



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102247172 A

(43) 申请公布日 2011.11.23

(21) 申请号 201110086999.2

(22) 申请日 2011.02.08

(30) 优先权数据

12/701755 2010.02.08 US

(71) 申请人 通用电气公司

地址 美国纽约州

(72) 发明人 G·斯瓦米 P·穆克赫吉

J·班纳吉 S·蒂鲁文卡达姆

(74) 专利代理机构 中国专利代理(香港)有限公司 72001

代理人 朱海煜 王洪斌

(51) Int. Cl.

A61B 8/08 (2006.01)

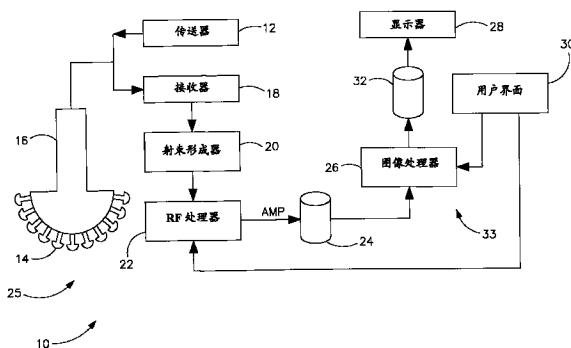
权利要求书 1 页 说明书 13 页 附图 4 页

(54) 发明名称

自动化胎儿胎龄评估的系统和方法

(57) 摘要

本发明涉及一种自动化胎儿胎龄评估的系统和方法。一种超声系统，包括：包括多数传感器元件的传感器阵列，其配置为采集对象的图像数据；显示系统，其用于基于采集的图像数据来显示对象图像；以及图像处理器模块。该图像处理器模块编程为计算图像的曲率，并基于计算得到的曲率以及基于对象的已知特征趋势来识别对象特征。



1. 一种超声系统 (10) 包括：

传感器阵列 (16), 其包括多数的传感器元件 (14), 其配置为采集对象的图像数据；

显示系统 (28), 其用于基于所采集的图像数据来显示对象图像；以及

图像处理器模块 (26), 其编程为：

计算图像的曲率 (108)；以及

基于所述计算得到的曲率以及基于所述对象的已知特征趋势来识别对象特征 (114)。

2. 如权利要求 1 所述的系统 (10), 其中所述图像处理器模块 (26) 编程为在计算所述图像的曲率 (108) 之前使所述图像扩散 (106)。

3. 如权利要求 1 所述的系统 (10), 其中所述对象特征是对象长度和对象尺寸中之一。

4. 如权利要求 1 所述的系统 (10), 其中所述图像处理器模块 (26) 编程为基于计算得到的梯度向量场的发散性来计算二值化图像数据 (110)。

5. 如权利要求 4 所述的系统 (10), 其中所述图像处理器模块 (26) 编程为基于所述计算得到的二值化图像数据计算所述对象长度和所述对象直径中之一。

6. 如权利要求 1 所述的系统 (10), 其中所述对象是胎儿内的股骨和颅骨中之一。

7. 如权利要求 1 所述的系统 (10), 其中所述图像处理器模块 (26) 编程为基于多个成像参数计算规格化分数 (212), 并基于所述规格化分数来识别对象为股骨。

8. 如权利要求 7 所述的系统 (10), 其中所述多个成像参数包括对象的平均强度、对象的长宽比、对象质心离探头角度的边缘的距离、对象边缘的相位对称性以及沿对象的最大尺寸的取向分段。

9. 如权利要求 1 所述的系统 (10), 其中所述已知的特征趋势包括多项式形状和椭圆形中的至少一个。

自动化胎儿胎龄评估的系统和方法

技术领域

[0001] 本发明的实施例大体上涉及超声成像,更特别地,涉及自动评估人胎龄的设备及方法。

背景技术

[0002] 众所周知,在超声成像中产生一系列高频声脉冲,并且这些脉冲在它们的路径上从不同的对象“弹回”或反射回来。具体地,患者身体中的不同结构表现出不同等级的阻抗,并且当超声信号接触这些结构之间的阻抗边界时产生超声回声。测量发射脉冲和接收到相应的回声之间的间隔,来确定脉冲源和回声从其产生的阻抗边界之间的距离。另外,回声的相对强度携带与引起回声的组织性质有关的信息。不同的组织对于超声信号表现出不同等级的阻抗。因此,例如,在肌肉组织和骨之间的边界存在变化的的阻抗差,其与脂肪组织和器官组织之间的边界形成对照。因此,当超声撞击肌肉组织和骨之间的阻抗边界时,产生比当超声脉冲撞击脂肪组织和器官组织之间的阻抗边界时产生的回声更强的回声。最终,由这些接收到的回声中每个组合的镶嵌图(反映引起回声的对象的位置和性质)构成通过使用超声成像而获得的多维图像。

[0003] 典型地,超声图像日常用于评估胎儿的生长以及确定或预测胎儿的胎龄(GA)。胎儿解剖学的特定特征(例如头部、腹部或股骨等)从二维或三维图像数据的超声测量以用于确定GA、评估生长模式以及识别异常。

[0004] 在一个例子中,在第二和第三妊娠期中,股骨长度的测量是胎儿生长的重要指标。在通常的临床实践中,超声传感器在腹部上移动,直到在标准扫描平面内股骨是可视的,在该标准扫描平面内骨表面与超声射束接近于垂直。然后,股骨的长度通过在可视显示器(其具有连入图像显示站的类似鼠标的机构)上指示它的端点来测量。从标准产科(OB)表格读出对应于该测量的GA。典型地,股骨长度测量牵涉由训练有素的超声波记录人员进行的手动测量。

[0005] 在另一个例子中,胎儿头部周长也是GA的指标,并且也可以用于度量胎儿生长模式中的异常。典型地,胎儿头部周长测量也牵涉由训练有素的超声波记录人员进行的手动测量。

[0006] 胎儿超声图像总会受到能够降低诊断能力的许多因素污染。该因素包括但不限于由于腹部脂肪层导致的近场模糊、不可预知的移动、胎儿的肢体位置以及普遍存在的斑点噪声。操作者的可变化性也限制了超声图像和测量的可再现性。在改善临床工作流程的鲁棒性和准确性方面的早期努力倾向于集中在半自动方法上,其包括例如股骨分割。该半自动方法包括在手动初始化位于股骨上的点之后的例如最大似然估计或形态学算子等方式。其它方式使用模式识别技术,其具有使用数百个训练数据集产生的代表若干图像特征的分类器。

[0007] 作为一个例子,在胎儿股骨评估情况中,已知的方法包括形态学滤波,其中图像首先用大的结构化要素销蚀,并且从原始图像中减去滤波后的图像来强调和分割股骨区域。

在另一个已知的半自动方法中,使用者在超声图像中标记股骨区域内的点,之后算法利用最大似然框架来分割整个股骨。股骨评估的再另一已知方式基于训练范例,其中一组例如具有标记的股骨的 1000 幅图像用于训练概率增强树。之后该训练模型的参数用于估计测试图像中的股骨长度。再另一已知的方式包括在形态和计算上分割股骨。

