

# 基于结构张量的自适应 CTV 彩色图像恢复模型

王顺风, 张建伟

(南京信息工程大学数理学院, 南京 210044)

**摘要:** 讨论一种基于非线性扩散方程的彩色图像去噪方法。在图像去噪的 3 个基本要求的基础上, 总结出调和项模型和彩色总变差去噪模型中的不足, 利用图像的局部信息构造函数使得模型在接近图像边缘处各向异性平滑并保持边界。在平坦区域各向同性平滑, 防止阶梯效应的产生, 并利用角点信息保持了角点形状。实验结果表明, 所建模型能够较好地保持图像中目标的几何结构, 同时具有良好的去噪能力。

**关键词:** 各向同性; 各向异性; 总变差模型; 图像去噪

## Adaptive CTV Color Image Restoration Model Based on Structure Tensor

WANG Shun-feng, ZHANG Jian-wei

(College of Math and Physics, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044)

**【Abstract】** A new anisotropic diffusion based image denoising method is proposed by analyzing the traditional important denoising models: harmonical model, Color Total Variation(CTV) model. Three requirements of image denoising are proposed. Using the structure information, the new model can anisotropic diffuse the image in the edge region and isotropic diffuse the flat region. In order to contain the corn region, the corn information is added to the new model. Experimental results show that the new denoising method is capable of sufficiently preserving geometric information such as edges and corners in addition to its effectiveness for image denoising.

**【Key words】** isotropic; anisotropic; Color Total Variation(CTV); image denoising

### 1 概述

彩色图像由于采集系统和传输过程中的误差会引入噪声, 对图像的去噪增强是进行诸如图像分割、目标物体测量、以及对图像进行分类估计等图像模式识别所要做的必要处理步骤。一种好的去噪方法能够在去除噪声的同时, 很好地保持图像中目标的几何结构。基于非线性扩散方程的去噪方法具有以上的优点, 该类方法已应用于很多领域<sup>[1-2]</sup>, 其基本思路是在区域内和目标边缘处采用不同的平滑策略: 在区域内加速平滑, 而在边缘处抑制平滑。

文献[3]提出在线性热扩散方程中引入与图像边缘特征相关的自适应函数, 以抑制在边缘处的扩散, 取得了良好的效果, 但该方法易造成强噪声的增强。文献[4]提出了平均曲率运动扩散方程(Mean Curvature Motion, MCM), 该方法仅保留沿垂直于梯度方向, 也就是切线方向上的扩散, 能够很好地在保持目标边缘的同时去除噪声, 但是由于该方法的速度项与图像的局部曲率和梯度模有关, 因此造成图像中目标尖角的演化速度比边缘快, 使尖角丢失; 同时, 由于该方法总是沿着一个方向扩散, 因此整体去噪速度也比较慢。

文献[5-6]考虑到高阶的非线性扩散对高频噪声平滑速度更快, 提出了利用方向曲率模来描述图像平滑度的泛函, 进而得到高阶的非线性扩散方程对图像进行去噪, 取得了很好的效果。文献[7]提出了在小波域上将非线性扩散用于图像去噪, 其基本思想是把保真项定义在图像小波域的大尺度信息上, 但不能保持细节信息。

针对上述方法的缺点, 本文提出一种结合结构张量信息的广义总变差模型, 它通过在方向扩散方程中引入角点信息

与边缘信息, 使得模型在边界处各向异性平滑而在平滑区域进行各向同性平滑, 且保持角点信息, 兼具调和项模型和总变差去噪模型的优点。实验表明, 该方法能较好地保持图像中目标的几何结构, 同时具有良好的去噪能力。

### 2 传统的图像去噪方法

调和项模型是较为经典的图像恢复模型之一, 其实质是最小化图像的变差。对应的方程为

$$\min J_1(I) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 \left[ \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|^2 d\Omega \right]^2} \quad (1)$$

其欧拉-拉格朗日方程为

$$\begin{cases} I(t=0) = I_{noise} \\ \frac{\partial I_i}{\partial t} = \frac{\int_{\Omega} \|\nabla I_i\|}{\sum_{i=1}^3 \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|} \operatorname{div}(\nabla I_i) \end{cases} \quad (2)$$

其中, 扩散项  $\operatorname{div}(\nabla I_i)$  的系数为 1, 朝各个方向的扩散能力一样, 将其展开得

$$\frac{\partial I_i}{\partial t} = \frac{\int_{\Omega} \|\nabla I_i\|}{\sum_{i=1}^3 \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|} (I_{\xi\xi i} + I_{\eta\eta i}) \quad (3)$$

