

# ASM 中基于不变矩图形畸变主动检测与修正

张剑华 陈胜勇 刘盛 管秋

(浙江工业大学信息工程学院, 杭州 310012)

**摘要** 主动形体模型是可变形模板技术中一种重要的方法,在医学图像分析和机器视觉中得到越来越广泛的应用。但是该方法在图像的匹配过程中,如果目标图像不够清晰或者模型初始位置不理想,会产生畸变的匹配结果。而且该模型没有一个有效的对畸变图形进行检测和修正的策略。提出了一种基于边界矩不变量的主动检测和修正方法,通过引入边界矩不变量,对模型的形体变化进行量化,并根据从训练集中获取的统计信息,对变形过程中的模型形体的变形进行检测和修正。实验结果表明,该方法能够在很大程度上解决匹配过程中的畸变问题,并且相比传统主动形体模型,所消耗的时间增加很少,对算法的效率并不影响。

**关键词** 主动形体模型 图形畸变 边界矩不变量

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)09-1886-09

## Active Detection and Correction of Shape Distortions Based on Moment Invariants for Active Shape Models

ZHANG Jian-hua, CHEN Sheng-yong, LIU Sheng, GUAN Qiu

(Zhejiang University of Technology, College of Information Engineering, Hangzhou, 310012)

**Abstract** The active shape model is one of the important method in the field of the deformable models. In the fields of the medical image analysis and machine vision, it is an ever-increasingly broad application method. During the process of image fitting, however, distortions and displacements often happen if the target is not clear or the initial position of the model is not ideal, and there is a lack of effective correction strategies. In this paper, we firstly propose an active detection and correction based on the boundary moment invariants. By introducing the boundary moment invariants, the changes of the model can be quantification, and can be detected and corrected according to the statistical information which is obtained from the training set. Using the proposed method, distortions are effectively avoided and the accuracy of fitting result is obviously increased with little extra time. Finally, the results of our practical implementation prove that the proposed strategy works satisfactorily.

**Keywords** active shape models, shape distortion, boundary moment invariants

## 1 引言

主动形体模型(ASM)是Cootes等人最早提出的一种应用于图像分割、配准和识别的统计模型方法<sup>[1]</sup>。此方法通过使用一定数量的标注点表示对

象的形状,并通过主成分分析(PCA)表征形状的变化,形成点分布模型(PDM)。通过使用不同的训练集,可以得到适用于任意预定义的形状的模型。自从此方法提出之后,出现许多提高此方法匹配精度和速度的改进<sup>[2-4]</sup>。但是,当待匹配图形不够清晰,或者模型的初始位置距离图像中目标对象较远而又

基金项目:浙江省重点科技计划项目(2006C21002);浙江省自然科学基金项目(Y105101)

收稿日期:2007-12-10;改回日期:2008-07-15

第一作者简介:张剑华(1980~),男,浙江工业大学控制理论与控制工程专业硕士研究生。主要研究方向为图像分析和视觉跟踪。

E-mail: jx.zhangjianhua@gmail.com

通讯作者:陈胜勇。E-mail: sy@ieee.org

不能手动调节时,匹配结果会出现畸变,导致匹配失败。

在匹配过程中,根据文献[1]模型变形时受式(1)的约束,以避免出现过度变形。

$$\mathbf{X} = \bar{\mathbf{X}} + \mathbf{P}\mathbf{b} \quad (1)$$

这里  $\mathbf{X}$  表示新的形状,  $\bar{\mathbf{X}}$  表示从平均图形变换得到的初始形状,  $\mathbf{P}$  则是经过主成分分析得到的主成分, 矢量  $\mathbf{b}$  则是每个主成分的权重。新的形状与初始模型的相似程度完全由  $\mathbf{b}$  决定。因此, 为了对模型的变形进行约束以避免过度变形, 在文献[1]中, 将  $\mathbf{b}$  限制在一个由训练集确定的范围之内。但是按照文献[1]所述的限制约束模型变形, 在实际匹配过程中仍然会出现畸变。图1(a)中显示了这种情形。因此, 考虑对  $\mathbf{b}$  采取更加严格的限制, 但是这样减弱了模型的变形能力。图1(b)是采用更强的约束限制  $\mathbf{b}$  值时的变形结果, 可以看出每个形状之间差别很小, 不能反映出实际对象的变化。所以, 有必要设计一种有效的策略, 使其能在对  $\mathbf{b}$  有相对宽松的约束下, 有效地检测并修正变形过程中产生的畸变。

本文首次提出了一种有效的基于边界矩不变量的检测与修正策略。使用边界矩不变量表示模型的形状, 并研究对象轮廓和边界矩不变量的变化关系, 当对象形状发生变化时, 边界矩不变量就能够量化形状的变化程度, 并判断是否发生畸变。首先, 对各种边界矩不变量进行实验, 找出适用于表示图像外部细节特征的边界矩不变量。然后依据标注点的权重将模型分成若干个子图形。接下来从训练集和平均图形中获得子图形的边界矩不变量的统计信息。根据这些统计信息, 对象形状的变化程度可以用边界矩不变量衡量, 并根据其判断图形是否发生畸变并修正。通过与传统ASM进行的对比实验, 证明本文提出的畸变感知方法运行效果良好。

