

# 用混合弹性模型解决图象变形匹配问题

蔡志锋<sup>1)</sup> 卢汉清<sup>1)</sup> Marc Jaeger<sup>2),3)</sup>

<sup>1)</sup>(中科院自动化研究所模式识别国家重点实验室, 北京 100080)

<sup>2)</sup>(中法信息、自动化与应用数学联合实验室, 北京 100080) <sup>3)</sup>(CIRAD, 34398 蒙彼利埃, 法国)

**摘要** 由于用传统的刚体匹配方法难以解决待匹配图象之间的结构差异, 因此需要引入变形模型来进行图象的非刚体匹配. 为此提出了一种利用混合弹性模型(HEM)来解决图象变形匹配问题的新方法. 该方法不需要预先提取图象的特征, 而是直接利用匹配图象之间的灰度信息来实现图象之间的匹配. 匹配时, 首先通过基于主轴的方法来实现两幅图象之间的全局仿射匹配; 然后利用线性弹簧网模型来求取两幅图象之间的相关性, 并进一步利用薄板样条模型来实现两幅图象的变形匹配. 该方法在匹配过程中还采取了多分辨率匹配策略, 合成图象和医学脑图象的实验结果表明, 该方法是有效的.

**关键词** 计算机图象处理(520·6040) 图象匹配 变形模型 薄板样条 医学图象

**中图法分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)07-0753-06

## Deformable Image Matching Using Hybrid Elastic Models

CAI Zhi-feng CAI<sup>1)</sup>, LU Han-qing<sup>1)</sup>, Marc Jaeger<sup>2),3)</sup>

<sup>1)</sup>National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, CAS, Beijing 100080)

<sup>2)</sup>(LIAMA, CAS, Beijing 100080) <sup>3)</sup>(CIRAD, 34398 MONTPELLIER CEDEX 5, FRANCE)

**Abstract** Comparing function or morphology between individuals requires non-rigid matching, because the detail spatial structure difference between the image pair to be matched is too complicated to be modeled by any parameterized transformation. The goal of deformable matching method is to remove structural variation between the image pair to be matched. In this paper, a new method of deformable image matching based on hybrid elastic models (HEM) is proposed. The method, which need not extract features, works directly on grey level images. The algorithm first globally aligns images with a principal axis method, and then utilizes the linear spring net model for the correspondence and the thin-plate spline for the non-rigid mapping. This method takes multiresolution strategy to approach better matching. The elastic constant of the spring model will decrease as the process proceeds. Some experiments are performed on both synthetic and segmented medical images. It is shown that our hybrid elastic models can be successfully applied into the deformable image matching to remove the detail structural variation, and achieve good results.

**Keywords** Image matching, Deformable model, Thin-plate spline, Medical image

## 0 引言

图象的变形匹配是指对于一幅图象通过寻求一种空间变换模型来使它经过变换后与另一幅图象的空间相关性达到最大<sup>[1]</sup>的过程. 在许多应用领域, 特别是在医学图象应用领域, 两幅待匹配图象之间的

差异是非常显著和复杂的, 用一般的参数变换模型很难描述这个匹配过程, 因此就需要引入非刚体匹配(即变形匹配)来匹配那些相互之间存在复杂变形的图象.

本文提出了一种基于混合弹性模型的变形匹配算法. 该方法是直接利用待匹配图象之间灰度差异信息来进行图象的匹配, 并不需要提取图象的特征.

**基金项目:** 中法信息、自动化与应用数学联合实验室研究项目(LIAMA 01-08)

**收稿日期:** 2002-07-22; **改回日期:** 2003-01-20

匹配时,首先通过基于主轴方法来实现两幅图象之间的全局仿射匹配;然后利用线性弹簧网模型来求取两幅图象之间的相关性,并进一步利用薄板样条模型来实现两幅图象的变形匹配。

