

[19] 中华人民共和国国家知识产权局



[12] 发明专利说明书

专利号 ZL 200410102096.9

[51] Int. Cl.

A61B 6/00 (2006.01)

A61B 5/103 (2006.01)

G01T 1/00 (2006.01)

G06F 17/00 (2006.01)

[45] 授权公告日 2007年11月21日

[11] 授权公告号 CN 100349548C

[22] 申请日 2004.12.23

[21] 申请号 200410102096.9

[73] 专利权人 香港理工大学
地址 香港九龙红磡

[72] 发明人 邓福禧 陈颖志

[56] 参考文献

US5243998A 1993.9.14

US2004/0253219A1 2004.12.16

CN1194045A 1998.9.23

US5082002A 1992.1.21

US2002/0133098A1 2002.9.19

审查员 彭 燕

[74] 专利代理机构 隆天国际知识产权代理有限公司

代理人 高龙鑫 王 颖

权利要求书1页 说明书9页 附图5页

[54] 发明名称

一种早期检测特发性脊柱侧凸的智能增强系统

[57] 摘要

本发明涉及一种利用胸部放射成像早期检测特发性脊柱侧凸的智能增强系统，该智能增强系统包括：a. 图像处理模块，用以获得胸部影像光栅数据；b. 向量化模块，用以将图像中的脊柱向量化，得到脊柱估计中心点；c. 代价函数计算模块，用以计算图像的脊柱向量吻合直线的程度，得到均方误差；d. 判定模块，用以判断均方误差与阈值R的大小，从而将图像分类为正常脊柱和脊柱侧凸。本发明还涉及利用上述智能增强系统进行早期检测特发性脊柱侧凸的方法。

1.一种早期检测特发性脊柱侧凸的智能增强系统，其特征在于，所述系统包括：

a.图像处理模块，用以获得胸部影像光栅数据；

b.向量化模块，用以将图像中的脊柱向量化为 (X_j, j) ，得到每一行脊柱估计中心点，其中所述的 X_j 为第 j 行脊柱的估计中心点， j 表示脊柱的行号；

c.代价函数计算模块，用以计算图像的脊柱向量吻合直线的程度，得到均方误差；

d.判定模块，用以判断均方误差与阈值 R 的大小，从而将图像分类为正常脊柱和脊柱侧凸。

2.根据权利要求1所述的智能增强系统，其特征在于，所述向量化模块包括相关方法单元、模糊估计单元及选择单元，所述选择单元位于相关方法单元和模糊估计单元之前，用以选择进行相关方法还是模糊估计。

一种早期检测特发性脊柱侧凸的智能增强系统

技术领域

本发明涉及一种利用胸部放射成像早期检测特发性脊柱侧凸的智能增强系统及其方法。

背景技术

随着医学影像管理与通讯系统（PACS）的出现，逐渐积累的大量数字图像数据库和数字地图更突出了获取图像内容的问题。在传统的医学图像数据库中，大多数索引和检索方法都基于文本信息如研究身份、患者名字、日期等。但是，在很多图像数据库中，信息本身不是字母和数字的，而是大量的图像特征诸如颜色、结构和形状特征，这些特征都属于图像内容而不能基于传统的数据库的检索方法而找到。

事实上，在很多研究、临床和教学实践中，如果图像数据能够基于图像内容而检索到，则更多的信息能够被利用从而促进某些方法学的图像的回顾性和展望性研究。这些图像内容的检索系统如果能很好的开发将有助于临床大夫和教育者以及科研工作者通过自动匹配所查询图像与PACS 图像数据库中属于相近类别或相似特征的图像而找到具有类似特征的图像。

医学图像，如胸部影像图像的分类是研究人员公认的难题，因为这些医学图像极其相似，它们通常只在一些微小的细节上有差别。目前的基于特定图像特征如结构、颜色、形状等进行基于内容的索引技术，应用于医学图像上还不够准确。

2000 年以来，眼科视光学及放射科学系自主研发了一种影像管理与通讯系统。从 2001 年以来，该 PACS 应用于临床上的放射成像临床学中。从此，该图像数据库得到了快速发展。PACS 中的现有索引系统是为日常系统的运行而设计的。然而，当我们的关注点为具体图像特征或形状时，该索引系统则难以满足研究与教学目的。

