

基于总变分模型的改进图像修复算法

杜闪闪, 韩超

安徽工程大学电气工程学院, 安徽 芜湖 241000

摘要 传统的总变分修复算法,在文本与划痕的去除上需要较多的迭代次数,耗时较长。针对此问题,提出一种改进算法,在正则项中加入扩散调节系数,在扩散调节系数中引入随着迭代次数而变化的自适应参数,使算法在迭代初期以较快的速度扩散,而在迭代后期减速扩散,从而使修复后的图像保持锐利的边缘。大量仿真证明,改进后的算法在划痕与文本的去除上减少了迭代次数和运行时间,修复后的图像视觉效果很好。

关键词 图像处理; 图像修复; 整体变分修复算法; 扩散调节系数; 自适应参数

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.071005

An Improved Image Inpainting Algorithm Based on Total Variation Model

Du Shanshan, Han Chao

College of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu, Anhui 241000, China

Abstract The classical total variation image inpainting algorithm costs more iterations and time to remove the text and scratches. Aiming at this problem, we propose an improved algorithm. Firstly, the diffusion accommodation coefficient is added into the regularization term. Secondly, a self-adaptive parameter that varies with the number of iterations is added to the diffusion accommodation coefficient. Thus, the algorithm diffuses at a faster speed in the early iteration and slows down in the later iteration, and the restored image maintains a sharp edge. A large number of simulations show that the improved algorithm reduces the number of iterations and running time in the scratch and text removal, and the restored image has good visual effect.

Key words image processing; image inpainting; total variation inpainting algorithm; diffusion accommodation coefficient; self-adaptive parameter

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 100.4994; 100.5010

1 引言

数字图像修复技术^[1]是图像处理的一个重要分支,在有价值的老照片修复、古代珍贵字画修复、电视荧幕上多余物体去除上扮演着重要的角色。数字图像修复技术是通过计算机进行修复,不会对目标像素造成人为的二次损坏,因此得到了快速发展和广泛应用^[2-5]。其中,基于结构的图像修复和基于纹理的图像修复是基本的图像修复类别。

基于结构的图像修复方法主要是通过求解偏微

分方程来进行修复。2000年,Bertalmio等^[1]提出基于偏微分方程的图像修复方法,即BSCB算法,将边缘信息沿着等照度线方向扩散到破损的待修复区域内,从而得到修复后的图像。优点是可以同时填充包含完全不同结构和背景的众多区域,缺点是此算法为三阶偏微分方程,因此计算较复杂,需要大量的修复时间。2001年,Chan等^[6-7]在Rudin等^[8]提出的总变分(TV)去噪模型的启发下,提出了一种用于图像修复的TV修复模型,优点是边去噪边修复,同时可以锐化图像的边缘,缺点是当破损区域较大

收稿日期: 2017-12-04; 收到修改稿日期: 2018-01-02

基金项目: 安徽省教育厅高校自然科学基金项目(KJ2016A056)、安徽省省级重点实验室开放课题(1506c085002)、安徽省自然科学基金(1508085MF121)

作者简介: 杜闪闪(1988—),女,硕士研究生,主要从事图像处理方面的研究。E-mail: 1097987862@qq.com

导师简介: 韩超(1974—),男,博士,教授,硕士生导师,主要从事三维立体显示、图像处理等方面的研究。

E-mail: hanchaozh@126.com(通信联系人)

时,修复过的图像视觉连通性差,并且需要大量的迭代次数,修复时间较长。之后,Chan 等^[9]在 TV 模型的基础上提出了基于曲率驱动扩散(CDD)模型,通过梯度和曲率信息共同调节扩散的速度,优点是视觉连通性较好,缺点是引入了曲率信息,导致计算量和计算时间增加,并且修复后的图像边界比较模糊。2004 年,邵肖伟等^[10]提出一种自适应 TV 模型算法,优点是提高了算法的稳健性,缺点是运行速度较慢。文献^[11-12]也对 TV 算法进行了相应的改进,优点是提高了修复的速度,缺点是适应性差。2013 年,Li 等^[13]通过构建四阶偏微分方程的方法提高模型扩散性能,优点是减小了块效应,缺点是计算量大、修复时间长。2014 年,Li^[14]等提出基于稀疏性的图像修复通用变分框架,优点是可以修复纹理图像,并且具有较高的峰值信噪比,缺点是修复时间长。2015 年,Afonso 等^[15]提出一种盲修复算法,优点是自动提取破损区域掩模,缺点是当掩模估计错误时,修复效果不理想。2016 年,侯海娜等^[16]将网函数插值法与 TV 模型相结合,提出一种带方向的 TV 修复算法。优点是降低了修复时间和迭代次数,缺点是主要针对 4 个方向的破损进行修复,局限性较大。2017 年,Barbu^[17]提出一种新的变分框架,优点是克服了阶梯效应,减少了运算时间,提高了峰值信噪比。

