

基于 PDE 的自适应各向异性图像配准方法研究

蒋淑静^{1,2,3}, 黑保琴³, 张九星³, 李倩男⁴

(1. 中国科学院 光电研究院, 北京 100094; 2. 中国科学院 研究生院, 北京 100080;
3. 中国科学院 空间应用工程与技术中心, 北京 100094; 4. 解放军信息工程大学 密码工程学院, 河南 郑州 450004)

摘要: 针对传统光流场配准模型会造成图像模糊和细节丢失的问题, 提出了一种基于偏微分方程的自适应各向异性配准模型。新模型将具有自适应性的扩散滤波方法引入图像配准, 定义具有图像结构保持能力的各向异性扩散函数作为模型的正则项; 数据项采用作用于亮度常量假设的非二次惩罚函数以增加模型的稳健性。实验结果表明, 新模型能够有效保持图像特征, 实现对大脑等复杂图像的有效配准。

关键词: 光流场; 图像配准; 自适应; 各向异性; 边缘对齐度

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2013)05-0192-08

Research on PDE-based adaptive anisotropic image registration

JIANG Shu-jing^{1,2,3}, HEI Bao-qin³, ZHANG Jiu-xing³, LI Qian-nan⁴

(1. Academy of Optoelectronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China;
3. Technology and Engineering Center for Space Utilization, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
4. Cryptography Engineering College of the PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450004, China)

Abstract: A PDE-based adaptive anisotropic model for image registration was proposed to solve the problem that traditional optical flow brings on the image blurring and details losing. The new model introduces adaptivity diffusion filter to image registration, and defines anisotropic diffusion function with the ability of preserving image structure as the regularization term; the data term use a non-quadratic penalty function with the assumption in brightness constant to improve the robust of the model. The experimental results show that the model can efficiently protect the image structure and achieve accurate registration of the complex image like brain.

Keywords: optical flow; image registration; adaptive; anisotropic; edge alignment

1 引言

图像配准是取自不同时间、不同传感器或不同视角的同一景物的 2 幅或多幅图像进行匹配、叠加的过程。图像配准技术是近年来图像处理领域中的热门研究方向之一, 它是数据融合、图像重建、异质图像分析、目标变化与识别和图像镶嵌等问题的基础和重要步骤, 被广泛应用在遥感、医学、军事和计算机视觉等多个领域中。由于传感器技术的不断发展, 多模、有效、快速的自动图像配准算法已经成为遥感信息获取中迫切需要解决的问题。目

前, 主流的图像配准方法大致可分为基于特征 (如控制点)、基于区域 (如相关系数) 和基于偏微分方程 (如光流场) 3 大类: 基于特征的方法因精度较高应用最为广泛, 但特征提取因图而异, 往往需要人工干预; 基于区域的方法自动化程度高, 但计算量太大; 基于偏微分方程的配准方法因其构造形式直观、易于扩展、实现简单, 特别是由于其配准精度能够达到亚像素级而越来越受到关注。

由于配准所要求解的位移场可以通过光流的速度场求解, Palos^[1]、Hellier^[2]等人将光流场模型引入到图像配准中, 而后的 20 年里各种新算法和

收稿日期: 2012-03-31; 修回日期: 2012-11-08

基金项目: 载人航天工程民用试应用数据处理基金资助项目(Y1141401SN)

Foundation Item: Civil Trial Data Processing Application of the Manned Space Flight Project (Y1141401SN)

改进算法不断出现并取得了丰硕的成果。近几年,随着偏微分方程、张量分析等数学方法在图像分析中的不断渗透,光流计算技术在计算精度、可靠性等方面取得了较大的进展^[3]。目前,光流计算理论问题仍有缺陷,主要表现在病态问题、算法的顽健性问题和物体边界出的光流计算问题。据此,本文针对经典光流场模型中存在的问题,提出一个各向异性的梯度向量流,它能够根据图像的局部结构信息自适应地选择切线和法线方向的扩散速度,保护图像边缘在配准过程中不被模糊,同时设计了顽健的数据项,并提高了算法的稳健性。

2 经典光流场模型

2.1 Horn-Schunck 算法介绍

由于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,即配准所要求解的位移场可以看作光流场所求解的速度场,因此,可以通过光流场模型中速度场的求解实现图像的配准。假设图像上位置为 (x, y) 的像素点在 t 时刻的灰度值为 $I(x, y, t)$, 经过 Δt 时刻后图像对应点位置为 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$, 该点灰度值为 $I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$, 根据光流场的灰度不变假设可知, 图像各点灰度随时间和空间的变化满足如下方程