[0008] 此外,在头部周长和左右颅顶骨直径的评估情况中,已知方法包括通过使用称为主动轮廓模型化的计算机视觉技术来检测胎儿颅骨的内外边界的自动计算。另一个方法基于基于形态的算法以便在超声图像中识别胎儿头部轮廓,细化它的形状并对不规则进行补偿,之后测量它的尺寸。在另一个基于学习方式的方法中,通过概率增强树中的鉴别分类器来获得使用者注解的训练数据并进行分类。

[0009] 再另一个方式基于来自回波描记图像的胎儿解剖结构的分割。在该方式中,估计且然后测量胎儿身体的颅骨横截面轮廓。轮廓估计表达为统计估计问题,其中轮廓及观测模型参数都是未知的。观测模型在概率方面使观测到的图像与基本轮廓相关。该似然函数来自于基于区域的统计模型,并通过确定性迭代算法根据最大似然准则估计轮廓及观测模型参数。

[0010] 然而,以上过程趋于耗时,可能包括用户介入或经过训练的超声波记录人员,可能受到操作者可变性的影响,或者可能易于产生错误检测。在偏远或乡村市场,获得由经过训练的超声波记录人员或超声技师的服务是特别困难的,使得偏远区域服务不足或服务不周到。

[0011] 因此,为了更好地估计胎儿的胎龄并克服前述缺点,改善超声图像的可视化技术将是可取的。

发明内容

[0012] 本发明的实施例针对用于超声成像、更具体地自动测量胎儿胎龄的方法和设备。

[0013] 根据本发明的方面,超声系统包括:包括多数传感器元件的传感器阵列,其配置为采集对象的图像数据;显示系统,其用于基于采集的图像数据来显示对象图像;以及图像处理器模块。该图像处理器模块编程为计算图像的曲率,并基于计算得到的曲率和对象的已知特征趋势来识别对象特征。

[0014] 根据本发明的另一方面,一种超声图像处理方法包括:获得胎儿的至少一部分的图像,计算在图像中的每个点的曲率,以及基于计算得到的曲率及基于胎儿的已知临床特征来计算对象特征。

[0015] 根据本发明的又另一方面,一种计算机可读存储介质,在其上存储包括指令的计算机程序,当由计算机执行该指令时,使计算机获得胎儿的图像,计算在图像的点上的曲率,并基于计算的曲率以及基于在另一个临床设置中获得的一个或多个胎儿特征来计算胎儿的特征。

[0016] 这些以及其它的优点和特征将从接下来本发明优选实施例的详细描述(其连同附图提供)更容易理解。

附图说明

[0017] 图 1 是根据本发明实施例的超声系统的示意框图。

- [0018] 图 2 图示根据本发明的实施例用于确定胎龄的技术。
- [0019] 图 3 图示根据本发明的实施例用于基于股骨测量确定胎龄的技术。
- [0020] 图 4 图示根据本发明的实施例用于基于颅骨测量确定胎龄的技术。

具体实施方式

[0021] 根据本发明的实施例，提供超声系统，其用于自动检测与测量胎儿的股骨与颅骨中之一，并由此自动估计胎儿的胎龄。

[0022] 根据本发明的实施例，图 1 图示包括传送器 12 的超声系统 10，该传送器 12 驱动超声传感器 16 中的元件 14 (即传感器元件) 阵列，以发射脉冲超声信号进入人体或成像体积。该元件 14 可设置成例如一维或二维。每个超声传感器 16 具有限定的中心操作频率和带宽。超声信号从人体内的结构 (像脂肪组织或肌肉组织) 反向散射以产生返回到元件 14 的回声。该回声由接收器 18 接收，并通过射束形成电子器件 20 以从由超声传感器 16 接收的原始声音数据采集图像数据。射束形成电子器件 20 执行射束形成功能并输出 RF 信号，其然后通过 RF 处理器 22。该 RF 处理器 22 可包括复解调器 (未示出)，其解调 RF 信号以形成代表回声信号的 IQ 数据对。还可包括增益及 TGC/LGC 控制单元来调节信号幅度。可进一步对 RF 信号或 IQ 数据对进行滤波、抽取、包络检测及压缩以形成压缩包络数据。根据本发明的实施例，图像帧数据集 (即图像数据) 接着路由到存储器 24 以供存储或直接到图像处理器模块 26。如图 1 所示，部件 12-22 构成了前端硬件 25。

[0023] 根据本发明的实施例，图像处理器模块 26 配置成处理采集的超声信息 (即图像帧数据集)，并准备超声信息帧以用于在显示器 28 上显示。当接收到回声信号时，采集的超声信息可在扫描会话 (scanning session) 期间实时处理并显示。另外或者备选地，超声信息可在扫描会话期间存储到存储器 24 中，然后在离线操作中处理并显示。

[0024] 处理器模块 26 连接到用户界面 30，其可控制处理器模块 26 的操作。显示器 28 包括一个或多个监视器，其向使用者呈现包括诊断超声图像的患者信息以用于诊断和分析。存储器 24 和存储器 32 中的一个或两个可存储超声数据的数据集，其中访问这样的数据集以呈现二维和三维图像。还可随时间采集并存储多个连续的三维数据集，以便提供实时的三维或四维显示。使用用户界面 30 可对图像进行修改，以及手动调节显示器 28 的显示设置。如图 1 所示，部件 24-32 共同构成了后端电子设备 33。

[0025] 图 2 图示根据本发明的实施例用于确定胎龄 (GA) 的技术 100。技术 100 包括但不限于基于确定的股骨长度以及基于确定的颅骨直径来计算 GA。对于股骨长度计算及由此确定的 GA 的更具体的细节将关于图 3 图示，对于颅骨直径计算及由此确定的 GA 的更具体的细节将关于图 4 图示。

[0026] 技术 100 包括用于从超声图像数据中自动识别对象特征并由此计算 GA 的一般技术。技术 100 开始于步骤 102，并且在步骤 104 获得超声图像数据。在步骤 104 获得的超声图像数据可包括二维或三维的超声数据。在本发明的实施例中，扩散算子 (diffusion operator) 可选择地应用于该超声数据以在超声图像数据中定位声密集对象。

[0027] 该方式以超声图像中噪声的拓扑结构比物理对象的拓扑结构对扩散更为敏感的了解为前提。对具有高特性阻抗的结构 (其尺寸远大于波长) (例如骨等) 超声成像产生相对高强度的镜像回声信号。在另一方面，微小的和 / 或具有弱阻抗的解剖特征产生扩散

回声或被环境噪声抑制的低强度的镜像回声。因此,扩散算子的应用可以显著改变以扩散和 / 或微弱回声为特征的超声图像中的区域的拓扑结构。由于某些区域中的拓扑结构响应于多级扩散而显示更大的变化性,使用拓扑结构中的方差作为外点拒绝可用作外点拒绝策略,以在某些应用中、例如在胎儿头部检测中便于对象检测(作为预处理步骤 106)。如此一来,步骤 106 可选择地在对扩散敏感的区域的成像应用中执行。

[0028] 在步骤 108 计算输入图像中每个点的曲率。在一个例子中,曲率使用如下等式来计算:

$$[0029] \quad curv_{xy} = \frac{\nabla \left(\frac{\partial I_{xy}}{\partial x} \hat{x} + \frac{\partial I_{xy}}{\partial y} \hat{y} \right)}{\sqrt{\left(\frac{\partial I_{xy}}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial I_{xy}}{\partial y} \right)^2}}; \text{等式 (1)}$$

