

# 超声电视测井图像中异常点剔除算法

涂继辉<sup>1</sup>, 李长文<sup>2</sup>, 余厚全<sup>1</sup>, 邹伟<sup>1</sup>, 余春昊<sup>2</sup>, 李国军<sup>2</sup>

(1. 长江大学 电信学院, 湖北, 荆州 434023; 2. 中国石油集团 测井公司技术中心, 陕西, 西安 710021)

**摘要:** 针对超声电视测井图像中经常会出现的异常点问题, 提出了一种采用全变分的修复算法(TV 算法)来剔除异常点。该方法先在选择定的区域里根据阈值来确定要剔除的异常点, 然后利用全变分的图像修复算法去修复这些异常点。实验结果证明, 该方法能够很好地对异常点进行剔除, 保证测井图像的完整性, 明显地改善图像质量, 对实际测井资料的处理具有很重要实际意义。

**关键词:** 超声电视图像; 超声测井; 全变分的图像修复; 异常点

**中图分类号:** P631.8      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-8918(2012)02-0307-05

超声成像测井原理是通过旋转的换能器垂直向井壁发射超声波, 接收井壁的超声回波声幅和时间对井壁表面成像。该技术应用于套管井内壁成像, 可以了解油井中套管的腐蚀、变形情况和套管射孔、接箍的位置; 应用于裸眼井井壁成像, 可以了解井壁裂缝、孔洞和塌陷发育状况。但是在超声测井的图像经常会出现一些异常点, 这会影响整个测井图像的完整性和可视性, 因此, 找到一种较好的剔除超声测井图像异常点的算法具有重要的实际意义。

目前超声测井图像中的异常点剔除多采用阈值替代和插值的方法, 阈值替代算法是简单利用设定的某个值去替换异常点, 而插值算法是利用异常点邻近的数据点进行二次线性插值, 这些算法都只在异常点周围图像相似的情况才有效, 但是当异常点处于图像有结构变化的位置时, 这些算法处理效果就不佳了。Bertalmio 等人于 2000 年提出基于偏微分方程的修复算法<sup>[1]</sup>, 随后 Chan 等人提出基于总体变分(total variation, 简称 TV)模型的修复方法<sup>[2]</sup>。这些方法都是基于结构的偏微分修复方法, 在修复曲线或小面积区域时效果不错。笔者首次提出了利用全变分的图像修复算法(TV-inpainting)来剔除测井图像中异常点区域的方法, 该方法先是在选定的异常点剔除区域里根据阈值来确定要剔除的异常点, 然后利用异常点周围的信息来修复这个异常点。经过实验证明, 该方法不仅能够对异常点区域进行剔除, 而且保证测井图像中的完整结构信息, 这对改善测井图像的质量具有重要的实际意义。

## 1 异常点剔除算法误差

### 1.1 阈值替代算法

设超声图像正常数据的上限值为  $A_{\max}$  (声幅图)、 $T_{\max}$  (时间图), 下限值为  $A_{\min}$  (声幅图)、 $T_{\min}$  (时间图), 超声图像中的声幅为  $A(x, y)$ 、时间为  $T(x, y)$ , 用于替代异常点的阈值为  $A_0$  和  $T_0$ , 则阈值替代算法如下:

(1) 若标注区域的图像为声幅图像, 则对于该区域的所有声幅数据, 如果  $A(x, y) > A_{\max}$  或  $A(x, y) \leq A_{\min}$ , 那么  $A(x, y) = A_0$ 。

(2) 若标注区域的图像为时间图像, 则对于该区域的所有井径数据, 如果  $T(x, y) > T_{\max}$  或  $T(x, y) \leq T_{\min}$ , 那么,  $T(x, y) = T_0$ 。