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = I(x, y, t) \quad (1)$$

将等式左侧在 (x, y, t) 进行泰勒展开

$$\begin{aligned} & I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) \\ &= I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t + \varepsilon \end{aligned} \quad (2)$$

忽略二阶和高阶项, 由于 $\Delta t \rightarrow 0$, 则可以得到基本光流场约束方程

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (3)$$

其中, $u(x, y, t) = \frac{dx}{dt} = \frac{\Delta x}{\Delta t}$, $v(x, y, t) = \frac{dy}{dt} = \frac{\Delta y}{\Delta t}$ 。

由于要求解的光流场矢量 $U = (u, v)^T$ 有 2 个变量, 而光流场根据灰度不变假设导出的光流场基本等式只有一个方程, 因此通过该方程求得解是非唯一的, 即只能确定一条约束线, 而不能同时求解出光流场分别沿 x 、 y 方向的 2 个速度分量 u 和 v , 这就是光流场求解的所谓孔径问题^[4]。因此, 从基本方程求解光流场是一个病态问题, 求解 U 的 2 个方向上的分量必须附加上另外的约束条件。

Horn 等人^[5]根据统一运动物体因其的光流场

应该是连续的, 平滑这一特点, 最先提出在光流场基本约束中加入光滑性约束。该约束假设认为, 物体的运动速度在大多数情况下是局部光滑的, 特别是在无形变刚性运动时, 各临近像素点应具有相同的运动速度, 即相邻点的速度空间变化率为零, 因而将光流场的求解转化为能量泛函最小值问题

$$\min_{u, v} E = \min \left\{ \int_{\Omega} [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \lambda(|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2)] dx dy \right\} \quad (4)$$

其中, λ 为光滑因子, 其值越大, 演化过程对图像的光滑效果越明显。推广 Horn 模型为一般的微分模型, 速度场 $U = (u, v)^T$ 的求解就转化为以下形式的最小值问题

$$\min E = \min \left\{ \int_{\Omega} (M(D^k I, U) + \lambda R(\nabla I, \nabla U)) dx dy \right\} \quad (5)$$

可以看出, 微分模型由 2 部分构成, 第 1 部分为常量约束, 作为模型的数据项; 第 2 部分为光滑算子, 作为正则项。式(5)满足微分模型框架, 相应的 Euler-lagrange 方程为

$$\begin{cases} \lambda \nabla^2 u - I_x (I_x u + I_y v + I_t) = 0 \\ \lambda \nabla^2 v - I_y (I_x u + I_y v + I_t) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

2.2 Horn-Schunck 算法扩散过程分析

在式(6)中, $\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ 是拉普拉斯算子,

$\nabla^2 u$ 、 $\nabla^2 v$ 为拉普拉斯扩散项, $I_x (I_x u + I_y v + I_t)$, $I_y (I_x u + I_y v + I_t)$ 是数据项。该模型在 $|\nabla I| \approx 0$ 的位置处, 可能会存在不可靠的局部光流场估计, 但是正则项 $|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2$ 能从邻域来填充这些信息, 这是一个优势, 但同时存在以下问题: 图像灰度一致性假设对于很多真实图像序列并不适合, 在光照条件变化大, 图像的遮挡边缘处或者目标运动速度过高时, 灰度一致性假设存在较大误差; 拉普拉斯算子是非常强的光滑算子, 难以保护边界, 会导致图像在演化过程中严重模糊而丢失重要信息。数据项只能起到约束的作用, 不能防止图像模糊。因此 Horn-Schunck 算法的性能与拉普拉斯算子有着密切的关系。

3 本文模型

微分光流场基本模型由数据项和正则项构成, 本文的改进主要包括: 构造各向异性正则项以保持图像的不连续性, 保护图像边缘信息, 采用非二次惩罚函数以增强模型的顽健性。

3.1 非二次惩罚数据项

图像处理中的一个重要问题是噪声问题，对数据项进行高斯卷积固然能够消除噪声，但同时也会造成图像模糊，为了使数据项能够在去噪的同时保护图像边缘等特征，本文对二次型形式的数据项加以约束，即数据项定义为关于常量约束的非二次惩罚函数，并要求惩罚函数具有加速连续区域平滑、异质不连续区域平滑的能力，因此，本文选用具有良好适应性的非线性总变差模型^[6]

$$\Psi(s^2) := \varepsilon s^2 + (1 - \varepsilon) \delta^2 \sqrt{1 + s^2 / \delta^2}, (0 < \varepsilon \ll 1, \delta > 0) \quad (7)$$

