

一种交互式的岩心图像修补方法

房晓阳,方 军

(南京理工大学 计算机科学与工程学院,江苏 南京 210094)

摘要:传统的岩心图像修补方法往往无法对不同宽度的待修补域达到理想效果,并且难以对待修补区域做出选择,这在实际应用中很难满足需要。针对这些问题,提出基于联合一阶与二阶全变差(Combined TV-TV²)的交互式岩心修补方法。该方法首先进行均值漂移对图像进行预分割,然后使用基于区域合并的交互式最大相似度算法确定待修补的区域,最后以联合TV-TV²修补模型为基础,应用分裂Bregman迭代进行求解。实验结果表明,待修补的区域能够被确定,而对于不同宽度的修补区域,该算法能够获得满意的修补效果。

关键词:岩心图像修补;交互式;联合一阶二阶全变差修补;分裂Bregman迭代;区域相似度

中图分类号:TP391.9

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)09-0230-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.09.054

An Interactive Core Image Inpainting Method

FANG Xiao-yang, FANG Jun

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology,
Nanjing 210094, China)

Abstract: Traditional core image inpainting methods often cannot achieve desired results on different widths of inpainting fields, and cannot determine the inpainting domain, which in practice is difficult to meet the needs. For these problems, propose an interactive core inpainting method based on combined TV-TV² model. First, get a pre-segmentation result by mean-shift. Then use region merging based interactive maximum similarity algorithm to determine the area to be repaired. Finally, according to combined TV-TV² model, apply split Bregman iteration to solve the problem. Experimental results show that the inpainting domain can be precisely determined, and for different widths of the inpainting domain, the method can obtain satisfactory result.

Key words: core image inpainting; interactive; combined TV-TV² inpainting; split Bregman iteration; region similarity

0 引言

岩心是岩体的剖面截取物,是非常珍贵的实物地质资料之一。而实际工作中,诸多因素可能导致岩心图像信息的缺失。为了保证研究人员能够获得完整的岩心图像信息,补全缺损的图像信息成了岩心图像预处理中最重要的内容。通常的图像修补方法都是根据已知的图像信息按照某种模型进行修复,并使得修复后的图像尽可能接近原图,周春春等提出了基于全变差模型的岩心图像修复方法^[1],而刘金明等提出了先利用待修复像素点周围的邻近信息和改进的加权函数进行像素点修复,并对修复后的岩心图像进行小波去噪处理的岩心图像修复方法^[2]。郑精灵等用邻域信息对待修补区域进行填充^[3],此类修补方法还包括文献[4-8]。这些修补方法并不能够精确控制需要修补的

区域,这样在实际应用中就可能导致原本属于图像本身特性的信息也遭到破坏。文中提出的方法能够由用户参与交互,从而精确控制待修补的区域的选取。并且采用了联合一阶与二阶全变差修补模型(Combined TV and TV² Inpainting Model^[9]),这种方法结合了TV与TV²修补方法的优点,对于不同宽度的待修补区域,有很强的适应性。通过仿真实验结果表明,文中方法取得了较好的图像修复效果。

1 确定待修补域

从数学角度来看,图像修复就是根据已知区域的信息,将图像填充到待修补区域中,在进行图像修补之前需要先确定待修补域。以图1(a)的岩心图像为例,白色箭头指示的浅色区域为缺失的信息,即待修补的

收稿日期:2013-11-07

修回日期:2014-02-11

网络出版时间:2014-07-17

基金项目:国家重大科学仪器设备开发项目(2012YQ05025004e)

作者简介:房晓阳(1988-),男,江苏苏州人,硕士研究生,研究方向为图像修补、三维可视化。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140717.1231.038.html>

区域,黑色箭头指示的深色区域为图像本身的特征,不应该对此区域进行修补,而且带状区域的轮廓特征并不是十分明显。因此,文中引入了 Ning Jifeng 等提出的基于区域合并的交互式最大相似度分割^[10](interactive image segmentation by Maximal Similarity based Region Merging,MSRM)方法来确定待修补域。

1.1 均值漂移预分割

传统的低级别图像分割方法,例如均值漂移、分水岭算法,超分辨率通常将图片分割成很多小的区域,这可能会产生很严重的过度分割问题,在另一方面也为更高级别的分割方法提供了一个好的基础。作为一种流行的图像分割模式,均值漂移产生的过度分割比分水岭算法少,所以很适合后续进行区域合并操作。

