

基于 B 样条的弹性点配准方法

彭晓明¹⁾ 陈武凡^{1),2)} 马茜³⁾

¹⁾(电子科技大学自动化工程学院, 成都 610054) ²⁾(南方医科大学生物医学工程学院, 广州 510515)

³⁾(中国科学院光电技术研究所, 成都 610209)

摘要 为了更好地进行图像弹性点的配准,提出了一种利用 Hausdorff 距离测度的弹性点配准方法。该方法以 B 样条为弹性形变模型,并具有较强的抵御杂点影响的能力。在此基础上又提出了序贯更新策略,即通过将源图像和控制点网格进行分块的方法来序贯更新弹性配准参数,从而进一步提高了算法的运算速度。为验证该方法的配准效果,采用该方法进行了合成图像、手写字体和脑部 MRI 图像的弹性配准实验。实验结果表明,该方法在基于特征的弹性配准应用中具有较好的使用效果。

关键词 基于特征的配准 弹性配准 Hausdorff 距离 抵御杂点 B 样条

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)06-1079-07

Elastic Point Registration Method Based on B-splines

PENG Xiao-ming¹⁾, CHEN Wu-fan^{1),2)}, MA Qian³⁾

¹⁾(College of Automation, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054)

²⁾(Department of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515)

³⁾(5th Lab, Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209)

Abstract Elastic registration is a difficult problem in image registration technology. An elastic point registration method using the Hausdorff distance is presented in this paper. With B-splines as the deformation model, the proposed method is able to handle elastic deformations between the images to be registered. Since no correspondence is required to be established between two point sets, the method is robust to outliers. In addition, a sequential updating strategy is introduced to further speed up the elastic registration method by dividing the source image and the grid of control points into separate blocks. The performance of the proposed method is demonstrated and validated in three experiments, a synthetic image registration experiment, a hand-drawn character registration experiment, and a brain MRI image registration experiment. While these results are somewhat preliminary, they clearly demonstrate the applicability of our method to real world tasks involving feature-based elastic registration.

Keywords feature-based registration, elastic registration, the Hausdorff distance, outlier rejection, B-splines

1 引言

图像配准是信息融合研究中的一重要课题。对于部分计算机视觉和模式识别任务而言,图像配准是其关键和先决条件。根据所用的信息,图像配

准方法大致可以分为基于特征(feature based)的方法和基于区域(area based)的方法两大类^[1]。其中,基于特征的配准方法所利用的信息是从图像中提取的特征,常用的特征包括闭合区域^[2,3]、边缘^[4-7]和特征点^[8-12]等,这类方法的优点是能够处理两幅图像间存在较大未对准的情况,并因为所用特征较少

基金项目:国家重点基础研究发展计划“973”项目(2003CB716106);中国博士后科学基金项目(2005037808)

收稿日期:2005-11-14;改回日期:2006-02-20

第一作者简介:彭晓明(1974~)男。2005年获得华中科技大学模式识别与智能系统工学博士学位,2005~2006年在电子科技大学计算机科学与技术博士后流动站从事博士后研究工作,现为电子科技大学自动化工程学院教师。主要研究方向为数字图像处理、计算机视觉、模式识别和医学图像处理,已从事多项相关课题的研究,并在国内外刊物上有多篇论文发表。E-mail: pxmhust@yahoo.com.cn

而计算速度相对较快;基于区域的配准方法所利用的图像信息不是少量图像特征,而是图像的整体信息。这类方法的最大优点是能够提供较高的配准精度,通常可达到亚像素级。在这类方法中常用的相似性测度包括归一化互相关(normalized correlation, NC), 灰度差平方和(sum of squared brightness differences, SSD), 互信息(mutual information, MI)等。一般,在图像中的特征能够很好地提取的前提下,采用基于特征的方法进行配准较为合适^[1]。此外,对于一些应用(例如光学字符识别-OCR)而言,只能采用基于特征的方法。因此,本论文所涉及的内容也限于基于特征的配准方法。

从另一个角度来看,配准方法又可以依据其解决图像形变的能力而分为刚性配准方法和弹性配准方法两类。其中,前者只能解决刚性形变问题,而后者则可以处理图像中存在的弹性形变(亦称为非刚性形变)。相对于刚性配准方法而言,弹性配准方法的研究起步较晚,是近些年才开始的。从现有文献来看,目前弹性配准方法的研究主要集中在基于区域的方法中^[13-16],而基于特征的弹性配准方法还很少。Besl等人提出了迭代最近点(iterated closest point, ICP)方法^[17],这个方法虽实施简单,但是对图像中存在的杂点(outliers)(杂点是指图像中存在的这样一些点,它们无法在配准图像中找到与之相对应的匹配点。杂点的形成可能是由噪声引起的,也可能因为不同模态图像的成像差异所致)较为敏感。Chui等人提出了TPS-RPM方法^[18],这个方法是采用软赋值(softassign)方法来处理杂点情况,但因其采用确定性退火算法进行优化迭代,所以运行速度较慢。