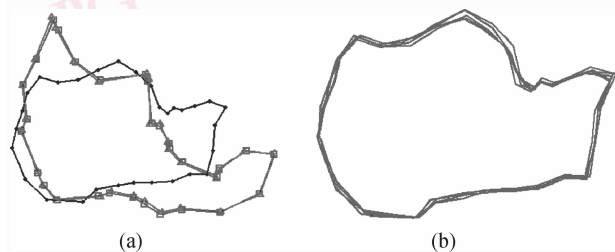


图1 在不同约束条件下的模型变形结果

Fig.1 The transformed results of the model under different constraint

## 2 背景

### 2.1 主动形体模型

主动形体模型在图像定位、匹配、识别中得到广泛应用。模型从训练集中建立, 因此模型的任何实体只能按照一定的方式由模型变形而得到。此外, 通过建模标注点的灰度模型得到形体的局部特征搜索目标图像中的目标。

首先, 通过处理训练集建立点分布模型用以描述典型的形体及其变化。模型通过  $n$  个标注点表示一个形体, 这  $n$  个标注点是表征对象具有重要特征的部分, 如转折点, T字型的点, 或者是对象的边缘, 以及这些点中间的过渡点。每一幅图像上的这些标注点集合定义为如下的矢量:

$$\mathbf{X}_i = [\mathbf{x}_0, \mathbf{y}_0, \mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{x}_n, \mathbf{y}_n] \quad (2)$$

这些由标注点组成的形状通过缩放、平移、旋转对齐, 然后按照式(3)求得平均形体:

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i \quad (3)$$

ASM采用了主成分分析进行降维, 得到式(1)中  $m$  行  $t$  列的矩阵的  $\mathbf{P}$ ,  $\mathbf{b}$  为  $t \times 1$  维矩阵 ( $t < 2n$ )。

为了在目标图像中寻找实际对象, 需要逐步找到各个标注点的新位置。要达到这一目的, ASM建模了标注点附近的灰度模型, 沿着标注点和相邻点的连线的法线方向的直线取一定数目的像素点的灰度值, 建立式(4)所示矢量。

$$\mathbf{g}_{ij} = [g_{ij_0}, g_{ij_1}, \dots, g_{ij_{l-1}}]^T$$

$$\mathbf{R}\mathbf{g}_{ij} = [g_{ij_1} - g_{ij_0}, g_{ij_2} - g_{ij_1}, \dots, g_{ij_{l-1}} - g_{ij_{l-2}}]^T \quad (4)$$

式中,  $\mathbf{g}_{ij}$  表示第  $i$  个标注点的灰度轮廓,  $\mathbf{R}\mathbf{g}_{ij}$  则是  $\mathbf{g}_{ij}$  中相邻像素灰度值的差分,  $l$  表示取的像素点数目。接着可得到式(5)所示各点的平均灰度轮廓差分。

$$\bar{\mathbf{R}}_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{R}\mathbf{g}_{ij} \quad (5)$$

在搜索过程中沿着标注点在其相邻标注点连线法线方向上寻找灰度与  $\bar{\mathbf{R}}_{ij}$  最接近的那一点, 这一点即为标注点的新的位置, 然后将模型变换到新的位置。当然, 在变换过程中会受到式(1)的限制, 以避免形状出现太大的变形。整个搜索过程是一个迭代过程, 按照这种方法进行搜索直至前后两次模型的形状变化小于一个阈值, 则认为目标搜索完成。然而在传统ASM的搜索迭代过程中, 仍然会出现畸

变的结果,从而导致搜索失败<sup>[5]</sup>。

## 2.2 几何矩不变量

通过将代数不变量理论应用于规则化的中心矩, Hu 提出了几何矩不变量的概念<sup>[6]</sup>。这些矩不变量是尺度、位移和旋转不变的。自从矩不变量提出之后,得到了广泛的应用<sup>[7-14]</sup>。其中文献[10]将不变矩与其他图像特征结合,形成图像综合特征,该特征具有较强的抗灰度、抗几何畸变能力,又具有较强的噪声抑制能力。文献[11]则在基于区域的 Hu 矩不变量的基础上,构造了一种基于物体轮廓曲线的新的矩不变量,应用于物体形状的识别。

设 2 维数字图像的灰度函数为  $f(x, y)$ ,  $(x, y = 0, \dots, M-1)$ , 图像大小为  $M \times M$ , 则它的几何矩定义为

$$m_{p,q} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M x^p y^q f(x, y) \quad (6)$$

$p, q = 0, 1, 2, 3, \dots$

式中,  $x^p$  和  $y^q$  分别表示像素  $X$  轴坐标的  $p$  次方和  $Y$  轴坐标的  $q$  次方。而中心矩定义如下:

$$u_{p,q} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M (x - \hat{x})^p (y - \hat{y})^q f(x, y) \quad (7)$$

$p, q = 0, 1, 2, 3, \dots$

式中,  $\hat{x} = m_{10}/m_{00}$ ,  $\hat{y} = m_{01}/m_{00}$  表示图像的质心, 中心矩对位移保持不变。为了达到尺度和旋转不变, 需要将中心矩规则化。规则化的中心矩如下:

$$\eta_{p,q} = \mu_{p,q} / \mu'_{00} \quad r = 1 + (p+q)/2 \quad (8)$$

实际上, Hu 提出了 7 个矩不变量, 分别是各阶规则化的中心矩的非线性组合。但是这些矩的计算由于需要计算区域内的每一个像素, 因此相当耗时。

Chen 在文献[6]的基础上提出一种新的边界矩<sup>[15]</sup>, 其定义如下:

$$u_{p,q} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^M (x - \hat{x})^p (y - \hat{y})^q \quad (9)$$

$p, q = 0, 1, 2, 3, \dots$

式中,  $x, y$  分别为区域边界的像素点坐标。显然边界矩的计算时间由于只涉及边界像素, 计算时间将明显降低。本文考虑模型形状的矩不变量, 因此, 只需计算由标注点相连形成的形状的边界矩不变量, 以降低运算时间。