1.2 基于区域合并的交互式最大相似度算法

文中采用的 MSRM 方法是基于均值漂移的预分割结果(如图 1(b)所示),文中的预分割可以通过均值漂移分割软件 EDISON 系统得到。在预分割结果中存在许多小的区域,要把这些小的区域进行合并就需要建立一个比较区域间相似度的法则。MSRM 方法选择图像的灰度直方图来表示区域特征,因为在预分割的结果中,不同小区域有很多不同的大小和形状,但是相同区域内的灰度特征具有非常高的相似度。

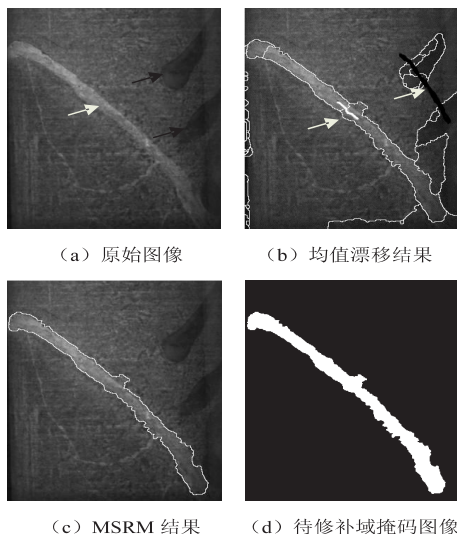


图1 MSRM 实验过程

在这种方法中,交互信息为用户输入的标记,用于指示出目标和背景的主要特征和位置(如图 1(b)所示的白色和黑色线条)。然后再计算不同区域的相似度并根据最大相似度的原则进行区域合并,在合并过程之后,目标就可以从背景中分离出来(如图 1(c)所示)。最后得到待修补区域的掩码图像(如图 1(d)所示)。

MSRM 方法的主要优点是不需要预先设置阈值,可以自适应图像的内容,对于岩心图像来说,它可以将用户需要修补的区域分割出来,而保留一些本来就属

于图像的特征信息。

在确定了待修补区域之后,文中通过建立全变差模型来进行图像修补。

2 联合一阶与二阶整体变分图像修补

2.1 联合一阶与二阶整体变分模型

变分正则化的方法是图像修补的有效方法。在基于变分正则化的全变差方法中, $\psi(\mu)$ 的选取直接决定了图像修补的效果。不同的正则项的选择可以用来解决不同性质的缺失部分的图像修补。假设待复原的区域为 D ,由于二范数是凸的并且可导,选取 $\mu - \mu_0$ 的二范数作为保真项并加上 $\psi(\mu)$,这样图像修补可表示成如下最小化问题:

$$\min_u \int_{\Omega \setminus D} (\mu - \mu_0)^2 dx + \psi(\mu) \quad (1)$$

其中,正则项 $\psi(\mu)$ 的选取如式(2)所示。

$$\psi(\mu) = \alpha TV(\mu) + \beta TV^2(\mu) \quad (2)$$

式(2)主要由全变差 $TV(\mu)$ 加上其导数 $TV^2(\mu) = TV(\nabla \mu)$ 组成,并用两个正的参数 α 和 β 对两项加以平衡。这样这个最小化问题就转化为:

$$\arg \min_u \int_{\Omega \setminus D} (\mu - \mu_0)^2 dx + \alpha TV(\mu) + \beta TV^2(\mu) \quad (3)$$

根据文献[11],式(3)中的二阶正则项 $TV^2 = \int_{\Omega} |\nabla^2 \mu| dx$ 对比较大的修复区域有很好的效果。而当修复区域非常窄的时候,例如文字的移除,TV 修复表现得非常好;当修复比较大的区域时,TV 的效果就要比 TV^2 差。如图 2 所示,在这个例子中修补域是一条黑色带子上的不同宽度的间隙。灰色部分为待修补区域,当间隙非常小的时候,TV 修补效果非常理想,但间隙较大时,TV 修补就不起作用^[12]。而 TV^2 修补可以修补小间隙和大间隙,但是会模糊图像边缘和细节^[13]。