此算法的声幅误差为

$$R_{TA} = A(x, y) - A_0, \quad (1)$$

时间误差为

$$R_{TT} = T(x, y) - T_0. \quad (2)$$

由式(1)和(2)可知, 当异常点和周围图像相似时, 此算法的误差较小, 而当异常点处于有结构信息变化的位置时, 此算法的误差较大。

### 1.2 线性插值算法

假设已知坐标  $(x_0, y_0)$  与  $(x_1, y_1)$ , 要得到  $[x_0, y_1]$  区间内某一位置  $x$  在直线上的值。根据图 1 中所示, 则

$$\frac{y - y_0}{y_1 - y_0} = \frac{x - x_0}{x_1 - x_0}. \quad (3)$$

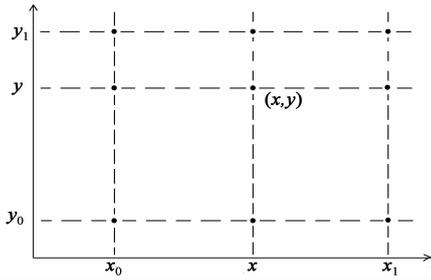


图 1 线性插值算法

线性插值经常用于已知函数  $f$  在两点的值要近似获得其他点数值的方法,这种近似方法的误差定义为

$$R_T = f(x) - P(x), \quad (4)$$

其中,  $P$  表示上面定义的线性插值多项式

$$P(x) = f(x_0) + \frac{f(x_1) - f(x_0)}{x_1 - x_0}(x - x_0)。 \quad (5)$$

根据罗尔定理,可以证明:如果  $f$  有两个连续导数,那么误差范围是

$$|R_T| \leq \frac{(x_1 - x_0)^2}{8} \max_{x_0 \leq x \leq x_1} |f''(x)|。 \quad (6)$$

由式(5)可得,函数上两点之间的近似随着所近似的函数二阶导数的增大而逐渐变差。从直观上来看也是这样:函数的曲率越大,简单线性插值近似的误差也越大,因此,超声图像中异常点如果处于有结构信息变化位置,利用线性插值算法剔除异常点使误差很大。

## 2 基于 TV 的异常点剔除算法<sup>[5-6]</sup>

### 2.1 全变分图像的修复原理

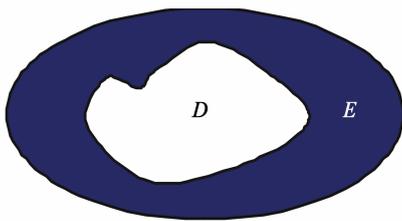


图 2 图像修复区域示意

根据异常数据的局部性特征,对于标识为异常数据的区域,采用基于全变分的图像修复算法(TV 算法)进行图像的修复。如图 2 所示,设  $D$  为待修复区域,  $E$  为待修复区域的邻域,  $D \cup E = \Omega$ ,  $D$  内不存在任何信息。尽管如此,仍可以借助待修复邻域的信息来修复图像,并使修复后的图像尽可能逼真,使观察者不易察觉。而在图像修复的过程中,图像边缘结合的好坏直接影图像修复的质量,而利用整体变分法可以达到这个目的。具体算法描述如下。

记修复后  $D \cup E$  区域内的图像值为  $u$ , 定义代价

函数为

$$R(u) = \int_{D \cup E} r(|\nabla u|) dx dy, \quad (7)$$

其中,  $r(x)$  是一个正的实函数,当  $x \geq 0$  时,  $r \geq 0$ ,  $\nabla u$  为梯度。为达到去噪的效果,式(7)应满足以下约束条件

$$\frac{1}{S(E)} \int_E |u - u_0|^2 dx dy = \sigma^2, \quad (8)$$

其中,  $S(E)$  为区域  $E$  的面积,  $E$  内的初始图像  $u_0$  被高斯白噪声所污染,白噪声的标准偏差为  $\sigma$ 。式(7)是为了使待修复区域及其边界尽可能的平滑,式(8)使得修复过程对噪声有良好的鲁棒性。为了对边缘也有良好的修复效果,需要选择一个合适的函数  $r$ 。在边缘上  $\nabla u$  是一个冲击函数  $\delta$ ,因此要求代价函数  $R$  有限:

$$\int_{D \cup E} r(\delta) dx dy \leq \infty, \quad (9)$$

通常选取  $(\cdot) = |\cdot|$ , 此时,式(9)即为图像复原中的全变分模型(TV 模型)。运用拉格朗日乘子将有约束条件的极值问题转化为无约束条件的极值问题,新的代价函数为

$$J_\lambda(u) = \int_{D \cup E} |\nabla u| dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_E |u - u_0|^2 dx dy。 \quad (10)$$