该方程作用等价于热扩散方程, 亦等价于高斯平滑:

**基金项目:** 香港特区政府研究资助局基金资助项目(CUHK/4185/00E); 香港中文大学研究基金资助项目(2050345); 江苏省教育厅青蓝工程基金资助项目(2006)

**作者简介:** 王顺风(1965—), 女, 副教授、硕士, 主研方向: 数值分析与算法; 张建伟, 教授、博士

**收稿日期:** 2008-07-18 **E-mail:** zhangjw@nuist.edu.cn

$$I_i(t) = \frac{\int_{\Omega} \|\nabla I_i\|}{\sum_{i=1}^3 \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|} I_{noise} \times G_{\sigma} \quad (4)$$

其中,  $G_{\sigma}$  为方差为  $\sigma = \sqrt{2t}$  的高斯模糊函数。随着迭代步数的增加, 其恢复图像趋近于一个常量。

针对这个缺点, Alvarez, Lions 等人提出平均曲率流模型, 该模型仅保留沿垂直于梯度方向的扩散:

$$\frac{\partial I_i}{\partial t} = \frac{\int_{\Omega} \|\nabla I_i\|}{\sum_{i=1}^3 \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|} I_{\xi \xi i} \quad (5)$$

该方法能够很好地在保持目标的边缘的同时去除噪声, 但是由于该方法的速度项与图像的局部曲率和梯度模有关, 因此造成图像中目标尖角的演化速度比边缘快, 使尖角丢失; 同时, 由于该方法总是沿着一个方向扩散, 因此去噪速度也比较慢。

Bolmgren 与 Chan 等人在 TV 模型<sup>[5]</sup>的基础上, 提出一种 CTV 模型<sup>[8]</sup>, 该模型把图像看成有界变差空间(即 BV 空间)中分片连续的函数, 对具有重复模式的小尺度细节和噪声均具有较好的效果, 其方程为

$$\min J_2(I) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 \left[ \int_{\Omega} \|\nabla I_i\| d\Omega \right]^2} \quad (6)$$

对应的欧拉-拉格朗日方程为

$$\begin{cases} I(t=0) = I_{noise} \\ \frac{\partial I_i}{\partial t} = \frac{\int_{\Omega} \|\nabla I_i\|}{\sum_{i=1}^3 \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|} \operatorname{div} \left( \frac{\nabla I_i}{\|\nabla I_i\|} \right) \end{cases} \quad (7)$$

将其展开:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = A_i \frac{I_{\xi \xi i}}{\|\nabla I_i\|}, \quad A_i = \frac{\int_{\Omega} \|\nabla I_i\|}{\sum_{i=1}^3 \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|} \quad (8)$$

可以看出, 该模型可以看作平均曲率流的特例, 其系数为  $\frac{1}{\|\nabla I_i\|}$ , 当  $\|\nabla I_i\|$  较大时, 扩散系数较小, 因此, 沿边缘方向的扩散较弱, 从而保留了边缘; 在平滑区域,  $\|\nabla I_i\|$  较小, 扩散系数较大, 因此, 在平滑区域的扩散能力较强, 从而去除了噪声, 但是该模型可能使噪声在其平滑区形成阶梯效应。而且由于在角点处的曲率较大, 虽然有  $\frac{1}{\|\nabla I_i\|}$  对其进行压制, 也很容易模糊角点信息。

而 Bing 等人将 TV 模型推广, 提出一种广义 TV 模型:

$$\min J_3(I) = \frac{1}{p} \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|^p d\Omega, \quad 1 < p < 2 \quad (9)$$

对应的欧拉-拉格朗日方程为

$$\begin{cases} I(t=0) = I_{noise} \\ \frac{\partial I}{\partial t} = \operatorname{div}(\|\nabla I\|^{p-2} \nabla I) \end{cases} \quad (10)$$

只要选择合适的  $p$ , 就能克服阶梯效应。针对不同的图像, 不同的  $p$  会产生不同的恢复效果。当  $p$  接近于 2 时等价于调和项模型, 起到各向同性扩散的效果; 而当  $p$  接近于 1 时, 等价于 TV 模型, 起到各向异性的目的。