以上惩罚函数作用于数据项，可得如下非二次惩罚形式的数据项

$$M(D^k I, U) = \Psi((\nabla I U + I_t)^2) \quad (8)$$

3.2 自适应各向异性正则项

Horn 模型采用拉普拉斯算子作为正则项，拉普拉斯算子可以根据图像局部结构分解为沿切线方向和沿法线方向的扩散^[7]

$$\nabla^2 f = f_{TT} + f_{NN} \quad (9)$$

其中， f_{TT} 和 f_{NN} 分别表示沿法线和切线方向的二阶导数

$$f_{TT} = (f_x^2 f_{yy} + f_y^2 f_{xx} - 2f_x f_y f_{xy}) / |\nabla f|^2 \quad (10)$$

$$f_{NN} = (f_x^2 f_{xx} + f_y^2 f_{yy} + 2f_x f_y f_{xy}) / |\nabla f|^2 \quad (11)$$

事实上，可分解为切线和法线方向加权求和的拉普拉斯算子是最经典的扩散算子。因此将微分模型正则项重写为

$$R(\nabla I, \nabla U) = \alpha u_{TT} + \beta u_{NN} + \alpha v_{TT} + \beta v_{NN} \quad (12)$$

其中， α 表征了沿切线方向扩散量的大小， β 表征了沿法线方向扩散量的大小。显然，扩散过程由其系数决定，因此具有特定扩散功能的正则项的构造，归结为确定 α 、 β 大小的问题。为了在图像演化过程中尽量保持图像边缘，图像演化应尽可能保持切线方向的扩散，抑制法线方向的扩散；另外，配准过程中还需要考虑保护尖角不被扩散。由于目标尖角具有较大的梯度和曲率，目标边缘的特点是梯度大，曲率小；而噪声位置曲率大，梯度小，光滑区域梯度小，曲率小，所以 α 、 β 定义可取值如下

$$\begin{cases} \alpha = 1 - [1 - \exp(-(\frac{|\nabla f|}{K_1})^2)] [1 - \exp(-(\frac{\kappa}{K_2})^2)] \\ \beta = \exp(-(\frac{|\nabla f|}{K_1})^2) \end{cases} \quad (13)$$

其中， $|\nabla f|$ 为梯度模值， κ 为曲率， K_1 、 K_2 为扩散门限。目前，很多算法中都靠经验值选取扩散门限，这对算法是一种局限。1998 年，Black 等^[8]通过分析各向异性和顽健统计的关系，指出各项异性扩散设计问题本身可看作是一个从噪声污染输入图像中估计平滑区域的问题，而“边缘截止”扩散函数设计问题则等效于顽健性估计中误差准则设计的问题，并提出了扩散门限可借助顽健统计学自动估计得到，即扩散门限等于梯度的绝对偏差中值 (MAD, median absolute deviation)^[9]

$$K = \frac{1}{0.6745} \text{median}[|\nabla f - \text{median}(|\nabla f|)|] \quad (14)$$

其中，常数的设置是因为均值为 0，方差为 1 的正态分布的 MAD 值为 0.674 5。本文中 K_1 、 K_2 的取值使用 Black 的绝对偏差中值函数即为

$$\begin{cases} K_1 = \frac{1}{0.6745} \text{median}[|\nabla f - \text{median}(|\nabla f|)|] \\ K_2 = \frac{1}{0.6745} \text{median}[\kappa - \text{median}(\kappa)] \end{cases} \quad (15)$$

如果 $|\nabla f|$ 远大于 K_1 ，且 κ 远大于 K_2 ，那么 α 趋于 0，否则 α 趋于 1；如果 $|\nabla f|$ 远大于 K_1 ，则 β 趋于 0，否则 β 趋于 1。这样，沿切向和法向方向上的扩散速率 α 、 β 就能根据图像自身结构信息自适应的改变（如表 1 所示）

表 1 图像特征与 α 、 β 取值的关系

特征	梯度	曲率	α	β
边缘	较大	较小	$\alpha \rightarrow 1$	$\beta \rightarrow 0$
尖角	较大	较大	$\alpha \rightarrow 0$	$\beta \rightarrow 0$
噪声	较小	较大	$\alpha \rightarrow 1$	$\beta \rightarrow 1$
平滑区域	较小	较小	$\alpha \rightarrow 1$	$\beta \rightarrow 1$