在图像处理的内涵下,以上模型中第一项称为正则化项,第二项称为度量项,  $\lambda$  为拉格朗日乘子,作为度量项和正则化项之间的平衡。式(10)对应的欧拉-拉格朗日方程如下,取乘子  $\lambda = \lambda_e/2$ , 得到

$$-\nabla \cdot \left( \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) + \lambda_e(u - u_0) = 0; \quad (11)$$

$$\lambda_e = \begin{cases} \lambda & (x, y) \in E, \\ 0 & (x, y) \in D. \end{cases}$$

其数字解法如下:令

$$v = \frac{\nabla u}{|\nabla u|} = (v_1, v_2),$$

式中,  $v_1, v_2$  代表  $\nabla u/|\nabla u|$  在待修复区域的横向和纵向分量。采用半点中心差分法计算  $\nabla \cdot v$ 。如图 3 所示,  $O$  为待修复点,  $N, E, S$  和  $W$  分别为  $O$  的四

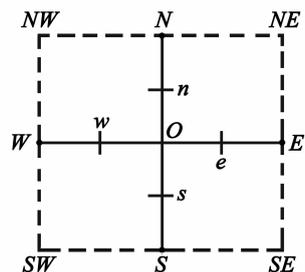


图 3 修复点及其邻域结构

邻域点,  $n, e, s$  和  $w$  为半像素邻域点, 则点

$$\nabla \cdot v = \frac{\partial v_1}{\partial x} + \frac{\partial v_2}{\partial y} = \frac{v_{1e} - v_{1w}}{h} + \frac{v_{2n} - v_{2s}}{h}, \quad (12)$$

式中,  $h$  为步长, 一般取 1。对上式中半像素点  $e, w, s$  和  $n$  的梯度值作进一步计算:

$$v_{1e} = \frac{1}{|\nabla u_e|} \left[ \frac{\partial u}{\partial x} \right]_e = \frac{1}{|\nabla u_e|} \frac{u_E - u_O}{h}, \quad (13)$$

$$|\nabla u_e| = \frac{1}{h} \sqrt{u_E - u_O - \left( \frac{u_{NE} + u_N - u_S - u_{SE}}{4} \right)^2}, \quad (14)$$

$$v_{2n} = \frac{1}{|\nabla u_n|} \left[ \frac{\partial u}{\partial y} \right]_n = \frac{1}{|\nabla u_n|} \frac{u_N - u_O}{h}, \quad (15)$$

$$|\nabla u_n| = \frac{1}{h} \sqrt{u_N - u_O - \left( \frac{u_{NE} + u_E - u_W - u_{NW}}{4} \right)^2}, \quad (16)$$

$$v_{1w} = \frac{1}{|\nabla u_w|} \left[ \frac{\partial u}{\partial x} \right]_w = \frac{1}{|\nabla u_w|} \frac{u_W - u_O}{h}, \quad (17)$$

$$|\nabla u_w| = \frac{1}{h} \sqrt{u_W - u_O - \left( \frac{u_{NW} + u_N - u_S - u_{SW}}{4} \right)^2}, \quad (18)$$

$$v_{2s} = \frac{1}{|\nabla u_s|} \left[ \frac{\partial u}{\partial y} \right]_s = \frac{1}{|\nabla u_s|} \frac{u_S - u_O}{h}, \quad (19)$$

$$|\nabla u_s| = \frac{1}{h} \sqrt{u_S - u_O - \left( \frac{u_{SE} + u_E - u_W - u_{SW}}{4} \right)^2}. \quad (20)$$

