

# 基于 ASM 模型的骨龄评价系统研究

胡永利 王 巍 尹宝才

(北京工业大学多媒体与智能软件技术北京市重点实验室, 北京 100022)

**摘 要** 为了能够对骨龄进行简单、快速有效的检测, 研究了一种基于活动形状模型 ASM (Active Shape Models) 的骨龄评价系统实现方法. 该方法通过对手骨 X 射线图象中显示的骨骼进行定位、边缘检测, 首先得到用于骨龄评价的骨骼边缘, 然后根据“中国人手腕骨发育标准 CHN 法”对骨骼按等级进行分类, 最后综合各个骨骼的等级来评价骨龄. 实验表明, 应用基于先验知识的 ASM 模型来检测骨骼边缘和利用模型参数来量化 CHN 法中骨骼等级的抽象描述, 不仅改善了边缘检测的效果, 并得到了有效的骨骼分类方法, 也证明了基于 ASM 模型的骨龄评价系统具有满意的正确率和稳定性.

**关键词** 骨龄评价 边缘检测 ASM 模型

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2003)01-0033-08

## A Research of Bone Maturation Evaluation System Based on Active Shape Models

HU Yong-li, WANG Wei, YIN Bao-cai

(Beijing Municipal Key Laboratory Multimedia and Intelligent Software Technology  
Beijing Polytechnic University, Beijing 100022)

**Abstract** A bone maturation evaluation system based on Active Shape Models is reported in this paper. By the system the bones in a hand X-radiographic image are located and their edges are detected. According to the standard of Chinese wrist bone maturation—CHN, the bones are sorted into different grades. Having gotten all grades of the bones in the hand image, the data of bone maturation can be computed by combination of the grades with different weights. The edges of the bones in X-radiograph image are faint and the grades' definitions of CHN are very abstractive. It is difficult to detect the edges of the bones and make correct classification of them. The Active Shape Models, based on the prior knowledge of the bones' edges, is used to detect the edges of the bones and vectorize the grades' definitions in CHN. The experiments reveal that the method of Active Shape Models is valid in bones' edges detection and grades classification. Tested with a set of hand X-radiograph images, the bone maturation evaluation system has good accuracy and stability.

**Keywords** Bone maturation evaluation, Edge-detection, Active shape models

## 0 引言

骨龄是衡量少年儿童骨骼发育程度的数据指标, 在医学和体育方面有广泛应用. 医学上, 常用骨龄数据评价少年儿童的发育程度, 另外, 骨龄数据还可帮助诊断一些疾病和预测少年儿童以后的发育状况, 如预测成人后的身高; 在体育竞技方面, 骨龄数

据主要用于运动员选才和确定比赛选手的骨龄分组等.

骨龄评价就是通过对手骨 X 射线图象进行观察判断来得到骨龄数据, 如今骨龄评价方法主要分为图谱法和记分法. 其中, 图谱法是通过对手骨图象作整体观察来进行骨龄评价; 而记分法则是对手骨图象中每块骨骼进行独立记分, 最后通过综合各个骨骼的得分, 并赋予不同的权重来进行骨龄评价, 如

基金项目: 国家 863 计划项目(2001AA114160); 北京市自然科学基金重点项目(D070601-01)

收稿日期: 2002-03-07; 改回日期: 2002-07-24

国外一些骨龄研究者提出的 GP 法<sup>[1]</sup>和 TW2 法<sup>[2]</sup>就分别属于这两类。针对我国青少年儿童的发育状况,国家于 1992 年颁布了骨龄评价标准——“中国人手腕骨发育标准 CHN 法”<sup>[3]</sup>。CHN 法是通过观察少年儿童非主力手上的 14 块骨骼的发育程度(即骨骼的骨干和骨骺的融合程度及其钙化程度)来综合考虑骨龄数据,该方法属于记分法。在 CHN 法中,将手骨骨骼,按其外形轮廓划分为不同的等级,并给定了每个等级的形状描述。CHN 法主要适应于中国城市汉族儿童。

目前我国的骨龄评价工作主要是通过骨龄专家的人工读片来完成的。所谓人工读片就是通过人工的方式,将手骨骨骼按 CHN 法的等级描述进行分类,但这种方法一般比较难操作,因为 CHN 法的描述很抽象,难以把握。通常的方法是通过将手骨 X 射线片与一套已知骨龄的骨龄标准片进行比较来得到骨龄数据。目前在国外已经出现了一些自动化的骨龄评价系统,但这些系统都是针对特定地区人群研究开发的,并不适合我国少年儿童的发育状况。由于以人工读片的方式进行骨龄评价的工作量非常大、资源消耗大、测定周期长,且由于人为因素易产生判别的不准确性,因此针对这种状况,本文研究了一种适合于中国城市汉族儿童,符合国家标准 CHN 法的骨龄自动评价系统,以提高骨龄评价的工作效率及准确性。

