

文章编号: 1000-582X(2013)04-080-07

# 采用 CDD 模型的自适应图像修复算法

印 勇, 李 丁, 胡琳昀

(重庆大学 通信工程学院, 重庆 400044)

**摘 要:** 在 CDD 模型基础上, 提出了一种自适应图像修复算法, 引入在不同曲率选择不同修复模型的自适应系数  $q$ , 使得在大曲率时使用 CDD 模型, 其他时候使用 TV 模型, 大大减少了 CDD 模型的修复时间; 引入在不同变化程度选择不同扩散方式的自适应系数  $p$ , 使得在破损区图像边缘较多, 即大梯度时使用接近 TV 的模型, 而在平坦区, 即小梯度时使用接近热扩散的方程, 使得修复效果更佳。实验证明该算法在修复速度和修复效果上都要优于 CDD 模型。

**关键词:** 图像修复; TV 模型; CDD 模型; 自适应系数

**中图分类号:** TP301.6

**文献标志码:** A

## Adaptive image inpainting algorithm based on CDD model

YIN Yong, LI Ding, HU Linyun

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** An adaptive image inpainting algorithm based on CDD model is proposed. An adaptive coefficient  $q$  is introduced to choose the right inpainting model for different curvatures. The coefficient adopts CDD model only for large curvatures, and use TV model for others. Thus the repair time of CDD model is greatly reduced. Another adaptive coefficient  $p$  is introduced to choose the right diffusion way for different degrees of change. This coefficient adopts a more closing TV model in damage area edge which has large gradient, and use thermal diffusion equation in flat areas which has small gradient. Then better inpainting results can be achieved. Experiments show that the proposed algorithm has much faster inpainting speed and better inpainting results than CDD model.

**Key words:** image inpainting; TV model; CDD model; adaptive coefficients

在图像处理中, 图像修复是一项重要的基础性研究课题。数字图像修复是根据图像中残留的信息, 自动地恢复图像中遗失或损坏的信息, 使修复后的图像接近或达到原始图像的视觉效果。Bertalmio 等首先提出了基于偏微分的图像修复算法<sup>[1]</sup>, 后来 Rudin 等将变分法思想引入到图像修复中<sup>[2]</sup>, 由于全变分(Total variation, TV)模型固有的缺点, 即不满足人类视觉中的“连接性”准则, Chan 等又在 TV 模型的基础上, 引入曲率扩散项  $k$ , 提出了曲率驱动扩散(Curvature driven diffusion, CDD)

修复模型<sup>[3]</sup>, 让图像中不自然的大曲率迅速扩散, 达到连接较大断裂部位的目的。

TV 模型的修复时间较少, 但它是趋向于生硬的最短直线连接, 修复效果较差; CDD 模型在 TV 模型的基础上引入了扩散引子曲率  $k$ , 使得修复效果更自然。但 CDD 模型所花费的时间往往是 TV 模型的很多倍。最近几年有文献提出了基于 CDD 模型和 TV 模型的改进模型<sup>[7-8, 14-16]</sup>。文献[7]提出的基于 CDD 模型的快速修复方法, 大大加快了 CDD 的修复速度, 但由于它是基于领域平均的方

收稿日期: 2013-01-02

基金项目: 中央高校基本科研业务费资助项目(CDJXS11160006)

作者简介: 印勇(1963-), 男, 重庆大学教授, 博士, 主要从事图像处理与识别方向研究, (E-mail)yongyin@cqu.edu.cn.

法,而不是逐渐迭代修正的结果,所以修复效果不是很理想;文献[8]提出了一种基于 p-laplace 的 CDD 修复模型,提高了 CDD 的修复质量,由于不全是各向异性扩散,在一定程度上提高了 CDD 的速度,但由于该方法本身还是用 CDD 方法实现的,所以速度提高不明显。笔者提出一种基于 CDD 模型的自适应算法,引入曲率自适应系数  $q$  和梯度的自适应系数  $p$ ,在图像修复时,只在较大曲率时使用 CDD 模型,有效减少修复时间。同时,只在较大梯度使用各向异性扩散,而平坦区域使用各向同性扩散,比全局使用各项异性扩散效果更优。实验表明该方法在图像修复的时间和效果上都得到了不同程度的提高。