综上所述，构造了一个具有不连续性保持的自适应各向异性正则项

$$\begin{cases} R(\nabla I, \nabla U) = \alpha u_{TT} + \beta u_{NN} + \alpha v_{TT} + \beta v_{NN} \\ \alpha = 1 - [1 - \exp(-(\frac{|\nabla f|}{K_1})^2)] [1 - \exp(-(\frac{\kappa}{K_2})^2)] \\ \beta = \exp(-(\frac{|\nabla f|}{K_1})^2) \\ K_1 = \frac{1}{0.6745} \text{median}[|\nabla f - \text{median}(|\nabla f|)|] \\ K_2 = \frac{1}{0.6745} \text{median}[\kappa - \text{median}(\kappa)] \end{cases} \quad (16)$$

3.3 本文模型及其求解

综上，改进的光流场模型中，数据项采用作用于亮度常量假设的二次惩罚函数以增加模型的顽健性，正则项采用自适应各项异性扩散以增强模型的不连续性保持和一致性增强能力，将数据项(式(8))和正则项(式(16))代入微分模型框架(式(5))中，得到如下最小能量泛函表达式

$$\begin{aligned} \min E(U) &= \min \left\{ \int_{\Omega} (M(D^k I, U) + \lambda R(\nabla I, \nabla U)) dx dy \right\} \\ &= \min \left\{ \int_{\Omega} [\Psi((\nabla I U + I_t)^2) + \right. \\ &\quad \left. \lambda(\alpha u_{TT} + \beta u_{NN} + \alpha v_{TT} + \beta v_{NN})] dx dy \right\} \quad (17) \end{aligned}$$

该能量泛函对应的 Euler-lagrange 方程为

$$\begin{cases} (\alpha u_{TT} + \beta u_{NN}) - \frac{1}{\lambda} \Psi'((\nabla I U + I_t)^2) (\nabla I U + I_t) I_x = 0 \\ (\alpha v_{TT} + \beta v_{NN}) - \frac{1}{\lambda} \Psi'((\nabla I U + I_t)^2) (\nabla I U + I_t) I_y = 0 \end{cases} \quad (18)$$

上述方程可以看作是以下扩散系统在 $t \rightarrow \infty$ 时的稳态状态

$$\begin{cases} \partial_t u = (\alpha u_{TT} + \beta u_{NN}) - \frac{1}{\lambda} \Psi'((\nabla I U + I_t)^2) (\nabla I U + I_t) I_x \\ \partial_t v = (\alpha v_{TT} + \beta v_{NN}) - \frac{1}{\lambda} \Psi'((\nabla I U + I_t)^2) (\nabla I U + I_t) I_y \end{cases} \quad (19)$$

本文采用超松弛迭代方法进行求解，首先给定初始速度场 (u^0, v^0) ，这里将初始速度场设为 0，然后进行迭代求解，每次迭代中速度场的求解都通过上次迭代计算所得的速度场来计算，具体表达式为

$$\begin{cases} u^{k+1} = (1-\omega)u^k + \omega \frac{(\alpha u_{TT} + \beta u_{NN}) - \Psi' \frac{h^2}{\lambda} (I_x I_y v + I_x I_t)}{\Psi' \frac{h^2}{\lambda} I_x^2} \\ v^{k+1} = (1-\omega)v^k + \omega \frac{(\alpha v_{TT} + \beta v_{NN}) - \Psi' \frac{h^2}{\lambda} (I_x I_y u + I_y I_t)}{\Psi' \frac{h^2}{\lambda} I_y^2} \end{cases} \quad (20)$$

其中， k 为迭代次数， $\omega \in [0, 2]$ 为松弛系数， h 为迭代步长。式(20)中 α, β 利用式(16)求解； u_{TT} 、 u_{NN} 、 v_{TT} 、 v_{NN} 是最高阶的微分算子，它们可以利用式(10)和式(11)来实现，为了数值稳定，文献[10]提出了如图 1 所示的采用自适应模板计算 u_{TT} 。

$$\begin{aligned} u_{TT}(i, j) &= -4\lambda_0 u(i, j) + \lambda_1 (u(i, j-1) + \\ &\quad u(i, j+1)) + \lambda_2 (u(i-1, j) + u(i+1, j)) + \\ &\quad \lambda_3 (u(i-1, j+1) + u(i+1, j-1)) + \\ &\quad \lambda_4 (u(i-1, j-1) + u(i+1, j+1)) \quad (21) \end{aligned}$$

其中， λ_0 、 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 、 λ_4 对应取值如下。

1) 当 $u_x u_y > 0$ 时

$$\begin{bmatrix} 0 & u_y^2 - u_x u_y & u_x u_y \\ u_x^2 - u_x u_y & -2u_x^2 - 2u_y^2 + 2u_x u_y & u_x^2 - u_x u_y \\ u_x u_y & u_y^2 - u_x u_y & 0 \end{bmatrix}$$