将式(12)~式(20)代入式(11), 得

$$\frac{u_O - u_E}{\nabla u_e} + \frac{u_O - u_W}{\nabla u_w} + \frac{u_O - u_N}{\nabla u_n} + \frac{u_O - u_S}{\nabla u_s} + \lambda_e(O)(u_O - u_{O0}) = 0, \quad (21)$$

即

$$\sum_{P \in \Lambda} \frac{1}{|\nabla u_P|} (u_O - u_P) + \lambda_e(O)(u_O - u_{O0}) = 0. \quad (22)$$

记

$$w_P = \frac{1}{\sqrt{|\nabla u_P|^2 + a^2}}, \quad P \in \Lambda, \quad (23)$$

$$h_{OP} = \frac{w_P}{\sum_{P \in \Lambda} w_P + \lambda_e(O)}, \quad (24)$$

$$h_{O0} = \frac{\lambda_e(O)}{\sum_{P \in \Lambda} w_P + \lambda_e(O)}. \quad (25)$$

为了防止梯度为零时的小的扰动, 式(23)中的  $a = 1$ 。化简式(22)可得

$$u_O = \sum_{P \in \Lambda} h_{OP} u_P + h_{O0} u_{O0}. \quad (26)$$

使用 Gauss-Jacobi 迭代算法, 则图像值  $u$  可以按式

$$u_O^{n+1} = \sum_{P \in \Lambda} h_{OP}^n u_P^n + h_{O0}^n u_{O0}^n \quad (27)$$

计算。由于  $h_{OP} + h_{O0} = 1$ , 矩阵的谱半径小于等于 1, 所以式(27)是稳定的。

在 TV 算法中  $D$  区域的初值取为噪声, 然后根据式(27)对  $D \cup E$  区域内的像素点进行迭代, 在新旧图像的变化小于阈值时迭代停止, 以当前得到的图像作为最终的修复结果。在修复的过程中不考虑去噪, 当  $\lambda_e = 0$ , 修复迭代式(27)右端的第一项。

## 2.2 异常点剔除算法

(1) 选定要处理的异常点区域, 对区域中根据设定的阈值检测出异常点, 并用 0 值替代。设指定数据区域为矩形域  $[(x_0, y_0), (x_1, y_1)]$ ,  $(x_0, y_0)$  和  $(x_1, y_1)$  分别为该矩形对角的定点坐标, 且  $x_0 < x_1$ ,  $y_0 < y_1$ ,  $(x, y)$  为该区域数据坐标。若标注区域的图像为声幅图像, 则对于该区域的所有声幅数据, 如果  $A(x, y) > A_{\max}$  或  $A(x, y) \leq A_{\min}$ , 那么  $A(x, y) = 0$ ; 若标注区域的图像为时间图像, 则对于该区域的所有井径数据, 如果  $T(x, y) > T_{\max}$  或  $T(x, y) \leq T_{\min}$ , 那么  $T(x, y) = 0$ 。对于阈值的选取, 解释人员可以根据仪器的精度自由取值。

(2) 给  $a$  赋值, 式(23)中的参数  $a$  对扩散过程起着重要影响, 待修复区域较小时, 选取比较小的  $a$  就可以有比较好的修复效果, 但当待修复区域较大时, 较小的  $a$  值由于扩散度较低, 导致待修复区域中心的初始噪声值在边界信息扩散进之前就被平滑成了锐利边界, 从而形成错误的修复结果。为了解决这个问题, 可以采用自适应算法对  $a$  进行取值, 主要思想是在迭代初期使用较大的  $a$  值, 以保证边缘信息可以充分的扩散, 然后在使用当前  $a$  值迭代至收敛时, 逐步减小  $a$  值, 以使得边界有较好的修复效果。笔者将  $a$  的初始值取为 5。