原本该模型仅适用于于灰度图像的恢复中, 且整个图像使用唯一的  $p$ , 由于使用唯一的  $p$ , 导致整个图像在各个区域的扩散策略相同, 很难估计边界、角点等多区域特性。

本文将将其推广到彩色图像恢复中, 提出一种自适应的广义 CTV 去噪模型, 能有效地改进图像去噪效果。

### 3 自适应 CTV 去噪模型(GCTV)

一个好的去噪模型应该能够有效地去除噪声, 同时很好地保留目标几何结构: 区域内部, 目标边缘和目标尖角(如图 1 所示)。本文对于这 3 类结构采取不同的去噪策略, 建立自适应 CTV 恢复模型。它满足以下条件:

(1) 在区域内部应加速平滑, 采用接近于各向同性扩散的扩散方程去噪。

(2) 在边界处平滑应该只沿着垂直于梯度方向进行, 以保持边缘。

(3) 在尖角处为防止沿垂直于梯度方向的平滑造成几何结构的丢失。

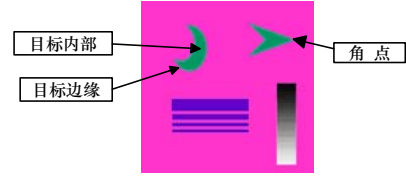


图 1 3 种几何结构示例说明

为满足以上条件, 本文提出如下的扩散方程进行去噪:

$$\min J_4(I) = \sqrt{\sum_{i=1}^3 \left[ \frac{1}{p(x,y)} \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|^{p(x,y)} d\Omega \right]^2} \quad (11)$$

其欧拉-拉格朗日方程为

$$\begin{cases} I(t=0) = I_{noise} \\ \frac{\partial I_i}{\partial t} = \frac{\int_{\Omega} \|\nabla I_i\|}{\sum_{i=1}^3 \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|} \operatorname{div}(\|\nabla I_i\|^{p(x,y)-2} \nabla I_i) \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $p(x,y)$  为控制函数, 需要满足以下几点:

(1) 当点位于目标内部时,  $p(x,y)$  应接近于 2, 选择平滑较好的调和模型;

(2) 当点位于目标边界时,  $p(x,y)$  应接近于 1, 选择保边较好的 TV 模型;

(3) 当点位于角点区域时,  $\|\nabla I_i\|^{p(x,y)-2}$  应接近 0, 保持角点信息。

根据局部曲率和梯度局部结构, 即认为图像中曲率大、梯度大的位置为角点, 曲率小、梯度大的位置为边缘, 曲率小、梯度小的位置为区域内部, 由此构建自适应权重系数。但梯度和曲率信息对噪声敏感。

张红英等人提出一种利用梯度信息构造控制函数的方法<sup>[9]</sup>, 由于仅使用了梯度信息, 因此受噪声影响较大, 而且改控制函数没有考虑角点情况。

本文引入结构张量信息构造控制函数, 该信息已经被广泛地应用于局部相关性估计等方面, 如指纹图像的方向场估计和图像增强。其具有高精度性, 即对图像内容如边缘与角点位置定为准确。

在彩色图像中, 结构张量定义为

$$J = \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{21} & J_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_x^2 + G_x^2 + B_x^2 & R_x R_y + G_x G_y + B_x B_y \\ R_x R_y + G_x G_y + B_x B_y & R_y^2 + G_y^2 + B_y^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中,  $J$  为一半正定矩阵, 用于描述线形结构方向信息。其特征值为

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} (J_{11} + J_{22} + \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2})$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2}(J_{11} + J_{22} - \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2})$$

对应的特征向量为

$$\mu_1 = [\cos \theta \quad \sin \theta]^T, \quad \mu_2 = [-\sin \theta \quad \cos \theta]^T$$

其中,  $\cos \theta = (2 \times J_{12}) / \text{nor}$ ;

$$\sin \theta = (J_{22} - J_{11} + \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2}) / \text{nor};$$

$$\text{nor} = \sqrt{(2 \times J_{12})^2 + (J_{22} - J_{11} + \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2})^2}.$$

结构张量和梯度算子一样, 易受噪声影响, 因此, 用非线性结构张量解决。

首先, 使用小尺度高斯核对结构张量进行模糊, 使其具有鲁棒性, 即抗噪声能力强:

$$J = g_\sigma \times J = \begin{bmatrix} g_\sigma \times J_{11} & g_\sigma \times J_{12} \\ g_\sigma \times J_{21} & g_\sigma \times J_{22} \end{bmatrix} \quad (14)$$

