

基于改进光流场模型的医学图像配准方法

王安娜 薛嗣麟 俞跃 孙静

(东北大学电子信息工程研究所, 沈阳 110004)

摘要 基于光流场模型的图像配准方法计算简单快速, 但采用原始光流场模型进行图像配准会使图像出现严重的模糊导致不能使用。提出了对原始光流场模型的正则项进行改进, 同时引入运动模糊图像复原算法, 改进的算法改善了原始光流场模型造成的图像模糊。实验结果表明, 基于改进光流场模型的医学图像配准算法配准结果准确, 具有较快的配准速度。

关键词 改进的光流场模型 医学图像配准 正则项 运动模糊图像复原算法

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961-(2010)02-0328-06

Medical Image Registration Method Based on Improved Optical Flow Model

WANG Anna XUE Silin YU Yue SUN Jing

(School of Electronic and Information Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004)

Abstract The registration methods based on optical flow can be conveniently implemented and the registration process is efficient. But all of the appeared registration methods based on optical flow use the initial optical flow model, which make the image fuzzed seriously so that it can not be used. In this paper we improve the regularization term in the initial optical flow model and introduce a motion-blurred image restoration algorithm. The new method reduced the blurring of the initial optical flow model. The experiment results show that results of high accuracy and efficiency can be obtained using the image registration method based on improving the optical flow model.

Keywords improved optical flow model, medical image registration, regularization term, motion-blurred image restoration algorithm

0 引言

医学图像配准是指对一幅医学图像寻求一种空间变换, 使它与另一幅医学图像上的对应点达到空间上的一致, 这种一致是指人体上的同一解剖点在两幅配准图像上有相同的空间位置。医学图像配准有非常重要的临床应用价值。

光流场^[1]是指图像灰度模式的表现运动。它是一个 2 维矢量场, 它包含的信息即是各像点的瞬时运动速度矢量信息。研究光流场的目的就是为了从序列图像中近似计算不能直接得到的运动场。当

人的眼睛观察运动物体时, 物体的景象在人眼的视网膜上形成一系列连续变化的图像, 这一系列连续变化的信息不断“流过”视网膜(即图像平面), 好像一种光的“流”, 故称之为光流。光流表达了图像的变化, 由于它包含了目标运动的信息, 因此, 可被观察者用来确定目标的运动情况。图像的配准过程可以认为是从源图像流动到目标图像的过程, 即配准所求解的位移场可以看作光流场所求解的速度场, 因此可以通过求解光流场进行图像配准。

Hom 等人创造性地将 2 维速度场与灰度相联系, 引入光流约束方程, 得到光流计算的基本算法^[2-3]。近年来, 学者们基于不同的理论基础提出

了各种光流计算方法, 这些算法性能各有不同。Barron 等人对多种光流计算技术进行了总结, 按照理论基础与数学方法的区别把它们分成 4 种: 基于梯度的方法、基于匹配的方法、基于能量的方法、基于相位的方法。近年来神经动力学方法也颇受学者重视。

由于配准所求解的位移场与光流场模型所求解的速度场具有相似性, Pabs 等人将光流场模型引入到了图像配准中^[4-5], 但这些方法都基于 Hom 模型, 该模型所采用的光滑性约束不能较好地保持图像的不连续性^[6], 因而会导致图像在演化过程中严重模糊而丢失重要的特征信息, 模糊问题成为限制光流场方法应用于医学图像配准的主要问题。因而, 本文对原始光流场模型的正则项进行了改进, 同时引入运动模糊图像复原算法。

1 梯度光流场模型

光流场模型基于的基本假设是图像亮度常量假设, 即短時間间隔运动前后, 特定空间点的图像灰度保持为常数。由此假设, 可以得到光流约束方程:

$$\nabla f(x, t) \mathbf{u} + f_t(x, t) = 0 \quad (1)$$

式中, $\nabla f(x, t) = (f_x(x, t), f_y(x, t))^T$, f_t 表示图像沿时间方向上的偏导数, $\mathbf{u} = (u_1, u_2)^T$ 表示图像的速度矢量。