本论文提出了一种基于点的弹性配准方法,该方法以3次B样条为弹性形变模型,并具有较强的抵御杂点影响的能力。此外,与大多数基于特征的配准方法不同,本方法无须在特征之间建立明确的对应关系。

2 基于 B 样条的弹性点配准方法

2.1 基于 Hausdorff 距离的相似性测度

在基于特征的配准方法中采用最多的策略是,先在两幅图像中找到相互对应的特征,然后在这些特征间建立某种一一对应的关系,再利用这种对应关系确定图像之间的变换参数^[3-5,7,10]。然而由于

噪声等因素的影响,通常不能保证在所有特征之间均能建立一一对应的关系。有鉴于此,本文考虑采用基于 Hausdorff 距离的方法,因为这类方法对特征冗余和缺失的情况具有很好的处理能力。然而,现有的基于 Hausdorff 距离的方法^[6,19-21]均无法处理弹性形变的情况。本节首先给出有关概念,随后再介绍如何将其用于弹性配准的问题。

记参加配准的两幅图像分别为 I_T 和 I_S , 其中, I_T 为目标图像(target image, 用下标 T 指示), I_S 为源图像(source image, 用下标 S 指示), 且 I_T 和 I_S 均由特征点构成。配准的过程是以 I_T 为参考将 I_S 向其进行配准。定义从 I_S 到 I_T 的部分 Hausdorff 距离为^[21]

$$d^f(I_S, I_T) = f \text{th} \min_{p \in I_S, q \in I_T} \|p - q\| \quad (1)$$

式中,上标 f 表示一个取值范围在 $(0, 1]$ 之间的分数。 $f \text{th} g(x)$ 的含义为:给定分数 f , 求在集合 X 上位于分位数(quantile) $f \text{th}$ 处的 $g(x)$ 值。例如,当 $f_1 = 1$ 时(对应 1th), 其结果为 $g(x)$ 的最大值; $f = 1/2$ 时(对应 1/2th), 其结果为 $g(x)$ 的中值。设 n_S 和 n_T 分别表示 I_S 和 I_T 中的特征点数目。对 I_S 的任意一个点 $p \in I_S$, 可以求得一个 $\min_{q \in I_T} \|p - q\|$ 值。对所有这些 $\min_{q \in I_T} \|p - q\|$ 值(共有 n_S 个)按照升序排列,那么处在该排列中第 $f \times n_S$ 个位置的数值即为 $d^f(I_S, I_T)$ 。 $d^f(I_S, I_T)$ 的物理解释是:图像 I_S 中至少有 $f \times n_S$ 个特征点与图像 I_T 中距离它们最近的特征点之间不超过 $d^f(I_S, I_T)$ 。同理也可以定义从 I_T 到 I_S 的部分 Hausdorff 距离 $d^f(I_T, I_S)$ 。在进行图像配准时,只需考虑其中的一个部分 Hausdorff 距离即可^[19]。

类似地,给定一个距离阈值 τ , 可以定义从 I_S 到 I_T 的 Hausdorff 分数^[20], 即

$$H_\tau(I_S, I_T) = \frac{\#\{p \in I_S \mid \min_{q \in I_T} \|p - q\| \leq \tau\}}{n_S} \quad (2)$$

其中,“ $\#\{\}$ ”指特征点集合“ $\{\}$ ”中包含的特征点的个数。由式(2)可知, I_S 中至少有 $H_\tau(I_S, I_T) \times n_S$ 个特征点与 I_T 中和它们最近的特征点之间的距离不大于 τ 。但是由于 $H_\tau(I_S, I_T)$ 并不在 I_T 和 I_S 的特征点之间确立一一对应关系,即哪些 $p \in I_S$ 与 $q \in I_T$ 距离最近,因此这个特点有利于抵御杂点的影响。

很显然,人们总希望 $H_\tau(I_S, I_T)$ 随着配准的进行趋于增大,因为这时会有更多的点 $p \in I_S$ 能够在 I_T 中找到对应的特征点;同时,人们也希望 τ 趋于减小,因为这样点 $p \in I_S$ 与 I_T 中的对应特征点可以逐

渐“靠拢”,以便实现配准。在后面本文算法中将实现这两个目的。

2.2 基于B样条的弹性形变模型

基于B样条的弹性形变模型^[22]最先是由Lee等人提出的,并作为弹性形变模型被用于Rueckert等人提出的采用归一化互信息的医学图像配准方法中^[23]。下面先对这一模型进行描述。