(3) 根据式(13)~式(20)计算区域  $D \cup E$  内各像素的一阶导数值和梯度的模。

(4) 根据式(24)、式(25)和式(27)计算待修复区域内新的迭代像素, 更新修复区域的图像。

(5) 如果迭代后的修复图像与上一次迭代的修复图像之差小于给定的阈值, 迭代结束, 输出修复后的图像; 否则,  $a = a/5$ , 转入(2)进行新的迭代。

## 2.3 异常点修复算法误差

由上文可知, TV 剔除异常点的模型是

$$u_o^{n+1} = \sum_{P \in \Delta} h_{oP}^n u_P^n = \sum_{P \in \Lambda} \frac{w_P^n}{\sum_{P \in \Lambda} w_P^n} u_P^n \quad (28)$$

TV 剔除异常点算法的误差为:  $P_T = u_o - u_p$ , 当  $P_T$  小于给定的阈值时, 迭代前后的修复图像已经相差很小, 表明异常点修复完成。因此, 此算法的误差比阈值替代算法和线性插值算法要小。

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 图像修复质量评判标准

利用修复算法修复后的图像总是和原始图像存在着差异, 这种差异体现了图像修复质量的好坏。评价修复质量主要有主观和客观两种方法, 主观方法是人对修复后图像的主观感受, 主要是通过人的肉眼比较, 一般对于修复差别较大的图像有比较直观的感觉, 但是细节方面的差别看不出来。客观方法主要是通过修复后的峰值信噪比 (PSNR) 来评判, PSNR 值越大就代表修复后图像与原图像相比误差越小, 即失真越少, 修补效果越好。

#### 3.2 标准图像异常点剔除实验和分析

为了验证本文算法的正确性, 实验先是把池 66 测井图像 (图 4a) 进行手动的剔除一部分 (图 4b), 然后利用线性插值的方法和笔者提出的方法进行异常点剔除, 剔除的结果与原始图像进行比较。从图 4c、d 可以看出, 线性插值的结果与原图的差异较大, 而 TV 修复算法的结果与原图像基本一致。TV 修复算法的 PSNR 值为 36.78, 线性插值算法的 PSNR 值为 23.96, 说明 TV 修复算法较好。

#### 3.3 实际图像异常点剔除实验和分析

图 5a 标注的是池 66 实际测井图像出现异常点的位置, 图 5b 是线性插值剔除异常点的结果, 图 5c 是 TV 修复剔除异常点的结果, 从对比图可以看出, TV 修复的效果明显优于线性插值的结果。