光流约束方程只提供了一个约束, 而要求解的速度场 (u_1, u_2) 有两个未知量。所以要求解速度场必须寻求另外的约束条件。Hom 等最先提出在光流场约束基础上加入光滑性约束, 将光流场求解转化为求解

$$\min V = \int [f_x u_1 + f_y u_2 + f_t]^2 + \alpha (|\nabla u_1|^2 + |\nabla u_2|^2) dx dy$$

的问题, 其中 α 为光滑因子, 其值越大, 对图像的光滑效果越明显。将 Hom 模型推广为一般的梯度光流场模型, 速度场 $\mathbf{u} = (u_1, u_2)^T$ 的求解转化为求解

$$\min V = \int (D(M^k f, \mathbf{u}) + \alpha L(\nabla f, \nabla \mathbf{u})) dx dy \quad (2)$$

的问题。由 (2) 式可以看出, 梯度光流场模型由两部分组成; 第 1 部分 $D(M^k f, \mathbf{u})$ 为常量约束, 为模型的数据项; 第 2 部分 $\alpha L(\nabla f, \nabla \mathbf{u})$ 为光滑算子, 作为正则项。其中 $M^k f$ 表示图像 f 的 k 阶偏导数集合。

2 改进的梯度光流场模型

梯度光流场模型由数据项和正则项构成, 对模型的改进也主要是针对这两项的改进。本文主要是对正则项进行了改进。光流场模型的正则项大致可分为两类: 一类是本征正则项, 即对光流场本身添加约束条件。另一类是非本征正则项, 它不是对光流场本身添加光滑性的正则限制, 而是根据图像的光强特征直接引入对光流场的外在约束或限制。目前在图像配准过程中应用较多的也是本征正则项。Hom 模型的正则项属于本征正则项是各向同性的, 本质上是同质扩散滤波, 因而导致图像严重模糊, 与同质扩散滤波不同, 各向异性扩散滤波能够有效地保持图像特征^[7-8]。考虑到图像的各向异性性质, 在各项异性扩散滤波方程中用一个扩散系数函数代替了原来的常数系数, 这个扩散系数是根据局部的图像信息设计的, 通常设计成图像信息的一个减函数, 因而, 能够有效地保持图像局部特征。在此基础上, 文章还将引入运动模糊图像复原算法以减少配准过程中产生的运动边界模糊。

2.1 正则项的改进

传统的各向异性扩散滤波方法都是从偏微分方程本身出发的, 理论上的分析比较复杂。本文提出的改进的光流场模型正则项选用基于图像特征方向的各向异性扩散方程, 这样的扩散滤波方法更加直观, 可以简化计算。同时能够更好地考虑图像的局部特征, 完好保存图像的细节信息。其扩散方程为

$$\frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(c(|\nabla f|) \nabla f) \quad t > 0 \quad (3)$$

式中, $\text{div}(\cdot)$ 为散度函数。 ∇f 表示图像的梯度, 为图像空间中的梯度矢量, 表示为 $\nabla f = (f_x, f_y)$ 。 $c(|\nabla f|)$ 称为扩散系数函数, 是梯度幅值的减函数, 梯度大, 扩散系数小; 梯度小, 则扩散系数大, 因而形成了方向性的自适应扩散, 即与图像局部梯度有关的扩散^[9]。

为了建立扩散方程的内在坐标形式, 定义内在坐标系 (η, ω) ; η 为图像梯度方向, 即垂直图像特征的方向; ω 为垂直图像梯度的方向, 即为沿图像特征的方向。在图像空间坐标系 (x, y) 下应对的 (η, ω) 为

$$\eta = \frac{(f_x f_y)}{\sqrt{f_x^2 + f_y^2}}, \quad \omega = \frac{(-f_y f_x)}{\sqrt{f_x^2 + f_y^2}} \quad (4)$$

将 f 分别对两个方向求二阶导数, 得到

$$f_{\eta\eta} = \frac{f_x^2 f_{xx} + 2f_x f_y f_{xy} + f_y^2 f_{yy}}{f_x^2 + f_y^2}$$

$$f_{\omega\omega} = \frac{f_y^2 f_{xx} - 2f_x f_y f_{xy} + f_x^2 f_{yy}}{f_x^2 + f_y^2} \quad (5)$$