骨龄自动评价系统是一种对手骨 X 射线图象进行处理的系统,即对于一张手骨 X 射线图片,系统可以根据 CHN 法,判定出其骨龄数据。因为 CHN 法涉及手骨上的 14 块骨骼,所以先要从整个

手骨图象中分割出每块骨骼,即首先要进行骨骼定位。在 CHN 法中,由于主要是根据骨骼外形轮廓来划分骨骼等级的,所以如果要进一步使用 CHN 法来判断其等级,就必须准确地得到每一块骨骼的边缘形状。由于手骨 X 射线图片中,骨骼边缘受肌肉及其他软组织的影响,一般的边缘检测方法很难获得骨骼的准确边缘,为此,本文采用了基于经验的 ASM 模型<sup>[4~7]</sup>来检测骨骼边缘,获得了理想的效果。另外,由于 CHN 法关于骨骼的等级描述很抽象,一般很难有很好的量化方法,因此本文将 ASM 模型对骨龄标准片的学习结果用于骨骼等级的量化,并最终用于骨骼的等级分类。测试结果表明,这种做法是合理的,且简单实用。

## 1 骨骼定位

骨骼定位就是在手骨 X 射线图象中,确定某块骨骼的大致位置,以便下一步对该骨骼进行边缘检测。骨骼定位时,首先在手骨 X 射线图象中提取手掌轮廓,然后估计出 5 个手指所在方向,并利用图象上两块骨骼联接处灰度的变化来计算出指骨和掌骨骨骼的端点位置,以便确定指骨和掌骨骨骼的位置。由于手骨各个骨骼的位置之间有相关性,因此确定了指骨和掌骨的位置就可以估计出其他骨骼的位置。骨骼定位的具体步骤为:

(1) 提取手掌轮廓 先用梯度算子对手骨 X 射线图象进行二值化处理,二值化阈值应取得小一些,以确保手指边缘形成一条封闭曲线,再通过收缩和扩展处理来得到手掌轮廓(如图 1(a)所示)。

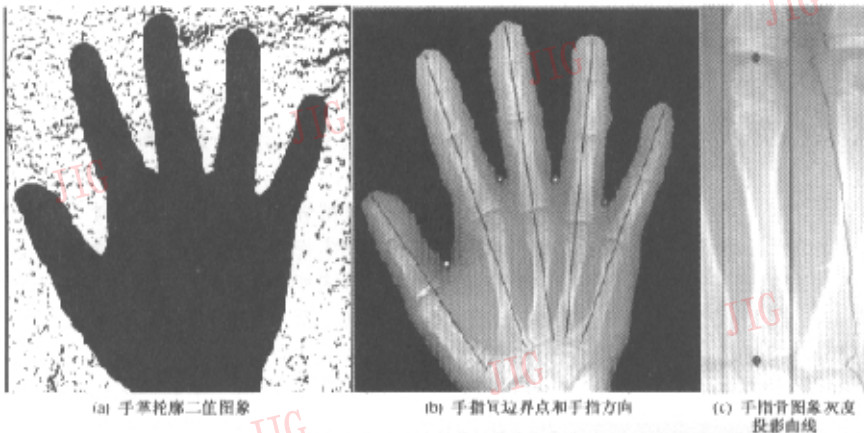


图1 骨骼定位

(2) 估计手指方向 有了手掌轮廓信息,就可以获得手掌边缘及手指间的边界点(图 1(b)中的亮点),由于从这些手指间的边界点和手指的边缘就可以得到每根手指在手骨图象中所处的区域,从而可以根据手指所在区域估计出手指的方向(如图 1(b)中直线表示手指的方向)。

(3) 将手骨图象中,手指所在的影像区域向垂直于手指方向作灰度投影,即得到其灰度变化曲线(如图 1(c)所示),从曲线中可以明显看到,两块骨骼之间的灰度变化比较大,利用这一点就可以确定骨骼端点的位置(图 1(c)中用圆点表示),本文用两个端点来代表一块骨骼的位置,这样就实现了指骨和掌骨骨骼的定位。

