

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.

A61B 8/00 (2006.01)

G06T 3/00 (2006.01)

G06T 7/00 (2006.01)



[12] 发明专利申请公布说明书

[21] 申请号 200810063967.9

[43] 公开日 2008 年 8 月 13 日

[11] 公开号 CN 101238993A

[22] 申请日 2008.2.1

[21] 申请号 200810063967.9

[71] 申请人 哈尔滨工业大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市西大直街 92 号

[72] 发明人 王 强 沈 毅 金 晶 王 艳
冯乃章 马立勇

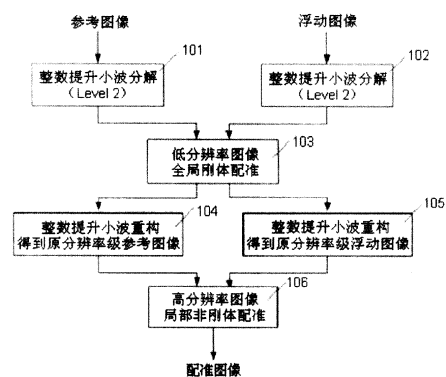
权利要求书 1 页 说明书 7 页 附图 7 页

[54] 发明名称

基于整数提升小波多分辨分析的医学超声图像配准方法

[57] 摘要

一种非刚体图像配准方法，属于医学超声图像处理领域。本发明针对以往非刚体超声图像配准计算复杂、内存需求量大的困难，提供一种基于整数提升小波的多分辨分析分层实现的超声图像配准方法，该方法利用整数提升小波对待配准图像进行两层分解，然后对分解后的近似图像进行低分辨率的全局刚体配准，再利用整数提升小波对分解配准后的图像进行图像原分辨率重构，最后在图像原分辨率级下进行局部非刚体配准，从而得到最终的配准图像。本发明用整数提升小波多分辨分析的方法来减少计算量，用多层分解、粗精结合的方法在计算复杂度和配准准确性方面取得统一，从而实现了不降低配准精度条件下，计算量的减少。本发明在图像处理领域有着广泛的应用前景。



1. 一种用于医学超声图像配准的方法，其特征在于：将待配准的浮动图像和参考图像进行整数提升小波多分辨分解，对分解后的图像进行近似刚体配准，然后利用整数提升小波对分解配准后的图像进行图像原分辨率重构，最后在图像原分辨率级下进行局部非刚体配准，从而得到最终的配准图像。
2. 根据权利要求1所述的医学图像配准方法，其特征在于：采用多层整数提升小波分解，以进一步减少计算量，分解的层数是计算量与配准准确度的一个折衷。
3. 根据权利要求1所述的医学图像配准方法，其特征在于：利用小波整数提升算法直接在时（空）域中分析问题，小波变换后的系数是整数，提升方案允许完全的原位计算，不需要附加内存，原始信号数据可直接被小波系数替换，其计算复杂度大为降低、计算量大为减少，同时易于硬件实现。
4. 根据权利要求1所述的医学图像配准方法，其特征在于：采用整数提升小波方法，图像的恢复质量与变换时采用何种边界延拓方式无关，能对任意尺寸图像进行变换，可实现图像的无失真重构，为分层粗精耦合配准创造了条件，同时也提高了图像配准的准确性。

基于整数提升小波多分辨分析的医学超声图像配准方法

技术领域

本发明涉及医学超声成像技术领域，尤其涉及一种医学超声图像的配准方法。

背景技术

医学超声成像是一种适用范围很广的诊断方法，具有无损伤、无电离辐射、使用方便等优点。图像配准具有重要的临床应用价值，不仅可以用于病症性状的诊断，还可以通过对病灶部位进行跟踪来引导治疗过程以及对治疗效果做出评价。在图像融合、三维图像重建以及外科手术导航中，广泛应用配准方法来定位图像之间的空间位置关系。

医学图像配准是指对于一幅医学图像(称为浮动图像)，寻求一种或者一系列的空间变换，使它与另一幅医学图像(称为参考图像)上的对应点达到空间上的一致，这里所要求达到的一致是指人体的所有解剖点或至少是具有诊断意义的解剖点在两幅图像中的空间位置是相同的。