将扩散方程 (3) 在 (η, ω) 坐标下展开, 得到

$$\frac{\partial \mathcal{G}(x, y, t)}{\partial t} = f_t = c(|\nabla f|) \{f_{\omega\omega} + \left| 1 + \frac{|\nabla f| (c(|\nabla f|))}{c(|\nabla f|)} \right| f_{\eta\eta} \}$$

这是一个清晰直观的扩散关系式。可以看到, 引入了基于图像特征方向的内在坐标系, 使得扩散机制更加直观。因而能更好地保持图像的细节特征。

由式 (6) 可以求解得到:

$$\nabla f = \frac{-c(f_{\omega\omega} + f_{\eta\eta}) + \sqrt{c^2 (f_{\omega\omega} + f_{\eta\eta})^2 + 4c' f_t}}{2c'} \quad (7)$$

将式 (7) 引入到式 (2) 的正则项中, 对正则项进行改进, 然后通过改进后的光流场模型进行求解, 可以得到速度场的表达式为

$$\begin{cases} u_1^{k+1} = u_1^k - \frac{f_x (f_x u_1^k + f_y u_2^k + f_t)}{\alpha^2 + f_x^2 + f_y^2} \\ u_2^{k+1} = u_2^k - \frac{f_y (f_x u_1^k + f_y u_2^k + f_t)}{\alpha^2 + f_x^2 + f_y^2} \end{cases} \quad (8)$$

式中, u_1^{k+1}, u_2^{k+1} 分别代表经过 $k+1$ 迭代后的速度值, u_1^k, u_2^k 代表第 k 次迭代得到的速度值。 u_1^0 和 u_2^0 表示迭代开始的速度初始化为 0。

2.2 运动模糊图像复原算法

经过引入图像特征方向各向异性扩散方程对梯度光流场模型正则项进行处理后, 仍然存在运动边界造成的模糊问题。本文采用运动图像模糊复原算法对运动边界造成的模糊进行处理。

对于运动产生的模糊, 设原图像中某点的灰度为 $f(x, y)$, 其中 $x_0(t), y_0(t)$ 分别是运动物体在 x 和 y 方向上的运动分量, $n(x, y)$ 为噪声, T 为采集时间的长度。则模糊图像 $g(x, y)$ 与原图像 $f(x, y)$ 有如下关系:

$$g(x, y) = \int_0^T f(x - x_0(t), y - y_0(t)) dt + n(x, y) \quad (9)$$

对其进行 Fourier 变换, 则有:

$$G(u, v) = \iint f(x, y) \exp[-j2\pi(ux + vy)] dx dy + N(u, v) = F(u, v) \int_0^T \exp\{-j2\pi[ux_0(t) + vy_0(t)]\} dt \quad (10)$$

令:

$$H(u, v) = \int_0^T \exp\{-j2\pi[ux_0(t) + vy_0(t)]\} dt$$

则:

$$G(u, v) = F(u, v)H(u, v) + N(u, v)$$

其中, $G(u, v), F(u, v)$ 和 $N(u, v)$ 分别是模糊图像 $g(x, y)$, 原图像 $f(x, y)$ 和噪声 $n(x, y)$ 的 Fourier 变换。

在约束复原中, 如果带有噪声, 则恢复图像的估计值 $F(u, v)$ 有如下形式

$$F(u, v) = \left| \frac{1}{H(u, v)} \times \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + s[S_n(u, v)S_f(u, v)]} \right| G(u, v) \quad (11)$$

式中, $s[S_n(u, v)S_f(u, v)]$ 为图像的信噪比, 如果忽略噪声, 则近似图像的 Fourier 变换 $f(u, v)$ 与 $F(u, v)$ 的误差为

$$E(u, v) = F(u, v) - f(u, v) = \frac{N(u, v)}{H(u, v)} \quad (12)$$

在此式中, 如果 $H(u, v)$ 为零或很小的情况下, 则实际图像与估计图像会有较大误差, 从而不能得到正确的复原结果。为此, 采用近似公式

$$f(u, v) = \left| \frac{1}{H(u, v)} \times \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + K} \right| G(u, v) \quad (13)$$