## 1 CDD 模型

CDD 模型是建立在 TV 模型<sup>[4-6]</sup>的基础上的。在图像修复中,图像修补示意图如图 1 所示。

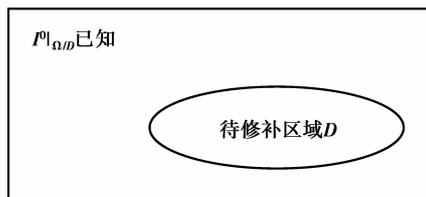


图 1 图像修复示意图

$D$  表示破损区域,  $\Omega \setminus D$  表示已知区域,常用的退化模型是

$$I^0_{\Omega \setminus D}(x) = I(x)_{\Omega \setminus D} + n(x), \quad (1)$$

在被污染的图像中,噪声图像一般满足加性关系,  $I(x)_{\Omega \setminus D}$  表示原始的未破损图像,  $n(x)$  表示均值为 0, 方差为  $\delta$  的高斯白噪声。TV 模型在约束条件下的泛函极值为

$$\min(J) = \int_{\Omega} |\nabla I| dx + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega \setminus D} |I - I^0|^2 dx, \quad (2)$$

其中,  $\lambda$  表示 Lagrange 乘子,根据变分原理,可求得与之对应的 Euler-Lagrange 方程为

$$-\operatorname{div} \left[ \frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right] + \lambda_D(x)(I - I^0) = 0, \quad (3)$$

其中,

$$\lambda_D(x) = \lambda \cdot 1_{\Omega \setminus D} = \begin{cases} \lambda, & x \in \Omega \setminus D, \\ 0, & x \in D, \end{cases} \quad (4)$$

由此可知,式(3)中的第一项是扩散项,扩散系数是  $\frac{1}{|\nabla I|}$ ,表明了是“各向异性”的,能够按照等照度方向进行扩散。但 TV 模型的最大缺陷就是不满足人

类视觉中的“连接性”原则,因为 TV 模型的本质就是将断裂的等照度线连接起来,这是一种直线连接,而求极值后,又要求连接的直线要最短。所以当在修复图像破损的宽度大于图像本身的宽度时,TV 模型不能正确修补图像。

Chan 等在 TV 模型的基础上,提出了 CDD 模型<sup>[3]</sup>,即在式(3)中的扩散项中加入了另一个扩散系数,即曲率  $k$ 。在大曲率的地方,让扩散加强,从而能够修复破损更大的图像,也就满足了“连接性”的原则。CDD 模型 Euler-Lagrange 方程为

$$-\operatorname{div} \left[ \frac{f(k) \cdot \nabla I}{|\nabla I|} \right] + \lambda_D(x)(I - I^0) = 0, \quad (5)$$

可以看出,由于  $k = \nabla \left( \frac{\nabla I}{\nabla I^0} \right)$ ,方程从以前的二阶偏微分上升成三阶偏微分。所以每一次修复迭代运算都要对每个点计算三阶偏微分,势必造成时间上的巨大消耗。

由于图像基本上是接近平滑的变化,所以在曲率变化特别大的地方一定是破损区域,需要用到 CDD 模型加强扩散,而在其他地方使用 TV 模型;同时,在图像修复时要求强调边缘,如果在平坦区域,也使用各向异性扩散,不仅速度慢,而且可能造成虚假边缘,所以在平坦区域选择各向同性优于各向异性。所以根据这 2 个原则,引入了 2 个自适应参数:曲率自适应系数  $q$  和梯度自适应系数  $p$ 。曲率自适应系数  $q$  由曲率  $k$  计算得出,在大曲率时,需要扩散加强,选择使用 CDD 修复,而在小曲率时只需要使用 TV 就能达到修复较好的目的,这样可以有效减少 CDD 模型的修复时间;梯度自适应系数  $p$  根据不同图像的变化程度给出(变化越强烈  $p$  越小,  $1 < p < 2$ ),在大梯度时各项异性扩散,这样就能有效保护边缘,而在小梯度时选择各项同性扩散,同时各向同性扩散还减少了在平坦区域使用 TV 模型所造成的阶梯效应,达到提高修复质量的目的。

## 2 基于 CDD 模型的自适应图像修复算法

### 2.1 CDD 模型扩散系数的分析

在 CDD 模型中,传导率  $F = \frac{f(k)}{|\nabla I|}$  受梯度和曲率的共同控制,即 CDD 模型在梯度大的地方扩散较弱,在曲率绝对值大的地方扩散较强。所以对  $f(k)$  和  $g(\nabla I)$  选择适当的函数,这样在  $f(k)$  和  $g(\nabla I)$  的共同作用下,图像中强烈并且光顺的边缘将得到最好的保护,即使不太强( $g(\nabla I)$  较小),但足够光顺的等照度线也能持续足够长的时间<sup>[7]</sup>。反之,如果任何等照度线的局部具有大曲率,即使其梯度模值