图像配准一般由对参考图像和浮动图像分别进行特征空间(包括特征点或特征曲线/曲面或像素强度等)提取(其目的是选择配准中用到的特征)、选择搜索空间(即图像变换类型，包括刚体变换、仿射变换、投影变换和非线性变换等)与变换参数并计算浮动图像在给定变换下的变换图像、计算参考图像与变换后的浮动图像之间的相似度(如灰度平均差、相关系数、互信息等)、根据相似度对变换参数进行最优化搜索，相似度满足要求则配准完成，相似度不满足要求重新选择变换参数，迭代到来相似度满足要求为止。

由于超声图像以检测软组织、血流等弹性体为主，同时检测时医生往往根据自己对图像视觉的判断施加一定的外力，因此超声图像是典型的非刚体图像，其配准一般难度较大。

非刚性配准可以应用在同一对象同一成像模式的配准中，用于对疾病进行跟踪或对不同时间获取的序列图像进行对比研究。如对癌症患者的放射治疗进行跟踪，对于胸部、腹部或乳房等非刚性结构或器官，在移入或移出扫描仪时会产生非刚性形变；非刚性配准还可以应用在不同对象之间，在这种情况下非刚性配准不是考虑解剖结构的物理变形，而是考虑不同个体的解剖结构差异，而这种个体之间的解剖结构在尺寸、形状上的差异通常需要利用非刚性配准来实现。

目前非刚体图像的配准主要有两类方法，一类是基于物理模型的方法，如弹性变形物理

模型、粘性流体物理模型、光流物理模型等，这类方法主要通过偏微分方程图像的变形，通过迭代近似求解来寻找变换参数；另一类是基于参数化的空间变换方法，如高次（二次、三次、四次、五次等）多项式的变换模型、样条函数变换模型、径向基函数变换模型等，这类方法主要通过函数逼近来拟合被配准图像间的差异，采用优化算法来寻找变换参数。目前由于偏微分方程求解的困难，基于参数化的空间变换方法是非刚体图像配准的主要手段。

对于参数化的非刚体图像配准，配准算法的计算量一般是很大的，为了提高配准效率，可采用多分辨分析的分层配准策略进行图像配准。对于给定的图像，随着分辨率的降低，该图像的细节逐渐被移去，剩下的近似图像便构成了图像的多分辨率表示，对其进行变换和寻找变换参数计算量会明显降低。现有的多分辨分析方法使用的是基于傅立叶分析的第一代小波变换，即从频域对问题进行分析。在实际应用中，这种小波变换是通过卷积实现的，因此计算复杂、运算速度慢、对内存的需求量较大；而且这些小波基都是浮点数，量化过程中由于计算机的浮点舍入运算必然产生不同程度的失真，不利于图像的无损重构。

发明内容

本发明针对以往非刚体超声图像配准计算复杂、内存需求量大的困难，提供一种基于整数提升小波的多分辨分析分层实现的超声图像配准方法，该方法利用整数提升小波对待配准图像进行两层分解，然后对分解后的近似图像进行低分辨率的全局刚体配准，再利用整数提升小波对分解配准后的图像进行图像原分辨率重构，最后在图像原分辨率级下进行局部弹性配准，从而得到最终的配准图像。

整数提升小波是第二代小波，其继承了第一代小波的多分辨率特性，但其小波基的定义非常灵活，不一定是由某一确定的基本小波通过尺度和平移得到，且任何传统的小波（也称第一代小波）可以由第二代小波构造生成。整数提升算法直接在时（空）域中分析问题，摆脱了对频域的依赖，小波变换后的系数是整数，图像的恢复质量与变换时采用何种边界延拓方式无关，能对任意尺寸图像进行变换，提升方案允许完全的原位计算，即不需要附加内存，原始信号数据可直接被小波系数替换，它的计算复杂度是原有卷积算法的一半左右，因此运算效率高；同时提升方案能够将小波变换的滤波器输出从整数映射到整数，在减少计算复杂度、易于硬件实现的同时，实现图像的无失真重构，从而提高图像配准的准确性。

利用小波的多分辨分析可以减小图像的尺寸，减少迭代次数，进而达到减少计算时间的目的。利用小波的整数提升形式对图像进行两层分解，其原因是在计算效率和计算精度上做的一个折衷。如果只做一层小波分解，则图像的尺寸不能减少太多，而减少的时间还需要做多分辨分析的分解和重构，对整个算法的计算效率起不到太大的作用；而如果做更多层分析，

由于只对分解后的近似图像施加全局刚体变换，前后多层变换也不会对配准结果产生更大的益处，因此选择直接对浮动图像和参考图像做两层小波分解。

对于做过小波分解的低分辨率图像，对其进行全局刚体配准，可以得到两幅图像粗分辨率下的刚体配准的近似结果。由于刚体配准包含的变换未知参数少，因而局部化的优化算法可以更快地搜索到最优值，同时搜索到的最优值将作为后面弹性配准的初始值。这样做的计算开销会很小。