再求 $f(u, v)$ 的 Fourier 逆变换, 得到最后的复原结果。

这就是运动模糊图像复原算法, 式 (13) 可以解决 $H(u, v)$ 的零点噪声放大问题。式中, K 是一个常数, 该常数取值介于 0.0001 与 0.1 之间时恢复效果最好。如果取值增加时, 虽然会减小边缘误差, 使恢复图像的分辨率降低。但当 $K > 0.01$ 时会出现幽灵效应, 而当 $K < 0.001$ 时会出现振铃效应。

据此, 可采用运动模糊图像复原算法对运动模糊图像进行复原。在复原时, 如果所取图像不完整就会造成边缘误差, 尤其是对模糊图像进行截取时。如在水平方向运动产生模糊时, 垂直方向的信息不会影响对图像的恢复, 但水平方向的信息应该保持

完整。这样, 可使恢复的图像达到最清晰。

3 配准算法的步骤

采用改进后的光流场模型进行图像配准过程为, 将基准图像和每次迭代所得的配准后图像作为改进后光流场模型中前后相邻的两帧图像, 来迭代求解对应改进光流模型速度场。下面以任意两幅图像 f_1 与 f_2 的配准过程为例说明采用光流场进行配准的过程。

以 f_1 为待配准图像, f_2 为基准图像, (u_1, u_2) 为每次进行光流场计算所得的速度场, $(sum u_1, sum u_2)$ 为整个迭代过程总的位移场。 f_n 为迭代一定次数所得的图像。配准的步骤为:

1) 将待配准图像 f_1 和基准图像 f_2 看作光流场模型中前后相邻两帧图像, 计算相应改进光流模型的速度场 (u_1, u_2) ; 初始化总位移场: $sum u_1 = u_1, sum u_2 = u_2$; 以本文改进后光流模型求解出更新后的速度场 (u_1, u_2) 作为配准的位移场, 得到配准后图像 $f_3(x, y) = f_1(x + u_1, y + u_2)$ 。

2) 将步骤 1) 得到的图像 f_3 作为待配准图, 将 f_3 和基准图像 f_2 作为光流场图像序列, 根据式 (8), 求解新的速度场 (u_1, u_2) ; 得到新的配准后图像为 $f_3^{new}(x, y) = f_3(x + u_1, y + u_2)$; 更新总位移场 $sum u_1 = sum u_1 + u_1, sum u_2 = sum u_2 + u_2$ 。

3) 判断前后两次配准图像 f_3 和 f_3^{new} 之差, 如果其差值大于设定的阈值, 或迭代次数小于设定值, 令 $f_3 = f_3^{new}$ 作为下一次迭代的待配准图像; 转步骤 2), 继续迭代。否则, 转步骤 4)。

4) 配准结果已收敛, 或已到达规定的迭代次数, 终止迭代。此时, $(sum u_1, sum u_2)$ 就是从待配准图像到基准图的总的位移场。再用本文给出的模糊图像复原算法进行处理, 则 f_3^{new} 就是最终得到的配准后图像。

4 实验及结果分析

本文选用两组不同图像进行配准实验: 第 1 组实验选择两幅不同的 PET (positron emission tomography) 图像进行配准; 第 2 组实验选择一幅 MRI (nuclear

magnetic resonance imaging) 图像与一幅 PET 图像进行配准。将两组实验分别用改进的光流场模型和用 Powell 优化的最大互信息方法进行配准比较。评价配准效果指标选用如下:

1) 平均灰度差 (Mean):

$$Mean = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_1(i, j) - I_2(i, j))}{M \times N} \quad (14)$$

式中, $I_1(i, j), I_2(i, j)$ 为像素值。

2) 均方差 (Var):

$$Var = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N ((I_1(i, j) - I_2(i, j)) - Mean)^2}{M \times N}} \quad (15)$$

3) 峰值信噪比 (PSNR):

$$PSNR = 10 \lg \frac{[max I_1(i, j)]^2 \times M \times N}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I_1(i, j) - I_2(i, j)]^2} \quad (16)$$