2) 当 $u_x u_y \leq 0$ 时

$$\begin{bmatrix} -u_x u_y & u_y^2 + u_x u_y & 0 \\ u_x^2 + u_x u_y & -2u_x^2 - 2u_y^2 - 2u_x u_y & u_x^2 + u_x u_y \\ 0 & u_y^2 + u_x u_y & -u_x u_y \end{bmatrix}$$

对于一阶导数 u_x 和 u_y ，本文采用类似于 Sobel 梯度算子模板计算，这类模板存在一定的抗噪性，能够更好地估计图像梯度值

$$u_x = \begin{bmatrix} \frac{2-\sqrt{2}}{4} & \frac{\sqrt{2}-1}{2} & \frac{2-\sqrt{2}}{4} \\ 0 & 0 & 0 \\ -\frac{2-\sqrt{2}}{4} & -\frac{\sqrt{2}-1}{2} & -\frac{2-\sqrt{2}}{4} \end{bmatrix}$$

$$u_y = \begin{bmatrix} \frac{2-\sqrt{2}}{4} & 0 & -\frac{2-\sqrt{2}}{4} \\ \frac{\sqrt{2}-1}{2} & 0 & -\frac{\sqrt{2}-1}{2} \\ \frac{2-\sqrt{2}}{4} & 0 & -\frac{2-\sqrt{2}}{4} \end{bmatrix}$$

由于 v_{TT} 与 u_{TT} 一样，都是求解切线方向的速度，所以求解方法也相同；另一方面， u_{NN} 与 u_{TT} 在表达形式上存在相似性， u_{NN} 的数值计算方法只需把用于计算 u_{TT} 时所用的模板中的 u_x 和 u_y 分别用 $-u_y$ 和 u_x 代替即可得到； v_{NN} 的求解类似于 u_{NN} 。

4 实验结果

4.1 配准评价指标

无论在医学领域，还是遥感领域，配准算法的性能评估都是比较困难的，经常使用的性能指标有：精度、准确度、稳定性、可靠性、算法的复杂

度和算法的实用性等^[11],其中前 2 个指标最为重要。比较常用的评价参数是平均灰度差 (mean intensity subtraction)、均方差 (variance of intensity subtraction) 和峰值信噪比 (PSNR)。本文在 3 个常用评价参数的基础上,引入边缘对齐度,从而更好地检测对图像边缘的配准效果。

1) 平均灰度差

$$Mean = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (I_1(i,j) - I_2(i,j))}{M \times N} \quad (21)$$

其中, $I_1(i,j)$ 表示配准后图像; $I_2(i,j)$ 表示参考图像; $M \times N$ 为像素数。平均灰度差越小,表示配准效果越好。

2) 均方差

$$Var = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (I_1(i,j) - I_2(i,j) - Mean)^2}{M \times N}} \quad (22)$$

其中, $I_1(i,j)$ 表示配准后图像; $I_2(i,j)$ 表示参考图像; $M \times N$ 为像素数; $Mean$ 为平均灰度差。均方误差越小,表示配准的效果越好。

3) 峰值信噪比

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{Var} \quad (23)$$

其中, Var 为均方差。峰值信噪比越大越好。

4) 边缘对齐度

对齐度^[12]的概念源自于人眼对 2 幅图像内容对齐的认识;从微观上来说,这表示一幅图像的每一个灰度级在像素位置上所对应的另一幅图像的灰度级最稳定。对齐度的求解过程为

$$\begin{cases} \sigma_{1,2}^2 = \frac{1}{H_1(n)} \sum_{I_1(x,y)} (I_2 - E_{(1,2)}(n))^2 \\ \sigma_{2,1}^2 = \frac{1}{H_2(n)} \sum_{I_2(x,y)} (I_1 - E_{(2,1)}(n))^2 \end{cases} \quad (24)$$

$$\begin{cases} \overline{\sigma_{1,2}^2} = \sum P_1(n) \sigma_{1,2}^2(n) \\ \overline{\sigma_{2,1}^2} = \sum P_2(n) \sigma_{2,1}^2(n) \end{cases} \quad (25)$$

$$CI[I_1, I_2] = \frac{\overline{\sigma_{1,2}^2}}{\sigma_2^2} + \frac{\overline{\sigma_{2,1}^2}}{\sigma_1^2} \quad (26)$$