假想由 $n_x \times n_y$ 个均匀分布的控制点(control point)构成的网格覆盖在 I_s 所在的图像平面上(这里以2维图像为例),每个控制点之间的距离为 δ (单位为 pixel),且每个控制点具有水平和垂直两个方向上的自由度。记单个控制点为 $\varphi_{i,j}$ ($0 \leq i < n_x, 0 \leq j < n_y$)。为了简单起见,可用向量 Φ 来表示这个控制点网格, Φ 的维数是 $2n_x n_y$ 。 Φ 可以表示为

$$\Phi = [\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{N-1}]^T \quad (3)$$

且有

$$\varphi_{i,j} = [\varphi_h, \varphi_{h+1}]^T \quad (4)$$

在式(3)和式(4)中, $N = 2n_x n_y, h = 2(i + jn_x)$, 上标 T 表示转置运算,下同。

图像 I_s 中的特征点 $(x, y)^T$ 在弹性形变模型的作用下被映射到图像 I_T 中的点 $(\hat{x}, \hat{y})^T = (x + \Delta x, y + \Delta y)^T$ 处,其中偏移量 $(\Delta x, \Delta y)^T$ 可以表示为

$$(\Delta x, \Delta y)^T = \sum_{l=0}^3 \sum_{m=0}^3 B_l(u) B_m(v) \varphi_{i+1, j+m} \quad (5)$$

在式(5)中, $i = \lfloor x/\delta \rfloor - 1, j = \lfloor y/\delta \rfloor - 1, u = x/\delta - \lfloor x/\delta \rfloor, v = y/\delta - \lfloor y/\delta \rfloor, \lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整数值运算, B_l 表示B样条的第 l 个基函数:

$$\begin{cases} B_0(u) = (1-u)^3/6 \\ B_1(u) = (3u^3 - 6u^2 + 4)/6 \\ B_2(u) = (-3u^3 + 3u^2 + 3u + 1)/6 \\ B_3(u) = u^3/6 \end{cases} \quad (6)$$

从式(6)可知,在 δ 已知的情况下, $(\Delta x, \Delta y)^T$ 是由控制点 $\varphi_{i+1, j+m}$, 也即由向量 Φ 来确定的。随着 Φ 的改变, I_T 和 I_s 的重叠区域也发生改变。相应地,可将式(2)中的 $H_r(I_s, I_T)$ 改为 $H_r(I_s, I_T, \Phi)$, 表示受 Φ 的影响。

2.3 弹性点配准方法

由前所述,弹性点配准的目标是求取向量 Φ 的内容,使得 $H_r(I_s, I_T, \Phi)$ 在配准过程中增大。在具体实现时,本文采用梯度最速下降法^[24]进行迭代优化。在进行弹性配准之前,假定 I_T 和 I_s 已经过刚性全局粗配准。弹性点配准方法的伪代码如下:

初始化 $\Phi = \mathbf{0}$; 设置 τ 的变化范围 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$, 以及正数 ε 和迭代次数 N , 收敛因子 c ($0 < c < 1$);

```

 $\tau = \tau_{\max};$ 
while( $\tau \geq \tau_{\min}$ ) { //外循环开始
  for( $i = 1, \dots, N$ ) { //内循环开始
    计算梯度向量  $G = \frac{\partial H_r(I_s, I_T, \Phi)}{\partial \Phi}$ 
    if( $\|G\| \geq \varepsilon$ ) {
       $\hat{\Phi} \leftarrow \Phi; \Phi \leftarrow \hat{\Phi} + \tau \frac{G}{\|G\|};$ 
      计算  $\Delta H = H_r(I_s, I_T, \Phi) - H_r(I_s, I_T, \hat{\Phi});$ 
      if( $\Delta H \leq 0$ ) {
         $\Phi \leftarrow \hat{\Phi};$  break;
      }
    }
    else break;
  } //内循环结束
   $\tau = c^{\tau \times H_r(I_s, I_T, \Phi)}(I_s, I_T);$ 
} //外循环结束
返回  $\Phi$  的值。

```

下面是对该算法细节的一些说明。

(1) 在计算 $H_r(I_s, I_T, \Phi)$ 之前,先计算 I_T 的距离变换(distance transform)矩阵 D_T (与 I_T 的大小相同), D_T 中点 (\hat{x}, \hat{y}) 的数值为

$$d_T(\hat{x}, \hat{y}) = \min_{q \in I_T} \|(\hat{x}, \hat{y})^T - q\| \quad (7)$$