## 1 相关工作

近些年来,许多学者均在从事图象匹配方面的研究工作。Brown 对图象匹配中所涉及的算法进行了比较全面和系统地论述<sup>[2]</sup>。Maintz 和 Lester 则进一步综述了图象匹配算法在医学图象处理领域中的应用<sup>[3,4]</sup>。1981年,Broit 在其博士论文中首先把弹性变形的引入到医学图象匹配的算法之中<sup>[5]</sup>。在此工作基础上,Bajcsy 提出了利用弹性模型进行基于体素的多分辨率非刚体医学图象匹配算法<sup>[6]</sup>。Christensen 和 Thirion 在他们的研究工作中,分别提出了利用不同的弹性模型来解决医学图象的变形匹配问题<sup>[7,8]</sup>,然而这些弹性模型的计算量都非常大。另外,有些研究者,例如 Wang 和 Davatzikos,为了得到更好的匹配效果,还把提取的图象形状特征也加入到弹性模型之中<sup>[9,10]</sup>,但是这些算法的有效性需依赖于所提取的特征的可靠性,而准确地提取图象的特征,在实际图象处理过程中是非常困难的。Guan 提出了用一个简单的线性弹性模型来解决形变匹配问题,并且不需要预先提取图象的特征<sup>[11]</sup>,这个模型也是本文混合弹性模型的基础。Haili 等人提出了通过对两个点集相关性的联合估计和非刚体变换来进行点匹配的算法<sup>[12]</sup>,这也是本文算法中所引入的一部分思想。

## 2 混合弹性模型

混合弹性模型主要由线性弹簧网模型和薄板样条模型两个弹性模型构成。

### 2.1 线性弹簧网模型

线性弹簧网模型是对 Guan 所提的线性弹性模型<sup>[11]</sup>的8邻域推广,即假定图象可以通过一组相互之间用弹簧连接的节点网结构来表示( $m \times n$ ) (如图1所示),并且在初始状态下,这些网中的节点是等间距的,其网模型上的每一个节点都受到它邻近的8个节点的作用,在这里可称之为内力。若这些内力的大小与节点之间距离变化成正比,则作用于节点( $i, j$ )上的内力可以定义为

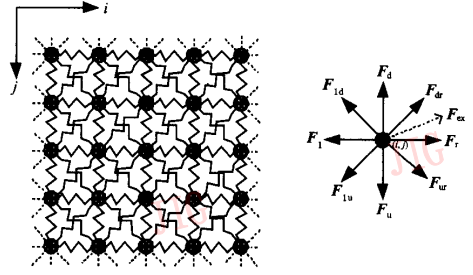


图1 线性弹性网模型

$$F_{in}(i, j) = F_{id}(i, j) + F_d(i, j) + F_{dr}(i, j) + F_r(i, j) + F_{ur}(i, j) + F_u(i, j) + F_{lu}(i, j) + F_l(i, j) \quad (1)$$

如果  $i \neq 1, j \neq 1$ , 则

$$F_{id}(i, j) = (k_1(x_{i-1, j-1} - x_{i, j} + l_x), k_1(y_{i-1, j-1} - y_{i, j} + l_y))^T \quad (2)$$

如果  $j \neq 1$ , 则

$$F_d(i, j) = (k_2(x_{i, j-1} - x_{i, j}), k_1(y_{i, j-1} - y_{i, j} + l_y))^T \quad (3)$$

如果  $i \neq m, j \neq 1$ , 则

$$F_{dr}(i, j) = (k_1(x_{i+1, j-1} - x_{i, j} - l_x), k_1(y_{i+1, j-1} - y_{i, j} + l_y))^T \quad (4)$$

如果  $i \neq m$ , 则

$$F_r(i, j) = (k_1(x_{i+1, j} - x_{i, j} - l_x), k_2(y_{i+1, j} - y_{i, j}))^T \quad (5)$$

如果  $i \neq m, j \neq n$ , 则

$$F_{ur}(i, j) = (k_1(x_{i+1, j+1} - x_{i, j} - l_x), k_1(y_{i+1, j+1} - y_{i, j} - l_y))^T \quad (6)$$

如果  $j \neq n$ , 则

$$F_u(i, j) = (k_2(x_{i, j+1} - x_{i, j}), k_1(y_{i, j+1} - y_{i, j} - l_y))^T \quad (7)$$