式(24)~式(26)中, $I_1(i,j)$ 表示配准后图像, $I_2(i,j)$ 表示参考图像; $E_{(1,2)}(n)$ 、 $E_{(2,1)}(n)$ 分别为 2 幅图像中一幅图像相对于另一幅图像灰度为 n 对应像素集合的灰度均值; $H_1(n)$ 、 $H_2(n)$ 代表像素灰度值为 n 的个数; $P_1(n)$ 、 $P_2(n)$ 表示在 2 幅图像中像素值为 n 的像素点概率。 CI 的取值范围为 $[0, 2]$, 文献[13]中直接对 CI 求倒数,即得对齐度 AM , 即

$$AM = \frac{1}{CI} \quad (27)$$

但是,造成对齐度的范围太大,本文中取对齐度为

$$AM' = e^{-CI} \quad (28)$$

由于当 2 幅图像之间配准时,对齐度 AM' 的值最大。

4.2 大脑 MR 图像的配准实验

大脑 MR 图是最具代表性的光流场实验图之一,本实验选用 2 幅大脑 MR 图像作为待配准图像和参考图像,在光照不变的情况下选用 Horn 模型^[5]和 Lucas-Kanade 模型^[14]作为对比实验。Horn 模型和本文模型分别迭代 30 次, Lucas-Kanade 模型窗口大小为 5,分 5 层迭代得到 2 幅图像之间形变的

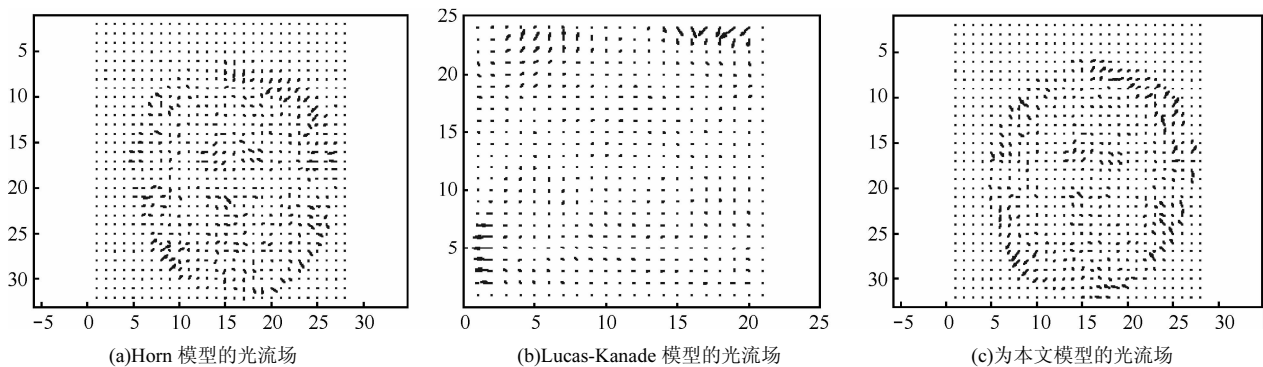


图 1 MR 大脑图像光流场矢量图

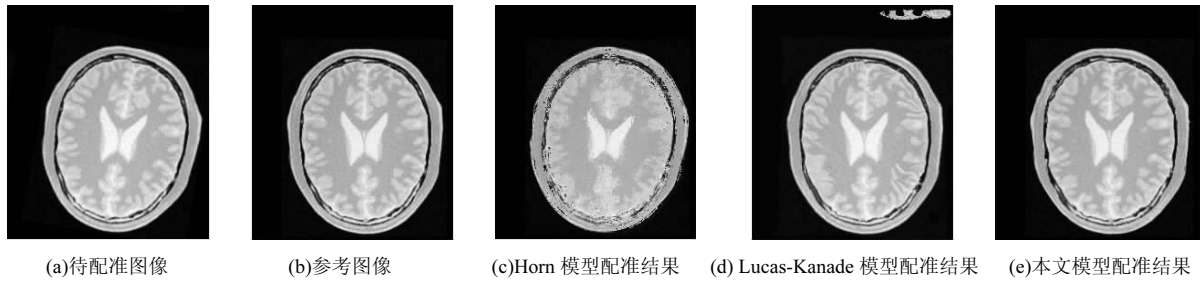


图 2 大脑 MR 图像的配准

光流场矢量如图 1 所示，进而得到配准结果图像如图 2 所示。

从实验结果图 2(c) 可以看出，Horn 模型导致图像迅速模糊，图像的边缘和拐角严重模糊难以分辨。图 2(d) 显示的 Lucas-Kanade 模型的配准结果，图像上部边缘位置出现错误信息，验证了 Lucas-Kanade 模型选取窗口配准使图像边缘信息损失，但该模型对目标图像的配准效果要优于 Horn 模型。本文模型的配准结果(图 2(e))表明，本文模型能够保持图像特征，对细节保持良好，与参考图像最为接近。

