard T. New Edge-Directed Interpolation [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10(10): 1521-1527.
- [6] Frank M, Candocia A. A Unified Superresolution Approach for Optical and Synthetic Aperture Radar Images [D]. Doctor thesis of University of Florida, 1998.
- [7] Weickert J. A Review of Nonlinear Diffusion Filtering in Scale-space Theory in Computer Vision [R]. Lecture Notes in Computer Science 1252, Berlin: Springer, 1997.
- [8] Perona P, Malik J. Scale-space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- [9] You Y L, Kaveh M. Fourth-Order Partial Differential Equations for Noise Removal [J]. IEEE Trans Image Processing, 2000, 9(10): 1723-1730.
- [10] Gao X, Liu L F, Huang H Y. A Survey-image Analysis and Processing Using PDE and Geometry Curvature-driven Diffusion [J]. Advances in Mathematics, 2003, 32(3): 285-294. [高鑫, 刘来福, 黄海洋. 基于 PDE 与几何曲率流驱动扩散的图像分析与处理 [J]. 数学进展, 2003, 32(3): 285-294.]
- [11] Yang L J, Geng W Z, et al. Simulation of a Novel Method for Noise Reduction in Infrared Imaging Testing [J]. Acta Optica Sinica, 1999, 19(3): 321-326. [杨黎俊, 耿完桢等. 红外成像检测中一种新型噪声抑制方法的理论模拟 [J]. 光学学报, 1999, 19(3): 321-326.]
- [12] Shi C X, Wang Y Q, Li C F, et al. Total Variation Based Image Enlargement and Enhancement [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(2): 95-98. [石澄贤, 王元全, 李朝峰等. 基于总变差的图像放大和增强方法 [J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(2): 95-98.]
- [13] Gilboa G, Zeevi Y Y, Sochen N A. Forward and Backward Diffusion Processes for Adaptive Image Enhancement Denoising [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2002, 11(7): 689-703.
- [14] Battiato S, Gallo G, Stanco F. Smart Interpolation by Anisotropic Diffusion [A]. IEEE Int Conf Image Analysis and Processing [C], Mantova, 2003, 12: 572-577.
- [15] Morigi S, Sgallari F, Zannoni C, et al. An Anisotropic Nonlinear Diffusion Approach to Image Interpolation [R]. morigi@dm.unibo.it
- [16] Jiang L F, Zhu B F. Using PDE to Construct Interpolation Surface over Triangular Mesh [J]. National Science Journal of Xiangtan University, 1997, 19(1): 97-101. [江立芬, 朱本富. 用 PDE 构造三角网格上的插值曲面 [J]. 湘潭大学自然科学学报, 1997, 19(1): 97-101.]
- [17] Charbonnier P, Blanc-Féraud L, Aubert G, et al. Two Deterministic Half-quadratic Regularization Algorithms for Computed Imaging [A]. Proc IEEE Int Conf Image Processing [C], Austin, 1994, 1(11): 13-16.
- [18] You Y L, Xu W, Tannenbaum A, et al. Behavioral Analysis of

- Anisotropic Diffusion in Image Processing [J]. IEEE Trans Image Processing, 1996, 5(11): 1539- 1553
- [19] Han C M, Guo H D, Wang C L, et al. An Enhanced SAR Images Speckle Filter[J]. Journal of Remote Sensing, 2004, 8(2): 121- 127. [韩春明, 郭华东, 王长林等. 一种改进的 SAR 图像斑点噪声滤波方法 [J]. 遥感学报, 2004, 8(2): 121- 127.]

The Partial Differential Equation Method for Image Resolution Enhancement

XIE Mei-hua WANG Zheng-ming

(System Engineering Institute National University of Defense Technology Hunan Changsha 410073, China)

Abstract This paper discusses a new partial differential equation model for resolution enhancement of image. This model adapts the prior information of piecewise continuity of image to construct a nonlinear diffusion model, which is used to smooth an enlarged image by nearest interpolation to reduce the blocky effect caused by enlargement, simultaneity, and interpolation condition is added into the iterated process to avoid a too smooth image. The algorithm is tested by three remote sensing images, all of the results show that the new model has higher peak signal to noise ratio and higher edge preserve index than the known methods.

Key words resolution enhancement; interpolation; partial differential equation; remote sensing