[0030] 其中, x、y 指像素位置坐标。一旦计算出曲率,舍弃阈值曲率以上的图像像素(设置为 0)。在一个实施例中,舍弃曲率大于 -0.1 的像素;然而,要理解其它阈值可根据本发明使用,也可采用用于计算曲率的其它已知的方法。

[0031] 除曲率阈值外,所有强度低于某个指定阈值的图像像素也被舍弃。在一个实施例中,强度阈值基于 8 位整数范围来设置,具有强度低于 8 位范围的一半的图像像素被舍弃或者设置为 0。在另一实施例中,使用例如 Otsu 或 K 均值阈值等自动化技术从图像数据中自动确定强度阈值。在步骤 110,在曲率阈值步骤或强度阈值步骤中未舍弃的图像像素设置为高的值(例如一等),并且产生二值化图像数据或二值化图像。此外,要理解本发明本质上并不局限于产生二值化数据,而是可产生并使用任何数据,其可分成或另外归入不同的数据集中。例如,数据可基于给定的阈值设置为不同颜色或灰度。

[0032] 图像或图像数据中的对象特征可基于对象的已知临床特征信息或已知特征趋势来确定,如步骤 112 中说明的那样。例如,获得的临床信息包括但不限于典型的股骨曲率或轮廓,或典型的颅骨形状(如椭圆形状)。基于这些轮廓,二值化图像或图像数据中的分量可在步骤 114 中自动地选择、连通和识别以产生与已知临床特征最佳匹配的分量组合。

[0033] 在一个实施例中,步骤 114 包括选择最小数目的点(即内点)来确定用于匹配已知临床特征的模型参数,解出了模型参数。从全部点集中寻找符合预定容差的点的数目,接着将它们加入内点列表中。如果内点数目超过预定的阈值,然后使用已识别的内点来重新估计模型参数。一旦完成,模型参数附加到模型集并具有关联基数,并且步骤 114 的这些步骤根据需要重复。从包括参数的模型集中向下选择模型,这些参数是跨越相同位置处的具有相似形状和尺寸的一族扩散图像一致地找到参数。在该向下选择的模型中,选择具有最大基数的模型。

[0034] 一旦分量结合为单个对象,或者识别单个对象,该对象然后可自动测量。如将关于图 3 和 4 图示的,这样的对象例如可是股骨或颅骨,并且从其测量的特征或者另外在步骤 114 识别的特征可分别是股骨长度或颅骨直径。

[0035] 根据本发明的实施例,在步骤 114 中识别对象并且确定其的特征后,对象或胎儿的 GA 可在步骤 116 确定。基于历史观测值(例如股骨长度和颅骨直径作为示例),如本领域中理解的,测量到的数据可用于由此获得 GA。因此,要理解一旦根据本发明自动识别和测量对象特征,输出可同样基于其的历史数据自动确定。如此,根据本发明的实施例,GA 可基

于对象特征和基于历史数据自动确定并呈现。此外,要理解替代或除在步骤 116 输出 GA 以外,技术 100 可输出在步骤 114 计算出的对象特征。这样,基于自动测量的特征或从超声测量中获得的特征,可请临床专家或者另外可用的来分别确定 GA。技术 100 终止于步骤 118。

[0036] 因此,技术 100 在跨越给定位置的一族图像一致地找到的某类形状内寻找对象实例,并且技术 100 能够由此自动计算 GA。如下文关于图 3 和图 4 说明的,根据本发明的实施例,进一步细化数值技术以更好地对感兴趣对象进行分类和识别以用于 GA 确定是可能的。这样的技术包括但不限于数值加权函数或对对象数据进行的规格化或评分的其他方法,或回归技术。

[0037] 现参照图 3,检测算法技术 200 以典型胎儿股骨扫描中股骨的分布、解剖形状和外观,及跨过妊娠期的它们的尺寸为前提。使用考虑若干因素的累积的规格化分数,从二维或三维超声图像自动检测股骨。一旦股骨被定位,测量过程利用多项式曲线拟合技术从在一个实施例中距离传感器表面最远的一维轮廓确定骨的端点。

[0038] 技术 200 开始于步骤 202,在步骤 204 获得二维或三维超声图像数据。该方法包括后跟自动股骨长度测量的自动股骨识别。该识别过程牵涉候选股骨区域的自动检测和从所有可能的候选项中选择单个候选股骨区域。在选择的股骨区域上进行自动测量,其可在数值计算软件(例如Matlab®等)中实现。Matlab 是特拉华州、马萨诸塞州 Mathworks 公司的注册商标。

[0039] 在一个实施例中,候选区域从 8 位灰度图像中获得。在步骤 206,计算如在上文等式 1 中示出的图像 I 的曲率,并且在一个例子中,舍弃具有大于 -0.1 曲率的图像像素。另外,作为例子,也舍弃具有小于 8 位整数范围的一半的强度的图像像素。在步骤 208,通过将所有舍弃的像素值设置为 0 并把其余像素值设置为 1 产生二值化图像或图像数据。在步骤 210,使用例如 8 邻域连通分量标记从所得的二值化图像获得候选区域。由于骨相对于周围的软组织的高声阻抗,股骨假定是明亮且边缘尖锐的,并且是位于朝向图像显示(定向为与探头表面成小角度)中心的细长结构。在步骤 212 使用五参数鉴别器(five-parameter discriminator)计算每个连通分量的规格化分数。

[0040] 在步骤 212 中所计算的五参数鉴别器的参数基于例如解剖学、超声中的组织表征、扫描几何学选择。这些参数包括但不限于:(a) 平均强度(I);(b) 长宽比(R);(c) 质心离探头角度边缘的距离(D);(d) 边缘的相位对称性(φ);以及(e) 沿最大尺寸的分段(segment)的取向或角度(θ)。

[0041] 分数计算如下:

[0042] 等式 (2)

[0043]

$$S_i = \frac{1}{5} \sum \left(\frac{\bar{I}_i}{\max(\bar{I}_i)_{i=1,N}} + \frac{\bar{R}_i}{\max(\bar{R}_i)_{i=1,N}} + \frac{\bar{D}_i}{\max(\bar{D}_i)_{i=1,N}} + \frac{\bar{\varphi}_i}{\max(\bar{\varphi}_i)_{i=1,N}} + \frac{\bar{\theta}_i}{\max(\bar{\theta}_i)_{i=1,N}} \right);$$

[0044] 以下是等式 2 中限定的五参数鉴别器的参数的进一步限定:

[0045] 第一比率包括平均强度参数(I),并且通过对与候选股骨区域对应的像素强度值取平均来计算。

[0046] 另一个可能的鉴别器是候选股骨区域的长宽比(R),其中股骨展现出比其它邻近结构更小的长宽比。候选股骨区域的长宽比可以根据下列步骤来计算:1) 使用如由

Liao, Chen 和 Chung 在 A fast algorithm for multilevel thresholding, Journal of Information Science and Engineering, 17, 713–727 (2001) 中描述的基于强度的多 Otsu 阈值将图像分割成四个级别, 并且舍弃所有不属于最亮级别的像素; 2) 所有剩余像素的强度设置为单位值或者 1; 3) 然后基于连通分量标记将二值化图像分成候选区域; 4) 连通分量中的每个的长宽比基于下列程序来估计。连通分量的 $(p, q)^{th}$ 中心矩估计为:

$$[0047] \quad u_{pq} = \sum_x \sum_y I_{xy} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q; \quad \text{等式 (3)}$$