(4) 由于手骨图象中,各个骨骼位置之间有相关性,因此利用已知的指骨和掌骨骨骼的位置就可以大体估计出其他骨骼的位置,这样就可实现用于骨龄评价的所有骨骼的定位。

确定了手骨图象上与骨龄评价有关的骨骼的大体位置后,下一步的工作就是要精确地检测骨骼的边缘轮廓。

## 2 基于 ASM 模型的骨骼边缘检测

ASM(Active Shape Models)模型(即活动形状模型)是由 Cootes 等提出的一种用于检测图象中某一类对象边缘的方法<sup>[4,6]</sup>,其主要思想是利用边缘灰度的变化信息来检测边缘,它类似于 Kass 等人提出的“Snake”方法<sup>[8]</sup>,但不同的是,ASM 模型搜索边缘时,由于模型的变形依赖于训练集,从而可利用对象的先验知识来保证检测结果的准确性。目前 ASM 方法已经成功地用于人脸检测及人脸的特征提取<sup>[6,7]</sup>。由于在手骨 X 射线图象中,骨骼受其他组织器官的影响比较大,因此骨骼的边缘检测是一项困难的工作,而且一般的边缘检测方法都得不到骨骼的准确边缘。本文将 ASM 模型用于骨骼的边缘检测,取得了满意的效果。基于 ASM 模型的骨骼边缘检测方法是:首先通过训练集手骨 X 射线图象的学习来得到骨骼边缘变化的信息,然后使用学习的结果建立 ASM 模型,最后使用 ASM 模型来对待检测的手骨 X 射线图象进行骨骼边缘检测。

### 2.1 学习过程

学习过程是建立 ASM 模型的基础,因为通过训练集的学习可获得骨骼的边缘形状以及边缘上的

灰度变化信息,所以最重要的是,要选择具有典型意义的训练集,文中采用的训练集是作为行业标准的骨龄标准 X 射线片。学习时,先对训练集手骨 X 射线图象上的骨骼边缘进行手工标定,标定时,要按 CHN 法标定出那些能够反映骨骼等级变化的关键位置点。由此可见,骨骼的边缘标定,实际上是记录了骨骼的边缘变化情况,当然由于不同图象的尺度存在一定的差异,因此完成标定后,还要对不同图象上的标定结果进行规格化处理。由于 X 射线手骨图象上标定点的位臵反映了骨骼的边缘形状,标定点附近的灰度变化反映了骨骼边缘的灰度变化,因此这里定义标定点的灰度特征表示骨骼边缘的灰度信息,而这种骨骼的边缘形状和灰度信息就是 ASM 模型进行边缘检测的主要根据。

#### 2.1.1 训练集的选择

由于使用 ASM 模型检测图象中对象的边缘,其结果会极大地依赖于训练集中样本的信息,因此如果要得到好的检测结果,那么训练集中的样本就要能反映对象边缘变化的各种情况,最理想的情况是,训练集中的样本要均匀分布于对象空间,并且采样密度要足够大。由此可见,ASM 模型中训练集的选择非常关键。

对于手骨骨骼图象,由于少年儿童发育的各个阶段差异很大,很难得到比较完整的有代表性的样本。严格地讲,骨龄 X 射线片的拍摄要追踪若干少年儿童群体,从出生到成年的整个成长过程,这更给训练样本的收集带来了很大的困难,幸好,我国骨龄工作者在长期的实践中,积累了一些珍贵的素材,并制定了中国少年儿童骨龄标准片。这样在实际骨龄评价工作中,中国少年儿童骨龄标准片<sup>[9]</sup>(简称骨龄标准片)就可作为骨龄评价的主要依据。由于骨龄标准片是进行骨龄评价的标准手骨样图,因此判断手骨骨龄要将手骨 X 射线片与骨龄标准片进行对照,以便根据其接近程度得到骨龄数据。实践证明,作为行业标准,骨龄标准片具有非常好的代表性。

骨龄标准片有男子骨龄 X 射线片 31 张和女子骨龄 X 射线片 27 张,共 58 张手骨 X 射线片,这些骨龄标准片覆盖了手骨骨骼发育的各个阶段,基本上能反映我国少年儿童骨龄变化的总体分布。另外在 CHN 法中,每一块骨骼的等级分类都不超过 10 个等级,这样每一个骨骼等级平均有 6~8 个骨龄标准片作为样本,它从采样的数量上也基本满足要求,因此本文使用骨龄标准片作为训练集。在骨龄标准

片中,每一骨骼的 CHN 法等级都有明确规定,即样本图象中的每一骨骼的 CHN 法等级都是已知的,正是基于这一点,使得使用训练集样本图象的信息来对 CHN 法的骨骼等级进行量化描述成为可能.这里用  $N (=58)$  表示训练集的样本个数.