对全局刚体配准后的图像，利用小波的整数提升形式对其进行图像原分辨率重构，由于此时的原分辨率图像已经具有了较粗精度的配准，因而该原分辨率级图像可以作为下一步弹性图像配准的初始图像，其目的是减少参数的大范围搜索，以降低计算开销。

本发明提供的图像配准方法通过以下步骤实现：

第一步，将浮动图像和参考图像分别利用小波的整数提升形式对其进行小波分解

小波提升算法主要有分裂、预测和更新三个步骤。分裂是将数据分为偶数序列和奇数序列两部分；预测是用偶数序列预测奇数序列，得到的预测误差为变换的高频分量，预测环节被称为对偶提升；更新是由预测误差来更新偶数序列，得到变换的低频分量，更新环节在提升术语中称为原始提升。预测和更新可重复多次，最后还可能再经过一个缩放步骤，整个提升方案都是可逆的。

整数小波变换建立在提升方案的基础之上，通过对预测和更新的数值进行四舍五入取整运算来实现。虽然这种运算相当于对原来的小波滤波器系数做了改动，但仍然保留了小波的多尺度特性和区域相关性。整数小波变换后的系数都是整数，这使得所有的系数幅值可无量误差转化成二进制表示。整数小波变换前后的数值都是整数，可以无损地重构，且无须考虑数据的延拓方式。

(1) 整数提升小波分解

用 s_i 表示原始信号， d_i^0 表示分裂后的奇数样本， s_i^0 表示分裂后的偶数样本， s_{i+1} 表示经过整数提升的低频信号， d_{i+1} 表示整数提升后的细节信号， P 和 U 表示预测和更新算子。

分裂的目的是将信号分割成相互关联的两个部分，这两部分的相关性愈强，分割的效果越好。具体方法是把原始信号 s_i 按照排列的奇偶顺序，通过间隔抽取的方式分为两组样本集 d_i^0 和 s_i^0 ，其抽取公式为：

$$\begin{cases} d_i^0[n] = s[2n+1] \\ s_i^0[n] = s[2n] \end{cases} \quad (1)$$

该抽取充分考虑到了信号的局域相关性，为随后的预测和更新过程提供了基础。预测保持偶数样本 s_i^0 不变，利用插值细分来预测奇数样本 d_i^0 ，奇数样本 d_i^0 与预测值之间的差称为细

节系数，即

$$d_{i+1}^0[n] = d_i^0[n] - \left\lfloor \sum_k p[k] s_i^0[l-k] + \frac{1}{2} \right\rfloor \quad (2)$$

$p[n]$ 为插值系数， $\lfloor x \rfloor$ 操作为取整运算，其值为不大于 x 的最大整数，取整运算中的“1/2”作为修正值，目的是消除由于取整而引入的误差，以保证数据的完全重建，最后得到的 $d_{i+1}^0[n]$ 为小波系数。

更新是保持预测后的高频系数不变，利用插值细分来更新偶数样本 s_i^0 ，通过引入一个线性更新算子来保持原始数据集的整数特性（均值、消失矩等）不变。其更新公式为：

$$s_{i+1}^0[n] = s_i^0[n] + \left\lfloor \sum_k u[k] d_{i+1}^0[l-k] + \frac{1}{2} \right\rfloor \quad (3)$$

从频率分析的角度看，小波系数 d_{i+1} 被称为高频系数，表示原始数据的高频成分，即从 s_{i+1} 恢复到 s_i 时所需要的细节分量；而相应的 s_{i+1} 被称为提升系数，表示原始数据的低频成分。可见，基于提升结构的整数小波变换使得变换后的数据没有能量消失，能够完全被恢复，并且各环节的计算都可在原数据为上进行，进而节省系统内存。

（2）整数提升小波重构

对于提升小波算法，如果得到了前向变换，就可以立即得到逆向变换，需要做的只是改变预测和更新部分的加减符号，这是提升算法的一个优良特性。

整数提升小波的重构公式为：

$$\begin{cases} s_i^0[n] = s_{i+1}^0[n] - \left\lfloor \sum_k u[k] d_{i+1}^0[n-k] + \frac{1}{2} \right\rfloor \\ d_i^0[n] = d_{i+1}^0[n] + \left\lfloor \sum_k p[k] s_{i+1}^0[n-k] + \frac{1}{2} \right\rfloor \\ s_i[2n] = s_i^0[n] \\ s_i[2n+1] = d_i^0[n] \end{cases} \quad (4)$$