较大,也将迅速扩散。

所以,选择  $f(k) = \begin{cases} e^{|k|}, & |k| \geq 0 \\ 0, & |k| = 0 \end{cases}$  与  $f(k) = k$  相比,它更强调了大曲率,如图 2 中虚线曲线所示。

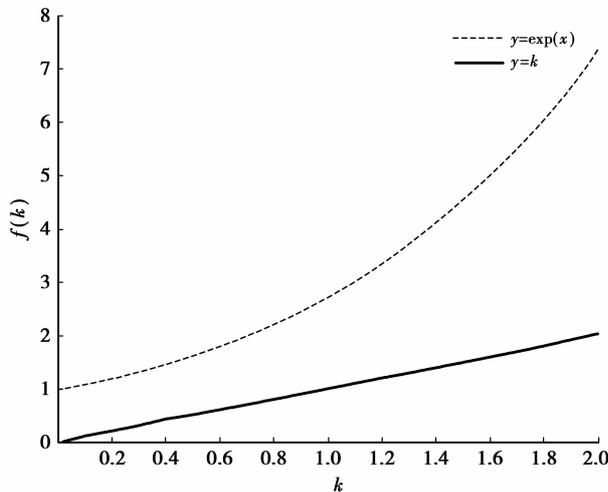


图 2  $f(k)$  函数的比较

选择  $g(\nabla I) = \frac{\nabla I}{K}$ , 参数  $K$  可以用来控制受保护梯度模值的范围。分别选择  $K=1$  和  $K=3$ , 函数如图 3 所示。可见,当  $K=3$  时,函数随着梯度的增加衰减的更慢,即可以通过控制  $K$  来保护不同的梯度。如图 3 中虚线曲线所示。

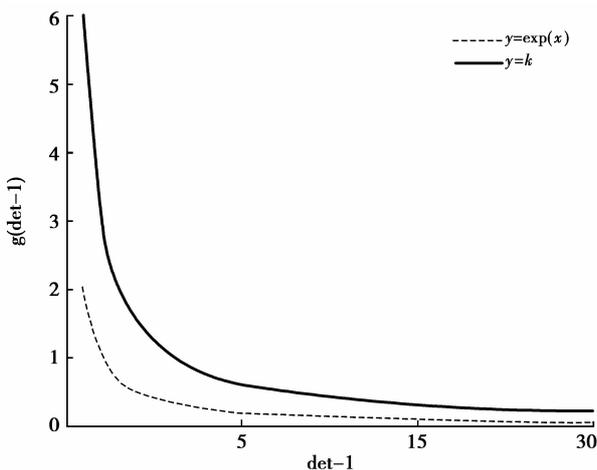


图 3  $\frac{1}{g(\nabla I)}$  函数的比较

## 2.2 CDD 模型自适应系数的引入

根据上述分析可知:大曲率时需扩散强,而 CDD 模型中的曲率因子能加强扩散,所以在大曲率时使用 CDD 模型较好;而小曲率的时候使用 TV 模型即可;在大梯度时,为了保护边缘使用 TV 模型较

好;小梯度时,即平坦区域使用热扩散模型较好。因此,引入了根据曲率大小选择曲率扩散模型的自适应系数  $q$  和根据图像变化大小择扩散模型的自适应系数  $p$ 。其 Euler-Lagrange 方程为

$$-\operatorname{div} \left[ \frac{f(k)^{2-q} \cdot \nabla I}{|\nabla I|^{2-p}} \right] + \lambda_D(x)(I - I^0) = 0, \quad (6)$$

其中,

$$q = 1 + \frac{1}{1 + |k|^2}. \quad (7)$$

由式(6)、(7)可知,  $1 \leq q \leq 2$ ,  $1 \leq p \leq 2$ 。  $q$  的取值与图像的曲率有关,在图像变化大处曲率  $k$  就大,当  $|k|^2 \rightarrow \infty$  时,  $q \rightarrow 1$ ,即保留了曲率扩散项这一项;在图像变化不明显处曲率  $k$  小,当  $|k|^2 \rightarrow 0$  时,  $q \rightarrow 2$ ,即曲率扩散项为 0,此时就简化为 TV 模型。  $p$  的取值与图像的梯度有关,破损区图像边缘较多的话,  $p$  的取值越小,反之越大。

在不考虑噪声的情况下,用极限法来分析上面的自适应模型。  $p$  和  $q$  的极限值可以取 1 和 2,那么,可以组合成 4 种不同的情况:

1)  $p=2, q=2$  时;表示曲率小,梯度小的平坦区域,修补模型为

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \Delta I, \quad (8)$$

此为调和模型,即各项同性,适合于修复平坦区域,其修复效果优于各向异性扩散,同时,热扩散修补模型的扩散速度比较快。所以在这种区域,用该模型在速度和效果上都优于 CDD 模型。

2)  $p=2, q=1$  时;表示曲率小,梯度大的光滑边缘区域,修补模型为

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla \left( \frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right), \quad (9)$$

即 TV 模型,是各项异性扩散,由于只在边缘处扩散,所以能很好的保护边缘。同时,由于曲率小,因此曲率对修复效果影响不大,所以略去计算曲率,大大减少了修复时间。在这种区域,修复速度优于 CDD 模型。

以上 2 个模型就是 p-laplace 算子扩散模型的 2 个特例<sup>[8-10]</sup>, p-laplace 算子实质上就是一个各项异性扩散的方程

$$\Delta_p I = |\nabla I|^{p-2} I_{\xi\xi} + (p-1) |\nabla I|^{p-2} I_{\eta\eta}, \quad (10)$$

扩散系数  $|\nabla I|^{p-2}$  和  $((p-1) |\nabla I|^{p-2})$  控制着该扩散方程的扩散行为,只要合理选择  $p$  值,就能达到某种扩散目的,以上是 2 种极限情况。

3)  $p=1, q=2$  时;表示曲率大,梯度小的图像变化较大的平坦区域,修补模型为

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla(f(k) \cdot \nabla I), \quad (11)$$

该模型就是廉晓丽等介绍的快速 CDD(QCDD)修复模型<sup>[11]</sup>。QCDD 直接建立在热扩散的基础上,此时扩散强度仅依赖于等照线的几何信息——曲率。由于曲率的引入,该模型满足“连接整体性准则”。由于 QCDD 模型建立在热扩散的基础上,去除了梯度值对扩散速度的负面影响,因此其修复速度必然会加快。

4)  $p=1, q=1$  时;表示曲率大,梯度大的变化强烈的边缘信息,修补模型为

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \nabla \left( \frac{f(k) \cdot \nabla I}{|\nabla I|} \right). \quad (12)$$

该模型就是 CDD 模型,虽然修复速度较慢,但在大曲率,大梯度时修复效果较好。

可以看出,上面的 4 个模型中有 3 个模型速度快于 CDD 模型,有一个修复效果优于 CDD 模型。只要选取适当的  $p, q$  值,修复模型能近似于以上四个模型,使修复效果更加,所以该自适应算法在修复质量和速度上都能得到提高。

### 3 数值实现

修复过程是首先确定待修补的区域,然后利用式(6)模型的离散化方案修复。具体采用如下半点显式方案实现

$$I^{(n+1)} = I^{(n)} + \Delta t \cdot \mathbf{j}^{(n)}, \quad (13)$$

其中矢量  $\mathbf{j} = \frac{f(k)^{2-q} \cdot \nabla I}{|\nabla I|^{2-p}}$ , 若将  $\mathbf{j}$  写成  $\mathbf{j} = (j^1, j^2)$ , 其中  $j^1$  为水平分量,  $j^2$  为垂直分量, 若以当前计算点为中心点  $(0, 0)$ , 则

$$\nabla \cdot \mathbf{j} = \frac{j^1_{(d,0)} - j^1_{(-d,0)}}{h} + \frac{j^2_{(0,d)} - j^2_{(0,-d)}}{h}, \quad (14)$$

其中  $d$  为网格长度,  $h$  为 2 个网格点之间的距离。半点方案时取  $d=1/2, h=1$ , 如图 4 所示。这时要求计算半点梯度  $\nabla I$  和半点曲率  $k$ 。

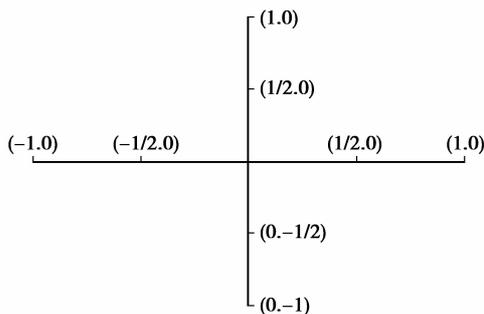


图 4 半点网络

半点梯度  $|\nabla I|$ , 以求  $\nabla I_{(1/2,0)}$  为例

$$\begin{aligned} \nabla I_{(1/2,0)} &= \left( \frac{\partial I}{\partial x} \Big|_{(1/2,0)}, \frac{\partial I}{\partial y} \Big|_{(1/2,0)} \right) \approx \\ &= \left( \frac{I(1,0) - I(0,0)}{1}, \frac{I(1/2,1) - I(1/2,-1)}{2} \right) = \\ &= \left( \frac{I(1,0) - I(0,0)}{1}, \frac{(I(0,1) + I(1,1)) - (I(0,-1) + I(1,-1))}{4} \right) \end{aligned} \quad (15)$$