## 3 矩不变量的选择

为了描述图形轮廓的详细信息, 需要选择合适的边界矩不变量。本文分别研究了 14 个由 1 阶到 5 阶的边界矩通过非线性组合形成的矩不变量。要使用矩不变量表示形状的变化, 那么这些矩不变量就必须对形状的变化比较敏感, 本文选择矩不变量的标准如下: 当图形在一个限定的范围之内发生随机变化时, 选择变化也很明显的矩不变量。表 1 是标准 6 边形在不同范围内随机变形后的边界矩不变量与标准 6 边形的边界矩不变量之差。6 边形的变形方式是每个顶点在限定的范围内随机取值, 然后形成新的 6 边形。第 1 列数据变形范围限定在 10 个像素之内, 第 2 列限定在 20 个像素之内, 依此类推。第 1 行是由本文没有选择的矩不变量得到的数据, 第 2 行是由本文选择的矩不变量得到的数据。很明显, 本文选择的矩不变量可以很好地区分变形的大小。图 2 中实线对应第 2 行数据, 虚线对应第 1 行数据。

表 1 变形的 6 边形与标准 6 边形的边界矩不变量之差

Tab. 1 The difference of the boundary moment invariant of the transformed and standard hexagon

变化范围	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
未选择的不变矩	0.21	0.45	0.66	0.92	1.11	1.31	1.59	1.68	1.93	2.22
选择的不变矩	10.33	12.72	18.72	22.65	27.28	29.72	31.19	36.55	38.40	39.98

根据试验结果, 本文选择 6 个由高阶边界矩组成的矩不变量。根据几何矩理论, 高阶的矩表示图像的局部细节信息。因此, 这些矩不变量是适合用来描述图形轮廓信息的。这 6 个矩不变量如式(10)所示。

$$\begin{aligned} \phi_1 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{03} + \eta_{21}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times \\ &\quad [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 + 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + \\ &\quad 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \end{aligned}$$

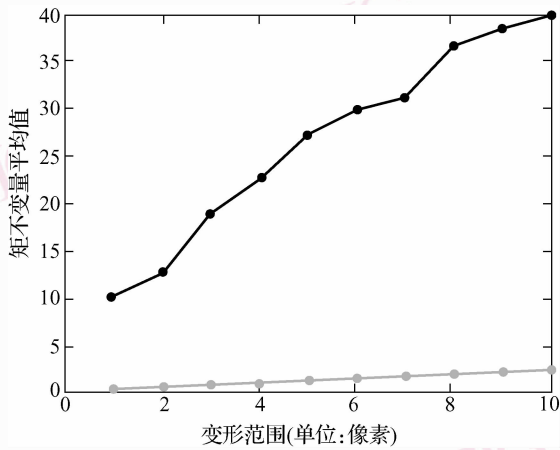


图2 标准6边形和在不同范围内随机变形的6边形的矩不变量的平均值之差

Fig. 2 The difference of mean value of the boundary moment invariant of the transformed hexagon in different range

$$\begin{aligned} \phi_3 &= 3(\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{03} + \eta_{21})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \phi_4 &= (\eta_{40} - 6\eta_{22} + \eta_{04})[(\eta_{40} - \eta_{04})^2 - 4(\eta_{31} + \eta_{13})^2] + 16(\eta_{40} - \eta_{04})(\eta_{31}^2 - \eta_{13}^2) \\ \phi_5 &= (\eta_{31} - \eta_{13})[(\eta_{40} - \eta_{04})^2 - 4(\eta_{31} + \eta_{13})^2] - (\eta_{40} - \eta_{04})(\eta_{31} + \eta_{13})(\eta_{40} - 6\eta_{22} + \eta_{04}) \\ \phi_6 &= \eta_{40}\eta_{22}\eta_{04} - 2\eta_{31}\eta_{22}\eta_{13} - \eta_{40}\eta_{13}^2 - \eta_{04}\eta_{31}^2 - \eta_{22}^3 \end{aligned} \quad (10)$$

式中,  $\phi_i$  表示矩不变量,  $\eta_{i,j}$  表示  $i+j$  阶矩。

在提出的方法中,模型需要分成若干个子图形,这些子图形由3到6个顶点组成,这是考虑到每个标注点的权重的影响。

## 4 主动检测策略

本节首先介绍将模型分割成子图形以获得更稳定的边界矩不变量,然后介绍主动检测策略。

### 4.1 图形自动分块

ASM 点分布模型中使用向量表示每个标注点的权重。标注点的权重表示点的稳定性,该点越稳定则权重越大,反之则权重就越小<sup>[1]</sup>。根据文献[1]的叙述,权重值越大的点在训练的对齐过程中,相对平均图形移动的距离就越小,反之则越大。那么权重值相近的点,相对平均图形移动的距离就相

互接近,由这些点组成的子图形相对于整个模型来说,相互关系也就稳定,因此,这些子图形的矩不变量也相对稳定。在匹配过程中,当这些子图形的边界矩不变量变化较大时,说明模型就很有可能产生了畸变。本文将模型进行分块,然后计算每一个子图形的边界矩不变量。考虑到当子图形的顶点少于3个时,将不能计算其边界矩不变量;而且为了保证子图形中标注点的权重值的相近,需要限制每个子图形的顶点数目。在本文实验的模型中,当顶点超过6个时,这些点的权重不能保证很好的相近性。因此,本文将模型自动分成3到6个顶点的子图形,一共有6个子图形。本文采用c-均值聚类算法将所有标注点的权重进行聚类,同时在聚类时对每一类的大小加上限制,保证每一类的标注点的数目在3到6之间,这样就得到所需的子图形。