（3）预测和更新算子

预测是利用偶数序列样本来预测奇数序列样本，在提升算法中，预测有两方面的作用：其一是，可以用紧凑的形式来表示数据，一般来说，由于信号 $s[n]$ 都是具有局域相关性的，因此，预测误差的数值总是要比奇数样本小得多，也就是说，用偶数样本和误差样本来表示信号 $s[n]$ ，要比用偶数样本和奇数样本一起表示紧凑的多；其二是可以在空间域内分离出信号 $s[n]$ 的高频分量，在预测时，由于总是用过奇数序列和偶数序列样本的一条平滑曲线来预测他们的中间点（奇数样本序列），这里平滑意味着低频，而预测误差则意味着信号 $s[n]$ 在一

个局部区域与自己低频分量的误差，因此预测误差可以看成是信号 $s[n]$ 的高频分量。也正是因为如此，在提升格式中，将预测误差称之为信号的小波系数。

更新是用预测误差来修正偶数样本，以使得修正后的偶数样本只包含信号 $s[n]$ 的低频成分。更新的过程直观来看，可以理解为用一条平滑拟合曲线来对信号 $s[n]$ 进行包络，从数学上来讲，就是要使更新的样本和原始信号 $s[n]$ 具有相同的低阶消失矩。这样，更新样本是原信号的平滑拟合，因此更新后的样本被称为原信号的低频分量。

提升方法设计小波有很大的灵活性，原则上能够设计任何线性、非线性、空间可变的预测算子或更新算子以满足不同场合的应用。

为了达到进一步降低图像配准计算量的目的，可采用多层小波分解的形式，即在一次分解后，再实施分解，考虑计算时间和精度的折衷一般为两层。

第二步，将分解后的低分辨率图像进行全局刚体粗配准

将第一步得到的浮动图像与参考图像分解后的结果，即两幅低分辨率的图像，进行全局刚体近似配准的近似结果，并将此配准结果作为后续配准的初始值。全局刚体配准方法可采用一般的刚体配准方法，如利用非线性相关系数作为配准测度，结合下山式单纯形法进行未知参数优化。由于刚体配准包含的变换未知参数少，因而局部化的优化算法可以更快地搜索到最优值。

第三步，对刚体近似配准后的图像进行原分辨率重构

全局刚体配准后，利用小波的整数提升形式对分解配准后的图像进行了图像原分辨率重构。这时的原分辨率图像已经具有了较粗精度的配准，因而该原分辨率级图像可以作为下一步非刚体图像配准的初始图像。整数提升小波重构算法同第一步中的有关算法。

第四步，在图像原分辨率级下非刚体图像配准

在图像原分辨率级下，以刚体图像的近似粗配准为初始值，对浮动图像和参考图像进行非刚体局部精配准。配准方法可以采用基于参数化的空间变换的非刚性图像配准方法，如基于径向基函数的参数化配准方法。基于径向基函数的参数化变形既可以模拟全局的非刚性形变，也可以模拟局部的非刚性形变，因此既可用于全局配准也可用于局部配准。二次函数、逆二次函数、高斯函数以及薄板样条函数都可以作为图像配准中使用的径向基函数。

本发明的配准四个步骤要由有较强计算能力的计算机离线实现，主要用于图像的分析与诊断；或由嵌入式系统辅助在线实现，主要用于在线辅助诊断。

附图说明

图1 为基于整数提升小波多分辨分析的医学超声图像配准方法的原理框图。

图 2 为分层分解粗精耦合配准方法示意图。

图 3 为基于整数提升形式的小波分解示意图。

图 4 为基于整数提升形式的小波重构示意图。

图 5 为基于提升小波的超声图像多分辨分解流程图。

图 6 为三幅需要配准的甲状腺超声图像。

图 7 为不同分辨率级别下两组配准图像的迭代次数。

图 1 中:

- 101 参考图像的整数提升小波分解算法
- 102 浮动图像的整数提升小波分解算法
- 103 分解后低分辨率参考图像与浮动图像的全局刚体配准算法
- 104 用整数提升小波重构实现原分辨率级参考图像
- 105 用整数提升小波重构实现原分辨率级浮动图像
- 106 高分辨率图像的局部配准算法