半点曲率  $k$ , 以求  $k_{(1/2,0)}$  为例

$$k_{(1/2,0)} = \nabla \left( \frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right)_{(1/2,0)} = \frac{\partial}{\partial x} \left[ \frac{I_x}{|\nabla I|} \right]_{(1/2,0)} + \frac{\partial}{\partial y} \left[ \frac{I_y}{|\nabla I|} \right]_{(1/2,0)}, \quad (16)$$

其中  $\frac{\partial}{\partial x} \left[ \frac{I_x}{|\nabla I|} \right]_{(1/2,0)}$  与  $\frac{\partial}{\partial y} \left[ \frac{I_x}{|\nabla I|} \right]_{(1/2,0)}$  的求法与式(14)相同, 计算时,  $\left[ \frac{I_x}{|\nabla I|} \right]_{(1,0)}$  和  $\left[ \frac{I_y}{|\nabla I|} \right]_{(1,0)}$  等采用中心差分法。同时,  $q$  中的曲率也采用中心差分法计算。

修复图像的过程如图 5 所示。  $p$  是根据图像的平坦陡峭程度来选择的, 图像变化越平缓,  $p$  越接近 2, 否则越接近 1;  $a$  是曲率自适应系数的一个阈值,  $1 < a < 2$ , 当图像破损处的大曲率比较多时, 将阈值  $a$  的值提高。图 5 表示, 当  $q < a$  时, 传导系数为  $F = \frac{f(k)}{|\nabla I|^{2-p}}$ , 即 p-laplace 算子 CDD 模型; 反之, 传导系数为  $F = \frac{1}{|\nabla I|^{2-p}}$ , 即 p-laplace 算子 TV 模型。由此看出, 这样分成 2 部分的原因是, 当曲率较小时, 不直接使用因子  $k$ , 降阶为二阶, 可大大减少运算时间。

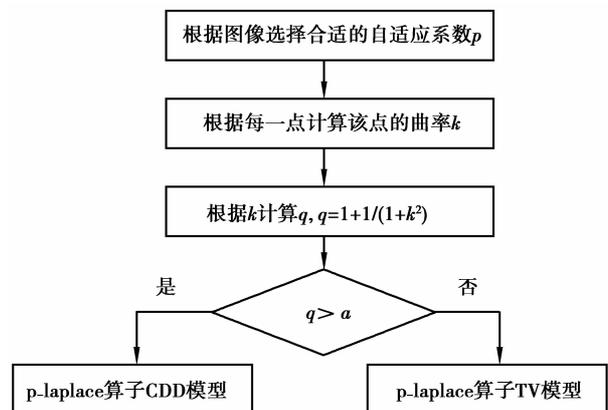


图 5 自适应图像修复算法流程图

## 4 实验结果

在 Matlab7.9.0 上对 TV、CDD、文献[7]、文献[8]和自适应 CDD 模型进行了仿真实验。自适应 CDD 模型中, Lena 图像取  $p=1.5, a=1.55, K=0.8$ , 文献[8]中取  $p=1.5$ ; Cameraman 图像取  $p=1.3, a=1.4, K=1.2$ , 文献[8]中取  $p=1.3$ 。用峰值信噪比 (PSNR) 来作为客观衡量的标准。

图 6 是  $512 \times 512$  大小的 Lena 图像, 破损了 5 719 个像素点, 图 7 是  $256 \times 256$  大小的 Cameraman 图像, 破损了 2 275 个像素点。分别经过 TV、CDD、文献[7]、文献[8]和自适应 CDD 300 次迭代和 500 次迭代后的结果。