表 2 中的数据充分说明了本文模型的配准结果明显优于 Horn 模型和 Lucas-Kanade 模型，与参考图像最为接近，峰值信噪比也最大，说明本文模型具有更好的顽健性。另外，由于 Horn 模型模糊严重，尤其是边缘误差太大，导致对齐度很小；而 Lucas-Kanade 模型由于边缘位置出现虚假信息导致对齐度也很小；本文模型具有自适应各向异性的特点，保护边缘在配准过程中不受损失。

表 2 大脑 MR 图像配准结果评价

模型	Mean	Var	PSNR	AM'
Horn 模型	-0.10	30.54	33.28	0.164 5
Lucas-Kanade 模型	1.59	38.36	32.29	0.154 1
本文模型	-0.08	9.17	38.51	0.943 9

表 3 显示了针对大脑 MR 图像，本文算法与其他

算法计算时间的对比。通过对比可以看出，本文算法比 Horn 模型时间长，比 Lucas-Kanade 模型运行时间短。主要原因为：1)本文是对 Horn 模型的改进，在数据项和正则项的设计上比 Horn 模型复杂；2) Lucas-Kanade 模型是分层分窗口迭代，窗口越小，分层越多，复杂度越高，这也是 Lucas-Kanade 模型的弊端之一。从表 3 中可以看出，本文模型计算精度大大提高，运算时间并没有减慢太多，说明本文算法是有效的。

表 3 本文算法与其他算法计算时间的对比

模型	图像大小	迭代次数	计算时间/s
Horn 模型	257×221	30	1.303 8
Lucas-Kanade 模型	257×221	窗口大小为 5,5 层迭代	36.903 9
本文模型	257×221	30	15.581 6

4.3 人脸图像的配准实验

为了验证本文模型适合有光照变化的图像，本实验选用 2 幅人脸图像进行配准。从图 3(a)可观察，图 3(b)光照发生明显变化，分别采用 3 种模型均迭代 20 次，得到的光流场矢量图如图 4 所示。实验结果表明，无论从整体还是局部来看，Horn 模型都使图像严重模糊以至于无法辨认(如图 3(c)所示)，再次验证了 Horn 模型的局限性；Lucas-Kanade 模型配准结果明显丢失了运动边缘；本文模型对图像细节具有更好的保持能力，对光照发生变化的图像也能达到比较理想的效果，表 4 中的数据进一步说明本文的配准结果最接近基准图。



图 3 人脸图像的配准

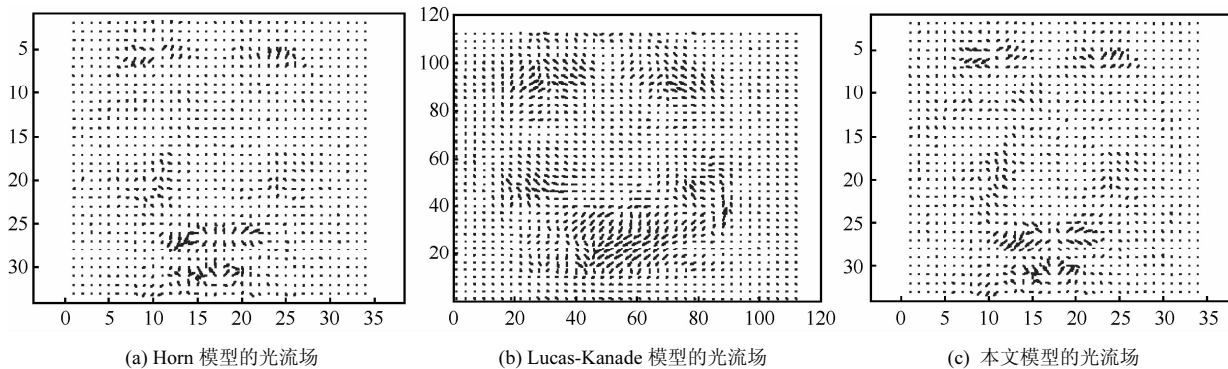


图 4 人脸图像光流场矢量图

表 4 人脸图像配准结果评价

模型	Mean	Var	PSNR	AM'
Horn 模型	-4.68	35.57	32.62	0.028 1
Lucas-Kanade 模型	10.05	37.91	32.34	0.526 8
本文模型	1.21	9.17	36.23	0.908 9