### 2.1.2 训练集标定

对训练集中每一样本图象上的每一块骨骼,首先在其边缘上,通过手工标定一定数量的点来代表骨骼的边缘形状(如图 2(a)所示),如对第 3 掌骨的标定,就使用了 38 个点,这里用  $n$  表示标定点的个数.要注意的是,标定时,一定要将反映骨龄变化的关键位置点(如骨骼边缘点)标定出来;然后将已标定的  $n$  个点的坐标按一定次序排列,就可以得到一个  $2n$  维的向量  $(x_0, y_0, \dots, x_j, y_j, \dots, x_{n-1}, y_{n-1})$ ,其中,  $(x_j, y_j)$  是第  $j$  个标定点的坐标.这样每一块骨骼均可用一个向量来表示其边缘形状,本文称这个向量为形状向量.这样训练集就可以表示为  $N$  个形状向量的集合  $\{X_0, \dots, X_i, \dots, X_{N-1}\}$ ,其中,  $X_i = (x_{i,0}, y_{i,0}, \dots, x_{i,j}, y_{i,j}, \dots, x_{i,(n-1)}, y_{i,(n-1)})$  表示第  $i$  个形状向量.

由于边缘标定是在各自不同的样本图象上进行操作,且各个样本图象的拍摄条件不尽相同以及各图象的分辨率也有差异,其得到的形状向量的坐标,实际上不在同一个坐标系中,因此要对所有形状向量进行规格化,即要将它们放在同一个图象的坐标系里.这里采用一种逐步对齐的算法来进行规格化,规格化过程如下:

(1) 先选择某一形状向量为参考,然后将所有形状向量与之对齐.所谓将形状向量  $X_1$  同形状向量  $X_2$  对齐,就是通过寻找旋转角度  $\theta$ ,缩放尺度  $s$  和平移向量  $t = (t_x, t_y)$ ,使得  $X_2$  经过旋转、缩放、平移后得到的  $X'_2 = T(\theta, s)[X_2] + t$  与  $X_1$  的距离最小.其中,  $T(\theta, s)$  表示旋转缩放变换.

(2) 计算对齐后所有形状向量的平均形状向量,并将平均形状向量标准化.所谓平均形状向量标准化,就是将平均形状向量变换到一固定的参考图象上,并使平均形状向量的方向保持在固定角度(可选为垂直方向)并将重心平移到一个固定点.

(3) 以标准化后的平均形状向量为参考,将所有形状向量与之对齐.

(4) 计算对齐后的平均形状向量,并标准化.

(5) 计算相邻两次标准平均形状向量间距离是否小于阈值  $\epsilon$ ,如果小于  $\epsilon$ ,则对齐完成,否则转

第 3 步.

通过对齐操作来得到  $N$  个规格化形状向量的集合,为了方便仍记为  $\{X_0, \dots, X_i, \dots, X_{N-1}\}$ ,图 2(b)显示了将它们都放在标准平均形状向量坐标系里的情况,其最终的平均形状向量即为  $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} X_i$  (如图 2(c)所示).

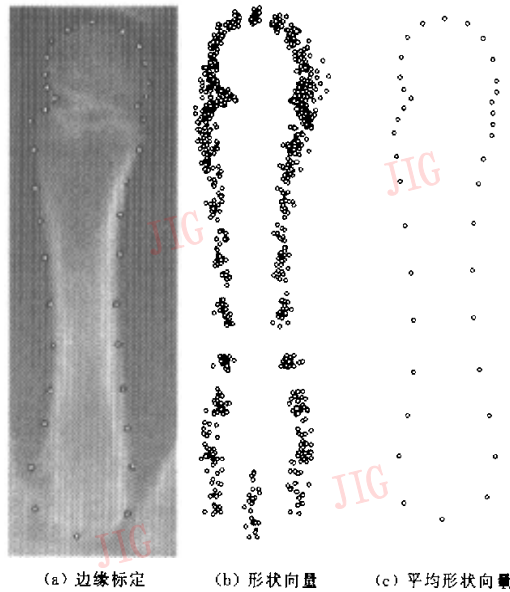


图 2 训练集标定及对齐

有了由标定点组成的表示骨骼边缘形状的形状向量后,就可以给出骨骼边缘灰度信息的表示,即标定点灰度特征的概念.

### 2.1.3 标定点的灰度特征

手骨 X 射线图象上骨骼边缘标定点附近的灰度变化,反映了骨骼的边缘特征,且在以后检测目标图象上的骨骼边缘时,这种灰度特征是进行灰度匹配的主要依据.