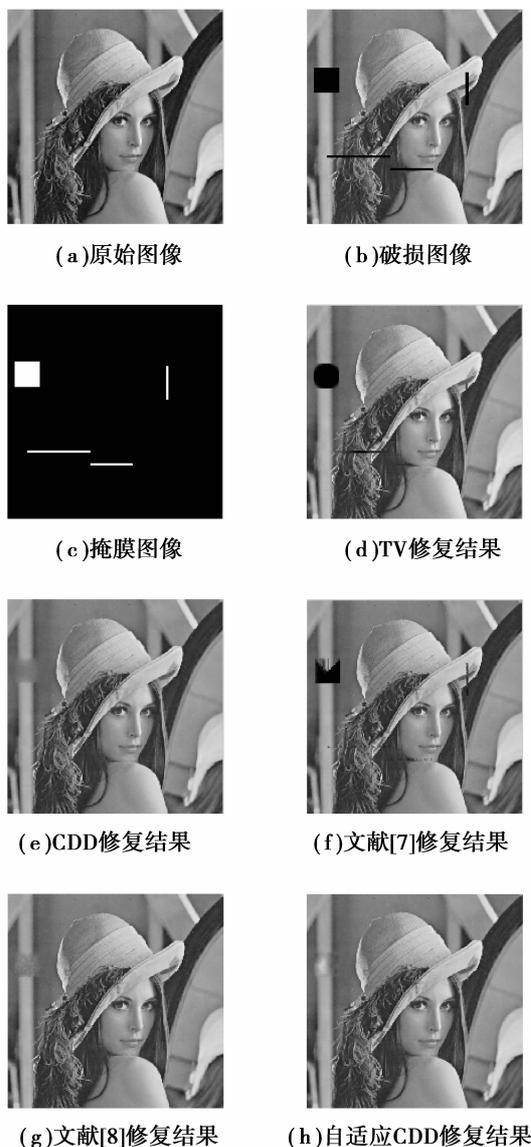


图 6 Lena 图像在 5 种修复模型下的结果

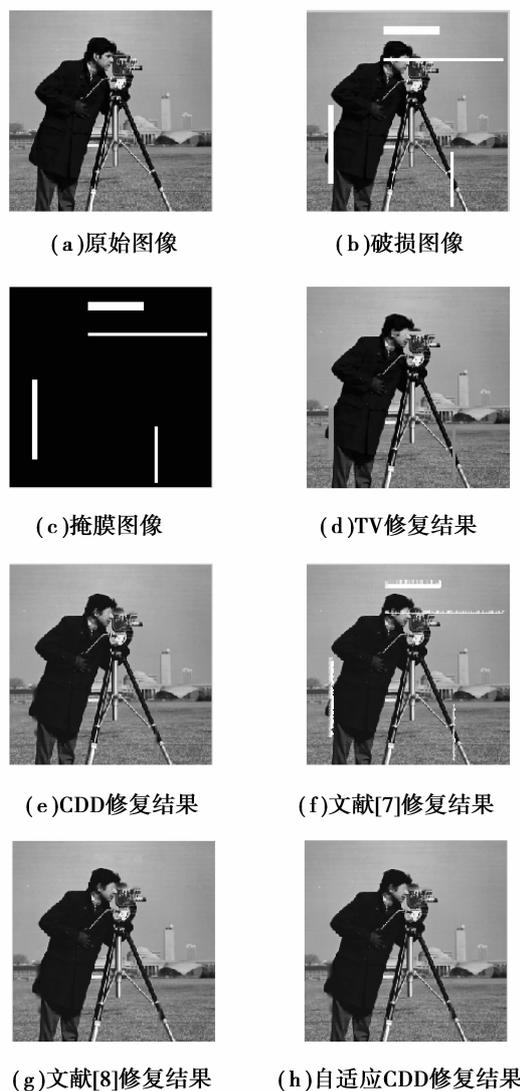


图 7 Cameraman 图像在 5 种修复模型下的结果

从图 6、7 可以看出, TV 算法在破损面积比较大和纹理丰富的地方不能修复; CDD 算法虽然将大面积破损的地方有进行连接, 但边缘处并没有被连接上; 文献[7]的效果都比较差, 主要是因为它的修复过程是基于领域平均的, 一次就修复完成, 不需要进行反复的迭代计算, 所以速度非常快, 但是由于它不是迭代的结果的, 所以最初错误的修复不能在后面的迭代中得到修正, 而是越变越大, 特别是这 2 幅破损图像, 破损的像素都比较宽, 所以修复的质量很差, 这种方法一般适用于破损面积不太大的图像; 而文献[8]的修复质量比较好, 是因为它也是基于 CDD 模型迭代修复的结果, 所以质量较好, 且由于  $p$ -laplace 的原因, 在有些地方各向同性扩散, 有些地方各向异性扩散, 而各向同性扩散的速度快, 所以修复时间也有减少, 但也正是由于它还是 CDD 模型的迭代, 所以修复时间仍然比较长。而所提出的自适