TV 修复算法收敛速度较慢,因此修复时间较长。针对 TV 修复算法的缺陷,本文提出一种改进算法:在原算法的正则项中引入扩散调节系数,同时在扩散调节系数中引入自适应参数。利用 MATLAB(R2011a)软件进行仿真,证明改进后的算法收敛速度较快,并且可以很好地保持图像的边缘信息,修复后的图像失真少。

2 TV 模型算法介绍

基于 TV 模型^[6-7]的图像修复算法,首先建立能量泛函模型:

$$J_{\lambda}[u] = \int_{Q \cup D} r(|\nabla u|) dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_Q |u - u^0|^2 dx dy, \quad (1)$$

式中 D 为待修复区域, Q 为 D 的邻域, λ 为拉格朗日乘子, $\int_{Q \cup D} r(|\nabla u|) dx dy$ 为正则项, $r(|\nabla u|) = |\nabla u|$, $|\nabla u|$ 为梯度模值。为了防止在平滑区域梯度模值为 0,添加很小的参数 ϵ ,则 $|\nabla u|_{\epsilon} =$

$\sqrt{|\nabla u|^2 + \epsilon^2}$ 。噪声约束条件为 $1/A_Q \int_Q |u - u^0|^2 dx dy = \sigma^2$, σ 为高斯白噪声的标准偏差, A_Q 为 Q 的面积, u^0 为受到白噪声污染的初始图像值, u 为修复后的图像值。

利用 Euler-Lagrange 方程求解得迭代公式:

$$u_O^n = \sum_{P \in \Lambda_O} h_{OP}^{n-1} u_P^{n-1} + h_{OO}^{n-1} u_O^{n-1}, \quad (2)$$

式中 $\Lambda_O = \{E, N, W, S\}$, n 为迭代次数, O 为待修复的目标像素点, E, N, W, S 为 O 点处的四邻域像素点,其中,权系数为

$$h_{OP} = \frac{w_P}{\sum_{P \in \Lambda_O} w_P + \lambda_z}, h_{OO} = \frac{\lambda_z}{\sum_{P \in \Lambda_O} w_P + \lambda_z}, \quad (3)$$

式中 $\lambda_z = \begin{cases} \lambda, & (x, y) \in Q \\ 0, & (x, y) \in D \end{cases}$, (x, y) 表示第 x 行、 y 列的灰度值。扩散系数

$$w_P = \frac{1}{\sqrt{|\nabla u_p|^2 + \epsilon^2}}, \quad (4)$$

式中 $|\nabla u_p| = \{|\nabla u_n|, |\nabla u_e|, |\nabla u_w|, |\nabla u_s|\}$, $w_P = \{w_E, w_N, w_W, w_S\}$ 。当 TV 算法的 4 个扩散系数 w_E, w_N, w_W, w_S 数值都稳定时,则迭代停止,修复完成。

令(3)式中的 $w_P = x$, $h_{OP} = y$,则 $y = x/(ax + \lambda_z)$,其中, $a > 0, \lambda_z > 0$ 。 y 的一阶导数为

$$y' = \left(\frac{x}{ax + \lambda_z} \right)' = \frac{\lambda_z}{(ax + \lambda_z)^2} > 0, \quad (5)$$

式中 y 的一阶倒数大于 0,表示 h_{OP} 为单调增函数,即与 w_P 的单调性一致。 w_P 越大, h_{OP} 越大,表示周围有用信息扩散的程度越大,则加速扩散。

(4)式中 TV 算法的扩散系数与梯度模值、参数 ϵ 有关,修复的速度主要由梯度模值控制。在迭代初期扩散系数较小,因此不能快速地将有用信息传播到破损区域内;在迭代后期扩散系数较大,容易使