表 5 表示人脸图像实验中本文算法与其他算法的运行时间的对比。综合以上结果显示本文的改进是有效的。

表 5 本文算法与其他算法计算时间对比

模型	图像大小	迭代次数	计算时间/s
Horn 模型	100×100	20	0.865 4
Lucas-Kanade 模型	100×100	窗口大小为 5,5 层迭代	7.276 7
本文模型	100×100	20	2.764 8

5 结束语

基于偏微分方程的图像配准模型不需要提取图像特征点、配准过程全自动等特点，其越来越受到关注。但是现有的光流场运动估计方法在图像位移较大时，模糊严重，误差较大，甚至在配准过程中出现错误信息。本文提出了一种基于偏微分方程的自适应各向异性配准模型，使图像在配准过程中根据图像局部结构特征自适应地保护切线方向的扩散，抑制法向方向的扩散，更好地保护图像边缘及尖角。但是，基于偏微分的模型在边缘存在不完全对应或“多余”边缘的情况下，有时会导致配准结果不够精确。在下一步的工作中，将继续研究在较多背景元素干扰的情况，仍然可以保证配准

的精确性并能够提高配准速度的图像处理方法，另外，配准性能的评价指标也是一件很复杂的工作，在后续的工作中也将对配准性能指标做更深一步的研究。

参考文献:

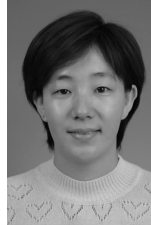
- [1] PALOS G, BET R N. Multimodal matching by maximization of mutual information and optical flow technique[A]. Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS[C]. San Francisco, 2004. 1679-1682.
- [2] HELLIER P, BARILLOT C. Cooperation between local and global approaches to register brain images[A]. Proceedings of Information Processing in Medical Imaging(IPMI)[C]. Davis, 2001. 315-328.
- [3] 梅广辉,陈振,危水根. 图像光流联合驱动的变分光流计算新方法[J]. 中国图象图形学报,2011,16(12):2159-2168.
- [4] MEI G H, CHEN Z, WEI S G. New algorithm for variational optical flow with image-and flow-driven[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(12):2159-2168.
- [4] 张晓芬.基于偏微分方程的图像配准技术研究[D]. 北京:华北电力大学, 2009.
- [5] ZHANG X F. Research on Image Registration Technique Based on PDE's[D]. Beijing:North China Electric Power University, 2009.
- [5] HORN B, SCHUNCK B. Determing optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1-3):185-203.
- [6] WEICKERT J, SCHNORR C. A theoretical framework for convex regularizers in PDE-based computation of image motion[J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(3):245-264.
- [7] AUBERT G, PIERRE K. Mathematical Problems in Image Processing (Partial Differential Equations and the Calculus of Variations)[M]. New York: Springer-Verlag, 2006. 69-92.

- [8] BLACK M J, SAPIRO G, MARIMONT D H, *et al.* Robust anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 412-432.
- [9] 余锦华, 汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(2):105-116.
YU J H, WANG Y Y. Image noise reduction based on anisotropic diffusion: a survey[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(2):105-116.
- [10] LUCIDO L, DERICHE R, ALVAREZ L, *et al.* Research on Numerical Schemes of Partial Differential Equations in Image Processing[R]. Valbonne: INRIA, Sophia Antipolis Research Center, 1997.
- [11] GEE J C. Performance evaluation of medical image processing algorithms[A]. Proceedings of SPIE[C]. 2000. 19-27.
- [12] KOBAYASHI K, SAKAMOTO M, TANABE Y. Combination of image registration algorithms for patient alignment in proton beam therapy[A]. Image and Signal Processing, 3th International Conference[C]. 2008. 91-185.
- [13] 匡雅斌, 王敬东, 李鹏. 红外与可见光图像配准算法[J]. 电子科技, 2011, 24(5):80-84.
KUANG Y B, WANG J D, LI P. Infrared and visible image registration by combination of second-order mutual information and alignment[J]. Electronic Science and Technology, 2011, 24(5):80-84.
- [14] LUCAS B D, KANADE T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[A]. IJCAI'81: Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence[C]. 1981. 674-679.

作者简介:



蒋淑静(1986-),女,河南平顶山人,中国科学院硕士生,主要研究方向为信息处理。



黑保琴(1975-),女,回族,宁夏人,硕士,中国科学院高级工程师、硕士生导师,主要研究方向为信号处理、计算机理论。



张九星(1981-),男,满族,河北涿鹿人,硕士,中国科学院助理研究员,主要研究方向为遥感图像处理及空间科学数据处理。



李倩男(1988-),男,河南柘城人,解放军信息工程大学硕士生,主要研究方向为应用数学、信息处理。