在香港，学生的脊柱侧凸的发病率约为 2.7%。在放射成像临床中，通过大学生的胸部 X 片也检测到特发脊柱侧凸。特发脊柱变形的检测似乎只是整形外科医生和社区健康医生关心的问题。在大多数情况下，脊柱侧凸的影像不会在第一次就诊时就被分出。这将使青少年的脊柱侧凸的随后研究和回顾性研究复杂化。

现有 PACS 基本结构和脊柱侧凸的现有病例促进了智能型图像内容检索和分类系统的开发。该系统的开发有助于社区医疗，因为目前仍缺乏一种较好的整合了 PACS 的图像内容检索系统。因此，一种全新的基于图像匹配算法和计算机智能方法的图像内容检索系统显示了开发的良好前景。

发明内容

本发明的目的在于提供一种利用胸部放射成像早期检测特发性脊柱侧凸的智能增强系统，该智能增强系统包括：

- a. 图像处理模块，用以获得胸部影像光栅数据；
- b. 向量化模块，用以将图像中的脊柱向量化，得到脊柱估计中心点；
- c. 代价函数计算模块，用以计算图像的脊柱向量吻合直线的程度，得到均方误差；
- d. 判定模块，用以判断均方误差与阈值 R 的大小，从而将图像分类为正常脊柱和脊柱侧凸。

其中，向量化模块可以包括相关方法单元、模糊估计单元及选择单元，所述选择单元位于相关方法单元和模糊估计单元之前，用以选择进行相关方法还是模糊估计。

本发明还提供了利用上述智能增强系统进行早期检测特发性脊柱侧凸的方法，该方法包括如下步骤：

- (1) 处理图像，获得胸部影像的光栅数据；
- (2) 将图像的脊柱向量化，得到脊柱估计中心点；
- (3) 计算代价函数，得到均方误差；
- (4) 将图像分类：通过比较均方误差与阈值 R 的大小而将图像分为正常脊柱和脊柱侧凸。

其中，步骤（2）的向量化可以采用相关方法和模糊估计，并且在相关方法和模糊估计之前采用选择步骤，该步骤用以判断是采用相关方法还是模糊估计。

本发明的智能增强系统是用于检测脊柱侧凸的发病和严重程度，其依据数字化胸部放射影像，该放射影像是基于模糊逻辑[1, 2, 3, 5]，神经网络[4, 6]和最小二乘法[7]。不像采用活动形状模型（Active Shape Modeling (ASM)）方法那样对脊柱的轮廓一点一点地研究，采用本发明的系统时，只用一条垂直线表示脊柱，找到胸部放射影像的每条直线所匹配的脊柱估计中心点。该方法不仅快速简便而且易于自动定位胸部放射影像中的脊柱。此外还定义了代价函数，以便量化脊柱侧凸指数评价所估计的脊柱位点与垂直直线之间的偏差。所有的病例最初都被认为是正常的，并且代价函数都收敛到零。在系统的训练模式期间，通过专家输入数据而获得误差水平 R 值。在运行模式期间，当代价函数值低于误差水平时，病例被归为正常脊柱；相反，当代价函数值高于误差水平时，病例被归为不正常类，即脊柱侧凸，见图 1 智能系统工作概图。系统的实施包括两个计算过程：（a）脊柱中心点的向量化；（b）代价函数的计算。

附图说明

图 1 为智能系统工作概图；

图 2 为智能复合方法的流程图；

图 3 表示模板为胸部放射影像中的一条线段的像素值曲线图，

3a 为所选的线段，3b 为该线段对应的曲线图；

图 4 为传统神经模糊网络的结构；

图 5 为表示一阶 B-样条（B-Spline）函数的基函数；

图 6 为智能方法的运行全图。

具体实施方式

下面结合附图和具体实施例对本发明作进一步详细说明。

(a) 脊柱中心点的向量化

在检测脊柱侧凸的发病及评价脊柱侧凸的严重程度时，并不需要描绘脊骨的轮廓。找到数字胸部放射影像的每条线对应的脊柱中心点就足以满足实施的要求。但是，胸部放射影像是以光栅格式将器官和组织进行迭加而成，而其本身并不提供以向量格式存在的器官或组织的形状和位置。本发明利用一种智能复合方法，将胸部影像的脊柱形状进行向量化，该智能复合方法基于预先设定的标准便于将相关方法转变为模糊估计。在介绍本方法之前，需要先说明一下表 1 中的符号。