### 4.2 计算子图形的边界矩不变量的聚类中心值

ASM 的匹配过程中模型变形时,它的边界矩不变量也在变化。使用6个边界矩不变量来衡量模型的变化,首先要得到训练集中每个子图形的边界矩不变量。再因为匹配结果都是通过模型变形得到,还需要计算模型在一定范围内进行变形后每一个子图形的边界矩不变量。然后将6个子图形所有的边界矩不变量在直方图中显示,如图3所示。图中横轴表示边界矩不变量的值,纵轴表示图形数目。

图3中,每个子图形的边界矩不变量在直方图中都集中在几个数值附近,具有很明显的聚类性。所以,本文计算这些边界矩不变量的聚类中心值,在匹配过程中子图形的边界矩不变量和这个值相近时,说明是正常变形,反之则是非正常变形。本文采用c-均值聚类算法对这些矩不变量进行聚类。由于矩不变量是通过标注的点集和平均点集变化得到的点集计算得到,并不是直接通过图像而计算得到,因此,即使对含有噪声的医学图像也不会因为其噪声对聚类结果产生影响。假设子图形的边界矩不变量在每个聚类中心附近符合高斯分布,则每个聚类中心是高斯分布的均值  $\mu_{ij}$ , 然后计算高斯分布的方差  $\sigma_{ij}$ 。其中  $i$  表示第  $i$  个子图形,  $j$  表示第  $i$  个子图形的第  $j$  个聚类中心。那么对于任意一个子图形的边界矩不变量,首先采用式(11)来计算其相对于该子图形所有聚类形成的高斯分布的概率。

$$f_{ij}(\phi) = \frac{1}{\sigma_{ij} \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\phi - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (11)$$

式中,  $\phi$  为计算得到的矩不变量。然后,定义这个子

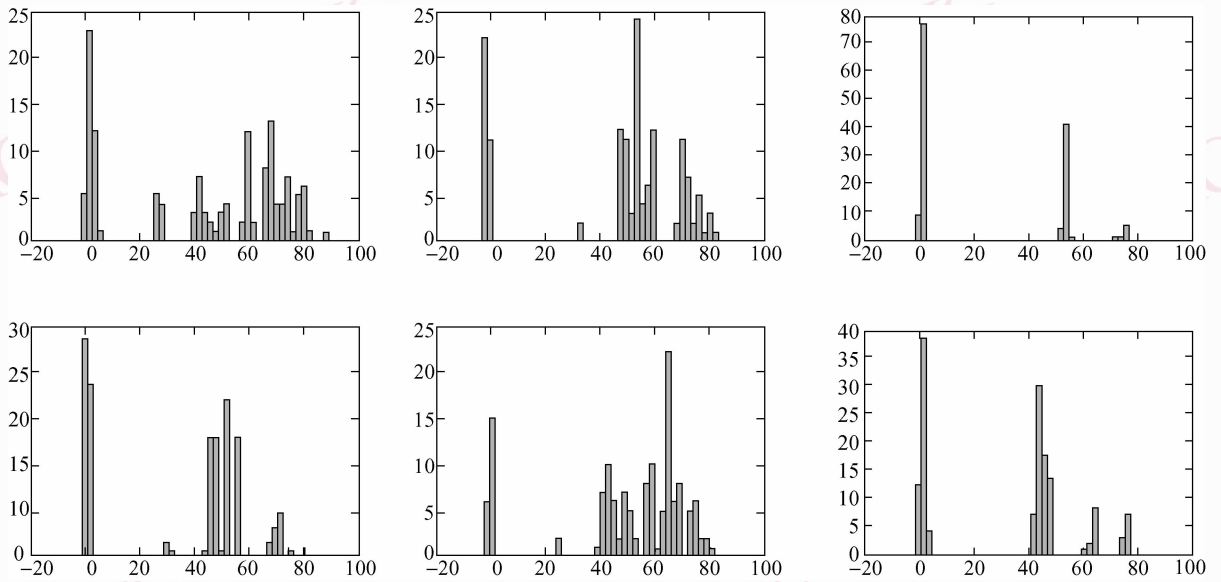


图 3 模型的子图形的边界矩不变量直方图

Fig. 3 The histogram of the boundary moment invariant of the sub-shape of the model

图形相对每一个聚类的畸变概率如下:

$$D_{ij}(\mathbf{x}) = 1 - f_{ij}(\mathbf{x})i(1, a), j(1, b) \quad (12)$$

式中,  $a$  是子图形的个数,  $b$  是每个子图形的聚类数目。最后取  $D_{ij}$  中最小的值作为这个子图形最终的畸变概率:

$$D_i(\mathbf{x}) = \min(D_{ij}(\mathbf{x}))i(1, a), j(1, b) \quad (13)$$

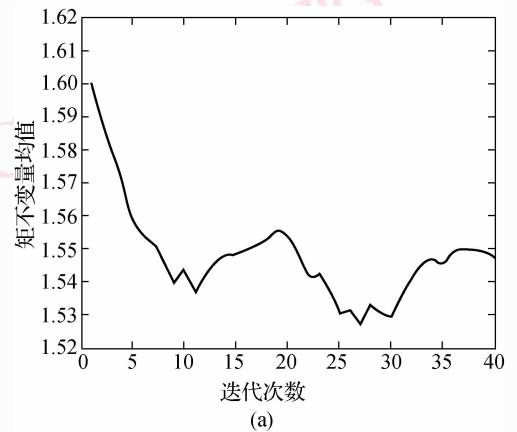
### 4.3 畸变检测

采用如下步骤进行畸变检测:

- (1) 将变形后的模型按照预先定义的分块策略进行分块;
- (2) 计算每个子图形的边界矩不变量;
- (3) 根据式(11)、(12)、(13)计算每个子图形的畸变概率。

## 5 主动修正策略

在 ASM 的匹配过程中, 如果模型正常变形, 则图形的边界矩不变量的变化很小, 而模型畸变时, 边界不变矩则会出现大的改变。图 4 和图 5 中是匹配过程中边界矩不变量的变化和对应的图形变化的情况。图 4 中边界矩的变化很小, 同样模型的形状变化也不大, 最后得到成功的匹配结果。而在图 5(a) 中, 在第 5 次迭代时不变矩出现大的变化, 则可以看到图 5(c) 中的模型的形状发生比较明显的改变, 最终导致了图 5(b) 中失败的匹配结果。



(a)



(b)

图 4 迭代过程中边界不变矩的变化以及成功的匹配结果

Fig. 4 The variation of the boundary moment invariant during the process of the iteration and the successful fitting result

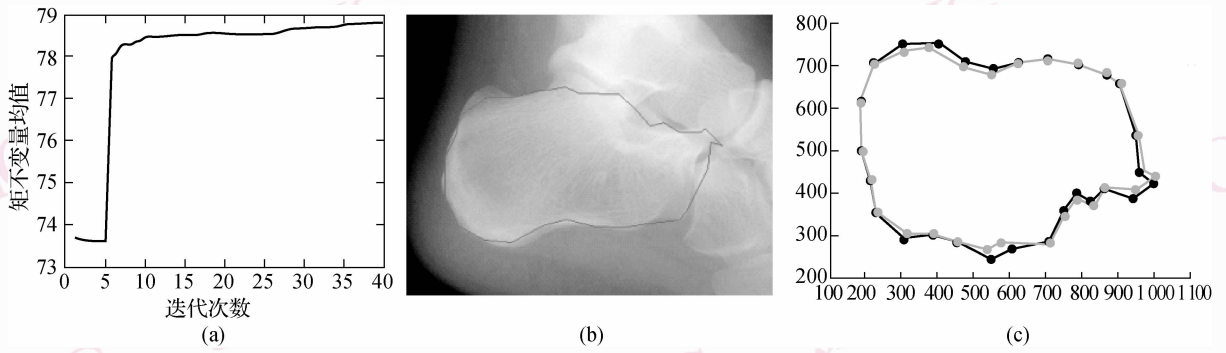


图5 迭代过程中不变矩的变化以及失败的匹配结果

Fig.5 The variation of the boundary moment invariant during the process of the iteration and the failure fitting result

因此,为了提高算法运行效率,并且防止修正策略对正常的变形也进行干预,本文只在不变矩发生突变时对模型进行畸变检测和修正。

### 5.1 修正策略的触发

设第  $i$  次迭代时的第  $j$  个子图形的边界矩不变量为  $IM_{ij}$ ,则可以定义用于判断图形是否发生突变的边界矩不变量的差分如下:

$$dIM_{ij} = \frac{\max(|IM_{i,j+1} - IM_{i,j}|, |IM_{i,j} - IM_{i,j-1}|)}{\min(|IM_{i,j+1} - IM_{i,j}|, |IM_{i,j} - IM_{i,j-1}|)} \quad (14)$$

当  $dIM_{ij}$  大于某一个阈值时,就会启动检测和修正策略。本文试验中,阈值设置为 100,可以满足判断不变矩是否突变的需要。这个阈值也可以根据具体的应用而改变。

### 5.2 修正畸变图形

当检测到图形发生畸变并启动修正策略时,需针对整个子图形进行修正,而不是针对具体畸变的点进行修正。采取这样的修正策略可以避免因修正单个畸变点而造成新的畸变。图6是整个子图形修正和单点修正的结果,可以看出,修正整个子图形可以更好地保持整个子区域的稳定性。

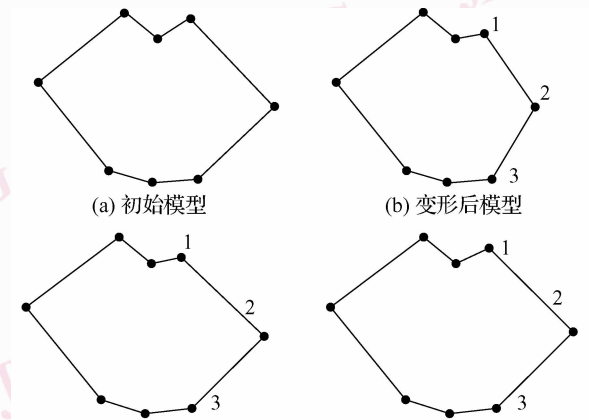
本文采用修正整个子图形的修正方式,完整的修正策略步骤如下:

(1) 本文首先根据第4节的畸变主动检测方法计算出第  $i$  个子图形的畸变概率  $D_i$ ;

(2) 按照式(15)计算畸变子图形区域中每个标注点相对于上一次迭代结果的距离;

$$d_{jn} = \sqrt{(x_{jn} - x_{jp})^2 + (y_{jn} - y_{jp})^2} \quad (15)$$

式中,  $x_{jn}, y_{jn}$  是当前图形中第  $j$  个标注点的坐标,  $x_{jp}$  和  $y_{jp}$  是上一次迭代结果中对应的第  $j$  个标注点的坐标。这样就得到了第  $j$  个标注点在本次迭代过程中移动的距离。