表示点 $(\hat{x}, \hat{y})^T$ 到 I_T 中与之最近的特征点之间的距离。 D_T 只需计算一次。在计算 $H_r(I_s, I_T, \Phi)$ 时,需计算 I_s 和 I_T 相重叠的区域,并计算此区域中 I_s 的每一特征点 $(x, y)^T$ 在 Φ 的作用下处于 I_T 平面中的坐标位置 $(\hat{x}, \hat{y})^T$ (式(5)),继而利用 D_T 统计满足 $d_T(\hat{x}, \hat{y}) \leq \tau$ 的点 $(\hat{x}, \hat{y})^T$ 的数目,再将此数目除以 I_s 和 I_T 相重叠的区域中源图像 I_s 特征点的总数,即得到 $H_r(I_s, I_T, \Phi)$ 。

(2) 梯度向量 G 的计算是通过有限差分来实现的。例如,在计算 G 的第 k 个分量 g_k ($0 \leq k < 2n_x n_y$) 时,就是计算 $\frac{H_r(I_s, I_T, \Phi_1) - H_r(I_s, I_T, \Phi_2)}{2\tau}$, 其中 $\Phi_1 = \{\dots, \varphi_{k-1}, \varphi_k + \tau, \varphi_{k+1}, \dots\}; \Phi_2 = \{\dots, \varphi_{k-1}, \varphi_k - \tau, \varphi_{k+1}, \dots\}$ 。在算法的初始阶段, τ 的取值较大,这有利于克服图像之间存在的较大弹性形变;随着 τ 的减小, G 的计算越来越精确,因此 Φ 随着 τ 的减小而逐渐被细化。

(3) 算法中的 τ 是自适应改变的。在每个内循环结束后都可以得到一个 $H_r(I_s, I_T, \Phi)$, 根据式(1)和式(2)可知, $d^{H_r(I_s, I_T, \Phi)}(I_s, I_T) \leq \tau$ 。当给定

$0 < c < 1$, 则有 $d^{c \times H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T) \leq d^{H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T) \leq \tau$, 即新的 τ 不会大于原值。在初始阶段, τ 变化较快, 这时有利于克服图像之间存在的较大弹性形变; 而随着配准过程的进行, 图像之间的弹性形变减小, τ 变化趋缓, 这时有利于 Φ 的细化。本文定义分数 c 为收敛因子, 因为它控制算法的收敛速度: c 取值越大, $d^{c \times H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T)$ 和 $d^{H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T)$ 的差别就越小, 相应地 $d^{c \times H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T)$ 和 τ 的差别就越小, 这时算法收敛慢; 反之, c 取值越小, $d^{c \times H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T)$ 和 $d^{H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T)$ 的差别就越大, 相应地 $d^{c \times H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T)$ 和 τ 的差别就越大, 这时算法收敛快。后一种情况可能影响 Φ 的计算结果。因为 τ 的变化过于剧烈, 不利于 Φ 的细化。经过实验发现, $c = 0.7 \sim 0.9$ 比较合适。此外, 为了确保算法的收敛性, 当 $d^{c \times H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T) = \tau$ 时, 则令 $\tau = d^{c \times H_r(I_S, I_T, \Phi)}(I_S, I_T) - \beta$ 。 β 为一个正实数, 在本文实验中, β 取为 0.5。

2.4 序贯更新的快速计算策略

在 2.3 节的弹性点配准方法中, 算法的运算量主要集中在梯度向量 G 的计算上。由于在计算 G 的每一分量时需要对 Φ 的内容进行两次改变, 从而需要重新计算两次 $H_r(I_S, I_T, \Phi)$, 由于 $H_r(I_S, I_T, \Phi)$ 的计算量与 I_T 和 I_S 的重叠区域大小有关, 因此, 如果图像 I_T 和 I_S 的重叠区域越大, 或者控制点的数目 $n_x \times n_y$ 越多 (也即 Φ 的维数越高), 那么算法的运行时间就越慢。为了提高算法的速度, 本文提出了一种“序贯更新”的快速计算策略。下面结合图 1

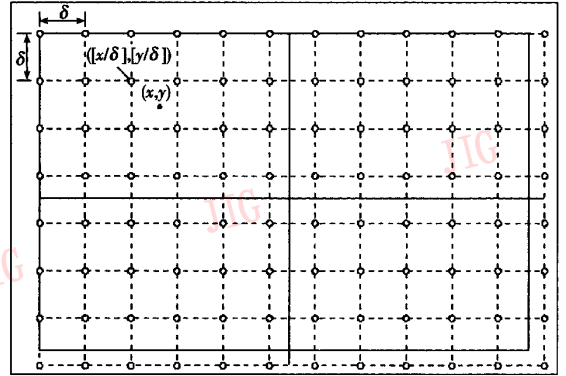


图 1 图像和控制点网格的分块

Fig.1 Division of the source image and the grid of control points

来说明该策略。

在图 2 中, 实线所围的区域是 I_S 的区域, 虚线和空心圆点表示由控制点构成的网格。在图 1 中将 I_S 和控制点网格各自分成 4 个互不重合的部分, 而且根据实际情况还可以进行更多的分块。序贯更新的计算策略描述如下:

- (1) 对 Φ 的更新并不是全局更新, 而是局部更新, 即每次只更新某一分块中与所包含的那部分控制点对应的 Φ 分量;
- (2) 在局部更新 Φ 的过程中, 在计算 $H_r(I_S, I_T, \Phi)$ 时, 只考虑该分块所包含的 I_S 的部分区域与 I_T 相重叠的部分;
- (3) 在计算 $H_r(I_S, I_T, \Phi)$ 的过程中, 用式(5)计

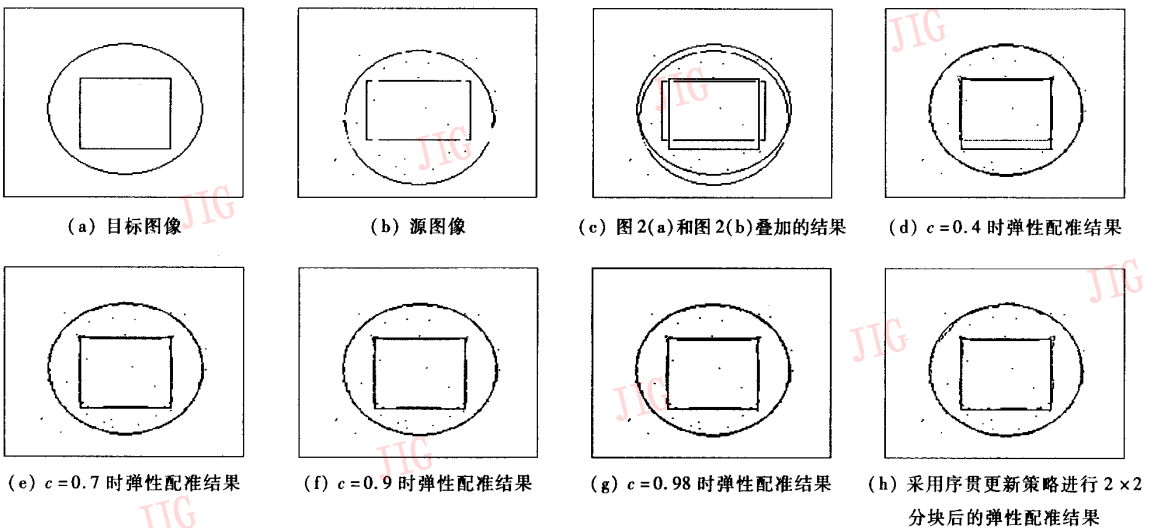


图 2 合成图像配准实验

Fig.2 Synthetic image registration results

算时,如果控制点 $\varphi_{i+l, j+m}$ 包含在其他分块中,则直接利用其他分块已获得的计算结果进行计算。

当全部分块的计算完成以后, Φ 由 $\Phi_m (m=0 \sim M-1)$ 组合而成。

引入序贯更新策略的弹性点配准方法的伪代码如下:

```

对  $I_s$  和控制点网格进行分块, 设共有  $M$  个分块, 记对应于  $I_s$  和控制点网格的  $\Phi$  第  $m$  个分块的部分区域分别为  $I_m^s$  和  $\Phi_m (m=0 \sim M-1)$ ;
给出一组  $\tau_m (m=0 \sim M-1)$  和停止符  $E_m = 0 (m=0 \sim M-1)$ ;
初始化  $\Phi_m = \mathbf{0}$ ; 设置  $\tau_m$  的变换范围  $[\tau_{min}, \tau_{max}]$  以及正数  $\varepsilon$  和迭代次数  $N$ ,
收敛因子  $c (0 < c < 1)$ ;
 $\tau_m = \tau_{max} (m=0 \sim M-1)$ ;
WHILE  $\bigcap_{m=0}^{M-1} E_m = 0$  // 循环 1 开始
  for  $(m=0, \dots, M-1)$  // 循环 2 开始
    if  $(\tau_m \geq \tau_{min})$  {
      for  $(i=1, \dots, N)$  // 循环 3 开始
        计算梯度向量  $G_m = \frac{\partial H_\tau(I_m^s, I_T, \Phi_m)}{\partial \Phi_m}$ 
        if  $(\|G_m\| \geq \varepsilon)$  {
           $\hat{\Phi}_m \leftarrow \Phi_m; \Phi_m \leftarrow \hat{\Phi}_m + \tau_m \frac{G_m}{\|G_m\|}$ ;
          计算  $\Delta H_m = H_\tau(I_m^s, I_T, \Phi_m) - H_\tau(I_m^s, I_T, \hat{\Phi}_m)$ ;
          if  $(\Delta H_m \leq 0)$  {
             $\Phi_m \leftarrow \hat{\Phi}_m$ ; break;
          }
        }
      }
    } else break;
  } // 循环 3 结束
   $\tau_m = d^{c \times H_\tau(I_m^s, I_T, \Phi_m)} (I_m^s, I_T)$ ;
  else  $E_m = 1$ ;
} // 循环 2 结束
} // 循环 1 结束
返回  $\Phi_m (m=0 \sim M-1)$  的值。