[0048] 其中, x, y 是属于来自步骤 2 的连通区域的像素坐标集, 并且 \bar{x}, \bar{y} 是平均像素坐标。基于该表达式, 长宽比参数可以计算如下:

$$[0049] \quad \text{aspectRatioParam} = 1 - \sqrt{\frac{u_{20} + u_{02} - \sqrt{4u_{11}^2 + (u_{20} - u_{02})^2}}{u_{20} + u_{02} + \sqrt{4u_{11}^2 + (u_{20} - u_{02})^2}}}; \quad \text{等式 (4)}$$

[0050] 最后, 4) 将来自步骤 2 的连通分量区域与候选股骨区域进行匹配, 并基于已建立的对应性分配长宽比参数 (给候选股骨区域)。

[0051] 第三个比率包括距离参数 (D), 并且通过计算 (候选股骨区域的) 质心到与超声传感器视野相对应的最近边缘的距离计算。

[0052] 第四个比率包括相位参数 (φ), 并且通过计算对应于候选股骨区域的相位一致性值的中值来计算。图像的傅里叶分解产生幅度信号和相位信号。基于相位一致性理论, 在图像的阶跃边缘的位置, 相位分量是对称的。因为股骨对于入射的超声射束呈现出很高的阻抗, 几乎所有的入射射束被反射回, 并且股骨下面的区域由引起图像中尖锐阶跃边缘的暗强度像素组成。因此股骨区域可能在远离传感器探头的表面展现出很高等级的相位一致性。通过使用如概述的相位一致性参数来捕获该方面。

[0053] 通过在多个尺度采用一组 Gabor 滤波器来计算输入图像中每个像素位置的相位一致性值。输入图像和滤波器组的卷积产生一系列复值输出, 可以由此来估计相位一致性, 例如由 Kovesi 在 1997. 12. 2-4 第十届澳大利亚人工智能联合会议上的 Symmetry and Asymmetry from Local Phase 中描述的。从相位一致性图像, 通过计算与候选股骨区域相对应的相位一致性值的中值来计算相位参数 (φ)。

[0054] 第五个比率是角度参数 (θ), 并且计算如下:

$$[0055] \quad \text{orientation} = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2u_{11}}{u_{20} - u_{02}} \right); \quad \text{等式 (5)}$$

[0056] 其中, u_{11}, u_{20} 和 u_{02} 可以使用等式 3 从候选股骨区域中获得。一旦获得候选股骨区域的取向 (orientation), 角度参数 (θ) 计算如下:

$$[0057] \quad \text{angleParam} = \begin{cases} \sqrt{\frac{90 - \text{orientation}}{60}} & \forall \text{orientation} \geq 30^\circ \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{等式 (6)}$$

[0058] 参照图 3 和等式 2, S_i 是全部 N 个连通分量中的第 i 个分量。根据本发明的实施例, 表示股骨区域的具有最大分数的分量就这样被识别, 并且它的长度在步骤 214 自动计算。因此, 在步骤 214 中自动选择感兴趣区后, 通过从图像的底部边缘沿垂直轴线追踪射线并利用最小削减二乘回归 (LTS) 方法拟合多项式曲线来跟踪距离传感器最远的股骨的

一维轮廓。从实际坐标和通过 LTS 方法估计的点之间的误差值模式的间断性来确定端点。作为例子,在经验上在分选的误差值的第 90 个百分点之上建立截断。

[0059] 根据本发明的实施例,在步骤 216,可基于计算出的股骨长度来确定对象或胎儿的 GA。要理解一旦股骨根据本发明自动识别和测量,那么输出就可能基于其的历史数据自动确定。如此,根据本发明的实施例,可基于对象特征来自动确定和呈现 GA。更进一步,要理解技术 200(替代或者除了在步骤 216 输出 GA 之外)可在步骤 214 输出计算得到的股骨长度。采用这样的方式,可请临床专家或者另外可用的来以基于自动测量的特征或从超声测量获得的特征确定 GA。技术 200 终止于步骤 218。

[0060] 现参照图 4,检测算法技术 300 图示包括后跟自动颅骨直径测量的自动颅骨识别。原始图像数据用于导出一族图像 $I(x, y, \sigma)$,其通过原始图像 $I_0(x, y)$ 和方差 σ 的高斯核 $G(x, y, \sigma)$ 卷积而获得:

[0061] $I(x, y, \sigma) = I_0(x, y) * G(x, y, \sigma)$;等式 (7)

[0062] 其中, $I_{ps}(x, y, \sigma)$ 是包含表示图像 $I(x, y, \sigma)$ 的数据点集的点集图像。由于图像受到噪声的影响,数据点包括“内点”和“外点”,内点是其的分布可以通过用于拟合到椭圆(作为例子)的模型或回归参数来解释的数据,并且外点是没有拟合该模型的数据。因此,给定跨越多个扩散图像的一组内点(典型地是小的),估计最优地描述该数据的模型的参数。之后根据本发明的实施例,使用回归技术来拟合该模型。

[0063] 该过程开始于步骤 302,并且在步骤 304 获得二维或三维超声图像数据。在步骤 306 通过将扩散算子应用于原始图像 $I_0(x, y)$ 计算扩散图像数据来产生一族图像 $I(x, y, \sigma)$ 。

[0064] 为了提取特征,在步骤 308 计算梯度向量场的发散性,以便于如上文关于等式 1 描述的来计算图像的曲率。该图像的相关梯度场是描绘在每个点的强度变化率的向量场。如果点在颅骨上,那么它将具有比它的相邻点更强的强度,使得向量场向内指向那个区域。因此,在那个区域中的向量场的发散性将具有负值,并且该区域称为汇。如果该区域不属于颅骨,那么发散性典型地为正,并且该区域称为源。

[0065] 虽然颅骨倾向于具有高强度,但是也倾向于跨越它的结构具有相当大的不连续性。该变化性可由基于结构排列的声阻抗的不同而引起,或者变化性可由不同的使用者、改变扫描参数等引入。因此,如下文所述,在步骤 310 结构和强度信息结合以形成嵌入式二值化图像。

[0066] 为了捕捉强度信息,对扩散图像数据设置多级阈值,其中 ϕ_I^k 是第 k 级阈值等级的值。连通分量 $I_{cc}(x, y)$ 用最低的 k 值产生($k = lower$):

$$[0067] I_{cc}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_F(x, y) < \phi_{I_F} \text{ and } I(x, y) > \phi_I^{lower} \\ 0 & \text{else} \end{cases} ; \quad \text{等式 (8)}$$

[0068] 其中 ϕ_{I_F} 和 ϕ_I 是 I_F 和 I 的相应阈值。由于具有负值的区域表示颅骨, $I_F(x, y)$ 集比 ϕ_{I_F} 小。颅骨是正强度区域,因此 $I(x, y)$ 是比 ϕ_I^{lower} 大的集。在图像 I_{cc} 中的连通分量用与强度等级关联的标签进行标记。在一个例子中选择二级阈值。在该例子中, d_i^l 是图像 I_{cc} 中具有标签 1 的第 i 个连通分量 (Ω_i),使得:

$$[0069] \quad l = \begin{cases} lower & \text{if } I(x, y) < \phi_i^{upper} \\ upper & \text{if } I(x, y) \geq \phi_i^{upper} \end{cases} \quad \forall (x, y) \in \Omega_i \quad ; \quad \text{等式 (9)}$$