图 1 为两幅 PET 图像进行配准的比较结果。

该组实验中, 基准图像和待配准图像是同一解剖位置的两幅图像。用本文方法进行配准的过程中速度场全部初始化为 0 最大迭代次数为 200。由于配准过程是一个多次迭代的过程, 因此, 如果改变最大迭代次数会影响到最终图像配准结果的光滑度, 即迭代次数越多越光滑, 迭代次数越少越不光滑。改变最大迭代次数会对配准速度造成影响。光滑因子 α 取值范围一般在 10~100 之间, 本文实验的 α 值为 20。 α 值越大, 图像的光滑效果越明显。 α 值较小时, 配准过程能较好地保持强对比度边缘。 K 值取为 0.05。

用 Powell 优化最大互信息方法进行配准时, 搜索深度设为 25, X 轴搜索精度和 Y 轴搜索精度都设为 0.5。改变搜索精度和深度会改变配准的时间。但是如果将搜索深度和精度设的过高首先会明显增加算法的计算量, 延长配准时间。Powell 优化最大互信息方法进行配准时, 脑上部区域的低对比度边缘保持效果好。但由于该方法不具备图像一致性保持能力, 故其对具有一致方向但形状变化较大的脑中部区域不能准确配准。表 1 为第 1 组实验配准结果比较, 进一步说明了本文改进算法的优越性。

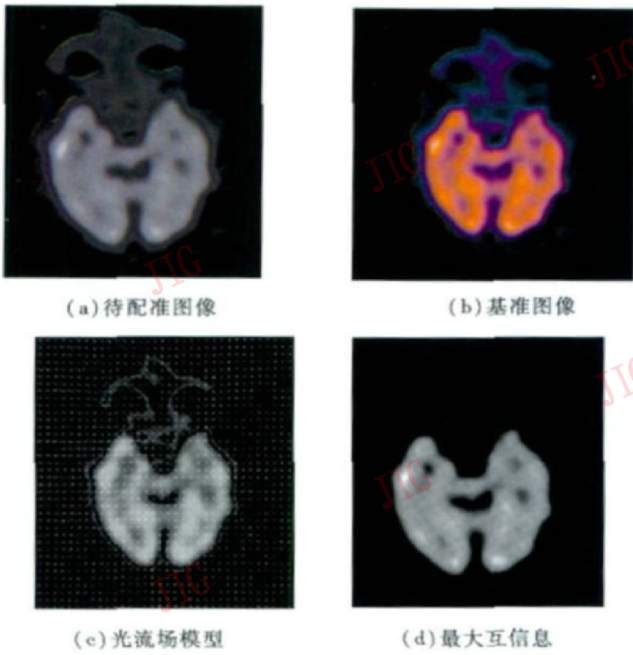


图 1 第 1 组实验
Fig. 1 The first experiment

表 1 第 1 组实验配准结果比较

Tab 1 Comparison of the two algorithms in the first registration experiment

| 算法 | Mean | Var | PNSR | 耗时 /s |
|------|---------|---------|----------|-----------|
| 本文算法 | 2 749 8 | 4 160 1 | 35 027 1 | 264 085 3 |
| 互信息 | 5 210 7 | 5 321 1 | 32 052 4 | 433 846 5 |

图 2 为 PET 图像与另一幅 MRI 图像进行配准比较结果。

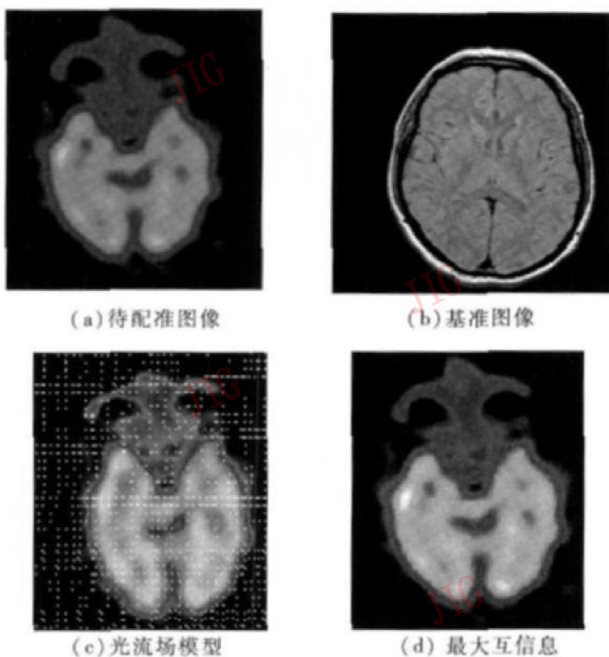


图 2 第 2 组实验
Fig. 2 The second experiment

第 2 组实验选用了两幅不同模态的图像进行配准, 主要是为了验证本文的改进算法模型也适合多模图像的配准。表 2 为第 2 组实验配准结果比较。从实验结果中可以看出, 本文改进后的光流场模型对不同模态下图像的配准效果仍然优于最大互信息方法。