(c) 只对点2进行修正后的结果 (d) 对整个子图形进行修正的结果

图6 不同修正方式的比较

Fig.6 The comparison of the different revise strategies

(3) 根据对子图形中的每一点按照式(16)计算标注点的新的坐标;

$$\begin{aligned} x'_{jn} &= x_{jp} + (x_{jn} - x_{jp}) \times (1 - D_j) \\ y'_{jn} &= y_{jp} + (y_{jn} - y_{jp}) \times (1 - D_j) \end{aligned} \quad (16)$$

上式实际上是将第  $j$  个标注点在本次迭代的过程中移动的距离往上一次迭代的结果缩回一定的比例。这里  $x'_{jn}$  和  $y'_{jn}$  是修正后的标注点坐标,然后计算修正距离  $d'_{jn}$  如下:

$$d'_{jn} = \sqrt{(x'_{jn} - x_{jn})^2 + (y'_{jn} - y_{jn})^2} \quad (17)$$

(4) 为了保持模型的整体性,当修正畸变的子图形的位置时,本文其他的点也做适当的修正;

$$\begin{aligned} x'_{no} &= x_{no} - (x_{po} - x_{no}) \times (d'_{jn}/d_{jn}) \times (d_{jo}/Md_{jn}) \\ y'_{no} &= y_{no} - (y_{po} - y_{no}) \times (d'_{jn}/d_{jn}) \times (d_{jo}/Md_{jn}) \end{aligned} \quad (18)$$

这里  $x_{no}$  和  $y_{no}$  是模型中第  $o$  个标注点在当前迭代的坐标,  $x_{po}$  和  $y_{po}$  是该点在上一次迭代的坐标。  $d_{jo}$

是  $o$  点与  $j$  点在模型中的距离,  $Md_{jm}$  则是模型中与  $j$  点距离最远的点与  $j$  点的距离。这样式(18)得到的坐标就是点  $o$  的新的坐标。

(5) 当所有畸变的子图形按照步骤(2)~步骤(4)处理完毕之后, 就得到了修正后的模型。

## 6 实验和结果

为了验证本文方法的有效性, 采用脚踝骨的 X 射线照片进行实验, 对图像中的脚踝骨标注了 30 标注点, 如图 7 所示。实验中一共使用 200 张脚踝骨的 X 射线照片, 进行两组实验。将 200 张照片分成两组, 每组 100 张, 每次实验使用 1 组图片进行训练建立点分布模型, 剩下的则用于匹配。图 8 和图 9 是实验的一些结果。

$$e_i = \min(|IM_i - m_{ij}|) \quad (19)$$

式中,  $IM_i$  表示在第  $i$  次迭代时一个子图形的边界矩

不变量,  $m_{ij}$  表示该子图形的第  $j$  个聚类中心值。这样  $e_i$  就表示新子图形与标准子图形之间的不变矩差。显然, 对于成功的匹配结果,  $e_i$  的值应该收敛趋近于 0。图中实线是新方法的  $e_i$  值, 虚线则表示传统 ASM 方法的  $e_i$  值。从图中可以看到, 本文所提方法得到的  $e_i$  的值更趋近于零, 这说明子形状通过修正之后, 畸变的程度降低, 更接近于标准的形状。

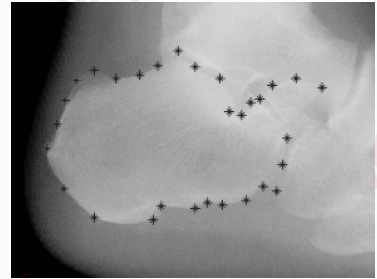


图 7 脚踝骨的标注点集

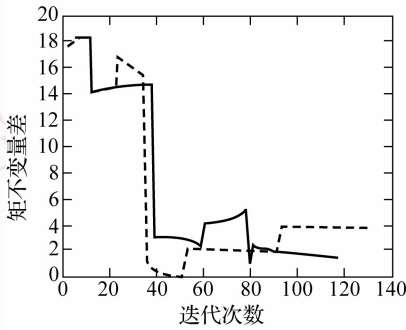
Fig. 7 The landmark points of the ankle bone