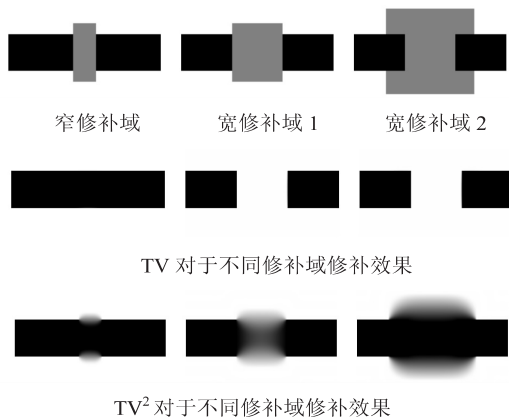


图2 不同正则项的修补效果

联合 $TV-TV^2$ 修补的参数 α 和 β 的两层含义:一方面必须保证 α 和 β 都尽量小,这样才能使得保真项趋

近于零;另一方面, α 和 β 的值用于平衡 TV 以及 TV^2 两个正则项。相较于单纯的 TV 以及的 TV^2 修补, 联合 TV- TV^2 修补方法变得更加灵活, 可以吸取两者的优点。在 $\alpha = 0$ 或者 $\beta = 0$ 的时候, 这种方法就可以退化单纯的 TV 或者 TV^2 的修补方法。

2.2 分裂 Bregman 迭代求解算法

对于建立的模型(3), 接下来的工作是对此最小化问题进行数值求解, 在离散情况下, 式(3)可以转化为下列问题:

$$\min_{\mu \in \mathbb{R}^{n \times m}} \|\chi_{\Omega \setminus D}(\mu - \mu_0)\|_2^2 + \alpha \|\nabla \mu\|_1 + \beta \|\nabla^2 \mu\|_1 \quad (4)$$

$\nabla \mu = (D_x \mu, D_y \mu)$ 和 $\nabla^2 \mu = (D_{xx} \mu, D_{yy} \mu, D_{xy} \mu, D_{yx} \mu)$ 为一阶和二阶的离散差分算子。根据文献[5]的研究结果, 可以采用分裂的 Bregman 迭代算法求解式(4)。

首先, 将式(4)中的非约束最小化问题等价表示为一个约束问题, 然后再用分裂 Bregman 迭代法求解, 这种转化的优点是可以将这个问题进一步分裂成若干容易求解的子问题, 相应的约束最小化问题为:

$$\min_{\substack{\mu \in \mathbb{R}^{n \times m} \\ v \in (\mathbb{R}^{n \times m})^2, \omega \in (\mathbb{R}^{n \times m})^4}} \|\chi_{\Omega \setminus D}(\mu - \mu_0)\|_2^2 + \alpha \|\nabla v\|_1 + \beta \|\nabla^2 \omega\|_1 \quad (5)$$

使得 $\mu = \tilde{\mu}, v = \nabla \tilde{\mu}, \omega = \nabla^2 \tilde{\mu}$ 。

模型(5)的分裂 Bregman 迭代求解算法过程如下:
算法 1: Bregman 迭代—联合 TV- TV^2 图像修补。

初始化:

$$\begin{aligned} \mu^1 &= \mu_0, \tilde{\mu}^1 = \nabla \mu_0, \omega^1 = \nabla^2 \mu_0, b_0^1 = 1, b_1^1 = 1, b_2^1 = 1 \\ [\mu^{k+1}, \tilde{\mu}^{k+1}, v^{k+1}, \omega^{k+1}] &= \argmin_{\mu, \tilde{\mu}, v, \omega} \|\chi_{\Omega \setminus D}(\mu - \mu_0)\|_2^2 + \\ &\alpha \|\nabla v\|_1 + \beta \|\nabla^2 \omega\|_1 + \\ &\frac{\lambda_0}{2} \|b_0^k + \tilde{\mu}^k - \mu\|_2^2 + \frac{\lambda_1}{2} \|b_1^k + \nabla \tilde{\mu}^k - v\|_2^2 + \\ &\frac{\lambda_2}{2} \|b_2^k + \nabla^2 \tilde{\mu}^k - \omega\|_2^2 \end{aligned} \quad (6)$$

$$b_0^{k+1} = b_0^k + \tilde{\mu}^{k+1} - \mu^{k+1}$$

$$b_1^{k+1} = b_1^k + \nabla \tilde{\mu}^{k+1} - v^{k+1}$$

$$b_2^{k+1} = b_2^k + \nabla^2 \tilde{\mu}^{k+1} - \omega^{k+1}$$

其中, $b_1^k = (b_{1,x}^k, b_{1,y}^k) \in (\mathbb{R}^{n \times m})^2$; $b_2^k = (b_{2,xx}^k, b_{2,yy}^k, b_{2,xy}^k, b_{2,yx}^k) \in (\mathbb{R}^{n \times m})^4$; $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ 都是正常数。

直接求解式(6)比较困难, 对于对于每一步的迭代过程都可以将其分裂为四个子问题, 且这些子问题都可以快速地求解。文中的分裂 Bregman 迭代算法详见算法 2。