对于训练集中第  $i$  个形状向量的第  $j$  个标定点,需以该点为中心来确定其法线方向上长度为  $L$  个像素(例如 7 个像素)的线段,为计算方便,这里法线取该标定点与相邻两个标定点连线所形成夹角的平分线.若将由该线段上像素的灰度值组成的向量记为  $H_{i,j} = (h_{i,j}^0, \dots, h_{i,j}^{L-1})$ ,则其导数向量为  $dH_{i,j} = (h_{i,j}^{(1)} - h_{i,j}^{(0)}, \dots, h_{i,j}^{(L-1)} - h_{i,j}^{(L-2)})$ ,当对其进行规格化后,得到的向量为  $G_{i,j} = \frac{dH_{i,j}}{\sum_{l=0}^{L-2} |h_{i,j}^{(l+1)} - h_{i,j}^{(l)}|}$ ,

$0 \leq l < L$ , 则称  $G_{ij}$  为第  $i$  个形状向量的第  $j$  个标定点的灰度特征, 而且同样可计算出第  $i$  个形状向量的所有  $n$  个标定点的灰度特征, 而整个 ASM 模型第  $j$  个标定点的灰度特征则取所有形状向量第  $j$  个标定点的灰度特征的平均, 即  $\bar{G}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} G_{i,j}$ .

有了学习过程得到的骨骼的边缘信息(即形状向量和标定点的灰度特征)就可以进一步建立骨骼 ASM 模型, 并可将其应用于骨骼的边缘检测。

## 2.2 建立 ASM 模型

建立 ASM 模型就是使用训练集中已标定的形状向量来建立骨骼外形轮廓的参数化表示形式, 即给出骨骼形状向量的可变模型. 有了形状向量的参数化可变模型, 就可以通过调节其参数来匹配要检测的目标骨骼边缘, 而从训练集学习得到的  $N$  个形状向量, 则可以看作是骨骼的样本空间, 由于各个样本向量之间存在一定的相关性, 且样本数量比较大, 会造成计算量过大, 因此这里采用主成分分析(PCA)的思想来处理样本空间, 即对样本空间进行正交变换, 并确定主成分. 实际上, ASM 模型是在 PCA 变换的基础上建立的。

ASM 模型的建立过程如下:

首先计算样本空间中,  $N$  个形状向量的协方差矩阵  $C = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T$ ; 然后求得  $C$  的  $N$  个特征值和相应的特征向量, 再由  $N$  个特征值中取前  $M$  个最大的特征值组成向量  $\lambda = (\lambda_0, \dots, \lambda_{M-1})$  及由相应的特征向量组成矩阵  $P = (P_0, \dots, P_{M-1})$ , 这里  $M$  值由  $\sum_{i=0}^{M-1} \lambda_i / \sum_{i=0}^{N-1} \lambda_i$  大于一定值(例如 98%)来确定。

本文第 3 掌骨的  $M$  取 17, 此时  $\sum_{i=0}^{M-1} \lambda_i / \sum_{i=0}^{N-1} \lambda_i = 98.3\%$ , 即对于 58 个形状向量, 只需要使用前 17 个特征向量就可以代表绝大部分的信息量(98.3%)。由主成分分析知道, 形状向量空间中的任意形状向量  $X$  均可近似表示为  $X = \bar{X} + PB$ , 其中,  $B = (b_0, \dots, b_{M-1})^T$ , 且  $-3\sqrt{\lambda_i} < b_i < 3\sqrt{\lambda_i}$ , 这就是骨骼形状向量的 ASM 模型的参数表示形式. 其中,  $B = (b_0, \dots, b_{M-1})^T$  是形状向量  $X$  的可变参数, 由于  $B$  的变化可以产生不同边缘形状的骨骼形状, 因此对其限制可以保证边缘形状的合理性. 这样, 有了形状向量的 ASM 模型, 就可以进行骨骼边缘检测了。

## 2.3 使用 ASM 模型进行边缘检测

ASM 模型是关于形状向量的参数化可变形模型, 使用 ASM 模型来进行边缘检测, 实际上是一个对其参数不断进行调节修改的过程, 而参数调节的主要依据是学习得到的标定点的灰度特征, 即在目标手骨 X 射线图象上, 根据标定点的灰度特征来逐步寻找最佳的匹配点, 使得用 ASM 模型表示的边缘收缩到目标边缘上去. 实际检测时, 首先通过给定 ASM 模型参数的一个初值来得到初始形状向量, 并将初始形状向量初定位到目标图象上; 然后根据标定点的灰度特征和目标图象的灰度信息来不断在目标图象上进行匹配, 并通过调整形状向量上的各个边缘点位置, 以达到边缘检测的目的. 具体的边缘检测步骤如下:

(1) 确定初始位置 根据骨骼定位结果, 将模型中形状向量  $X = \bar{X} + PB$  经过平移、旋转和缩放, 初步匹配到目标图象上的骨骼位置, 即得到目标图象的骨骼形状向量  $X_0 = T(s_0, \theta_0)[\bar{X} + PB_0] + t_0$ , 这里可取  $B_0 = (0, \dots, 0)^T$ , 即以平均形状向量为初始向量。