```

3 实验结果

为验证本文算法效果, 利用 3 个实例进行了配准实验。全部算法用 Visual C++ 6.0 在个人台式机(3.0 GHz CPU, 512M 内存, Windows® 2000 操作系统)实现。本节共包括 3 个实验的结果。

实验 1

在这个实验中用本文方法配准由椭圆和方框组成的合成图像, 并检验算法取不同 c 时的性能。

图 2(a)和图 2(b)分别为目标图像(193 × 147pixels)和源图像(193 × 147pixels), 图 2(c)为未配准时, 图 2(a)和图 2(b)相叠加的结果。显然, 二者之间的形变为弹性形变。算法中的参数为 $\delta = 10, n_x = 20, n_y = 15, \Phi$ 的初始值设为 $\mathbf{0}$ 向量, $\tau_{max} = 10, \tau_{min} = 1, \varepsilon = 10^{-6}, N = 100$ 。本文将收敛因子 c 取为 0.2, 0.4, 0.7, 0.9 和 0.98 时, 其算法运行结果(未引入序贯更新策略)列在表 1 中。从表 1 中可以看出如下规律: 一般来讲, c 越大, 算法的运行时间越长, τ 的变化也越缓慢。例如在 $c = 0.2$ 时, 经过 2 次更新, τ 就达到了 τ_{min} , 而在 $c = 0.98$ 时, 经过了 13 次更新, τ 才达到 τ_{min} 。此外还可以看出, 在算法的初始阶段, τ 的变化较快, 而随着算法的进行, τ 的变化开始变缓。需要指出的是, 当 $c = 0.4$ 时, 算法的运行时间反而比 $c = 0.7$ 和 0.9 时的运行时间还要长。究其原因, 这是因为算法在第 2 次更新($\tau = 2.0$)时所用时间较长的缘故。就配准效果而言, 当 $c = 0.2$ 时, 配准完全失败; 图 2(d)是 $c = 0.4$ 时的弹性配准结果。这时椭圆部分配准较好, 而方框部分则只实现了部分配准。图 2(e) ~ 图 2(g)是 c 分别为 0.7, 0.9 和 0.98 时的弹性配准结果, 由这些图可以看出, 三者的配准效果相近。图 2(h)是采用序贯更新

表 1 实验 1 在不同 c 值时的收敛过程
 Tab. 1 Convergences of experiment 1 with different values of c

τ 的变化过程	配准 τ 值				
	$c=0.2$	$c=0.4$	$c=0.7$	$c=0.9$	$c=0.98$
初始值	10.0	10.0	10.0	10.0	10.0
第 1 次更新	2.0	4.47	6.0	7.0	8.0
第 2 次更新	1.0	2.0	4.12	6.0	7.5
第 3 次更新	-	1.0	3.0	5.0	7.0
第 4 次更新	-	-	2.0	4.24	6.71
第 5 次更新	-	-	1.5	3.0	5.39
第 6 次更新	-	-	1.0	2.0	5.0
第 7 次更新	-	-	-	1.5	4.5
第 8 次更新	-	-	-	1.0	3.16
第 9 次更新	-	-	-	-	3.0
第 10 次更新	-	-	-	-	2.5
第 11 次更新	-	-	-	-	2.0
第 12 次更新	-	-	-	-	1.5
第 13 次更新	-	-	-	-	1.0
运行时间(s)	2.41	52.86	40.0	45.55	54.02

策略进行 2×2 分块后的弹性配准结果 ($c=0.9$), 这
 时用时仅 5.13s, 是不采用序贯更新策略算法运行
 时间 ($c=0.9$) 的 11% 左右。可见, 采用序贯更新策
 略可以大大缩短运行时间。

实验 2

这个实验是对两幅手写的字符进行弹性配准。
 图 3(a) 和图 3(b) 分别是手写的“福”字, 其中
 图 3(a) 为目标图像 (116×105 pixels), 图 3(b) 为源
 图像 (116×105 pixels)。图 3(c) 为未配准时

图 3(a) 和图 3(b) 相叠加的结果。算法中的参数为
 $\delta = 10, n_x = 12, n_y = 11, \Phi$ 为初始值为 $\mathbf{0}$ 的向量,
 $\tau_{\max} = 10, \tau_{\min} = 1, \varepsilon = 10^{-6}, N = 100$ 。图 3(d) 和图 3
 (e) 分别是不采用序贯更新策略和采用序贯更新策
 略 (2×2 分块) 的配准结果 ($c=0.9$), 二者分别用时
 13.11s 和 1.89s。