算法 2: Bregman 迭代—联合 TV- TV^2 灰度图像修补。

初始化:

$$\mu^1 = \mu_0, \tilde{\mu}^1 = \nabla \mu_0, \omega^1 = \nabla^2 \mu_0, b_0^1 = 1, b_1^1 = 1, b_2^1 = 1$$

子问题 1:

$$\begin{aligned} \mu^{k+1} &= \argmin_{\mu \in \mathbb{R}^{n \times m}} \|\chi_{\Omega \setminus D}(\mu - \mu_0)\|_2^2 + \\ &\frac{\lambda_0}{2} \|b_0^k + \tilde{\mu}^k - \mu\|_2^2 \end{aligned}$$

子问题 2:

$$\begin{aligned} \tilde{\mu}^{k+1} &= \argmin_{\tilde{\mu} \in \mathbb{R}^{n \times m}} \frac{\lambda_0}{2} \|b_0^k + \tilde{\mu} - \mu^{k+1}\|_2^2 + \\ &\frac{\lambda_1}{2} \|b_1^k + \nabla \tilde{\mu} - v^k\|_2^2 + \\ &\frac{\lambda_2}{2} \|b_2^k + \nabla^2 \tilde{\mu} - \omega^k\|_2^2 \end{aligned}$$

子问题 3:

$$v^{k+1} = \argmin_{v \in (\mathbb{R}^{n \times m})^2} \alpha \|v\|_1 + \frac{\lambda_1}{2} \|b_1^k + \nabla \tilde{\mu}^{k+1} - v\|_2^2$$

子问题 4:

$$\begin{aligned} \omega^{k+1} &= \argmin_{\omega \in (\mathbb{R}^{n \times m})^4} \beta \|\omega\|_1 + \\ &\frac{\lambda_2}{2} \|b_2^k + \nabla^2 \tilde{\mu}^{k+1} - \omega\|_2^2 \end{aligned}$$

$$\text{更新 } b_0: b_0^{k+1} = b_0^k + \tilde{\mu}^{k+1} - \mu^{k+1}$$

$$\text{更新 } b_1: b_1^{k+1} = b_1^k + \nabla \tilde{\mu}^{k+1} - v^{k+1}$$

$$\text{更新 } b_2: b_2^{k+1} = b_2^k + \nabla^2 \tilde{\mu}^{k+1} - \omega^{k+1}$$

3 实验结果与分析

文中在一台: 四核 Intel(R) Xeon(R) CPU W3520 @ 2.67 GHz/2.66 GHz, 4 GB 内存, NVIDIA Quadro FX 580 显卡的机器上采用 Matlab 7.0 进行仿真, 针对不同大小的修补区域, 设置了三组实验, 并对结果进行分析(见表 1)。

修补效果使用结构相似性指标 (Structural SIMilarity index, SSIM index) 来衡量^[14], 结构相似性指标的范围为-1 到 1, 当两个图像信号完全相同时, 结构相似性指标为 1。

在实验 1 中(见图 3), 待修补区域较窄, 因为单纯采用 TV 作为正则项时获得了最佳的修补效果, SSIM 达到了 0.998 0。

在实验 2 中(见图 4), 待修补区域较宽, 这时, 单纯采用 TV 作为正则项效果较差, 而仅用 TV^2 获得了相对不错的效果, SSIM 达到 0.947 2。

在实验 3 中(见图 5), 待修补区域有的地方宽有的地方窄, 此时, 单纯采用 TV 或者 TV^2 模型效果都一般, 而联合 TV- TV^2 作为正则项能够获得最佳效果, SSIM 达到了 0.978 5。