表 1 符号的定义

符号	定义
H	图像高度
W	图像宽度
j	行号 (1 在顶端, h 在底部)
x_j^c	利用相关方法得到的第 j 行脊柱的估计中心点
x_j^f	利用模糊估计得到的第 j 行脊柱的估计中心点
x_j	第 j 行脊柱的最终估计中心点
C_j	第 j 行的最大相关系数

图 2 为智能复合方法的流程图。该方法处理了胸部影像中除底部边缘的每一条线，在此将底部边缘定义为位于图像底部的、高度为总高度十分之一的部分。流程图的第二个判定框将该底部边缘纳入该方法中。该边缘包括遮盖肝脏的脊柱区，是否属于脊柱侧凸并不根据该部分脊柱而确定。在第一个判定框中，通过判断三个条件以确定来自相关方法或模糊估计的输出数据哪一个应该是最终的估计脊柱中心点。第一个条件是用来确认相关方法的可靠性，即 $C_j > 0.94$ 。第二个条件是用于确保脊柱的连续性，即 $|x_j^c - x_{j-1}^c| < 0.0284 * W$ 。第三个条件是 $j > 0.341 * H$ ，当评价上纵膈处脊柱时，此时不符合该条件，则使用模糊估计，因为模糊估计在该区域中应用效果很好。而当评价下纵膈处脊柱时，此时条件成立，由

于心脏阴影、大动脉和脊柱的叠加而需要更复杂的模糊估计，且计算时间也更长，此时更适合利用相关方法。0.94、0.0284 和 0.341 是在本方法的实验测试中通过一定数量的细算得出的参数。

(i)相关方法:

由样品图像获得下纵膈处的脊柱水平剖面模板。该模板只是一系列 n 像素数值， $P_T = [P(1), P(2), \dots, P(n)]$ ，如图 3 所示。

设图像第 j 行和第 i 列的像素值为 $P(i, j)$ 。对下纵膈处的每一条线（如 $j > 0.341 * H$ ），考虑连续像素窗口，即，

$$P_w(x, j) = [P(x+1, j), P(x+2, j), \dots, P(x+n, j)] \quad (1)$$

其中， $x = 0, 1, \dots, W-n$ 。相关系数 $C(x, j)$ 被定义为

$$C(x, j) = \begin{cases} 0 & , \text{如果 } \text{var}(P_w(x, j)) = 0 \\ \frac{\text{cov}(P_w(x, j), P_T)}{\sqrt{\text{var}(P_w(x, j)) \cdot \text{var}(P_T)}} & , \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中， $\text{cov}(a, b)$ 为向量 a 和 b 的协方差， $\text{var}(a)$ 是向量 a 的方差。第 j 行的 $C(x, j)$ 最大值为

$$C_j = \max C(x, j), \quad x = 0, 1, \dots, W-n \quad (3)$$

因此，估计的脊柱中心点为

$$x_j^c = x_{\max} + n/2 \quad (4)$$

其中 x_{\max} 是所有 x 的平均值，因而 $C(x, j) = C_j$ 。这样，该相关方法对于图像的每条线得出两个数值 (x_j^c, C_j) ，如表 1 所示。

(ii) 模糊估计

不同的器官、组织或物质依据其各自密度和厚度对 X 射线曝光具有不同程度的衰减。骨骼、软组织和空气应该由放射影像中不同范围的像素值来表示。我们可以把像素数据看作只表示一个单色图像平面，其中样本值意在在进行兴趣体积区 (VOI) 灰度转化后显为黑色，即 DICOM 标准中的光度解释等于 ‘单色 2’。骨骼、软组织和空气应分别用高、中、低范围的灰度像素值表示。然而，找到脊柱的中心点并不是如此直接，

因为该点不一定在高范围内具有最大像素值。因为神经模糊网络是一种智能模型，其包括定位 (localized) 基函数和训练权重[1,2]，脊柱图像的模式可以很容易地被融入该模型中。可以将基于已经广泛用于系统识别的神经模糊网络结构的模糊估计，用于寻找成为脊柱中心点的像素的似然，然后基于这些似然进行估计。