对结构张量 4 个通道分别做高斯平滑, 其中,  $g_\sigma$  为尺度为  $\sigma$  的高斯核。

其次, 对每个通道进行各向异性扩散, 即:

$$\begin{aligned} \partial_i J_{ij} &= \text{div}(g(\sum_{k,l=1}^2 \nabla J_{k,l} \nabla J_{k,l}^T \nabla J_{i,j})) \\ g(x) &= 1/(1+x^2) \quad i, j=1, 2 \end{aligned} \quad (15)$$

此时得到的  $J$  是一个非线性结构张量, 看作一个正定矩阵, 可以描述二维结构方向信息。该结构张量更能够保持边界的方向一致性。其中,  $J$  可以表示结构信息, 特征值为  $\lambda_1, \lambda_2$ , 且  $\lambda_1 > \lambda_2$ , 对应的特征向量为  $\mu_1, \mu_2$ , 分别代表法线方向和切线方向以及对应的大小。 $J$  的迹  $\text{tr}(J) = \lambda_1 + \lambda_2$  反映结构的能量, 结构的方向一致性由 2 个特征值的差确定, 即当点位于图像内部区域时, 能量较小, 方向一致性较差; 位于目标边缘时, 局部能量较大, 方向一致性较好; 交点区域局部能量较大, 方向一致性较弱。用特征值表示为: 当点处于目标内部区域时  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$ , 处于目标边界区域时  $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx 0$ , 处于角点区域时  $\lambda_1 \geq \lambda_2 > 0$ 。因此, 构造  $p(x, y)$  为

$$p(x, y) = 1 + \exp(-(\lambda_1 - \lambda_2)^{1/2}) \quad (16)$$

从(16)式可知:  $1 < p(x, y) < 2$ ;  $p(x, y)$  的选取与图像的结构信息有关, 在目标边缘处,  $\lambda_1 \gg \lambda_2$ , 此时  $(\lambda_1 - \lambda_2)^{1/2} \rightarrow \infty$ ,  $p(x, y) \rightarrow 1$ , 式(12)等价于保边较好的 CTV 模型; 在目标内部区域,  $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$ , 此时  $(\lambda_1 - \lambda_2)^{1/2} \rightarrow 0$ ,  $p(x, y) \rightarrow 2$ , 式(12)等价于平滑较好的调和模型。

在尖角处由于 2 个特征值都较大且较为接近,  $(\lambda_1 - \lambda_2)^{1/2}$  接近于零, 因此在此处的扩散为调和模型, 而该方法易导致尖角的丢失。本文引入角点信息处理这个问题。

文献[10]利用特征值定义了反映角点的测度:

$$C = \frac{\det(J)}{\text{tr}(J)} = \frac{\lambda_1 \cdot \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (17)$$

显而易见,  $C(\text{角点}) \gg C(\text{边缘}) \approx C(\text{内部区域}) \approx 0$ 。

为了将角点信息融入到模型, 使模型具有保持角点的能力, 将式(12)中的正则项修改为

$$\frac{\partial I_i}{\partial t} = \frac{\int_{\Omega} \|\nabla I_i\| \text{div}(q(x, y) \|\nabla I_i\|^{p(x, y)-2} \nabla I_i)}{\sum_{i=1}^3 \int_{\Omega} \|\nabla I_i\|} \quad (18)$$

$$q(x, y) = \exp(-C(x, y)) \quad (19)$$

该方程在  $W^{1,p}(R^2)$  空间上具有唯一解<sup>[11]</sup>。

#### 4 稳定的数值解法

由于式(18)的演化过程实际上是偏微分方程的数值求解过程, 数值方法的稳定性会影响实验结果。

对于一阶导数  $I_x$  和  $I_y$ , 采用如下模板计算, 该类模板存在一定的抗噪能力, 能更好地计算图像梯度值:

$$I_{x+\frac{1}{2}} = \frac{1}{32} \begin{bmatrix} 0 & -3 & 3 \\ 0 & -10 & 10 \\ 0 & -3 & 3 \end{bmatrix} \quad I_{x-\frac{1}{2}} = \frac{1}{32} \begin{bmatrix} -3 & 3 & 0 \\ -10 & 10 & 0 \\ -3 & 3 & 0 \end{bmatrix}$$

$$I_{y+\frac{1}{2}} = \frac{1}{32} \begin{bmatrix} 3 & 10 & 3 \\ -3 & -10 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad I_{y-\frac{1}{2}} = \frac{1}{32} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 3 & 10 & 3 \\ -3 & -10 & -3 \end{bmatrix}$$