图 2 中:

- 201 全局刚体粗配准算法
- 202 局部非刚体精配准算法

图 3 中:

- 301 整数提升小波的分裂算子
- 302 整数提升小波的预测算子
- 303 整数提升小波的更新算子

图 4 中:

- 401 整数提升小波的更新算子
- 402 整数提升小波的预测算子
- 403 整数提升小波的合并算子

图 5 中:

先进行行提升, 再进行列提升

图 6 中:

从左至右分别为参考图像和两个不同变形的浮动图像, 图像的尺寸为 512×512 。

具体实施方式

以下结合附图对本发明的具体实施方式作进一步的详细说明。

整个配准过程如图 1 所示。待配准的参考图像和浮动图像要经过小波分解、近似图像的全局刚体粗配准、粗配准结果图像的小波重构、原分辨率级下非刚体局部配准四个过程。采用的是二层粗精耦合配准方式，其方法如图 2 所示。

待配准参考图像和浮动图像的整数提升小波分解，使用的是双正交 bior4.4 小波的整数提升形式，分解过程如图 3 所示。对图像进行的是二层小波分解，图 5 给出了一幅肝静脉超声图像的分解流程图。

近似图像的全局刚体粗配准，是在低分辨率下完成的，使用的是基于互信息的刚体配准方法，参数搜索采用下山式单纯形法。

粗配准结果图像的小波重构，使用的是双正交 bior4.4 小波的整数提升形式，重构过程如图 4 所示。

原分辨率图像的非刚体局部配准，是在原分辨率级下完成的，采用的是基于径向基函数变换模型的参数化非刚体图像配准方法。

图 6 给出了三幅甲状腺的超声图像，从左至右分别为参考图像、变形较小的浮动图像、变形较大的浮动图像，图像的尺寸为 512×512。将参考图像与变形较小的浮动图像编为一组，称为第一组；将参考图像与变形较大的浮动图像编为一组，称为第二组。对第一组和第二组分别进行一层和二层小波分解，采用的是双正交 bior4.4 小波的整数提升形式。两组图像分别在原分辨率级、一层分解的情况下、二层分解的情况下，进行配准，采用的是基于互信息的刚体配准方法，参数搜索采用下山式单纯形法。图 7 分别给出了两组图像配准时，在相同配准精度要求下，配准时参数搜索所需要的迭代次数，此图说明了随着分解层数的增加迭代次数随之减少，亦即配准计算量也将减少。