传统神经模糊网络的结构显示于图 4 中。假设神经模糊网络具有单一输出，输入空间由栅格描述，基函数的中心在栅格的各点上。B-样条 (B-Spline) 函数通常作为神经模糊网络的基函数[1-6]。

神经模糊网络的输出计算如下：

$$y(t) = Q(x(t)) = \sum_{i=1}^n \theta'_i \mu_i(x(t)) \quad (5)$$

其中， μ_i 和 θ'_i 分别为第 i 基函数和第 i 权重。数据可通过 N 对输入-输出对表示，如 $[x(1), y(1)]$, $[x(2), y(2)]$, ..., $[x(N), y(N)]$ 。输入-输出的映射关系表示为 $y=Q(x)$ 。对于 m 个多输出，映射关系为：

$$Q_k(x) = \sum_{i=1}^n \theta'_{ik} \mu_{ik}(x) \quad \text{其中 } k=1,2,\dots,m \quad (6)$$

为了估计脊柱的中心点，将输入 x 定义为一个变量，其代表沿胸部影像上的一条线的水平位置，输出 $Q_k(x)$ 表示作为基于输入 x 的脊柱中心点的水平位置 $(k+n/2)$ 的似然。假定 n 为偶数， $m=W-n$ 。权重 θ'_{ik} 为坐标 $(k-n/2+i-1, j)$ 上的像素值，即 $P(k-n/2+i-1, j)$ ，基函数 μ_{ik} 是一阶 B-样条 (B-Spline) 函数：

$$\mu_{ik}(x) = \begin{cases} 1 & ; \text{ 如果 } x \in \left[k - \frac{n}{2} + i - 1.5, k - \frac{n}{2} + i - 0.5 \right] \\ 0 & ; \text{ 其他} \end{cases} \quad (7)$$

图 5 为基函数的图示。

从图 5 可以看出，这种基函数具有一个重要特性，

$$\int_0^w \mu_{ik}(x) dx = 1 \quad \forall i, k \quad (8)$$

通过沿着图像第 j 条线对 $Q_k(x)$ 进行积分，并将 (8) 代入积分中， $(k-n/2+i-1, j)$ 的总似然 L_{kj} 为，

$$\begin{aligned}
L_{kj} &= \int_0^W \sum_{i=1}^n P\left(k - \frac{n}{2} + i - 1, j\right) \mu_{ik}(x) dx \\
&= \sum_{i=1}^n P\left(k - \frac{n}{2} + i - 1, j\right) \int_0^W \mu_{ik}(x) dx \\
&= \sum_{i=1}^n P\left(k - \frac{n}{2} + i - 1, j\right) \quad \text{其中 } k = 1, 2, \dots, W - n
\end{aligned} \tag{9}$$

注意，根据待检测特征的稀少度，可以利用高阶 B-样条(B-Spline)函数。然而，如果采取高阶 B-样条 (B-Spline) 函数，则总似然将更复杂，因此，计算时间更长。由于脊柱的像素值在灰度的高范围内，模糊估计的输出为水平位置 k 的平均值，其中总似然为最大值，即

$$x_j^f = \text{ave}\left(\arg \max_k L_{jk}\right) \tag{10}$$

注意，对于选择总似然的算子，如我们这里选用的‘arg max’，依我们想检测的特征而定，也可以随不同目标对象而改变。

因此，表示脊柱第 j 条线中心点的向量($u(j), v(j)$)为(x_j^f, j)或(x_j^c, j)，后者视相关方法得到的 C_j 值而定。

(b)代价函数的计算

脊柱侧凸的发病可在获得胸部影像的每条线的向量($u(j), v(j)$)之后而确定。通过归谬法进行确定，其中假设脊柱是正常脊柱，脊柱为近乎一条直线。在这种假设下，向量($u(j), v(j)$)能够符合下式的直线：

$$u = m \cdot v + c \tag{11}$$

下式给出零模型误差：

$$e(j) = u(j) - m \cdot v(j) - c \approx 0 \tag{12}$$

然而，数据不可避免的包括一定程度的噪音量，因此，这里采用了最小二乘法[7]以获得最吻合的直线。设胸部影像有 N 条线。根据式(12)，模型误差为：

$$\varepsilon = \begin{bmatrix} e(1) \\ e(2) \\ \vdots \\ e(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u(1) \\ u(2) \\ \vdots \\ u(N) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} v(1) & 1 \\ v(2) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ v(N) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m \\ c \end{bmatrix} = U - Vw \quad (13)$$