如果  $i \neq 1, j \neq n$ , 则

$$F_{lu}(i, j) = (k_1(x_{i-1, j+1} - x_{i, j} + l_x), k_1(y_{i-1, j+1} - y_{i, j} - l_y))^T \quad (8)$$

如果  $i \neq 1$ , 则

$$F_l(i, j) = (k_1(x_{i-1, j} - x_{i, j} + l_x), k_2(y_{i-1, j} - y_{i, j}))^T \quad (9)$$

其中,  $k_1, k_2$  是弹簧的径向和切向弹性系数, 并且通常  $k_1 > k_2$ ;  $x_{i, j}, y_{i, j}$  是节点( $i, j$ )的坐标;  $l_x, l_y$  分别表示水平方向和垂直方向的节点之间弹簧在变形之前的原长。上述方程当它们的边界条件不满足时都设定为0。

当模型上的节点受到外力的作用后, 最初的平衡状态就会被打破, 在这些外力的作用下, 节点将发生位置的移动, 即发生变形, 直至达到一个新的内外力平衡的状态为止。每个节点( $i, j$ )上的内、外力平衡状态方程可以定义为

$$F_{in}(i, j) + F_{ex}(i, j) = 0 \quad (10)$$

根据线性弹簧网模型的定义, 外力可以定义为

$$F_{ex}(i, j) = k_{ex}(i, j)(x_{ex}(i, j) - x_{i, j}, y_{ex}(i, j) - y_{i, j})^T \quad (11)$$

其中,  $(x_{ex}(i, j), y_{ex}(i, j))$  是外力吸引点的位置坐标;  $k_{ex}(i, j)$  是外力的引力系数。

外力的作用是促使弹性网发生形变,并使相应的形变图象  $g_1$  和目标图象  $g_2$  之间的相似度增加.在弹性匹配的方法中,外力的构造是一个保障匹配准确度的关键问题.为更可靠地估计外力,定义了如下相似测度

$$\rho_{u,v}(p,q) = \frac{((g_1(u,v)g_2(u+p,v+q)) * G(u,v))^2}{[g_1^2(u,v) * G(u,v)][g_2^2(u+p,v+q) * G(u,v)]} \quad (12)$$

其中,  $(u,v)$  是图象中某一点的坐标;  $(p,q)$  是一个小偏差;高斯函数  $G$  控制了相似测度计算中周围信号的参与程度.

为了方便计算,可用相似度的梯度来估计外力,因为它的方向是相似度增大的方向,它的大小代表了相似度增大的幅度,外力的系数和吸引点的坐标可以用下面的公式计算

$$k_{ex}(i,j) = \lambda_{ex} \exp(-l^2/\sigma^2) \left| \left( \frac{\partial \rho_{i,j}(0,0)}{\partial p}, \frac{\partial \rho_{i,j}(0,0)}{\partial q} \right) \right| \quad (13)$$

$$x_{ex}(i,j)y_{ex}(i,j) = (x_{i,j}, y_{i,j}) + \lambda_{ex} \exp(-l^2/\sigma^2) \times \left( \frac{\partial \rho_{i,j}(0,0)}{\partial p}, \frac{\partial \rho_{i,j}(0,0)}{\partial q} \right) \quad (14)$$

其中,  $\lambda_{ex}$  是外力吸引系数初始值,  $\sigma$  是常量,  $l$  是迭代的次数.

这样综合方程(1)~(11),就可以建立  $2 \times m \times n$  个线性方程,通过对这些线性方程的求解,就可以得到弹性网平衡后的位置.

## 2.2 薄板样条模型

薄板样条模型<sup>[13]</sup>提供了一个插值函数  $f(x,y)$ ,以便可以利用两幅图象控制点的对应关系来实现从源点集  $P$  映射到目标点集  $V$ ,并使得下述薄板能量函数达到最小的变换.

$$E_{TPS}(f) = \iint \left[ \left( \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right)^2 + 2 \left( \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left( \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 \right] dx dy \quad (15)$$

本文中,源点集  $P$  是线性弹簧网模型的初始网节点;目标点集  $V$  是通过求解线性弹簧网模型所得到的处于新的平衡状态的节点集.对于给定的上述能量函数,存在唯一的最小化的插值函数  $f(x,y)$

$$f(x,y) = a_1 + a_x x + a_y y + \sum_{i=1}^n w_i U(|P_i - (x,y)|) \quad (16)$$

其中,基函数  $U(r) = r^2 \log(r^2)$  是双谐波函数 ( $\Delta^2 U = \delta(0,0)$ ) 的基础解,  $U(r)$  中的  $r = |P_i - (x,y)|$ ;  $n$  为点集中点的个数.从上式中可发现,该变换函数可以容易地分解为仿射变换(由系数  $a = (a_1, a_x, a_y)^T$  确定)和非仿射变换(由系数  $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$  确定).