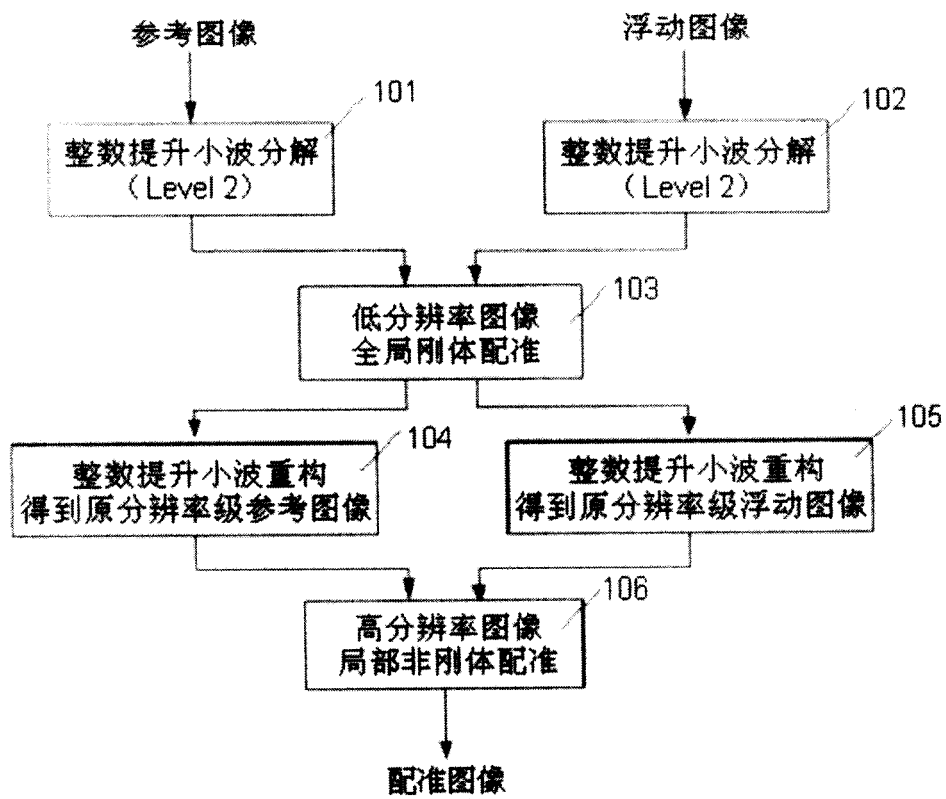


图 1

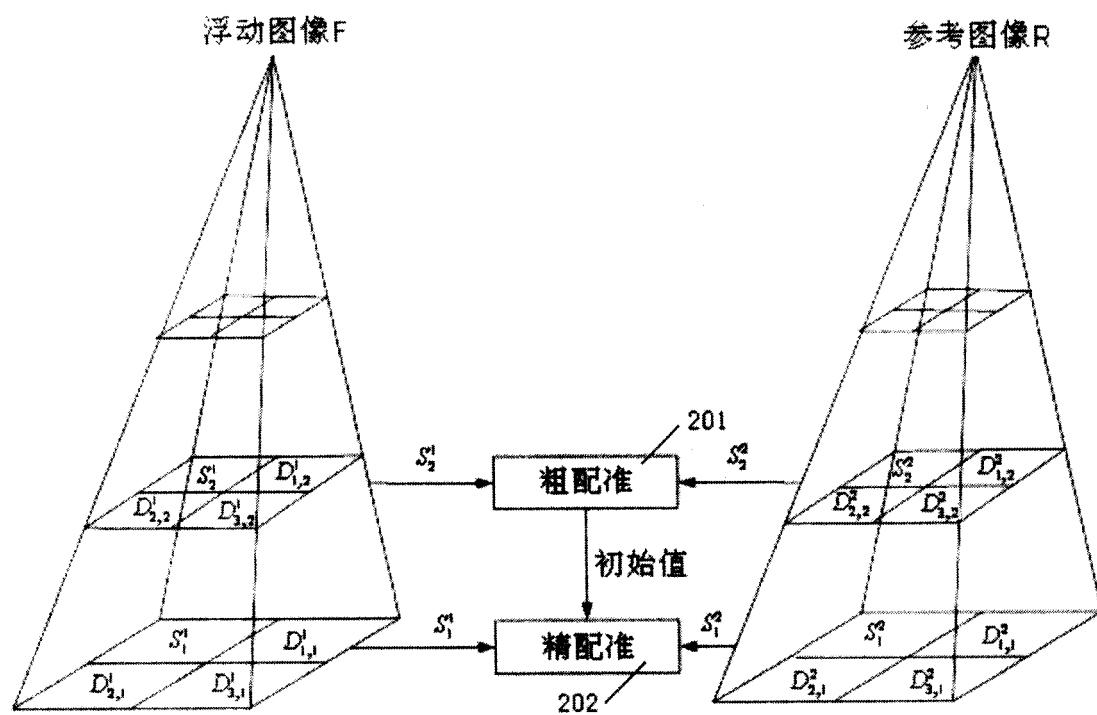


图 2

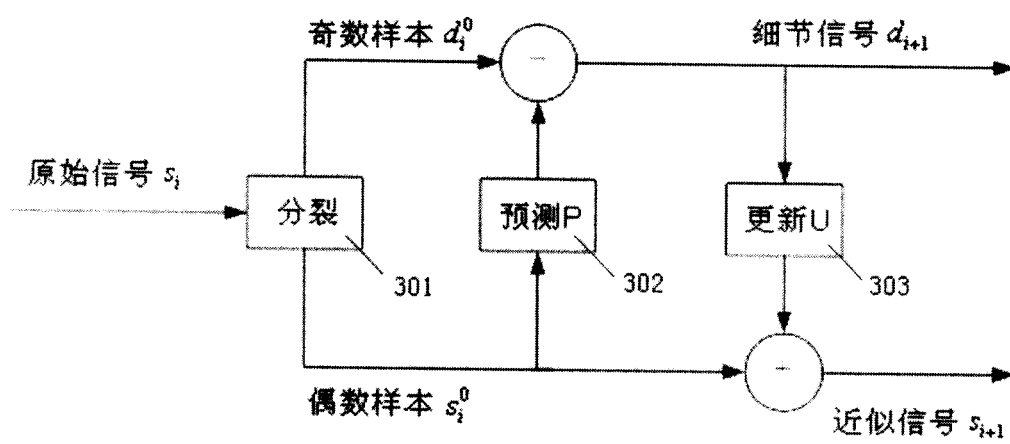


图 3

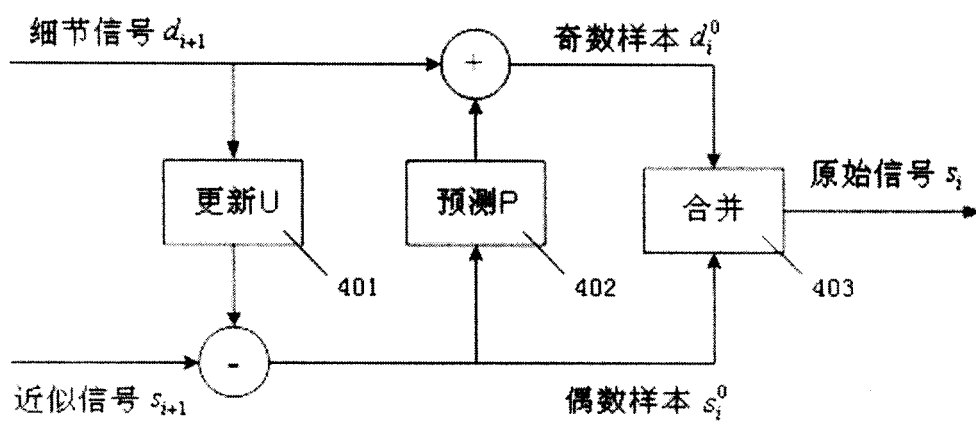


图 4

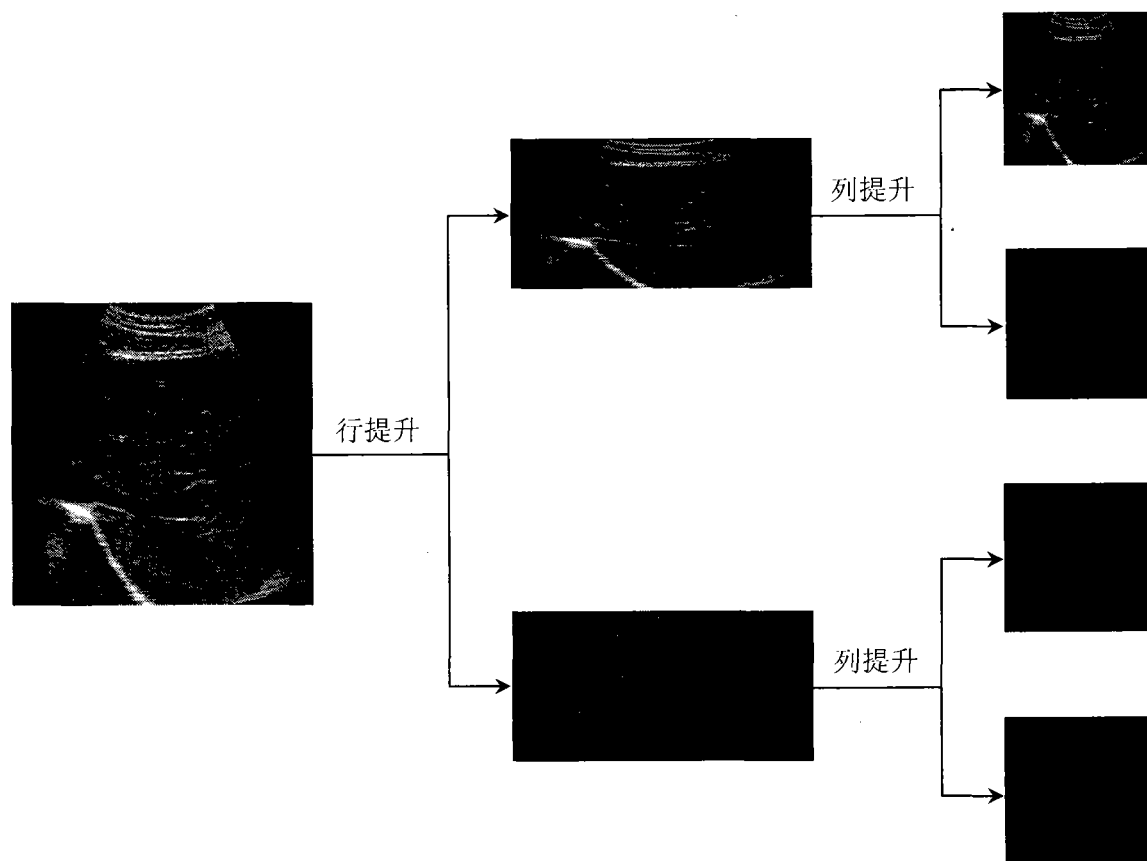


图 5

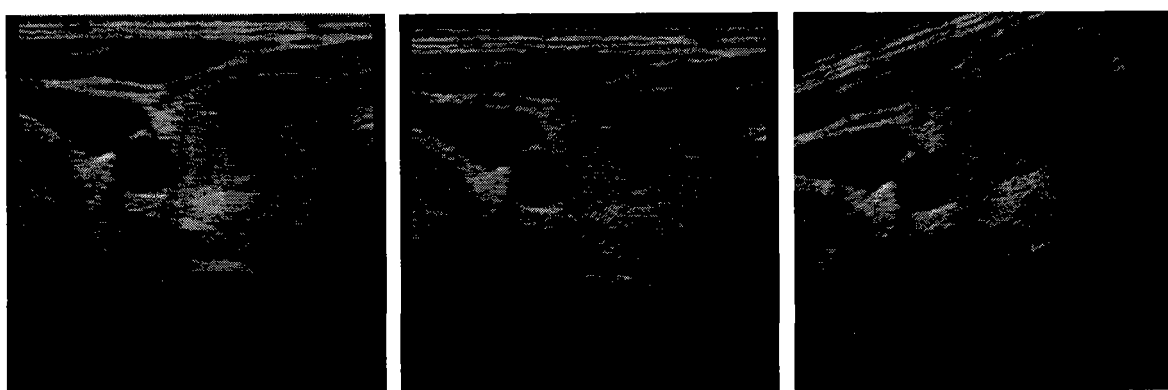


图 6

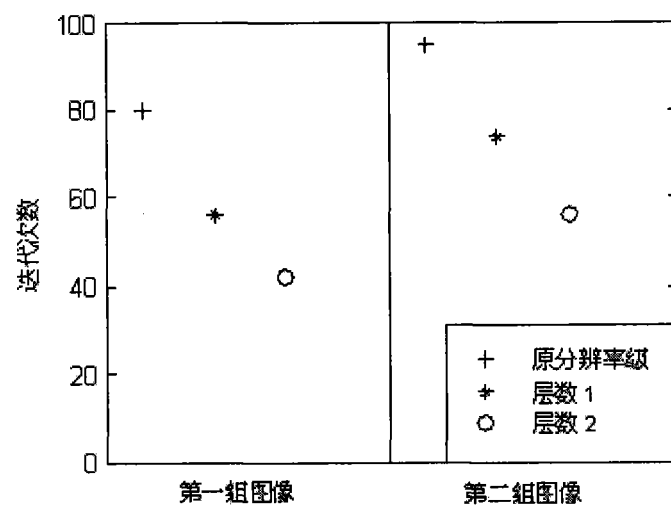