(2) 灰度特征匹配 在目标图象上, 对  $X_0$  中的第  $j$  个点  $(x_j, y_j)$ , 以该点为中心沿法线方向取长度为  $L'$  ( $L' > L$ , 例如可取 20) 个像素的线段. 灰度特征匹配时, 首先计算该线段上每一长度为  $L$  个像素的子线段的灰度特征; 然后与模型中第  $j$  个标定点的灰度特征  $G_j$  进行比较, 其最佳匹配子线段的中心即为搜索到的第  $j$  个新点  $(x'_j, y'_j)$ ; 最后通过对  $X$  所有的点进行如上搜索来得到  $X'$ 。

(3) 由  $X', X_0$  可求出由  $X_0$  变化到  $X'$  时, 参数  $s, \theta, t$  的变化  $\Delta s, \Delta \theta, \Delta t$  和边缘形状参数  $B$  的变化  $\Delta B$ , 进而可计算出

$$X_1 = T(s_0 + \Delta s, \theta_0 + \Delta \theta)[X + P(B_0 + \Delta B)] + t_0 + \Delta t$$

(4) 计算形状向量  $X_0, X_1$  之间的距离  $D(X_0, X_1)$ , 如果  $D(X_0, X_1)$  小于某阈值  $\delta$ , 则  $X_1$  为最终检测的结果, 否则令  $X_0 = X_1$ , 转第 2 步继续迭代。

图 3 为用 ASM 模型检测得到的第 3 掌骨边缘 X 射线图象, 其中, 图 3(a) 为初次定位结果, 图 3(b) 为一次迭代后的图象, 图 3(c) 为 10 次迭代后的图象, 图 3(d) 为最终结果图象。

ASM 模型边缘检测的结果可以用形状向量来表示目标骨骼的边缘. 在得到骨骼的边缘形状后, 就可以按 CHN 法对骨骼进行等级分类, 进而就可对其进行骨龄评价。

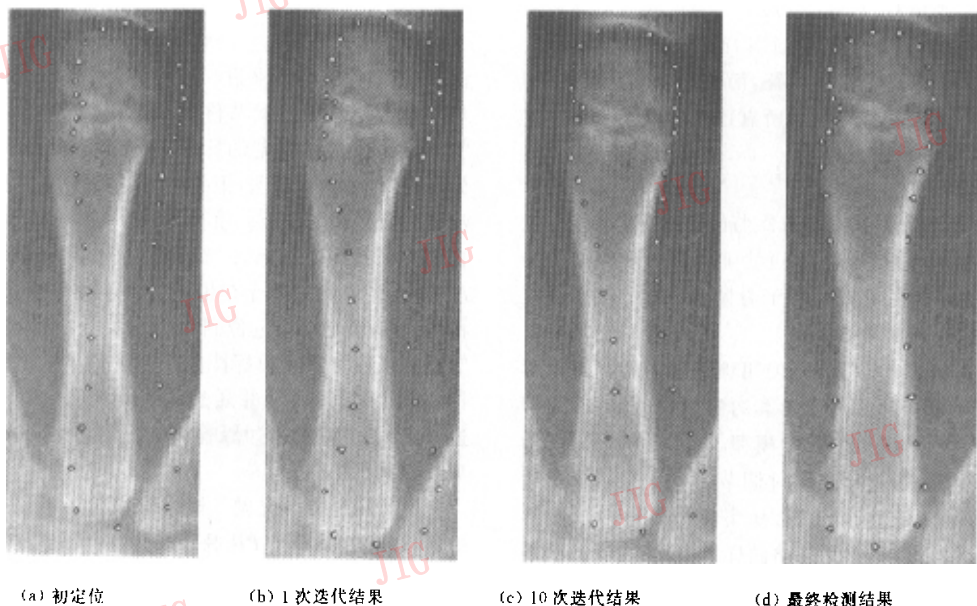


图3 ASM模型边缘检测过程

### 3 基于CHN法的骨龄评价

基于CHN法的骨龄评价涉及到如下两方面的问题:一是如何将CHN法的骨骼等级描述进行量化处理,以使其适合计算机进行处理;另一个问题是如何有效地根据CHN法来对骨骼进行分类,并计算骨龄。这里将通过训练集学习得到的形状向量同CHN法的骨骼等级描述合理联系起来,即使用形状向量来表示CHN法的骨骼等级,并将骨骼等级的量化结果用于骨骼的等级分类。另外,为了提高骨骼等级分类的准确性,本文还将CHN法对骨骼边缘的有关几何描述用于对等级分类的进一步修正。

#### 3.1 CHN法等级量化

按照CHN法,每一块骨骼,按其发育形态被分为不同的等级,如第3掌骨可分为9个等级,且每一等级都有其形状描述,如等级1为“骨化中心为一可见钙化点”,等级2为“骨化中心清晰,有平滑连续的边缘”等,但对于这样抽象的描述很难用自动化的等级分类方法来进行量化。因为训练集学习时,是将每一个等级所对应的骨骼外轮廓边缘都作了标定,即使用形状向量的形式来表示骨骼的边缘形状,所以可以使用形状向量来量化骨骼的等级描述。因为训练集中,与每个骨骼等级对应的形状向量有若干