其中， $\varepsilon=[e(1),e(2),\dots,e(N)]^T$ ， $U=[u(1),u(2),\dots,u(N)]^T$ ， $V=[v(1),v(2),\dots,v(N)]^T$ ，且 $w=[m,c]^T$ 。根据最小二乘法， w 的最佳估计值为：

$$\hat{w} = (V^T V)^{-1} V^T U \quad (14)$$

从(13)和(14)可以得出，相应模型误差为：

$$\hat{\varepsilon} = U - V\hat{w} \quad (15)$$

为了评价数据吻合直线的程度，采用均方误差(M.S.E)：

$$M.S.E = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \hat{\varepsilon}(j)^2 = \frac{1}{N} \hat{\varepsilon}^T \hat{\varepsilon} \quad (16)$$

因此，通过代价函数将脊柱侧凸指数量化为均方误差。

M.S.E.的值可被分成 S 和 R 两个部分，即 $M.S.E.=S+R$ 。R 表示脊柱侧凸和噪音的可接受程度，S 表示脊柱侧凸的显著程度。R 值即误差水平是由专家确定的。R 值的确定方法如下：利用交互式用户界面来接收放射学家输入的数据。本智能系统此时处于训练模式，系统将呈现胸部放射影像集合及其相应的计算后的误差水平给放射学专家。放射学专家则评价该病例是否属于脊柱侧凸，因此在确定 R 值中放射学专家用其评价来训练该系统。放射学家利用现有的胸部放射影像的训练子集确定 R 值。例如，如果一名患者并不患有脊柱侧凸，从系统得到的 R 值为 70，放射学家在用户界面中选中“no”，则 $R=70$ 将被认为是正常的脊柱。或者，如果一张胸片显示脊柱侧凸，此时 $R=90$ ，专家确定存在脊柱侧凸，并选中“yes”，因此，当 $R=90$ 时，胸片被归类为脊柱侧凸。然后，系统根据一系列病例计算 R 值的平均值和标准偏差，从而获得 R 值，此时 R 值为平均值。阈值 R，即平均值 R 就是指示器，只要大于该值的图像，被分类为脊柱侧凸。

如果 $M.S.E.<R$ ，假设有效，则脊柱正常。如果 $M.S.E.>R$ ，脊柱不接近直线，根据归谬法，脊柱则异常。本智能系统的整个运行如图 6 所示。

本发明的智能系统的特征有：

- 1.早期检测特发脊柱侧凸
- 2.监测脊柱侧凸的发展状况和侧凸程度
- 3.基于 X-射线胸部影像，检测脊柱侧凸的严重程度，无需进一步对整个脊柱进行 X-照射，减少了辐射剂量
- 4.没有人为干预，从图像数据库中自动提取可能的脊柱侧凸图像

本发明智能系统的应用范围：

应用本系统是为了形成一种图像内容索引方法以从 PACS 中检索图像，从而实现：

- 1.开发基于内容智能图像检索方法
- 2.基于图像特征提供参照例以助临床诊断
- 3.为图像分析的图像数据研究提供一种方法

应用实施例

从香港理工大学的临床放射学中的 PACS 患者数据库中选出 100 例病例，其中一半为正常，另一半为脊柱侧凸。智能增强系统能准确地自动检测出具有脊柱侧凸的病例。结果与 Cobb's 角相关，Cobb's 角是一种表示脊柱侧凸弯曲度的指标，其通过直接测量放射影像胸片而得，正如解剖学家所测定的。

智能增强系统能够从 PACS 图像数据库中直接读出 DICOM 图像。胸部影像可被传送到应用服务器上，通过我们的系统进行筛选，或者我们的系统能直接读出图像服务器内的胸部影像，从而检测出脊柱侧凸。