这样对于给定的两组对应点集,寻找一个优化的变换函数  $f(x,y)$  就成为了一个简单的 least-

square 问题.系数  $a$  和  $w$  可以通过对下述线性系统<sup>[14]</sup>的求解得到:

$$\begin{cases} K w + P a = v \\ P^T w = 0 \end{cases} \quad P = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & y_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n \end{pmatrix} \quad (17)$$

其中,  $K$  是由  $(U(r_{i,j}))$  项所构成的  $n \times n$  对称矩阵;  $v$  是由目标点集  $V$  的一维坐标所构成的向量.即对于二维图象而言,式(16)其实可分解为  $(f_x(x,y), f_y(x,y))$ ,然后,一旦求得了插值函数,就可以利用这个函数对整个图象进行插值得到弹性变形图象.

## 3 变形图象匹配

假设参与变形匹配的图象(原图象和目标图象)满足以下条件:(1)参与匹配的图象含有相同的组成成分;(2)这两幅图象拓扑结构相似;(3)对于两幅图象中相同的组成部分应具有几乎相同的灰度级.事实上,这些条件对于单模态的医学图象匹配问题是很容易达到的.

迭代弹性匹配过程具体实现如下:

(1)通过基于主轴方法来实现两幅图象之间的全局仿射匹配<sup>[6]</sup>;

(2)对匹配的图象进行多分辨率分解;

(3)从最低分辨率图象开始匹配,对于处于同一分辨率的两幅待匹配图象,先建立线性弹簧网模型,并通过求解模型线性方程组来得到网节点的新的平衡状态;

(4)根据网节点的初始状态位置和新的平衡状态位置的对应关系,应用薄板样条模型来求取插值函数;

(5)基于薄板样条插值函数通过对原图象进行全局弹性匹配来得到变形后新的原图象;

(6)检测当前所有弹簧网节点的最大变形是否小于了预设的门限值,若条件不成立,则转至步骤3,否则进入下一步;

(7)对小分辨率下的原图象进行重采样来得到下一层分辨率图象,检测该图象分辨率是否大于原图象分辨率,若条件成立,则终止循环,匹配过程结束,否则继续转至步骤3.

## 4 实验结果

在微机上,用混合弹性模型实现了对仿真图象(对于医学MRI脑图象进行手动分割所提取的脑室

部分数据)和质子密度 MRI 脑图象的匹配. 仿真图象的大小是  $128 \times 128$ , 脑图象的大小是  $256 \times 256$ , 都是  $0 \sim 255$  灰度级图象. 为了评估非刚体医学图象匹配方法的有效性, 还引入了两幅图象的灰度差的平方和 ( $S$ ) 和相关系数 ( $R$ )<sup>[15]</sup> ( $S$  越小, 表明匹配效果越好, 而  $R$  越大, 表明匹配效果越好), 分别定义如下:

$$S = \frac{1}{n} \sqrt{\sum (I(x,y) - T(I(x,y)))^2} \quad (18)$$

$$R = \frac{\sum (I(x,y) - \bar{I}(x,y))(T(I(x,y)) - T(\bar{I}(x,y)))}{\sqrt{\sum (I(x,y) - \bar{I}(x,y))^2 \sum (T(I(x,y)) - T(\bar{I}(x,y)))^2}} \quad (19)$$