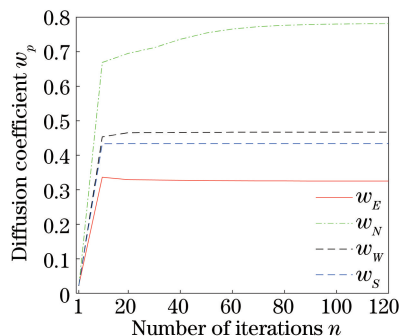


图 1 (4)式扩散系数曲线

Fig. 1 Diffusion coefficient curve in Eq. (4)

图像出现模糊效应。随着迭代次数的增加,扩散系数 w_E, w_N, w_W, w_S 都稳定后,迭代停止。图 1 为图 3(b)受损图使用 TV 算法迭代 120 次的扩散系数曲线,可以看出,在迭代初期扩散系数较小,而在迭代后期扩散系数较大,当迭代 10 次之后,TV 算法的 3 个扩散系数 w_E, w_W, w_S 已接近稳定,当迭代 100 次之后,TV 算法的最后一个扩散系数 w_N 也达到稳定状态,因此迭代次数多、修复时间长。针对 TV 修复模型的上述缺陷,提出改进修复算法。

3 改进的 TV 修复算法

TV 模型扩散系数单调递增,收敛较慢,修复时间较长,因此需要改变扩散系数的形式,使其能够单调递减,具有快速收敛的性质。Barbu^[17] 提出的新的变分框架中边缘停止函数具有调节扩散过程的性质,并且始终为正值,且单调递减,收敛至零。利用边缘停止函数的单调递减性与收敛性,对边缘停止函数加以改变后作为扩散调节系数加入 TV 模型正则项中。通过扩散调节系数改变扩散系数的形式,从而使扩散系数具有快速收敛的性质,加快修复的速度。满足噪声约束条件的新的能量泛函定义为

$$J_\lambda[u] = \int_{Q \cup D} \phi(|\nabla u_p|) \times |\nabla u| dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_Q |u - u^0|^2 dx dy. \quad (6)$$

扩散调节系数为

$$\phi(|\nabla u_p|) = \sqrt{\frac{|\nabla u_p|^3}{l + b \ln(|\nabla u_p|)^k}}, \quad (7)$$

式中扩散调节系数为已知常系数, $l \in [1, 4], b \in (0, 1), k > 1$ 。为了防止 $|\nabla u_p|$ 为零,添加参数 δ , 即 $|\nabla u_p|_\delta = \sqrt{|\nabla u_p|^2 + \delta^2}$, 则:

$$\phi(|\nabla u_p|_\delta) = \sqrt{\frac{|\nabla u_p|_\delta^3}{l + b \ln(|\nabla u_p|_\delta)^k}}. \quad (8)$$

利用 Euler-Lagrange 方程求解 u :

$$-\phi(|\nabla u_p|_\delta) \times \nabla \cdot \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|_\delta} \right) + \lambda_z (u - u^0) = 0. \quad (9)$$

记 $v = (v^1, v^2) = \nabla u / |\nabla u|_\delta$, 可得:

$$\phi(|\nabla u_p|_\delta) \times \nabla \cdot v = \phi(|\nabla u_p|_\delta) \times \left(\frac{\partial v^1}{\partial x} + \frac{\partial v^2}{\partial y} \right) \approx \phi(|\nabla u_p|_\delta) \times \left(\frac{v_e^1 - v_w^1}{h} + \frac{v_n^2 - v_s^2}{h} \right), \quad (10)$$

式中 $h=1$ 为步长,以 e 点为例,则:

$$\phi(|\nabla u_e|_\delta) \times v_e^1 \approx$$

$$\sqrt{\frac{|\nabla u_e|_\delta^3}{l + b \ln(|\nabla u_e|_\delta)^k}} \times \frac{1}{|\nabla u_e|_\delta} \left(\frac{u_E - u_O}{h} \right) = \sqrt{\frac{|\nabla u_e|_\delta}{l + b \ln(|\nabla u_e|_\delta)^k}} \times \left(\frac{u_E - u_O}{h} \right). \quad (11)$$

化简(9)式得

$$0 = \sum_{P \in \Lambda_O} \sqrt{\frac{|\nabla u_p|_\delta}{l + b \ln(|\nabla u_p|_\delta)^k}} \times (u_O - u_P) + \lambda_z (u_O - u_O^0). \quad (12)$$