在香港理工大学的装置中，胸部影像被传送到智能增强系统中的应用服务器上，从而检测胸片是否为脊柱侧凸。

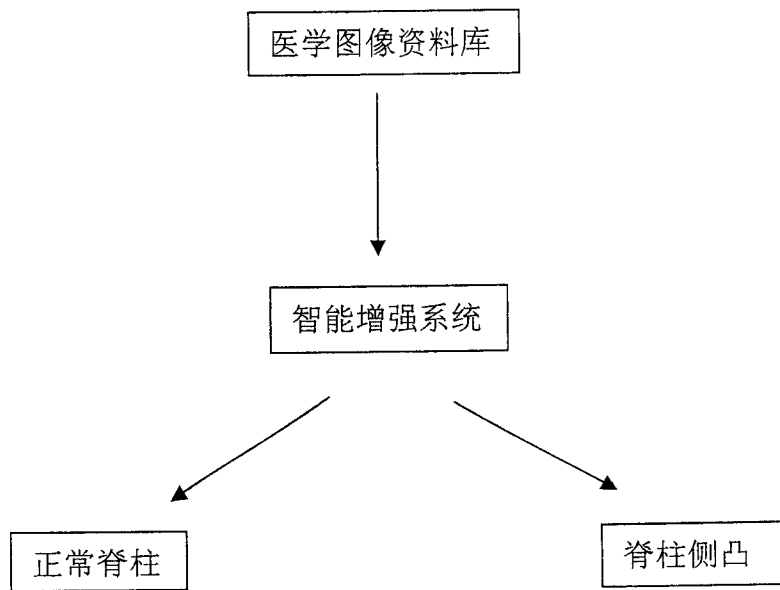


图 1

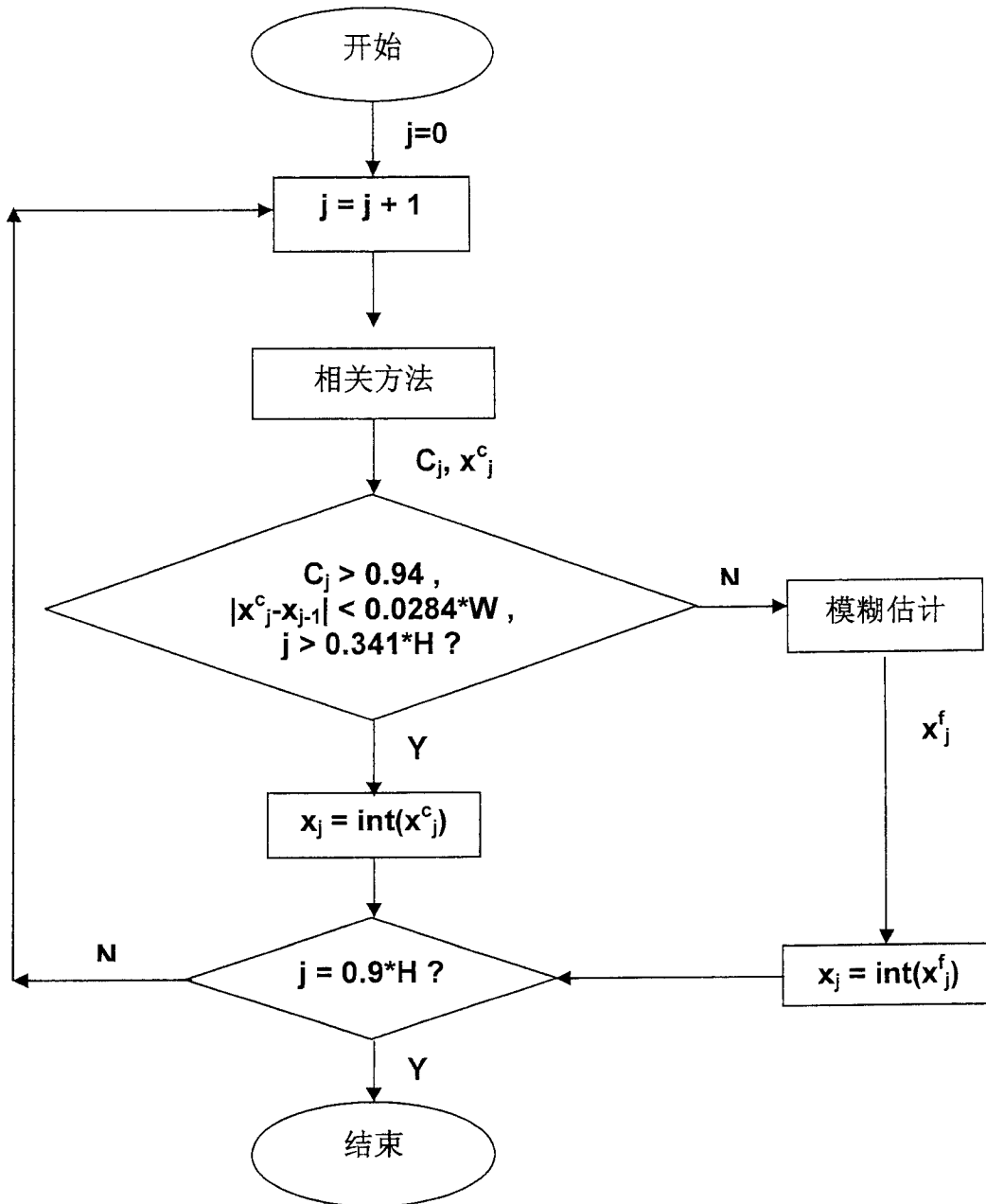