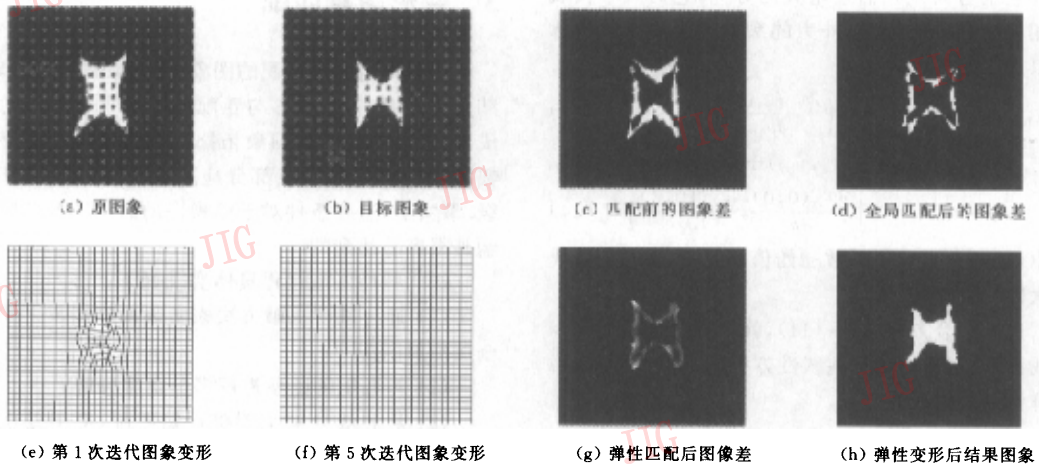


图 2 利用混合弹性模型进行仿真图象弹性匹配

表 1 仿真图象匹配误差衡量

	匹配前	全局匹配后	弹性匹配后
$S$	0.431 26	0.287 62	0.185 2
$R$	0.605 65	0.790 93	0.915 4

图 3 给出了利用 Guan 的模型<sup>[11]</sup>对仿真图象进行实验的结果; 图 4 给出了对待匹配的仿真图象进行提取边缘特征后的匹配结果; 表 2 则给出了利用 Guan 模型和提取边缘特征后进行仿真图象匹配效

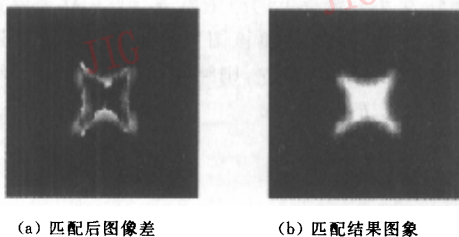


图 3 利用 Guan 模型进行仿真图象匹配

其中,  $I(x,y)$  表示图象像素点  $(x,y)$  的灰度;  $T$  表示变换矩阵;  $\bar{I}(x,y)$  表示图象像素灰度的平均值.

在实验中, 线性弹性网模型的弹簧径向系数  $k_1 = 0.1$ , 切向系数  $k_2 = k_1/10$ ; 外力吸引系数的初始值  $\lambda_{ex} = 29.7$ ,  $\sigma = 1.1$ . 这些弹性系数随着匹配迭代的进行而逐渐减小.

图 2 给出了利用混合弹性模型来对仿真图象进行匹配的实验结果; 表 1 则给出了图象匹配效果评估参数值, 表中数值显示, 经过弹性匹配后, 图象之间的相关系数大大增加, 表明匹配结果图象跟目标图象相似程度增加了.

果的评估参数值, 以及利用混合弹性模型进行相同数据实验效果的评估参数值, 实验数据显示, 利用混合弹性模型对仿真图象进行变形匹配得到的实验结果优于利用 Guan 模型得到的结果, 而且与采用提取特征的方法得到的结果非常接近.

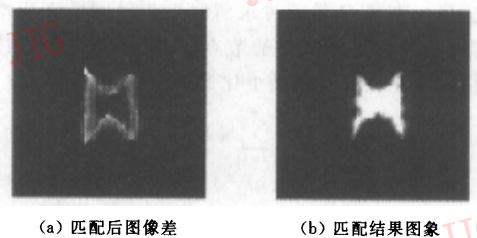


图 4 利用特征提取进行仿真图象匹配

表 2 仿真图象应用不同方法的匹配误差对比

	Guan 模型法	提取特征法	HEM 模型法
$S$	0.252 5	0.186 8	0.185 2
$R$	0.832 2	0.913 2	0.915 4

图 5 给出了利用混合弹性模型对医学 MRI 脑图象进行实验的结果;表 3 则给出了图象匹配结果

的评估参数值,数值显示经过混合模型的弹性匹配使得图象之间的灰度差异减小了,相似性增加了.