则扩散系数

$$w_P = \sqrt{\frac{|\nabla u_p|_\delta}{l + b \ln(|\nabla u_p|_\delta + \delta)^k}}, \quad (13)$$

式中分母添加参数 δ , 是为了避免程序实际运行中出现问题。其权系数为

$$h_{OP} = \frac{w_P}{\sum_{P \in \Lambda_O} w_P + \lambda_z}, h_{OO} = \frac{\lambda_z}{\sum_{P \in \Lambda_O} w_P + \lambda_z}, \quad (14)$$

则(12)式变为

$$u_O = \sum_{P \in \Lambda_O} h_{OP} u_P + h_{OO} u_O^0, \quad (15)$$

从而得到迭代公式

$$u_O^n = \sum_{P \in \Lambda_O} h_{OP}^{n-1} u_P^{n-1} + h_{OO}^{n-1} u_O^{n-1}. \quad (16)$$

比较扩散系数(4)式和(13)式可以发现,(13)式分子中也含有梯度信息,因此避免了 TV 算法扩散速度由梯度模值的倒数控制所带来的阶梯效应。另外,由于在改进的扩散调节系数中加入了参数 δ , 参数 δ 对于扩散的速度亦有一定的影响,但 δ 一经确定便不会改变,不能根据梯度的变化进行相应的调节。为了提高修复速度,在迭代初期 δ 取值要小,以保证扩散系数较大,加快扩散速度。当迭代临近结束时,增大 δ , 使扩散系数变小,扩散程度亦随之变小,以保持边缘信息,使整个图像过度较自然流畅,修复后的图像具有较好的视觉效果。

针对以上问题,本文引入自适应参数 δ , 定义 δ 随着迭代次数的变化而改变:

$$\delta = 0.1 \times n. \quad (17)$$

在(13)式中,扩散系数单调递减,满足基本的扩散过程单调性的要求,引入自适应参数 δ 后,能够进一步加快收敛速度。在迭代初期, δ 取值越小,分母越小,扩散系数则越大。自适应参数 δ 在迭代开始取值最小, $n=1, \delta=0.1$, 因此扩散系数较大,能够保证以最快的速度将周围信息扩散进去,迭代后期 δ 取值较大,扩散系数较小,减速扩散,从而使修复后的图像既平滑又保持较好的边缘特征。为了更加直观地说明扩散系数随着自适应参数 δ 的变化趋势,

图 2 给出了图 3(b)受损图使用改进 TV 算法迭代 12 次的扩散系数曲线,可以看出,在迭代初期,扩散系数较大,而在迭代后期扩散系数较小,迭代 10 次之后改进 TV 算法的 4 个扩散系数 w_E 、 w_N 、 w_W 、 w_S 已经趋于稳定,说明(13)式的扩散系数收敛速度较快,与前文理论分析一致。

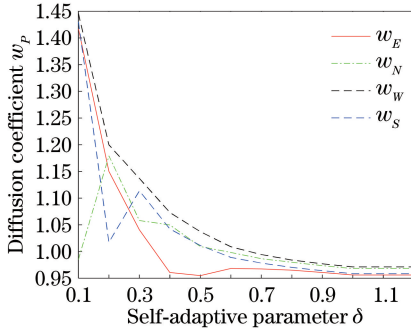


图 2 (13)式扩散系数曲线

Fig. 2 Diffusion coefficient curve in Eq. (13)

4 仿真过程与分析

利用 MATLAB(R2011a) 软件进行仿真,仿真环境为 2.60 GHz Pentium (R) G2030T 处理器、4 GB 内存、Windows 7 64 位操作系统。为了验证本文算法的优越之处,将改进算法与 TV 算法、CDD 算法,以及文献[17]中的算法进行仿真比较。选用的图片为 Lena 图像,像素大小为 256 pixel \times 256 pixel。对划痕图片修复迭代 10 次,结果如图 3 所示。TV 算法[图 3(c)]和 CDD 算法[图 3(d)]迭代 10 次后,仍然可以看出划痕,且划痕较明显,文献[17]方法[图 3(e)]迭代 10 次后,只有一点痕迹,优



图 3 Lena 仿真结果一。(a)原图;(b)受损图;

(c) TV 算法;(d) CDD 算法;(e) 文献[17]算法;(f) 本文算法

Fig. 3 First simulation results on image Lena.