图 2

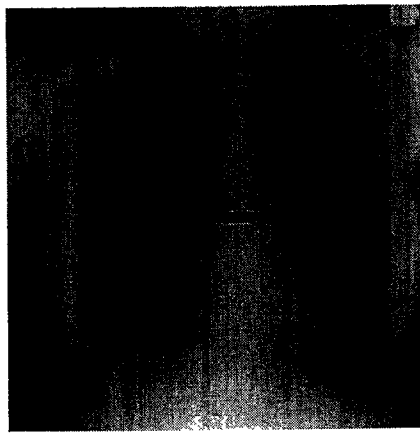


图 3a

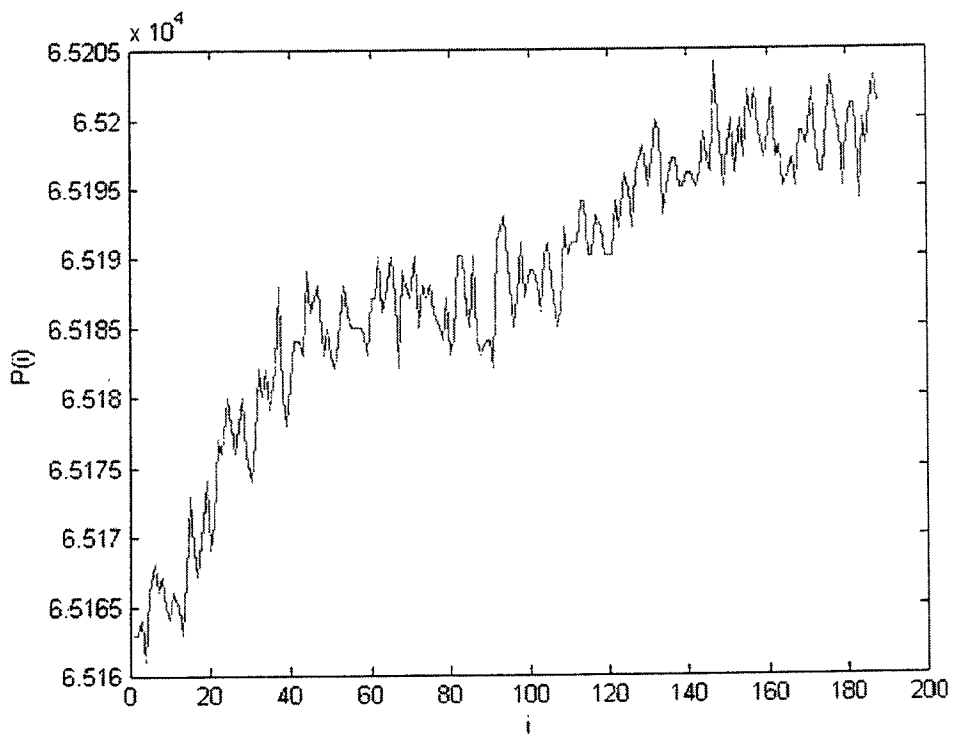


图 3b