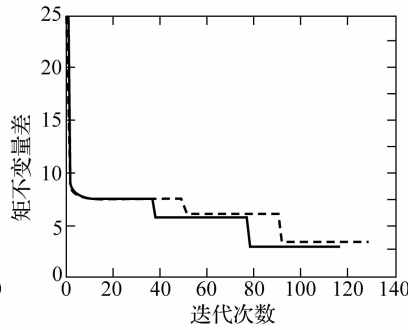
(a) 模型初始位置

(b) 原始ASM方法得到的拟合结果

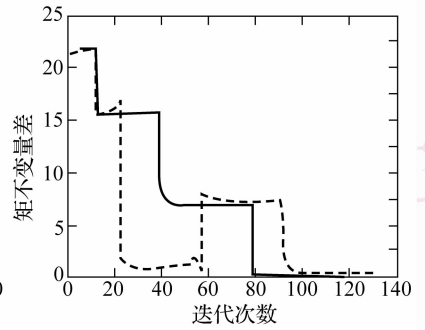
(c) 本文方法



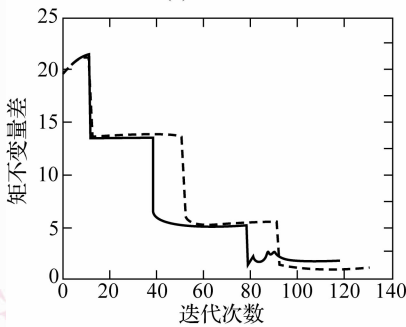
(d) 子图形1



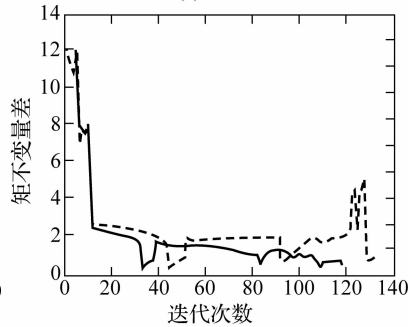
(e) 子图形2



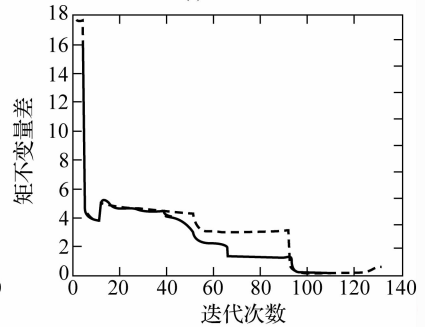
(f) 子图形3



(g) 子图形4



(h) 子图形5



(i) 子图形6

图 8 匹配结果对比, 新方法的迭代次数少于传统方法的迭代次数

Fig. 8 Comparison of the fitting results, The iteration times of the new strategy is less than the standard ASM

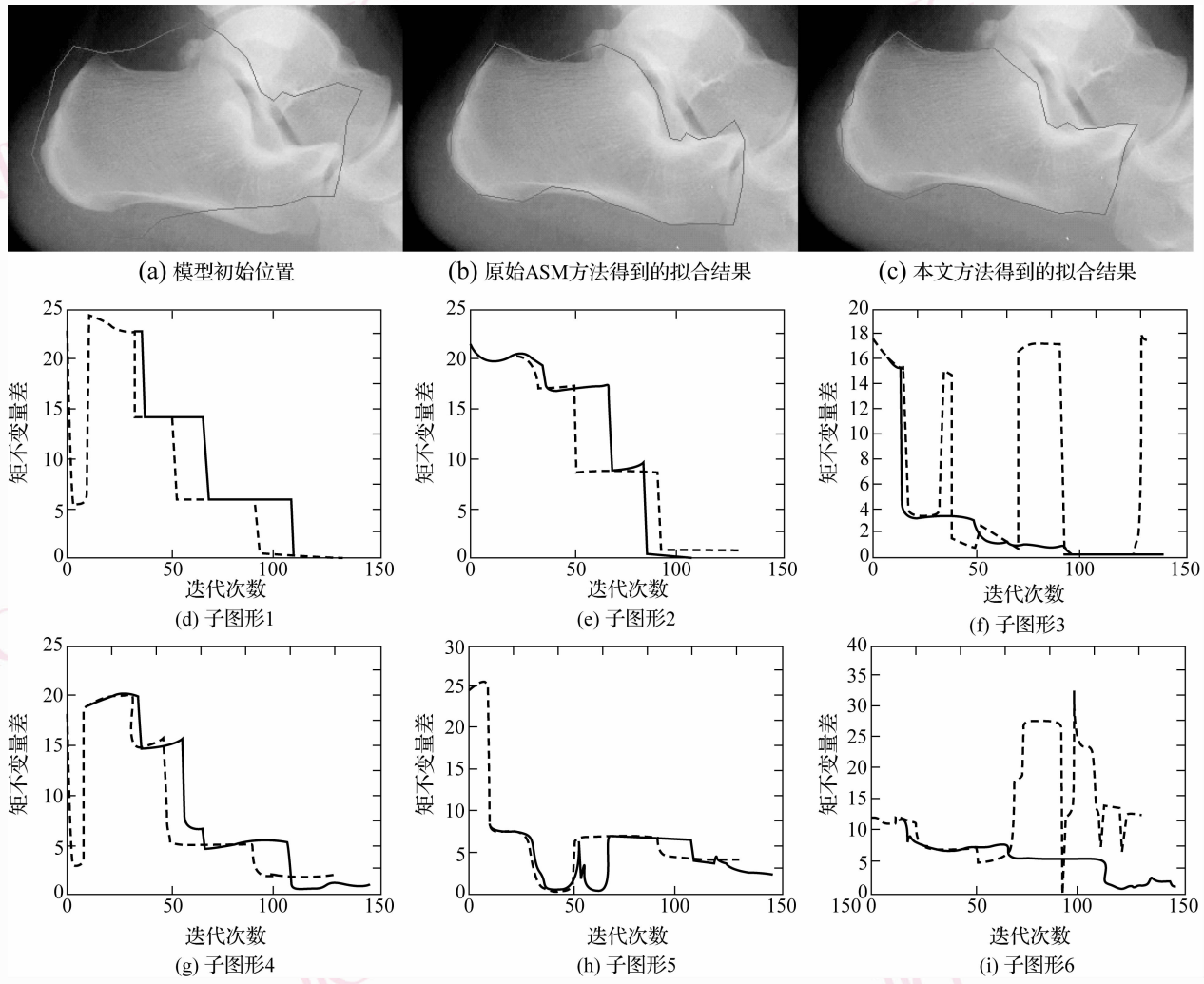


图9 匹配结果对比,新方法的迭代次数略多于传统方法的迭代次数

Fig.9 Comparison of the fitting results, The iteration times of the new strategy is more than the standard ASM