(a) Original image; (b) damaged image; (c) TV algorithm;

(d) CDD algorithm; (e) algorithm in Ref. [17];

(f) proposed algorithm

于 TV 算法和 CDD 算法。本文算法[图 3(f)]迭代 10 次已经将划痕完全去除,具有较好的视觉效果。对文本图片修复迭代 10 次,结果如图 4 所示。TV 算法[图 4(c)]与 CDD 算法[图 4(d)]迭代 10 次后修复效果较差,与未修复前受损图片接近,文献[17]方法[图 4(e)]迭代 10 次,效果明显优于 TV 算法与 CDD 算法,但逊于本文算法。本文算法[图 4(f)]迭代 10 次后已经看不出文本的痕迹。

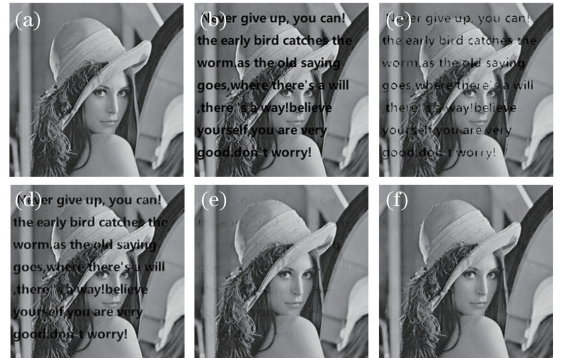


图 4 Lena 仿真结果二。(a)原图;(b)受损图;

(c) TV 算法;(d) CDD 算法;(e) 文献[17]算法;(f) 本文算法

Fig. 4 Second simulation results on image Lena.

(a) Original image; (b) damaged image; (c) TV algorithm;

(d) CDD algorithm; (e) algorithm in Ref. [17];

(f) proposed algorithm

为了客观描述修复后的图像质量,计算修复后图像的峰值信噪比(PSNR)^[18]和均方差(MSE):

$$V_{\text{PSNR}} = 10 \lg \left(\frac{u_{\text{max}}^2}{V_{\text{MSE}}} \right); \quad (18)$$

$$V_{\text{MSE}} = \frac{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [u_o(i, j) - u(i, j)]^2}{M \times N}, \quad (19)$$

式中 u_{max} 为原图像的最大灰度值, M 为行数, N 为列数, $u_o(i, j)$ 表示原图像第 i 行、第 j 列的灰度值, $u(i, j)$ 表示修复后的图像第 i 行、第 j 列的灰度值。MSE 越小,则 PSNR 越大,代表修复后的图像质量越高,视觉效果越好。

表 1 为图 3 中 4 种算法对于划痕修复迭代 10 次 ($n=10$) 之后的 PSNR 与运行时间 (t) 的数据结果对比。可以看出,本文算法迭代 10 次即具有较高的 PSNR,且运算时间较短。而 TV 算法和 CDD 算法迭代 10 次之后 PSNR 约为文中改进算法的 60%,文献[17]算法迭代 10 次 PSNR 高于 TV 算法和 CDD 算法,但依然小于本文算法。表 2 为图 4 中 4 种算法对于文本修复迭代 10 次之后的 PSNR 和运行时间的数据对比。可以看出,迭代 10 次之后,

本文算法与文献[17]算法明显优于 TV 算法、CDD 算法,且本文算法优于文献[17]算法。

表 1 图 3 中 4 种算法的峰值信噪比和运行时间对比

Table 1 Comparison of PSNR and time of four inpainting algorithms in Fig. 3

Algorithm	$n=10$	
	PSNR /dB	t/s
TV	24.1358	0.8125
CDD	25.9754	1.1563
Algorithm in Ref. [17]	41.2007	0.5665
Proposed algorithm	43.9368	0.4375

表 2 图 4 中 4 种算法的峰值信噪比和运行时间对比

Table 2 Comparison of PSNR and time of four inpainting algorithms in Fig. 4

Algorithm	$n=10$	
	PSNR /dB	t/s
TV	19.8438	0.8313
CDD	15.3489	2.0469
Algorithm in Ref. [17]	35.1882	0.7975
Proposed algorithm	36.6547	0.6438