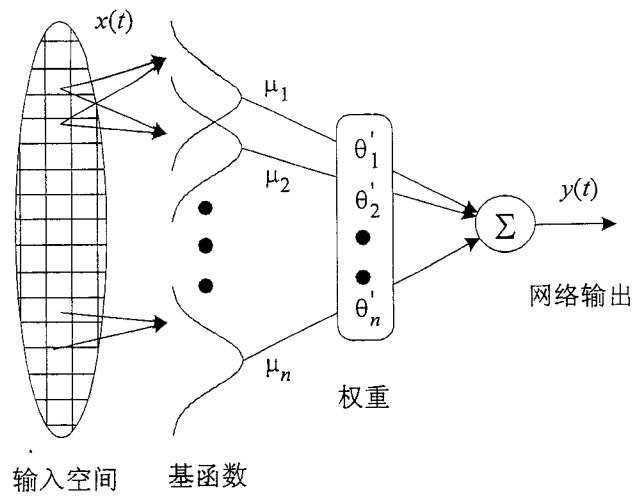


图 4

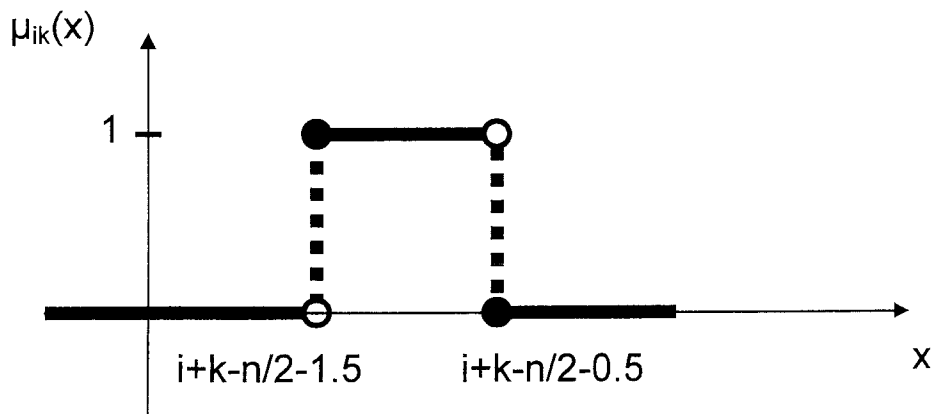


图 5

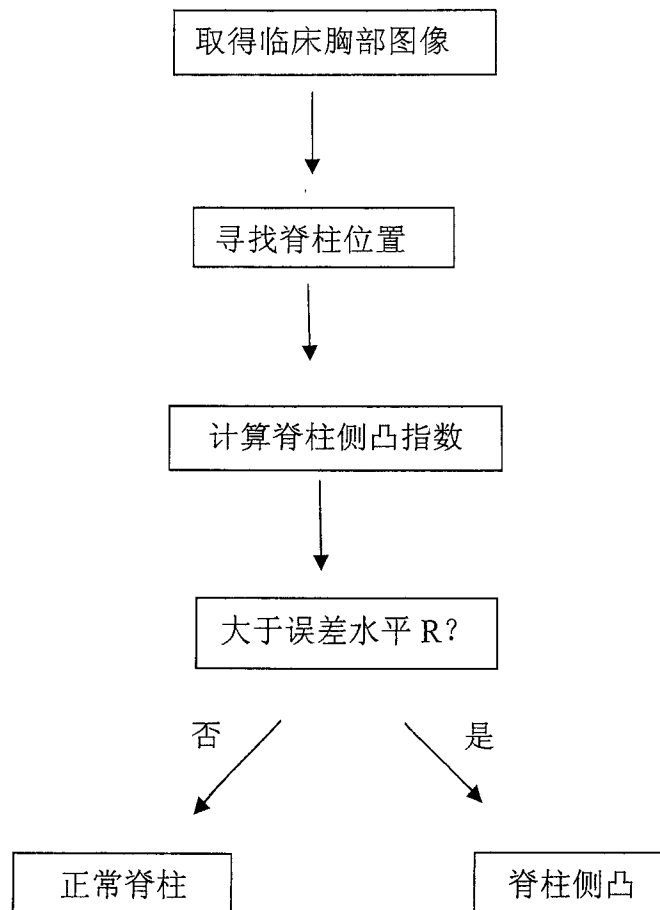


图 6