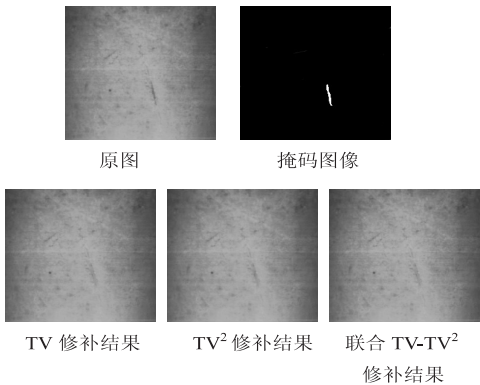


图3 实验1示意图

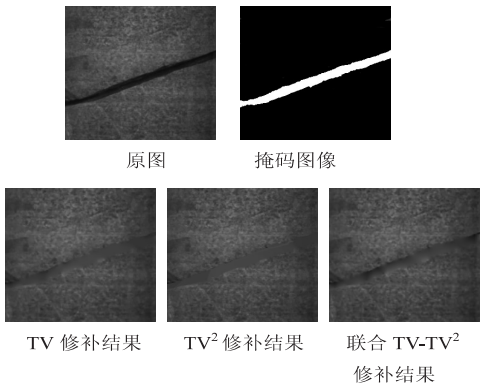


图4 实验2示意图

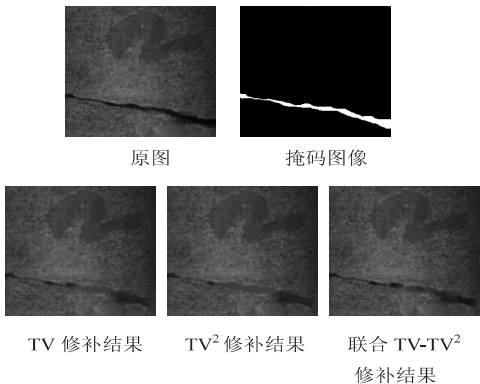


图5 实验3示意图

表1 TV-TV²实验结果

实验	正则项	SSIM
图1	TV($\alpha = 0.001, \beta = 0$)	0.998 0
	TV²($\alpha = 0, \beta = 0.001$)	0.995 2
	联合 TV-TV²($\alpha = 0.001, \beta = 0.001$)	0.997 3
图2	TV($\alpha = 0.01, \beta = 0$)	0.944 1
	TV²($\alpha = 0, \beta = 0.01$)	0.947 2
	联合 TV-TV²($\alpha = 0.01, \beta = 0.01$)	0.945 5
图3	TV($\alpha = 0.01, \beta = 0$)	0.971 7
	TV²($\alpha = 0, \beta = 0.01$)	0.974 7
	联合 TV-TV²($\alpha = 0.001, \beta = 0.01$)	0.978 5

4 结束语

文中提出了一种交互式的岩心图像修补方法,首

先利用均值漂移对图像进行预分割;然后利用交互式最大相似度算法对图像进行分割,并取得掩码图像;最后应用联合 TV-TV² 模型,对岩心图像进行修补。实验结果表明这种交互式方法可以精确选择待修补区域,并且对于不同宽度的修补域在合适的参数选择下,都可以取得令人满意的效果。但是文中讨论的待修补域主要为直线型,如果待修补区域为大块不规则区域时,文中方法的修补效果就不太理想。如何解决这些问题仍是后续研究的重点。

参考文献:

[1] 周春春,吴晓红,何小海. 基于整体变分模型的岩心图像修复[J]. 计算机应用,2010,30(5):1333-1334.

[2] 刘金明,吴晓红,腾奇志. 基于临近像素点和小波去噪的岩心图像修复[J]. 信息与电子工程,2012,10(1):103-106.

[3] 郑精灵,王树根. 整体变分算法在图像修补中的应用研究[J]. 计算机辅助设计与图像学学报,2003,15(10):1218-1223.

[4] 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.

[5] 许威威,潘志庚,张明敏. 一种基于整体变分的图像修补算法[J]. 中国图像图形学报:A 辑,2002,7(4):351-355.

[6] 刘庚龙,檀结庆. 一种改进的整体变分图像修复方法[J]. 计算机工程与应用,2012,48(7):194-196.

[7] 张福美,潘振宽,魏伟波. 基于整体变分模型的矢量图像修复[J]. 计算机工程,2008,34(8):223-225.

[8] 段汉根,汪继文. 基于邻域滤波的图像修复[J]. 计算机技术与发展,2007,17(10):34-36.

[9] Papafitsoros K, Schonlieb C B, Sengul B. Combined first and second order total variation inpainting using split Bregman[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2014, 48(2):308-338.

[10] Ning Jifeng, Zhang Lei, Zhang D, et al. Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging[J]. Pattern Recognition, 2010, 43:445-456.

[11] Papafitsoros K, Schonlieb C. A combined first and second order total vibration approach for image reconstruction[EB/OL]. 2012. <http://arxiv.org/abs/1202.6341>.

[12] Chan T F, Kang S H, Shen J. Euler's elastic and curvature-based inpainting[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 63(2):564-592.

[13] Arias P, Caselles V, Sapiro G. A variational framework for non-local image inpainting[C]//Proc of 7th international conference on energy minimization methods in computer vision and pattern recognition. Bonn, Germany: Springer, 2009.

[14] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600-612.

一种交互式的岩心图像修补方法

作者: [房晓阳, 方军, FANG Xiao-yang, FANG Jun](#)
作者单位: [南京理工大学 计算机科学与工程学院, 江苏 南京, 210094](#)
刊名: [计算机技术与发展](#) 
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2014(9)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201409054.aspx