表 2 第 2 组实验配准结果比较

Tab 2 Comparison of two algorithms in the second registration experiment

| 算法 | Mean | Var | PNSR | 耗时 /s |
|------|---------|---------|----------|-----------|
| 本文算法 | 5 048 2 | 4 325 5 | 33 212 5 | 410 916 7 |
| 互信息 | 7 337 3 | 5 653 1 | 30 612 4 | 1 132 211 |

两组实验结果表明, 改进的光流场模型配准方法比基于最大互信息的配准方法能更好地保持图像中的细节部分。由表 1 和表 2 可以看出, 改进的光流场配准算法比最大互信息方法配准效率分别提高了 1.6 倍和 2.7 倍左右。而均方差和平均灰度差都远小于最大互信息方法, 说明改进的光流场的配准算法配准结果更精确。峰值信噪比指标则表明了基于改进光流场模型的配准方法得到的配准图像中含有的噪声更少。

5 结 论

为了避免采用原始光流场模型会造成图像严重模糊的问题, 本文引入基于图像特征方向的各向异性扩散方程对原始光流场模型的正则项进行了改进, 同时结合运动模糊图像复原算法, 提出了基于改进光流场模型的医学图像配准方法, 使得配准过程能够较好地保持图像特征。将本文算法同当前流行的基于最大互信息的配准方法进行了比较。实验结果表明, 将基于改进光流场模型的配准方法应用于医学图像配准能够取得较准确的配准结果, 以及更高的运行效率, 证明了该方法的有效性和准确性。

从实验结果看, 虽然改进的光流场模型有较高的效率和配准精度, 但对于灰度相差都较小, 组织结构较复杂的细节部分仍不能得到理想的配结果。如何进一步提高配准结果的精确性是今后需要进行的工作。

参考文献 (References)

[1] Xiao Jing, Chai Jin-xiang, Kanade Takeo. A closed-form solution

- to non-rigid shape and motion recovery[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 67(2): 233-246
- [2] Zhang Ze-xu, Cui Ping-yuan. A reliable method of image registration based on optical flow field and feature extraction [J]. Chinese Journal of Electronics, 2008, 17(1): 12-15
- [3] Lu Zhen-tai, Chen Wu-fan. Medical image registration using cooccurrence mutual [J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(6): 1023-1049
- [4] Paks G, Betrouni N. Multimodal matching by maximization of mutual information and optical flow technique[C] //Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS. San Francisco, CA, USA: [s. n.], 2004: 1679-1682
- [5] Hellier P, Barillot C. Cooperation between local and global approaches to register brain images [C] //Proceedings of Information Processing in Medical Imaging (IPMI). Davis, CA, USA: [s. n.], 2001: 315-328.
- [6] Gonzalez R C, Woods E. Digital Image Processing[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005: 309-326 [Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理 [M]. 2版. 北京: 电子工业出版社, 2005: 380-404]
- [7] Wong H S, Ling G. Application of evolutionary to adaptive regularization in image restoration [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2000, 4(4): 309-326
- [8] Zhang Jian-wei, Han Guo-qiang, Wo Yan. Image registration method based on mutual information about distance of image edges [J]. Journal on Communications, 2006, 27(7): 97-102 [张见威, 韩国强, 沃炎. 基于边界距离场互信息的图像配准方法 [J], 通信学报, 2006, 27(7): 97-102]
- [9] Qian Wei-xin, Liu Rui-gen, Wang Wan-li et al. The Anisotropic diffusion methods based on the directions of the image feature[J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(6): 819-822 [钱伟新, 刘瑞根, 王婉丽等. 基于图像特征方向的各向异性扩散滤波方法 [J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(6): 819-822]