这个实验表明, 本文方法在字符的匹配和识别
 方面有应用的可能性。

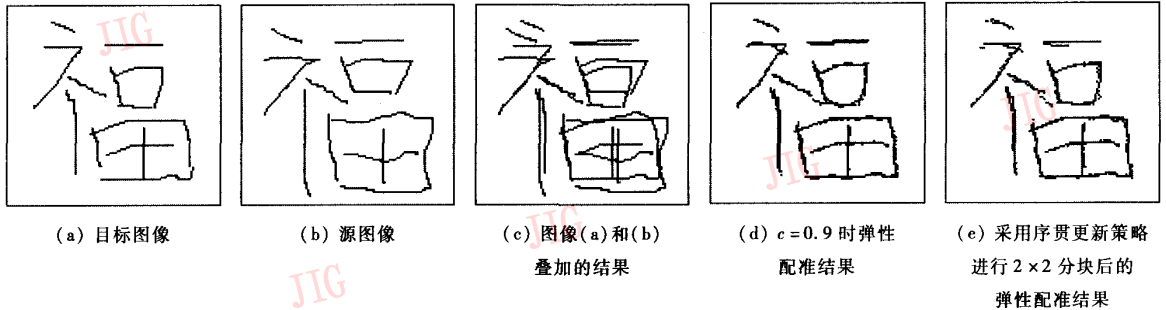


图 3 手写字符配准实验

Fig. 3 Elastic registration results of hand-drawn characters

实验 3

这个实验中是对医学图像进行弹性配准。
 图 4(a) 和图 4(b) 是来自 BrainWeb^[25] 的两幅磁共
 振图像, 其中图 4(a) 对应 T_1 加权图像, 图 4(b) 对
 应 T_2 加权图像, 以图 4(a) 为目标图像 ($162 \times$
 136 pixels), 图 4(b) 为源图像 (162×136 pixels)。对
 两幅图像进行 Canny 边缘提取, 并将结果叠加得到
 图 4(c)。算法中的参数为 $\delta = 10, n_x = 17, n_y = 14, \Phi$
 初始值为 $\mathbf{0}$ 向量, $\tau_{\max} = 10, \tau_{\min} = 1, \varepsilon = 10^{-6}, N =$
 100 。图 4(d) 和图 4(e) 分别是不采用序贯更新策
 略和采用序贯更新策略 (2×2 分块) 的配准结

果 ($c=0.9$), 二者分别用时 102.8s 和 9.64s。为了
 进一步比较算法的配准性能, 本文先用不同方法求
 得的 Φ 来对源图像进行弹性形变校正, 然后计算变
 形后的图像与目标图像之间的归一化互信息
 (normalized mutual information)^[23]。其中, 不采用序
 贯更新策略算法所得到的归一化互信息为 1.30, 而
 采用序贯更新策略算法所得到的归一化互信息为
 1.26, 均大于未配准时的归一化互信息 1.18。这两
 种方法远快于基于区域的配准方法^[23], 不过所得
 到的归一化互信息均小于后者。这一结果不难理解,
 因为基于区域的配准方法采用的是图像的整体信息

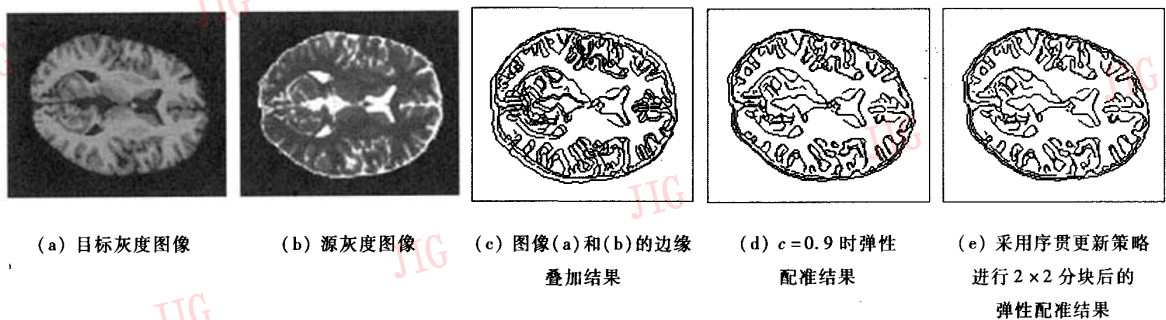


图 4 MRI 图像配准实验

Fig. 4 Elastic registration results of brain MRI images

来进行计算,所以能够提供较高的配准精度;而基于特征的方法由于只利用了少量的特征信息来代表图像的整体信息,因此配准精度相对低于基于区域的配准方法。需要指出的是,在这个实验里是以Canny方法提取的边缘作为特征点,然而这并不一定是最优的特征选择,因为从图4可以看到,有部分灰质和白质交界处的边缘缺失,所以会对配准精度有影响。在能够提取更好特征点的基础上,本文方法可能会得到更高的配准精度,这也是未来需要开展的工作之一。