[0070] 由于高强度区域总是包含在低强度区域内（也就是说，具有包括在内的阈值），多级标记是可能的，因此树结构可形成。更进一步，基于强度标记可以视为关于连通分量图像 I_{cc} 的嵌入式对比信息。

[0071] 在步骤 312 获得已知的临床信息，例如在颅骨测量情况中，椭圆形状的最佳拟合参数及来自图像规程的已知临床参数等。在步骤 314 获得颅骨尺寸。在一个例子中，根据以下步骤获得颅骨的尺寸：

[0072] 由 Q 个连通分量组成的输入图像由 $D = \{d_1^l, \dots, d_Q^l\}$ 指示，其中标签 $l \in (\text{lower}, \text{upper})$ 并且最小样本集 (MSS 是集合，其至少包含唯一地拟合模型所需要的最小数目的点) 可用字母 s 指示。令 $\phi(\{d_1^l, \dots, d_Q^l\})$ 为使用数据集 $\{d_1^l, \dots, d_Q^l\}$ 估计的参数向量，其中 $h \geq k$ 且 k 是 MSS 的基数。不变地连通分量具有至少四个点，其是绘制唯一椭圆的充分必要条件。因此， k 设为 1。由于颅骨具有高强度，MSS 中的至少一个连通分量应当具有标签 $l = \text{upper}$ 。模型 M 限定为 $M(\phi) = \{d \in R^d : f_M(d; \phi) = 0\}$ ，其中 ϕ 是参数向量，并且 f_M 是包含拟合用参数向量 ϕ 例示的模型 M 的所有点的函数。与基准 d 关联的误差关于簇 $M(\phi)$ 限定为从 d_0 到 $M(\phi)$ 的距离，其中 $e(d, M(\phi)) = \frac{1}{N} \min_{d' \in M(\phi)} \text{dist}(d, d')$ 并且其中 $\text{dist}(\cdot, \cdot)$ 是适当的距离函数，并且规格化因子 N 是 d 中的点的数目。如现有技术中理解的，对于椭圆，可确定对椭圆的最小二乘法拟合，以产生误差度量，例如在 Direct Least Square Fitting of Ellipses, IEEE Trans. Pattern Anal., Mach. Intell., vol. 21, No. 5, pp. 476–480, 1999 中限定的 Fitzgibbon 的。利用该误差度量，胎儿头部特性（例如尺寸和形状）以及临床规程中得到的提示，CS 限定为：

[0073]

$$S(\phi) \equiv \{d \in D : e(d, M(\phi)) \leq p(\phi) \leq p_{\max},$$

$$[0074] \quad \eta(\phi) \leq \eta_{\max}, \angle(\phi) \leq \angle_{\max} \quad ; \quad \text{等式 (10)}$$

[0075] 其中， δ 是椭圆拟合成本的阈值，其从问题的性质来推断。 (p_{\max}, p_{\min}) ， η_{\max} 和 \angle_{\max} 分别是周长 p 、离心率 η 和倾角 \angle 上的界限。周长和离心率界限可例如使用在 Estimating fetal age :Computer assisted analysis of multiple fetal growth parameters, Radiology, vol. 152, pp. 497–501, 1984 中限定的 Hadlock 表提取。倾角的限制基于临床指南设置。参数的方差 (VoP) 仅使用参数空间 ϕ 中的要素来计算，且跨越所有扩散图像 I_{σ_k} 是恒定的：

[0076]

$$\text{var}(\hat{\phi} / S_i) \equiv \{E\{(\bar{\phi} - \hat{\phi}_j)^2\} : (\bar{\phi} - \hat{\phi}_j) < \phi_{(VoP)},$$

[0077]

$$\phi_j \in S_j$$

$$[0078] \quad (\exists S_j) \in (\forall I_{\sigma_k}) \quad ; \quad \text{等式}$$

[0079] 其中 $\Phi_{(VoP)}$ 是参数空间中累加器网格的尺寸。

[0080] 从而基于扩散的回归算法包括三个步骤：1) 从输入数据集中随机选择最小样本集 (MSS)，并仅使用 MSS 的要素来计算模型参数。MSS 的基数是最小的，且足够确定模型参数 (例如，如果模型是线或椭圆，那么基数分别应当至少为二或四)。2) 检查数据集中哪些要素与用第一步中估计的参数例示的模型一致 (这样的要素集叫做一致集 -CS)。3) 通过表决程序在跨越在相同位置的一族图像一致地找到的某类形状内寻找对象实例。该表决程序在参数空间中执行，从其获得对象候选项作为所谓累加器空间 (其由用于计算 Hough 变换的算法明确构建) 中的局部最大值，假定该局部最大值包含来自所有扩散图像的候选项。累加器空间的网格尺寸基于对参数方差 (VoP) 的某个阈值来固定，该参数方差用于在拓扑变化性上设置上限。最后，当存在在候选项中发现更好等级的 CS 的概率时算法结束。一旦定位了 CS，椭圆拟合技术 (例如在上文的 Fitzgibbon 中描述的) 用于绘制椭圆。CS (假设是椭圆模型) 的基数估计为位于对象上的拟合椭圆的离散点的数目。基于恒定角跨度使椭圆周长上的点离散。跨越各种尺度的椭圆，椭圆周长上的角度离散化对基数有规格化影响。在本发明的实施例中，该椭圆可如本领域内理解的基于图像统计学进一步细化。

[0081] 例如，椭圆拟合能量可以公式化，其由使用高斯统计学的基于区域的项和基于特征的项组成，基于特征的项使椭圆远离局部最小值，并朝向之前由二值化图像 I_{cc} 提及的提取出的颅骨像素。基于特征的项的诱因是与颅骨结构对应的像素具有高平均曲率、高强度并且与噪声和假象相比具有更高的尺度。

[0082] 为能量公式化设计下列步骤：

[0083] 令 E 表示由二值化图像 I_{cc} 给定的特征集区域。

[0084] 令 $I : \Omega \rightarrow R$ 为图像。将 Ω 分解为 K 个不相交的矩形，使得 $\Omega = \bigcup_{i=1}^K B_i$ ，其中使用双模高斯分布模拟矩形中的每个中的强度。

[0085] 令 C_0^d 和 C_{bg}^d 分别表示对象区域 (颅骨内的区域) 和位于离椭圆 C 距离 d 内的背景区域。

[0086] $\mu^0 = [\mu_1^0, \mu_2^0, \dots, \mu_K^0]$ 和 $\sigma^0 = [\sigma_1^0, \sigma_2^0, \dots, \sigma_K^0]$ 分别表示表征区域 $C_0^d \cap B_i$ 中高斯分布的平均和方差参数向量，并且 μ^{bg} 、 σ^{bg} 以参数表示与区域 $C_{bg}^d \cap B_i$ 对应的分布。

[0087] 在用椭圆参数 (a, b, θ, c_0) 参数化的椭圆 $C : [0, 1] \rightarrow \Omega$ 上的下列能量泛函的最小化产生对颅骨边界的最佳 (椭圆) 拟合。

[0088] 等式 (12)