图 7

专利名称(译)	基于整数提升小波多分辨分析的医学超声图像配准方法		
公开(公告)号	CN101238993A	公开(公告)日	2008-08-13
申请号	CN200810063967.9	申请日	2008-02-01
[标]申请(专利权)人(译)	哈尔滨工业大学		
申请(专利权)人(译)	哈尔滨工业大学		
当前申请(专利权)人(译)	哈尔滨工业大学		
[标]发明人	王强 沈毅 金晶 王艳 冯乃章 马立勇		
发明人	王强 沈毅 金晶 王艳 冯乃章 马立勇		
IPC分类号	A61B8/00 G06T3/00 G06T7/00		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种非刚体图像配准方法，属于医学超声图像处理领域。本发明针对以往非刚体超声图像配准计算复杂、内存需求量大的困难，提供一种基于整数提升小波的多分辨分析分层实现的超声图像配准方法，该方法利用整数提升小波对待配准图像进行两层分解，然后对分解后的近似图像进行低分辨率的全局刚体配准，再利用整数提升小波对分解配准后的图像进行图像原分辨率重构，最后在图像原分辨率级下进行局部非刚体配准，从而得到最终的配准图像。本发明用整数提升小波多分辨分析的方法来减少计算量，用多层分解、粗精结合的方法在计算复杂度和配准准确性方面取得统一，从而实现了不降低配准精度条件下，计算量的减少。本发明在图像处理领域有着广泛的应用前景。