从图 4、图 5 可以看出, 笔者引入的 TV 修复算法相比较传统的线性插值算法能够更加有效的剔除测井图像中的异常点, 很好的达到了保证图像完整性的目的。

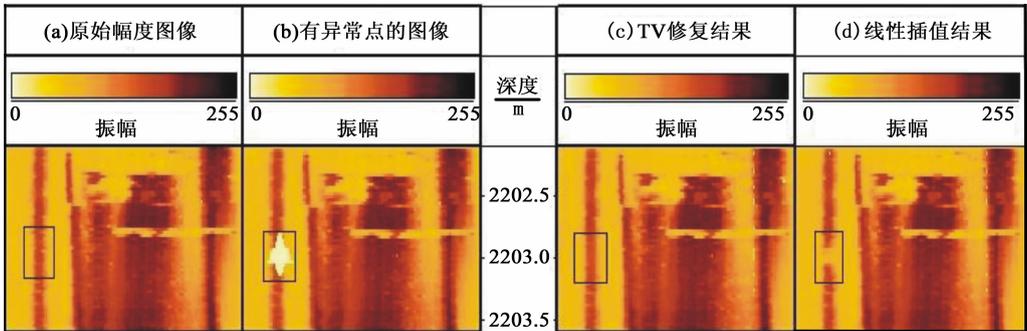


图 4 标准图像中异常点剔除算法比较

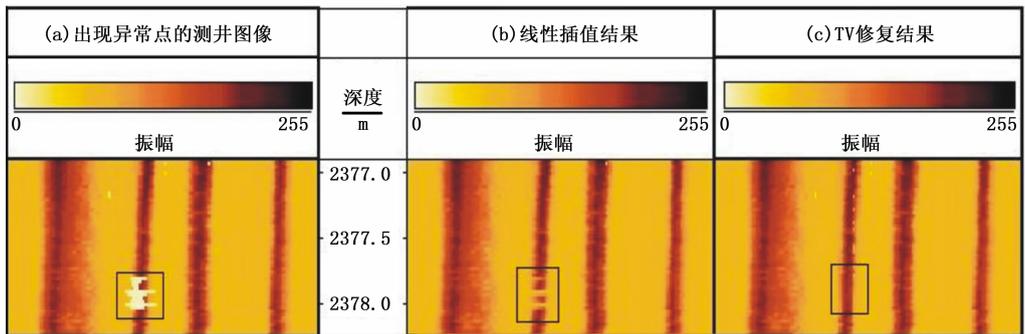


图 5 实际图像中异常点剔除效果

### 4 结语

超声测井图像中经常会出现一些异常点, 针对常用的阈值替代算法和线性插值算法对异常点剔除效果不佳的问题, 笔者提出了一种利用全变分剔除异常点的处理算法。该方法首先在选定的异常点剔

除区域中根据阈值来确定要剔除的异常点, 然后利用全变分的图像修复算法去修复这些异常点。实验结果证明, 该方法相对于传统的线性插值算法能够很好的对异常点进行剔除修补, 保证测井图像的完整性和可视性, 对超声成像测井资料的后期处理具有较高实用价值。

## 参考文献:

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image Inpainting[C]// Proc of ACM Conf Comp on Graphics. New Orleans, LU, France; [s. n.], 2000; 417 - 424.
- [2] Chan T, Shen Jianhong. Mathematical Models for Local Nontexture Inpaintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62 (3): 1019 - 1043.
- [3] 庞巨丰, 李长星, 施振飞, 等. 测井原理及仪器[M]. 北京: 科学出版社, 2008; 328 - 353.
- [4] 鲁放, 高红军, 李剑. 高性能超声电视成像测井仪[J]. 测井技术, 2009, 33(3): 275 - 278.
- [5] 岳坚飞. 基于偏微分方程(PDE)的图像修复[D]. 南京理工大学, 2006.
- [6] 余厚全, 屈万里, 黄载禄. 换能器非理想声斑对超声电视测井的影响及其图像改善方法[J]. 测井技术, 1998, 22(6): 447 - 451.

## A NEW ALGORITHM FOR EXTRACTING OUTLIERS IN THE ULTRASONIC TELEVIEWER LOGGING IMAGE

TU Ji-hui<sup>1</sup>, LI Chang-wen<sup>2</sup>, YU Hou-quan<sup>1</sup>, ZOU Wei<sup>1</sup>, YU Chun-hao<sup>2</sup>, LI Guo-jun<sup>2</sup>

(1. Electronics & Information School of Yangtze University, Jingzhou 434023, China; 2. China Petroleum Logging Co. Ltd., Xi'an 710021, China)

**Abstract:** The image of ultrasonic televiewer logging often has a lot of abnormal points, and hence this paper proposes a new method for reducing outliers based on the TV-inpainting to solve the problem of extracting these outliers. Firstly, it chooses reduced outliers according to the threshold in the selected regions, and then utilizes TV-inpainting to repair these outliers. The processing results show that the proposed method can effectively extract the outliers, ensure logging image integrity, and significantly improve image quality, which is of very important practical significance for processing the logging data.

**Key words:** BHTV; ultrasonic Logging; TV-inpainting; outliers

**作者简介:** 涂继辉(1979 - ), 讲师, 硕士, 研究方向为信号与信息处理、计算机网络, 公开发表学术论文数篇。