[0089]

$$J[(a, b, \theta, c_0), (\mu^0, \sigma^0), (\mu^{bg}, \sigma^{bg})] =$$

[0090]

$$\sum_{i=1}^K \int_{C_0^d} \chi_{B_i} \left\{ \frac{(I - \mu_i^0)^2}{\sigma_i^{0^2}} - \ln(\sigma_i^0) \right\} dx + \int_{C_{bg}^d} \chi_{B_i} \left\{ \frac{(I - \mu_i^{bg})^2}{\sigma_i^{bg^2}} - \ln(\sigma_i^{bg}) \right\} dx + \lambda \int_C d_E^2 dt + w(a - \eta b)^2$$

[0091] 给定估计 μ^0 、 σ^0 、 μ^{bg} 、 σ^{bg} ，能量的第一和第二项使得椭圆 C 将矩形 B_i 分成两个区域： $C_0^d \cap B_i$ 和 $C_{bg}^d \cap B_i$ ，其中分布接近于 (μ^0, σ^0) 和 $(\mu_i^{bg}, \sigma_i^{bg})$ 。第三项由参数 λ 控制将椭圆拉至特征集 E 的边界并朝向高强度区域。基于特征的权重 $d_E = D_E + \kappa \frac{1}{1 + \tau I}$ ，其中 D_E 是特

征集 E 的距离函数, 基于强度的项 $\frac{1}{1+\alpha}$ 使得 C 朝向高强度区域, κ 和 τ 是平衡特征项和强度项的可调参数。最后一项控制椭圆的离心率, 其中 η 是椭圆的离心率。

[0092] 为了最小化 J , 给定初始猜测值 C^0 , 我们使用最速下降法来迭代求解 $(\mu^0, \sigma^0, \mu^{hg}, \sigma^{hg})$ 和椭圆 C 。既然只有与 C 交叉的矩形 B_i 影响更新等式, 我们只在这样的矩形上计算分布。为了最优化使用的矩形的数目, 并得到更好的分布估计, 矩形以 $C_k^n = [x_k^n, y_k^n]$ 为中

心, 其中 x_k^n 和 y_k^n 是在第 n 步迭代步骤的离散椭圆点。

[0093] 以上框架还能够扩展用于准确分割颅骨区域用于厚度测量, 作为例子, 之前的能力可以修改以寻找位于颅骨区域内外边界的两条平滑曲线。而且, 为了处理缺失或低对比度的边界, 以及靠近边界处的阴影效应, 产生的曲线的平滑约束和曲线之间的宽度约束可以包含到能量中。根据本发明的实施例, 对象或胎儿的 GA 可基于在步骤 316 中计算的颅骨尺寸来确定。要理解一旦颅骨根据本发明被自动识别和测量, 输出可同样基于其的历史数据来自动确定。如此一来, 根据本发明的实施例, GA 可基于对象特征来自动确定并呈现。更进一步, 要理解技术 300 (代替或者除了在步骤 316 输出 GA 之外) 可在步骤 314 输出计算的颅骨尺寸。采用这样的方式, 可雇佣临床专家或另外可用的以基于自动测量的特征或从超声测量中获得的特征来确定 GA。技术 300 终止于步骤 318。

[0094] 在例子中, 本发明的实施例的实现包括多个部件, 例如电子部件、硬件部件和 / 或计算机软件部件中的一个或多个。在本发明的实施例的实现中, 多数这样的部件能够结合或分离。如将由本领域内技术人员意识到的, 本发明的实施例的实现的示范性部件采用和 / 或包括用许多编程语言中的任何语言编写或实现的计算机指令集和 / 或一系列计算机指令。

[0095] 在例子中, 本发明的实施例的实现采用一个或多个有形的计算机可读存储介质。用于本发明的实施例的实现的计算机可读存储介质的例子包括图像重建器 34 的可记录数据存储介质、和 / 或计算机 36 的大容量存储装置 38。在例子中, 用于本发明的实施例的实现的计算机可读存储介质包括磁、电、光学、生物和 / 或原子数据存储介质中的一个或多个。例如, 计算机可读信号承载介质的实现包括软盘、磁带、CD-ROM、DVD-ROM、硬盘驱动器和 / 或电子存储器。

[0096] 所公开的方法和设备的技术贡献在于它提供了一种计算机实现的自动评估人类胎龄的设备和方法。

[0097] 根据本发明的实施例, 超声系统包括: 包括多数传感器元件的传感器阵列, 其配置为采集对象的图像数据; 显示系统, 其用于基于采集的图像数据显示对象图像; 以及图像处理器模块。该图像处理器模块编程为计算图像的曲率, 并基于计算的曲率以及基于对象的已知特征趋势来识别对象特征。

[0098] 根据本发明的另一实施例, 超声图像处理的方法包括: 获得胎儿的至少一部分的图像, 计算在图像中的每个点的曲率, 以及基于计算的曲率及基于胎儿的已知临床特征来计算对象特征。

[0099] 根据本发明的再另一实施例, 计算机可读存储介质, 在其上存储包括指令的计算机程序, 当由计算机执行该指令时, 使计算机获得胎儿的图像, 计算在图像的点上的曲率, 并基于计算的曲率以及基于在另一个临床设置中获得的一个或多个胎儿特征来计算胎儿

的特征。

[0100] 尽管本发明仅连同有限数量的实施例详细描述,应当容易理解本发明并不限于这样公开的实施例。相反,本发明可以修改以包含此前未描述的许多变化、改动、替代或等同设置,但这些都与本发明的精神和范围相当。此外,虽然上文讨论了单能量和双能量技术,但是本发明涵盖具有多于两种能量的方式。另外,虽然描述了本发明的各种实施例,要理解本发明的方面可只包括所描述的实施例中的一些。因此,本发明不视为由前面的描述限制,而仅由附上的权利要求的范围限制。

[0101] 部件列表

[0102]

10	超声系统
12	传送器
14	元件阵列
16	超声传感器
18	接收器
20	通过射束形成电子器件
22	RF 处理器
24	存储器
25	构成前端硬件
26	图像处理器模块
28	图像帧数据集,并准备超声信息帧用于在显示器上显示
30	用户界面
32	和存储器
33	共同构成后端电子设备
34	图像重建器
36	计算机
38	大容量存储装置
100	技术

102	在该步骤开始
104	在该步骤获得超声图像数据
106	预处理步骤
108	在该步骤计算输入图像
110	在该步骤产生二值化图像
112	在该步骤说明
114	在该步骤可自动选择、连通和识别二值化图像或图像数据
116	在该步骤可确定对象或胎儿
118	在该步骤终止
200	检测算法技术
202	在该步骤开始
204	在该步骤获得 D 超声图像数据
206	在该步骤
208	在该步骤
210	在该步骤
212	在该步骤每个连通分量的规格化分数
214	如此,在该步骤自动计算它的长度
216	在该步骤计算股骨长度
218	在该步骤终止
300	检测算法技术
302	过程在该步骤开始
304	在该步骤获得 D 超声成像数据
306	在该步骤计算扩散图像数据
308	在该步骤计算梯度向量场

310	在该步骤嵌入式二值化图像
312	在该步骤
314	在该步骤
316	在该步骤计算颅骨尺寸
318	在该步骤终止

[0103]

[0104]