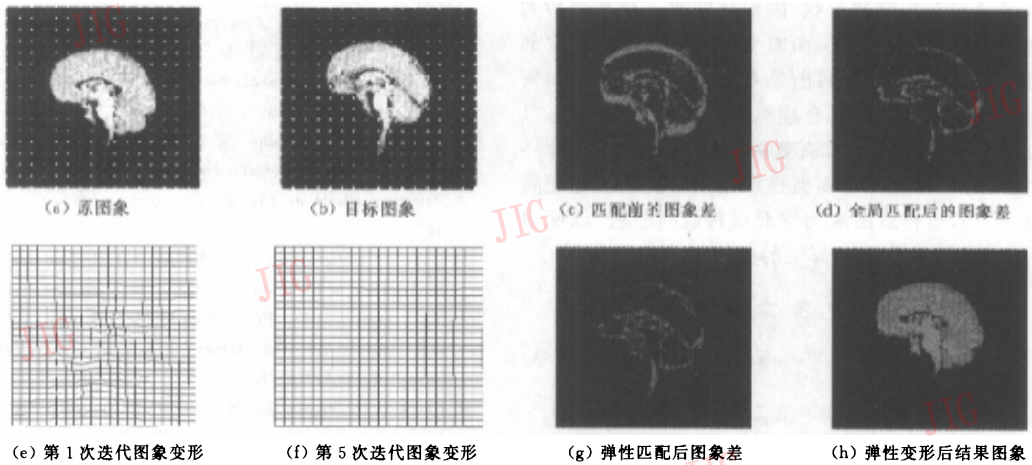


图 5 利用混合弹性模型进行医学脑图象弹性匹配

表 3 用 S 和 R 衡量脑图象的匹配误差

	匹配前	全局匹配后	弹性匹配后
S	0.10865	0.066808	0.0633
R	0.75846	0.90767	0.9157

图 6 给出了利用 Guan 的模型<sup>[11]</sup>对医学脑图象进行实验的结果;图 7 给出了对待匹配医学脑图象在提取边缘特征后的匹配结果;表 4 则给出了利用 Guan 模型和提取边缘特征后进行医学脑图象匹配效果的评估参数值,以及利用混合弹性模型进行相同数据实验结果的评估参数值.实验数据显示,利用 3 个方法进行弹性匹配得到的结果比较接近,但是利用混合弹性模型所得到的图象相似度较之 Guan 模型的结果有一定改善.

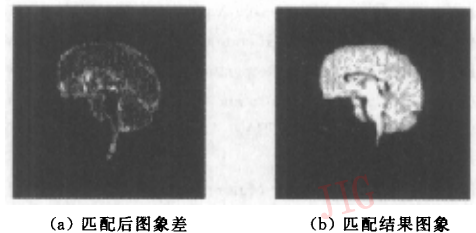


图 7 利用特征提取进行脑图象匹配

在上述所有实验中,混合弹性模型都采取相同的模型参数,结果表明,模型参数的选择相对于待匹配的图象而言,是比较鲁棒的.变形匹配后的图象和目标图象的差值表明,混合弹性模型算法具有较好的效果.通过与提取特征后的匹配实验结果进行比较发现,混合弹性模型在不需要额外提取特征的前提下,仍能达到与提取特征的方法几乎相同的匹配精度.

### 5 结 论

本文提出了一种利用混合弹性模型来解决图象变形匹配问题的新方法.该方法是把图象匹配问题中相关性的寻找和非刚体的匹配两个模型有机地结合在一起,并且不需要额外地图象特征提取步骤;而且利用多分辨率匹配策略和线性模型使得整个模型的计算复杂性大大降低.另外,最后还引入了非刚体匹配的评估方法来对匹配结果的有效性进行了评估.