5 结 论

针对 TV 算法在修复受损图像时迭代次数多、耗时较长的缺陷进行改进,引入扩散调节系数,并通过自适应参数进行适当的调节。通过仿真效果图与仿真结果数据对比可以看出,本文算法在划痕、文本,以及小斑点等的修复上,减少了运算时间和迭代次数,提高了峰值信噪比,编程简单,修复效果较好。但本文算法对于较大面积的破损修复效果依然不够理想,视觉连通性不好。原因是本文算法依旧使用梯度信息进行修复,将周围有用信息由破损区域外围传播到最内层,最终完成修复。后续工作将进一步对其进行完善。

参 考 文 献

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, *et al.* Image inpainting[C]//SIGGRAPH 2000 Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 2000, 1: 417-424.
- [2] Yu L Q, Qin Y L, Zhang X S. Denoising of strong noisy image via gradient reweighted non-local averaging over learned dictionaries [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(11): 111002. 余临倩,覃亚丽,张晓晓. 基于字典学习的梯度重权非局部平均的强噪声图像去噪[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(11): 111002.
- [3] Tan Y Q, Zeng F J, Yue L, *et al.* An improved texture image synthesis algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(12): 121001. 谭永前,曾凡菊,岳莉,等. 一种改进的纹理图像合成算法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(12): 121001.
- [4] Yan J W, Xie T T, Peng H, *et al.* Motion image deblurring based on L_0 norms regularization term[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(2): 021005. 闫敬文,谢婷婷,彭鸿,等. 基于 L_0 范数正则项的运动图像去模糊[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(2): 021005.
- [5] Yang A P, Bai H H. Nighttimeimage defogging based on the theory of Retinex and dark channel prior [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(4): 041002. 杨爱萍,白煌煌. 基于 Retinex 理论和暗通道先验的夜间图像去雾算法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(4): 041002.
- [6] Chan T F, Shen J. Mathematicalmodels for local nontexture inpaintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2001, 62(3): 1019-1043.
- [7] Chan T F, Shen J, Vese L. Variational PDE models in image processing [J]. Notices of the American Mathematical Society, 2003, 50(1): 14-26.
- [8] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1/2/3/4): 259-268.
- [9] Chan T F, Shen J. Nontextureinpainting by curvature-driven diffusions [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436-449.
- [10] Shao X W, Liu Z K, Song B. An adaptive image inpainting algorithm based on TV model[J]. Journal of Circuits and Systems, 2004, 9(2): 113-117. 邵肖伟,刘政凯,宋璧. 一种基于 TV 模型的自适应图像修复方法[J]. 电路与系统学报, 2004, 9(2): 113-117.
- [11] Zhao Y W, Li X L. A rapid image inpainting algorithm based on TV model [J]. Microelectronics & Computer, 2009, 26(6): 253-256. 赵颜伟,李象霖. 一种基于 TV 模型的快速图像修复算法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(6): 253-256.
- [12] He K, Zhang T, Liang R. Improved image inpainting algorithm based on total variation model

- [J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2010, 21(12): 1890-1893.
- 何凯, 张涛, 梁然. 一种基于全变分模型的图像修复改进算法[J]. *光电子 • 激光*, 2010, 21(12): 1890-1893.
- [13] Li P, Li S J, Yao Z A, *et al.* Two anisotropic fourth-order partial differential equations for image inpainting[J]. *IET Image Processing*, 2013, 7(3): 260-269.
- [14] Li F, Zeng T. A universal variational framework for sparsity-based image inpainting [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(10): 4242-4254.
- [15] Afonso M, Miguel S J. Blind inpainting using L_0 and total variation regularization[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(7): 2239-2253.
- [16] Hou H N, Dai F, Yang C D. Image inpainting based on net function interpolation and TV Model [J]. *Computer Systems and Applications*, 2016, 25(12): 117-125.
- 侯海娜, 戴芳, 杨陈东. 结合网函数插值与 TV 模型的图像修复算法[J]. *计算机系统应用*, 2016, 25(12): 117-125.
- [17] Barbu T. A novel variational framework for structural image completion [C]. *Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM) & 2017 Intl Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics (ACEMP)*, 2017: 815-820.
- [18] Li S, Yang X. Novel image inpainting algorithm based on adaptive fourth-order partial differential equation[J]. *IET Image Processing*, 2017, 11(10): 870-879.