在计算式(15)与式(18)中的梯度是使用前向差分, 也就是  $I_{x+\frac{1}{2}}$  与  $I_{y+\frac{1}{2}}$ , 而求解散度时使用后向差分, 即  $I_{x-\frac{1}{2}}$  与  $I_{y-\frac{1}{2}}$ 。利用该方法可以降低差分方法带来的误差。

#### 5 实验结果与分析

以人工合成图像、peppers 图和 Lena 图像为例进行仿真试验、说明和分析。利用被噪声污染的人工合成图像、peppers 图和 Lena 图像作为待恢复图, 它们的大小均为 256×256, 用峰值信噪比(PSNR)作为评价的客观标准, 分别对调和项模型、CTV 模型以及 GCTV 模型进行比较。实验中高斯滤波的方差为 0.5。图 2~图 4 分别为降噪处理前后的人工合成图像、peppers 图以及 Lena 图像。图 2(a)为人工合成图像, 图中具有较强噪声, 且有角点区域、过渡区域; 图 2(b)为各向同性模型恢复结果, 其效果等价于高斯平滑, 随着迭代次数的增加, 其模糊效果越明显; 图 2(c)为 CTV 模型恢复结果, 图 2(d)为张红英等人提出的 ACTV 模型恢复结果; 图 2(e)为本文提出的 GCTV 模型恢复结果。从结果可以看出, CTV 模型会产生阶梯效应, ACTV 模型并没有从根本上消除阶梯效应, 而且在角点区域并不能保持角点信息; 而 GCTV 模型使用了结构信息, 使得模型在边界区域以及内部区域使用不同性质的平滑机制, 从而减小了阶梯效应的产生并有效地避免了角点的扩散。

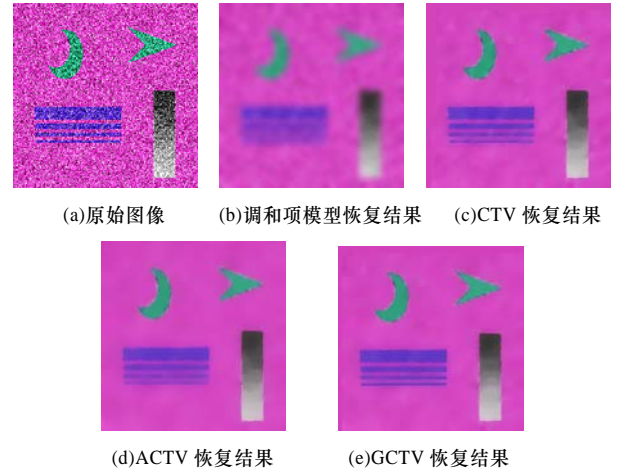


图 2 人工合成图像恢复结果

图 3 为 peppers 图恢复结果。图 3(a)为加了噪声的 peppers 图像; 图 3(b)为调和项模型恢复结果, 整个图像都被等方向地模糊; 图 3(c)为 CTV 模型恢复结果; 图 3(d)为 ACTV 模型恢复结果; 图 3(e)为本文提出的模型恢复结果; 可以看出 CTV 模型此时的阶梯效应比较明显, ACTV 模型一定程度上降低了阶梯效应, 但没有完全消除; 而 GCTV 模型在结构信息较弱的区域使用了各向同性平滑, 有效地避免了噪声的产生。

图 4(a)为加了噪声的 Lena 图像; 图 4(b)为调和项模型恢复结果, 整个图像都被等方向地模糊; 图 4(c)为 CTV 模型恢



复结果;图 4(d)为 ACTV 模型恢复结果;图 4(e)为 GCTV 模型恢复结果;可以看出头发等小尺度区域 2 种方法恢复效果都不好。由文献[12]的研究结果可知,利用扩散方程进行图像去噪的方法只适合于具有卡通特征的图像(如室内图像、医学图像等),而并不适合于任何图像。利用扩散方程对包含丰富小尺度信息的图像进行去噪,易造成图像结构信息的破坏,本文模型也只适合于具有卡通特征的图像。



图 3 peppers 图恢复结果



图 4 Lena 图恢复结果

将 GCTV 模型用于医学图像的去噪。图 5 为中国虚拟人一号脑图像恢复结果,图像中含有少量噪声,并含有较弱的边界,该图中的非脑组织已经被剔除,本文仅研究含有噪声的脑组织部分恢复效果,以辅助后继的脑图像分割。