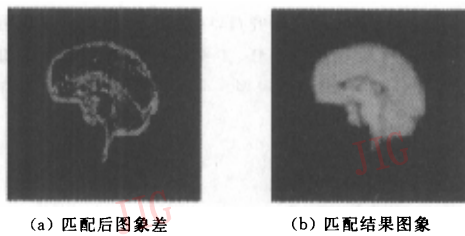


图 6 利用 Guan 模型进行脑图象匹配

表 4 脑图象应用不同方法的结果对比

	Guan 模型法	提取特征法	HEM 模型法
S	0.0697	0.1272	0.0633
R	0.9000	0.918	0.9157

混合弹性模型图象变形匹配的方法在某些方面还有待改进. 由于选取的线性弹簧网模型的初始节点必须具有规则的形状, 因而致使对不存在变形的区域也选取了控制点, 而对变形较复杂区域选取的控制点却不够紧密. 目前笔者正在做的工作是如何根据图象的特性来更合理地定义网格初始模型, 以及寻求一种更为可靠有效的相似测度用来估计外力, 并进一步把混合模型推广用于解决三维匹配问题. 另外, 也将对图象的变形过程进行分析, 以便用来实现图象之间的差异性的比较.

### 参考文献

- 1 Toga Arthur W. Brain Warping [M]. San Diego, CA, USA; Academic Press, 1999.
- 2 Brown L G. A survey of image registration techniques [J]. Association for Computing Machinery Computer Surveys, 1992, 24(4):325~376.
- 3 Maintz J B A, Viergever M A. A survey of medical image registration[J]. Medical Image Analysis, 1998, 2(1):1~36.
- 4 Hava Lester. A Survey of Hierarchical Non-linear Medical Image Registration[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(1):129~149.
- 5 Broit C. Optimal Registration of Deformed Images [D]. Philadelphia, Penn., USA; University of Pennsylvania, August, 1981.
- 6 Ruzena Bajcsy, Kovacic S. Multiresolution Elastic Matching[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1989, 46(1): 1~21.
- 7 Christensen G E, Rabbitt R D, Miller M I. Deformableactions templates using large deformation kinematics [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(10):1435~1447.
- 8 Jean Philippe THIRION. Fast Non-Rigid Matching of 3D Medical Images [R]. Technical Report RR-2547, France; Institut National De Recherche en Informatique et en Automatique, 1995.
- 9 Wang Y, Staib L H. Elastic model based non-rigid registration incorporating statistical shape information[A]. In: Proceedings of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention [C]. Cambridge, MA, USA; Springer Verlag, 1998;1162~1173.
- 10 Davatzikos C. Measuring biological shape using geometry-based shape transformations[J]. Image and Vision Computing, 2001, 19(1-2):63~75.
- 11 Guan Weiguang, Xie Lin, Ma Songde. Deformable Registration of Digital Images [J]. Journal of Computer Science and Technology, 1998, 13(3):246~260.
- 12 Haili Chui, Anand Rangarajan. A New Non-Rigid Point Matching Algorithm[A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. New York, USA; IEEE Press. 2000, 2:40~51.
- 13 Bookstein F L. Principal Warps; Thin-Plate Splines and the Decomposition of Deformation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(6):567~585.
- 14 Isabelle Corouge, Barillot C, Hellier P *et al.* Non-linear Local Registration of Functional Data [A]. In: Viergever M A, Dohi T, Vannier M edis. Proceedings of Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention[M]. Utrecht Netherlands; Pays-Bas, 2001:948~956.
- 15 Rueckert D, Sonoda L I, Hayes C *et al.* Non-rigid Registration Using Free-Form Deformations: Application to Breast MR Images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(8):712~721.



**蔡志辉** 1976年生, 现为中国科学院自动化所模式识别国家重点实验室博士研究生. 主要研究方向为图象处理计算机视觉.



**卢汉清** 1961年生, 研究员, 博士生导师, 中国科学院自动化所模式识别国家重点实验室副主任. 主要研究方向为图象处理与理解, 图象分析及其应用, 多媒体技术及信息系统. 发表论文50余篇.

**Marc Jaeger** 研究员, 中法信息、自动化与应用数学联合实验室法方主任. 主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实、图象处理等.