应 CDD 模型,在 Lena 图像中不仅修复了头发部分的破损,还将大面积破损的地方连接起来了,在 Cameraman 中腿破损的地方修复更接近原图像。通过以上 2 个实验发现,自适应 CDD 模型效果优于前面 2 个模型。下面再从修复时间和峰值信噪比评估算法的性能。各算法的修复时间与峰值信噪比如表 1 和图 8、图 9 所示。

表 1 算法的修复时间与峰值信噪比

算 法	Lena 图像		Cameraman 图像	
	修复 时间/s	PSNR/ dB	修复 时间/s	PSNR/ dB
TV 模型	6.12	22.12	2.12	28.12
CDD 模型	60.05	37.33	38.52	33.56
文献[7]	5.32	24.73	1.58	23.13
文献[8]	46.64	38.32	24.62	33.98
自适应 CDD	36.47	41.33	10.49	34.86

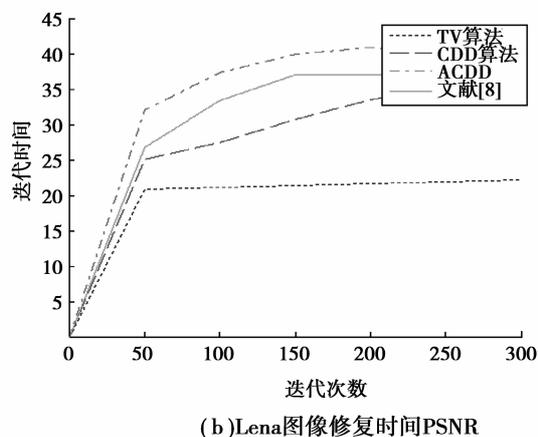
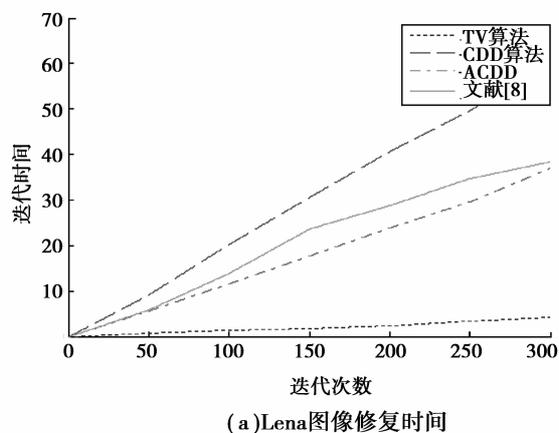


图 8 Lena 图像修复时间与 PSNR 曲线

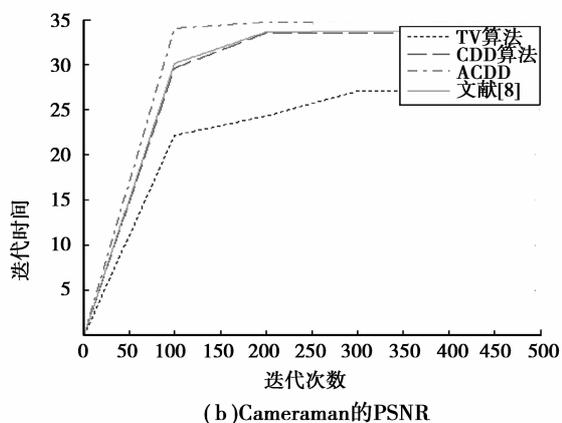
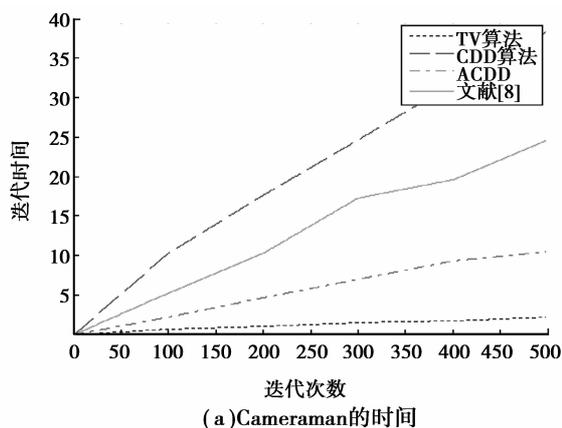


图 9 Cameraman 图像修复时间与 PSNR 曲线

从上面的结果看出,虽然文献[7]和 TV 算法在修复时间上有绝对优势,但效果往往不佳;文献[8]效果不错,但修复时间又太长,而自适应 CDD 模型折中了 TV 模型和 CDD 模型的速度,同时又提高了 CDD 模型的效果。所以自适应 CDD 模型综合性能优于其他模型。