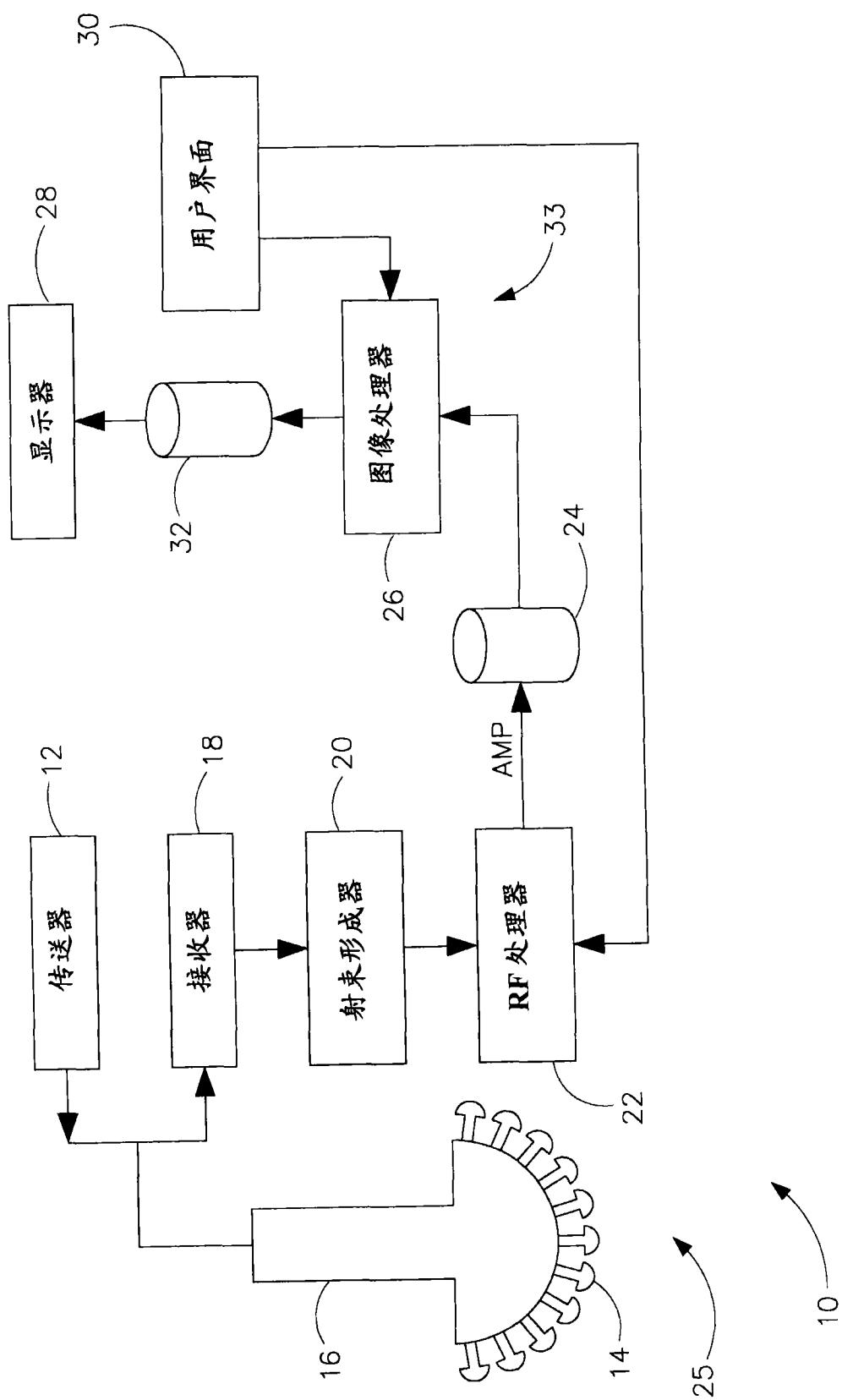


图 1

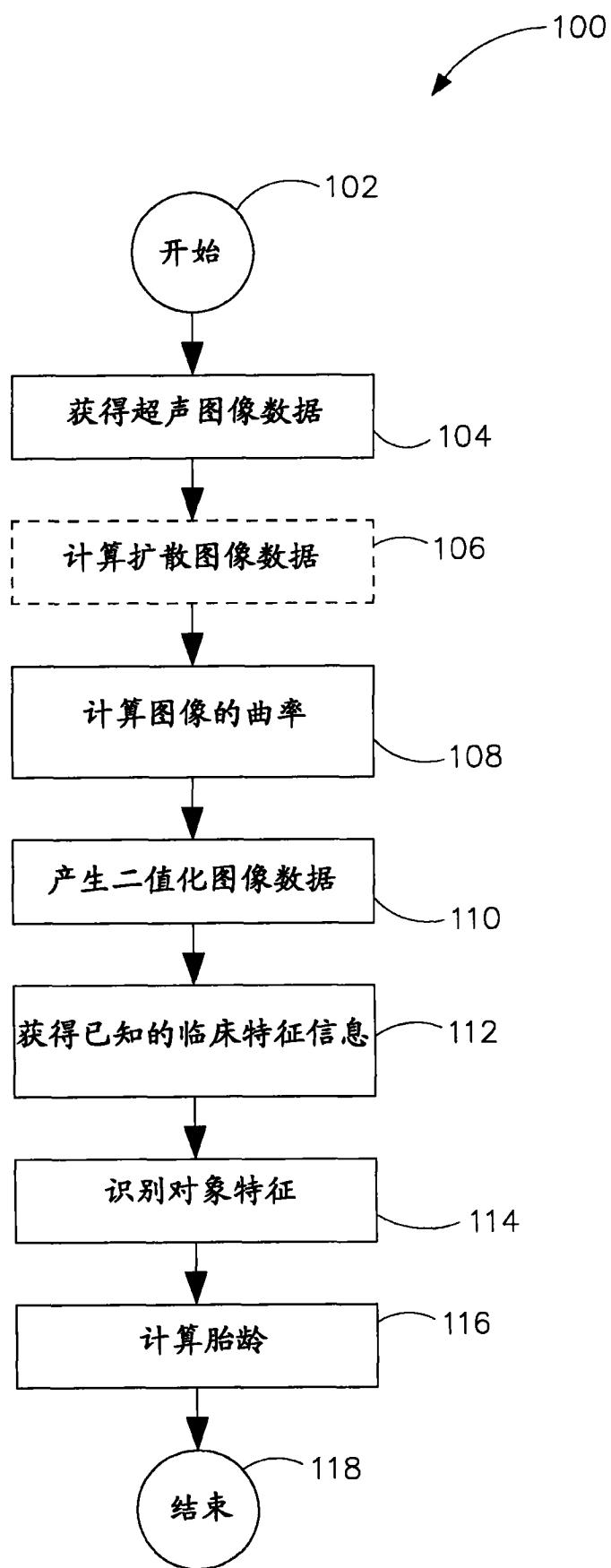


图 2

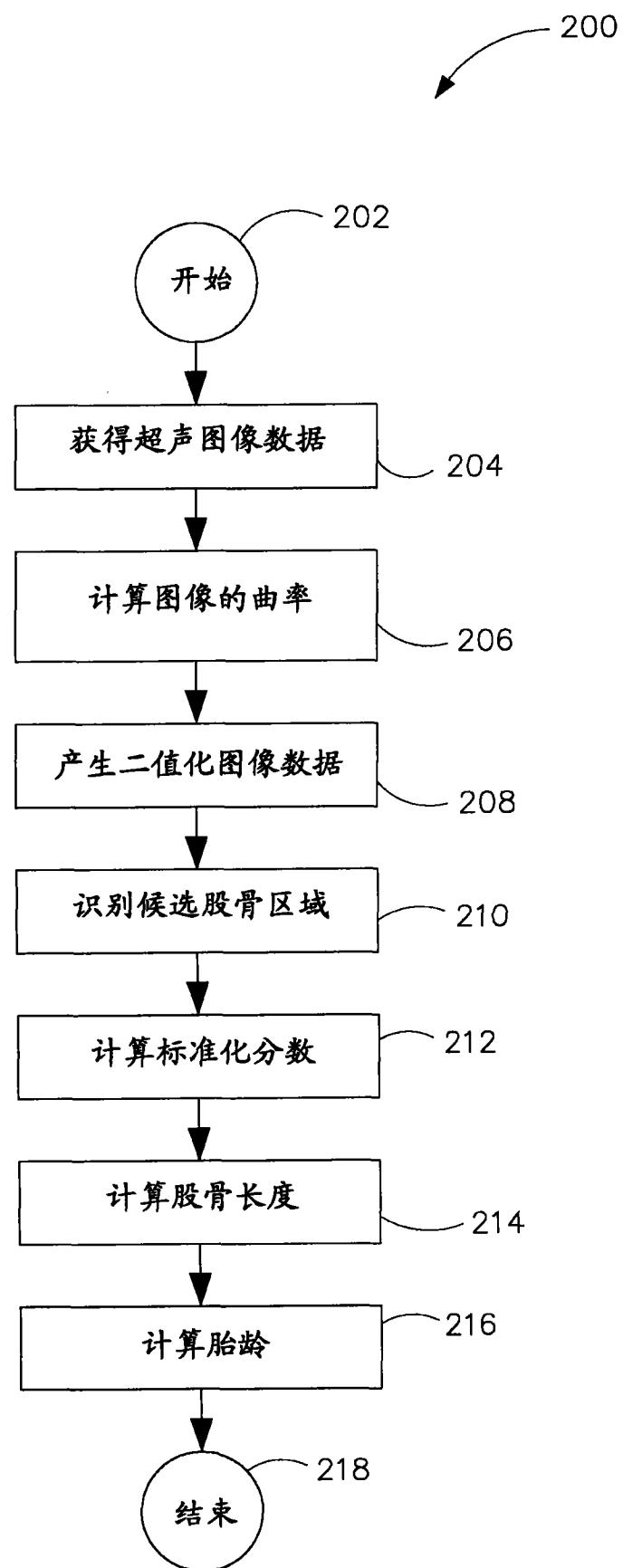


图 3

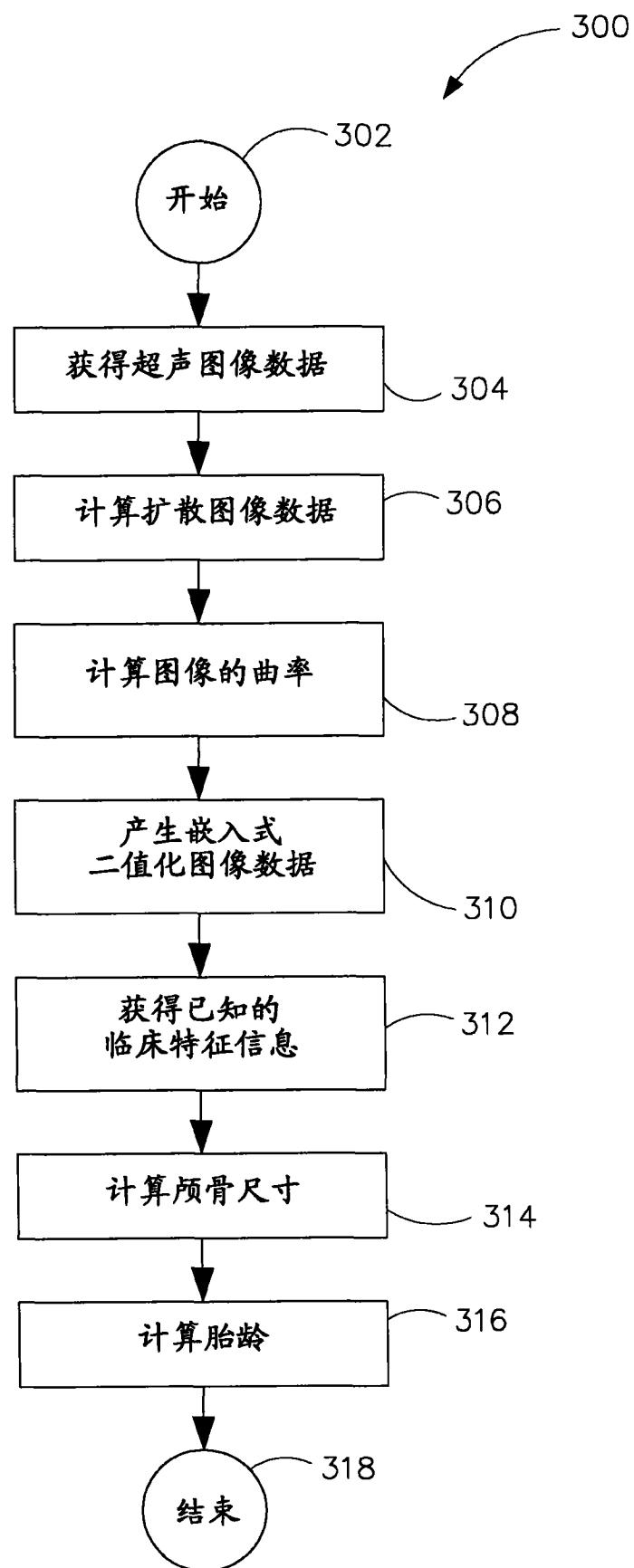


图 4

专利名称(译) 自动化胎儿胎龄评估的系统和方法

公开(公告)号 [CN102247172A](#) 公开(公告)日 2011-11-23

申请号 CN201110086999.2 申请日 2011-02-08

[标]申请(专利权)人(译) 通用电气公司

申请(专利权)人(译) 通用电气公司

当前申请(专利权)人(译) 通用电气公司

[标]发明人 G·斯瓦米
P·穆克赫吉
J·班纳吉
S·蒂鲁文卡达姆

发明人 G·斯瓦米
P·穆克赫吉
J·班纳吉
S·蒂鲁文卡达姆

IPC分类号 A61B8/08

CPC分类号 A61B8/0866 A61B8/5223 G16H50/30

代理人(译) 王洪斌

优先权 12/701755 2010-02-08 US

外部链接 [Espacenet](#) [Sipo](#)

摘要(译)

本发明涉及一种自动化胎儿胎龄评估的系统和方法。一种超声系统，包括：包括多数传感器元件的传感器阵列，其配置为采集对象的图像数据；显示系统，其用于基于采集的图像数据来显示对象图像；以及图像处理器模块。该图像处理器模块编程为计算图像的曲率，并基于计算得到的曲率以及基于对象的已知特征趋势来识别对象特征。