4 结 论

本文首次提出将Hausdorff距离测度用于点的弹性配准,该方法以3次B样条为弹性形变模型,并具有较强的抵御杂点影响的能力。在此基础上又提出了序贯更新策略,进一步提高了算法的速度。实验结果表明,本文方法在点的弹性配准应用中有较好的使用效果。

参考文献 (References)

- Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(11): 977 ~ 1000.
- Dai X, Khorram S. A feature-based image registration algorithm using improved chain-code representation combined with invariant moments [J]. *IEEE Transactions on Geo-science and Remote Sensing*, 1999, **37**(5): 2351 ~ 2362.
- Flusser J, Suk T. A moment-based approach to registration of images with affine geometric distortion [J]. *IEEE Transactions on Geo-science and Remote Sensing*, 1994, **32**(2): 382 ~ 387.
- Li H, Manjunath B S, Mitra S K. A contour-based approach to multisensor image registration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995, **4**(3): 320 ~ 334.
- Coiras E, Santamaria J, Miravet C. Segment-based registration techniques for visual-infrared images [J]. *Optical Engineering*, 2000, **39**(1): 282 ~ 289.
- Sheng Y, Yang X, McReynolds D, *et al.* Real-world multisensor image alignment using edge focusing and hausdorff distances [J]. *Proceedings of SPIE*, 1999, **3719**: 173 ~ 185.
- Hsieh J W, Liao H Y M, Fan K C, *et al.* Image registration using a new edge based approach [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, **67**(2): 112 ~ 130.
- Zheng Q, Chellappa R. A computational vision approach to image registration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993, **2**(3): 313 ~ 326.
- Li H H, Zhou Y T. Automatic visual/IR image registration [J]. *Optical Engineering*, 1996, **35**(2): 391 ~ 400.
- Yang Z, Cohen F S. Image registration and object recognition using affine invariants and convex hulls [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(7): 934 ~ 946.
- Yang Z, Cohen F S. Cross-weighted moments and affine invariants for image registration and matching [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, **21**(8): 804 ~ 814.
- Chang S H, Cheng F H, Hsu W H, *et al.* Fast algorithm for point pattern matching: invariant to translation, rotations and scale changes [J]. *Pattern Recognition*, 1997, **30**(2): 311 ~ 320.
- Kybic J, Unser M. Fast parametric elastic image registration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, **12**(11): 1427 ~ 1442.
- Krucker J F, LeCarpentier G L, Fowlkes J B, *et al.* Rapid elastic image registration for 3-D ultrasound [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002, **21**(11): 1384 ~ 1394.
- Zhang Yu, Liu Zhe-xing, Li Shu-xiang, *et al.* Automatic elastic registration of medical image based on mutual information [J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2004, **23**(3): 279 ~ 281. [张煜,刘哲星,李树祥等. 基于互信息量的医学图像自动弹性配准[J]. *中国生物医学工程学报*, 2004, **23**(3): 279 ~ 281.]
- Likar B, Pernuš F. A hierarchical approach to elastic registration based on mutual information [J]. *Image and Vision Computing*, 2001, **19**(1): 33 ~ 44.
- Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239 ~ 256.
- Chui H, Rangarajan A. A new point matching algorithm for non-rigid registration [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, **89**(2-3): 114 ~ 141.
- Mount D M, Netanyahu N S, Moigne J L. Efficient algorithms for robust feature matching [J]. *Pattern Recognition*, 1999, **32**(1): 17 ~ 38.
- Alhichri H S, Kamel M. Multi-resolution image registration using multi-class Hausdorff fraction [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2002, **23**(1-3): 279 ~ 286.
- Rucklidge W J. Efficiently locating objects using the Hausdorff Distance [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **24**(3): 251 ~ 270.
- Lee S, Wolberg K. Image metamorphosis with scattered feature constraints [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1996, **2**(4): 337 ~ 354.
- Rueckert D, Sonoda L, Hayes C, *et al.* Nonrigid registration using free-form deformations: application to breast MR images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, **18**(8): 712 ~ 721.
- Press W H, Teukolsky S, Vetterling W, *et al.* *Numerical Recipes in C* (2nd edition) [M]. New York: Cambridge University Press, 1993: 394 ~ 455.
- Kwan R, Evans A, Pike G. MRI simulation-based evaluation of image-processing and classification methods [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, **18**(11): 1085 ~ 1097.