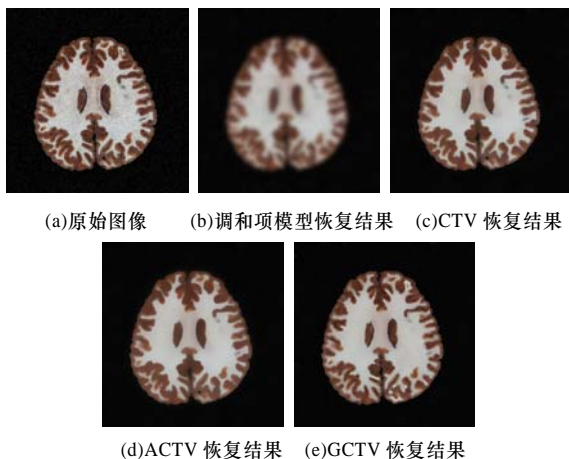


图 5 中国虚拟人一号脑图恢复结果

图 5(a)为原始图像,图 5(b)为调和项模型恢复结果,图 5(c)为 CTV 模型恢复结果,图 5(d)为 ACTV 模型恢复结果,图 5(e)为 GCTV 模型恢复结果。由于含有弱边界,传统的基于梯度的 CTV 模型、ACTV 模型不能保持该类边界,本文使用了非线性结构张量,有效地保持了弱边界的边界一致性,并利用该特点保留该类信息。

采用 PSNR 来度量对不同噪声污染图的恢复效果:

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{NM} \left( \sum_{k=1}^3 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (I_k(i, j) - I_{k,0}(i, j))^2 \right) / 3}$$

PSNR 能够衡量算法的去噪能力,PSNR 越高,图像质量越好;反之,图像质量越差。从表 1 中的实验数据来看,3 种恢复模型处理后,PSNR 都有所提高,从 PSNR 提高幅度看,本文推广模型比原模型幅度更大。这些实验数据表明,本文模型优于各向同性方法、CTV 模型和 ACTV 模型。

表 1 实验结果的峰值信噪比 dB

图例	调和项模型	CTV	ACTV	GCTV
图 2	18.19	20.20	22.20	25.21
图 3	17.52	21.48	23.42	26.95
图 4	16.92	20.16	23.45	24.19
图 5	16.32	24.13	24.97	25.49

## 6 结束语

通过分析变分彩色图像复原比较常用的去噪模型——调和、全变分去噪模型,提出了一种广义全变分去噪模型。该模型具有以下优点:利用结构张量信息构造函数,确定去噪强度。在接近图像边缘处平滑较弱且为各向异性,以保证边缘不被模糊,在远离边缘处平滑较强近似各向同性,更好地去除平滑区域的噪声,并防止阶梯效应。使用了角点信息,保持了角点形状。实验表明,本文的自适应方法降噪效果明显。

## 参考文献

- [1] Weickert J. A Review of Nonlinear Diffusion Filtering[C]// Proceedings of Scale Space Theory in Computer Vision1. Berlin, Germany: Springer, 1997, 1252: 3-28.
- [2] David1 T. PDE's-based Regularization of Mmultivalued Images and Applications[D]. Nice, France: University of Nice Sophia Antipolis, 2002.
- [3] Perona P, Malik J. Scale Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- [4] Luis A, Louis L P, Michel M J. Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion[J]. SIAM Journal of Numerical Analysis, 1992, 29(3): 845-866.
- [5] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear Total Variation Based on Noise Removal Algorithms[J]. Physica D, 1992, 60(4): 259-268
- [6] 贾迪野, 黄凤岗, 苏 茜. 一种新的基于高阶非线性扩散的图像平滑方法[J]. 计算机学报, 2005, 28(5): 882-891.
- [7] 石澄贤, 王洪元, 王元全, 等. 小波域上的图像非线性扩散滤波[J]. 中国图象图形学报: A 版, 2004, 9(12): 1449-1453.
- [8] Blomgren P, Chan T F. Color TV: Total Variation Methods for Restoration of Vector-valued Images[J]. IEEE Trans. on Image Proc., 1998, 7(3): 304-309.
- [9] 张红英, 彭启琮. 全变分自适应图像去噪模型[J]. 光电工程, 2006, 33(3): 50-53.

(下转第 223 页)