个,例如第3掌骨被分为9个等级,而训练集中共有58个样本图象,所以可以用与同一个等级对应的所有形状向量的平均值来量化该等级。另外,使用形状向量来量化CHN法骨骼等级的好处还在于ASM模型检测到的骨骼边缘也是用形状向量来表示的,从而可以方便地进行分类。

对于训练集中, $N$ 个规格化的形状向量集合 $\{X_0, \dots, X_i, \dots, X_{N-1}\}$ ,可以按照CHN法的骨骼等级将它们分到不同的等级类中去,从而训练集可以看作是所有等级类的并,即

$$\{X_0, \dots, X_i, \dots, X_{N-1}\} = J_0 \cup \dots \cup J_k \cup \dots \cup J_{K-1}$$

这里, $k=0, \dots, K-1$ ,  $K$ 表示等级的个数,集合 $J_k = \{X_{k_1}, X_{k_2}, \dots, X_{k(N_k-1)}\}$ 是第 $k$ 个等级类, $N_k$ 是

它包含的形状向量的个数,且 $N = \sum_{k=0}^{K-1} N_k$ 。这里定义等级类中,形状向量的平均值表示该骨骼等级,即

$$\bar{X}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=0}^{N_k-1} X_{k_i} \quad (k=0, \dots, K-1), \bar{X}_k \text{ 称为CHN法的等级向量。}$$

其中对于第3掌骨可得到9个等级的等级向量。

#### 3.2 骨骼等级分类

骨骼等级分类时,首先使用CHN法的等级向量进行分类,然后再根据CHN法的几何描述作进一步的修正。

由 ASM 模型可知, CHN 法的等级向量  $\bar{X}_k (k=0, \dots, K-1)$  可表示为  $\bar{X}_k = \bar{X} + PB_k$ . 而检测到的骨骼形状向量  $X$ , 经过规格化处理后可以表示为 ASM 模型的参数化形式, 即  $X = \bar{X} + PB$ , 所以只要比较  $B$  与  $B_k (k=0, \dots, K-1)$  就可以决定  $X$  属于哪一等级. 其直接的方法是用  $B$  与  $B_k$  之间的距离进行比较, 即  $D_k = \|B - B_k\|$ , 简单地可以使用向量间的欧氏距离来进行比较,  $X$  的等级是使得  $D_k$  最小的  $k$ .

另外, 为了提高等级分类的准确率, 可以用 CHN 法中提到的几何描述来对以上等级分类进行修正. 在 CHN 法中, 常使用骨骺横径(图 4(a)中距离  $a$ )和骨干干骺端宽(图 4(a)中距离  $b$ )之比来衡量

骨骼的等级, 如对第 3 掌骨的等级 3 即表示“骨骺横径为干骺端宽的一半或一半以上”, 等级 6 表示“骨骺横径与干骺端宽”等. 实际计算时, 可以用骨骼边缘的标定点来计算骨骺横径  $a$  与干骺端宽  $b$ (图 4(b)中显示为 2 条线段), 并用于骨骼等级分类的修正. 该修正主要是针对使用 CHN 等级向量进行分类时, 要分类的骨骼形状向量与不同的等级向量距离都很接近而不便区分的情况. 图 4(a)是骨骺横径  $a$  和干骺端宽  $b$  示意图, 图 4(b)是实际测量时使用形状向量来计算的骨骺横径和干骺端宽的示意图.

这样得到了每一块骨骼的等级分类后, 就可以对手骨骨龄作出评价.