为了进一步检测本文方法得到的匹配结果的精度,计算了匹配结果和手动标注的点集的边界矩不变量,结果如表2所示。表中第1行数据是第1组实验的匹配结果的边界矩不变量平均值,第2行则是第2组实验。因为边界矩不变量的值的变化和形状变形相关,变形越大,边界矩不变量的值相差越大,从表中可以看出,本文方法得到的匹配结果比传统ASM更接近手工标注的形状,说明此方法精度更高,平均提高了10%到15%。另外两种方法所花费的时间显示在表3中,由于在匹配过程中涉及计算边界矩不变量,因此时间消耗和传统方法比较有所增加,但是增加的并不多,并不会影响算法的运行效率。

表2 匹配结果的平均边界矩不变量比较

Tab.2 The comparison of the boundary moment invariant of the fitting results

	人工标注	传统 ASM	本文 ASM
第1组实验	104.68	118.78	109.545
第2组实验	120.332	140.364	123.58

表3 算法所需平均时间比较

Tab.3 The comparison of time cost between the standard ASM and the ASM with application of our new strategy

	传统 ASM 所需时间	畸变感知 ASM 所需时间
第1组实验	1.726	1.958 1
第2组实验	2.207 5	2.482 8

单位:s

## 7 结 论

为了提高 ASM 方法匹配的精度,避免匹配结果的畸变,首次提出一种基于边界矩不变量的主动检测和修正方法。本文使用边界矩不变量来描述模型的轮廓信息,并定量分析矩不变量在轮廓改变时的变化,发现其可以很好地衡量模型轮廓的变化;然后对训练集中的图形进行统计分析,确定正常模型的边界矩不变量,这样就可以通过边界矩不变量来检测模型变形过程中是否产生畸变。同时,为了得到更稳定修正结果,将模型按照标注点的权重自动分割若干子图形,针对子图形进行畸变检测和修正,形成完整的 ASM 模型主动检测和修正策略。

通过脚踝骨模型的实验,考查本文方法在匹配精度和算法效率,证明此方法能够在保证算法效率的前提下相对传统 ASM 提高 10% 到 15% 的匹配精度,并且能够很大程度上消除畸变造成的匹配失败。

### 参考文献 (References)

- 1 Cootes T F, Taylor C J, Cooper D, *et al.* Active shape models—their training and application[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, **61**(1): 38-59.
- 2 Wan K W, Lam K M, Ng K C. An accurate active shape model for facial feature extraction [J]. *Pattern Recognition Letters* 2005, **26**(15): 2409-2423.
- 3 Wang W, Shan S G, Gao W, *et al.* An improved active shape model for face alignment[A]. In: *Proceedings of Fourth IEEE International Conference on Multimodal Interfaces (ICMI02)* [C], Pittsburgh, PA, USA, 2002: 523-528.
- 4 Li H Q, Chutatape O. Boundary detection of optic disk by a modified ASM method[J]. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(9): 2093-2104.
- 5 Hamarneh G. Active shape models, modeling shape variations and gray level information and an application to image search and

- classification[EB/OL]. <http://www.ae.chalmers.se/~jessi/>. 1998.
- 6 Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1962, **8**(2): 179-187.
- 7 Du Pin, Zhang Yan-kun, Liu Chong-qing. A face recognition method based on moment invariants [J]. *Computer Simulation*, 2002, **19**(3): 78-81. [杜平, 张燕昆, 刘重庆. 基于不变矩的人脸识别方法的研究[J]. *计算机仿真*, 2002, **19**(3): 78-81.]
- 8 Wang Zhong-li, Mu Zhi-chun, Wang Xiu-yan, *et al.* Ear recognition based on moment invariants[J]. *PR&AI*, 2004, **17**(4): 502-505. [王忠礼, 穆志纯, 王修岩等. 基于不变矩匹配的人耳识别[J]. *模式识别与人工智能*, 2004, **17**(4): 502-505.]
- 9 Muharem M, Kayhan G, Tarik Veli M. Real object recognition using moment invariants [J]. *SADHANA-Academy Proceedings in Engineering Sciences*, 2005, **30**(6): 765-775.
- 10 Weng Mu-yun, He Ming-yi. Integrated feature and its application to image detection and matching[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, **12**(1): 121-126. [翁木云, 何明一. 图像综合特征及其在图像检测与匹配中的应用[J]. *中国图象图形学报*, 2007, **12**(1): 121-126.]
- 11 Liu Yi-shu, Yang Li-hua, Sun Qian. Contour-based moment invariants and their application to the recognition of object Shapes [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2004, **9**(3): 308-313. [刘亦书, 杨力华, 孙倩. 轮廓矩不变量及其在物体形状识别中的应用[J]. *中国图象图形学报*, 2004, **9**(3): 308-313.]
- 12 Hu Mei-yan, Jiang Xian-feng. Study on moment invariants of the images of intravenous needles [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, **12**(3): 456-459. [胡美燕 姜献峰 输液针图像矩不变量的研究[J]. *中国图象图形学报*, 2007, **12**(3): 456-459.]
- 13 Chen S Y, Li Y F, Zhang J W. Vision processing for realtime 3D data acquisition based on coded structured Light[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2008, **17**(2): 167-176.
- 14 Zhang Yu-jin. *Image Engineering-image Analysis* [M]. Beijing: Tsinghua University Publishing Company, 2005. [章毓晋. *图像工程——图像分析*(第2版)[M]. 北京:清华大学出版社, 2005.]
- 15 Chen C C. Improved moment invariants for shape discrimination[J]. *Pattern Recognition*, 1993, **26**(5): 683-686.