## 5 结 语

在分析 CDD 模型和 TV 模型的基础上,提出了一种基于 CDD 模型的自适应图像修复算法,引入曲率自适应系数  $q$  和梯度的自适应系数  $p$ ,在图像修复时,只在较大曲率时使用 CDD 模型,有效减少修复时间。同时,只在较大梯度使用各向异性扩散,而平坦区域使用各向同性扩散,比全局使用各项异性扩散效果更优。实验表明,该算法在时间和效果上都要优于 CDD 修复模型。

### 参考文献:

[1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [C]. Proceedings of the 27th Annual

- Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, July 23-28, 2000, New Orleans, Louisiana, USA. New York: ACM, 2000, 1:417-424.
- [2] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physics D*, 1992, 60 (1/2/3/4):259-268.
- [3] Chan T F, Shen J. Non-texture inpainting by curvature-driven diffusions (CDD) [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2001, 12(4): 436-496.
- [4] Chan T F, Shen J. Mathematical models for local non-texture inpainting [J]. *SIAM Journal of Applied Mathematics*, 2002, 62(3):1019-1043.
- [5] Chan T F, Kang S H, Shen J H. Euler's elastica and curvature-based inpainting [J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2003, 63(2):564-592.
- [6] Esedoglu S, Shen J H. Digital inpainting based on the Mumford-Shah-Euler image model [J]. *European Journal of Applied Mathematics*, 2002, 13(4):353-370.
- [7] Qu L W, Liang S, Wang D N. A fast inpainting model based on curvature-driven diffusions [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2007, 16(4):644-647.
- [8] Li S L, Wang H Q. Image inpainting using curvature-driven diffusions based on p-laplace operator [C] // *Proceedings of the 2009 4th International Conference on Innovative Computing, Information and Control*, December 7-9, 2009, Kaohsiung, Taiwan, China. Piscataway: IEEE Press, 2009, 12:323-325.
- [9] 祝轩, 周明全, 耿国华, 等. 曲率驱动与边缘停止相结合的非纹理图像修复[J]. *计算机科学*, 2008, 35(12): 212-213, 238.  
ZHU Xuan, ZHOU Mingquan, GEN Guohua, et al. Non-texture inpainting by combination of the curvature-driven and edge-stopping nonlinear diffusion [J]. *Computer Science*, 2008, 35(12):212-213, 238.
- [10] 张红英, 彭启琮, 吴亚东. 数字破损图像的非线性各向异性扩散修补算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2006, 18(10):1541-1546.  
ZHANG Hongying, PENG Qicong, WU Yadong. Digital image inpainting algorithm for damaged images based on nonlinear anisotropic diffusion[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2006, 18(10):1541-1546.
- [11] 张红英, 彭启琮. 数字图像修复技术综述[J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(1):1-10.  
ZHANG Hongying, PENG Qicong. A survey on digital image inpainting[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(1):1-10.
- [12] 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.  
ZHANG Hongying, PENG Qicong. Adaptive image denoising model based on total variation [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2006, 33(3):50-53.
- [13] 廉晓丽, 徐中宇, 冯丽丽, 等. 一种新的基于偏微分方程的图像修复[J]. *计算机工程*, 2009, 35(6):234-236.  
LIAN Xiaoli, XU Zhongyu, FENG Lili, et al. Novel image inpainting based on partial differential equation[J]. *Computer Engineering*, 2009, 35(6): 234-236.
- [14] 赵颜伟, 李象霖. 基于 CDD 模型快速图像修复算法[J]. *计算机仿真*, 2008, 25(10):223-227.  
ZHAO Yanwei, LI Xianglin. A rapid image inpainting algorithm based on CDD model [J]. *Computer Simulation*, 2008, 25(10):223-227.
- [15] 赵颜伟, 李象霖. 一种基于 TV 模型快速图像修复算法[J]. *微电子学与计算机*, 2009, 26(6):253-256, 260.  
ZHAO Yanwei, LI Xianglin. A rapid image inpainting algorithm based on TV model[J]. *Microelectronics & Computer*, 2009, 26(6):253-256, 260.
- [16] 檀结庆, 汪忠庆. 一种新的基于邻近像素点的图像修复算法[J]. *合肥工业大学学报:自然科学版*, 2009, 29(9):1072-1076.  
TAN Jieqing, WANG Zhongqing. A novel image inpainting algorithm based on adjacent pixels [J]. *Journal of Hefei University of Technology: Natural Science*, 2009, 29(9):1072-1076.

(编辑 侯湘)