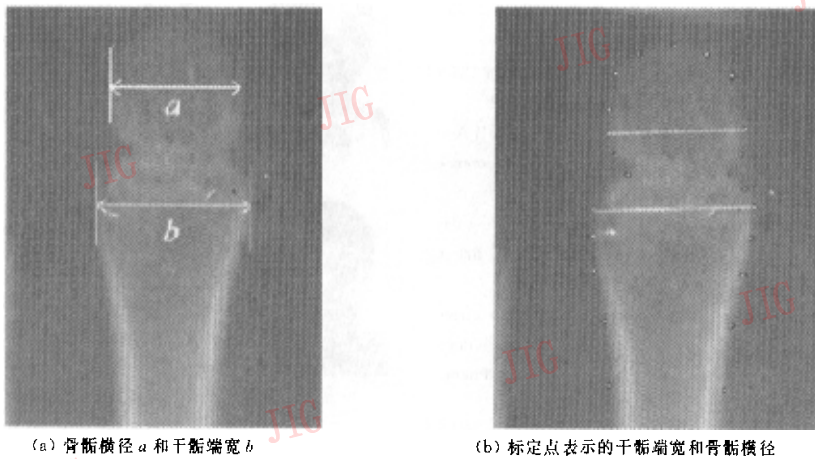


图 4 干骺端宽和骨骺横径

### 3.3 骨龄评价

在得到各个骨骼基于 CHN 法的等级后, 就可以根据 CHN 法来计算骨龄: 首先从 CHN 法得到男女各个骨骼的等级得分; 然后将各个骨骼的等级得分赋予一定的权系数, 并相加得到个体发育成熟度得分; 最后由个体发育成熟度得分来计算骨龄. 计算可采用百分位数法和查表法<sup>[4]</sup>. 其中百分位数法是使用发育成熟度百分位曲线, 通过计算个体在其年龄组中的第 50 百分位数来计算骨龄值, 而查表法则根据“手腕骨发育成熟度得分与骨龄对照表”, 通过个体发育成熟度得分来直接得到骨龄值.

## 4 实验结果与结论

为了解基于 ASM 模型的骨龄评价系统的性能, 使用了男、女手骨实拍 X 射线图象各 30 张(共

60 张)作为测试数据进行了骨龄测试, 这些手骨图象的骨龄是经过骨龄专家认真评价的, 即每一张图象的骨龄是已知的, 且这些手骨图象的骨龄分布于各个骨龄阶段. 骨龄评价方法一般是以人工读片的方式进行, 如果评价得到的骨龄与实际骨龄的误差在 3 个月内(0.25 年), 则认为是可以接受的, 即视为正确评价. 用骨龄评价系统对上面 60 个手骨测试样本进行骨龄自动评价时, 结果有 1 例误差为 1.5 年, 2 例误差为 1 年, 5 例误差为 0.5 年. 系统的正确识别率为 86.7%. 这一结果与经验丰富的骨龄鉴别专家的正确识别率(有的可以达到 97% 以上)虽还有一定差距, 但与一般的骨龄识别工作人员(骨龄培训要求学员的正确识别率达到 90% 以上)相比, 已较为满意. 另外, 作为自动化的骨龄评价系统, 与人工读片的方式相比, 该系统在工作效率和稳定性方面有了明显提高.

通过分析,该系统识别误差的主要来源是系统对某些手臂X射线图象的骨骼边缘检测不准确,而边缘检测不准确的主要原因是由图象的质量和噪音对检测过程中标定点或目标点灰度特征的干扰引起的,要克服这些缺点,并提高系统的准确率,可考虑使用多分辨率的ASM模型来进行边缘检测和等级分类。

### 参 考 文 献

- 1 Greulich W W, Pyle S I. Radiographic atlas of skeletal development of hand wrist, 2ed[M]. Palo Alto, USA: Stanford University Press, 1971.
- 2 Tanner J, Whitehouse R H, Marshall W A *et al.* Assessment of skeletal maturity and prediction of adult height (TW2 Method) [M]. New York: Academic Press, 1975.
- 3 中华人民共和国体育运动委员会. 中国人手腕骨发育标准CHN法[S]. TY/T 001-1992, 中华人民共和国行业标准, 1992.
- 4 Cootes T, Taylor C. Active shape models—"smart snakes"[A]. In: DC. Hogg(edi) Proceeding of the British Vision Conference [C], London: Springer verlag, 1992:266~275.
- 5 Cootes T, Taylor C, Cooper D *et al.* Active shape models - their training and application [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1):38~59.
- 6 Hamarneh G, Abu Gharbieh R, Gustavsson T. Review active shape models—Part I: Modeling shape and gray level variations [EB/OL]. <http://www.cs.toronto.edu/~ghassan/chalmers/phd/ecopy/ssab98a.pdf>, 1998.
- 7 Hamarneh G, Abu-Gharbieh R, Gustavsson T. Review active shape models Part I: Image search and classification [EB/OL]. <http://www.cs.toronto.edu/~ghassan/chalmers/phd/ecopy/ssab98b.pdf>, 1998.

8 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4):321~331.

9 张绍岩. 中国人骨成熟度评价标准和应用:CHN计分法和骨龄标准图谱[M]. 北京:人民体育出版社, 1995.



胡永利 1973年生,博士研究生,主要研究方向为计算机视觉、模式识别和人脸检测、识别和三维重建。



王 巍 1968年生,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉、模式识别和人脸识别。



尹宝才 1965年生,教授,博士生导师,现为北京工业大学计算机学院院长,主要研究领域为计算机视觉、模式识别、真实感图形生成、曲面重建、多功能感知技术、人脸检测、识别和三维造型。