



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 1504931 B

(45) 授权公告日 2010.05.12

(21) 申请号 03139097.8

(22) 申请日 2003.09.30

(30) 优先权数据

10/065,854 2002.11.26 US

(73) 专利权人 GE 医药系统环球科技公司

地址 美国威斯康星州

(72) 发明人 雷努卡·厄帕卢里 安伯·E·雷德

戈帕尔·B·阿维纳什

卡森·H·托马斯 约翰·M·萨博尔

卡德里·N·贾布里

(74) 专利代理机构 北京市柳沈律师事务所

11105

代理人 马莹 邵亚丽

(51) Int. Cl.

G06F 17/50 (2006.01)

A61B 5/00 (2006.01)

(56) 对比文件

US 6205348 B1, 2001.03.20, 说明书第7栏第39-52行, 第8栏第5-8行, 第45-51行, 第65行-第9栏第3行, 第10栏第24-50行, 第11栏第35-38, 43-45行, 第12栏第1-14行、图21, 23B, 28.

CN 1381038 A, 2002.11.20, 全文.

US 6058322 A, 2000.05.02, 全文.

US 4792900 A, 1988.12.20, 全文.

审查员 许菲菲

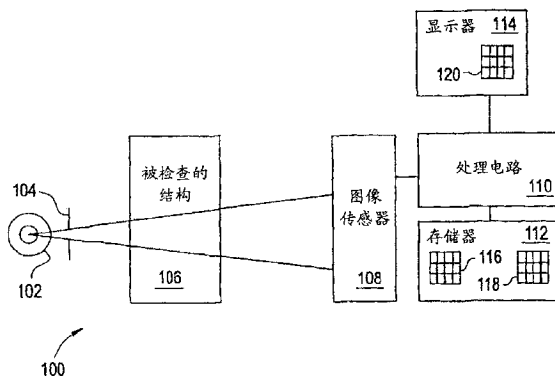
权利要求书 1 页 说明书 12 页 附图 13 页

(54) 发明名称

图像组的计算机辅助诊断

(57) 摘要

本发明涉及一种用于计算机辅助处理图像组(215、415、540、715、915)的方法(200、201、202、300、400、700、900)、系统(100)和存储介质。所述方法、系统和存储介质包括:采用数据源,所述数据源(210、710、910)包括从X-射线投影、X-射线断层造影、或X射线断层造影组合采集的图像组(215、415、540、715、915);在图像组(215、415、540、715、915)的一个或多个图像中定义一个感兴趣区域(220);从感兴趣区域(220)提取特征度量(230);并且报告(260)至少一个有关感兴趣区域(220)的特征度量。所述方法(200、201、202、300、400、700、900)可以用于识别骨折、疾病、阻塞或任何其它医疗状况。



1. 一种用于计算机辅助处理使用 X 射线源采集的双能量或多能量图像的方法 (200, 201, 202, 300, 400, 700, 900), 所述方法包括:

采用数据源 (210, 410, 710, 910), 所述数据源 (210, 410, 710, 910) 包括双能量或多能量图像组 (215, 415, 540, 715, 915), 所述图像组包括一个高能量图像 (216, 530, 534, 716, 916)、一个低能量图像 (217, 532, 536, 717, 917)、一个骨骼图像 (218) 和一个软组织图像 (219), 图像组的每个图像安排在数据源, 以允许双能量 CAD 通过结合来自图像组的所有图像的特征被执行一次;

在双能量或多能量图像组 (215, 415, 540, 715, 915) 的图像中定义一个感兴趣区域 (220);

采用特征提取算法并且从该感兴趣区域 (220) 提取 (230) 特征度量;

在感兴趣区域采用特征选择算法, 以通过感兴趣区域的特征排序, 从而产生定义候选感兴趣区域的候选特征, 该候选感兴趣区域是感兴趣区域的子集, 在每个图像上分类候选感兴趣区域, 随后组合所有计算机辅助处理操作的结果; 和

报告 (260) 至少一个该感兴趣区域 (220) 的特征度量。

2. 如权利要求 1 所述的方法 (202), 还包括使用计算机 X- 射线断层造影采集图像组 (540)。

3. 如权利要求 1 所述的方法 (200, 201, 202, 300, 400, 700, 900), 还包括在感兴趣区域 (220) 采用特征选择算法 (230) 并分类感兴趣区域 (220)。

4. 如权利要求 3 所述的方法 (200, 201, 202, 300, 400, 700, 900), 还包括结合来自培训 (250) 的在先知识用以对感兴趣区域 (220) 分类。

5. 如权利要求 4 所述的方法 (200, 201, 202, 300, 400, 700, 900), 其中, 结合来自培训 (250) 的在先知识包括对不同正常和病理医疗状况的已知采样进行特征计算。

6. 如权利要求 5 所述的方法 (200, 201, 202, 300, 400, 700, 900), 其中, 所述特征选择算法 (230) 对已知采样的特征排序 (272), 选择 (278) 已知采样的有用特征, 并且舍弃 (276) 不提供有用信息的已知采样的特征。

7. 如权利要求 5 所述的方法 (200, 201, 202, 300, 400, 700, 900), 其中, 标识不同的分类组以对特征度量排序 (272), 以及其中, 所述特征选择算法 (230) 还包括确定特征度量, 把感兴趣区域 (220) 分类成分类组的能力。

8. 如权利要求 7 所述的方法 (200, 201, 202, 300, 400, 700, 900), 其中所述特征选择算法 (230) 还包括选择 (278) 排序最高的特征度量, 并且用降序顺序添加附加的特征度量。

图像组的计算机辅助诊断

[0001] 相关申请

[0002] 本发明是 2002 年 5 月 15 日提出的美国待审专利申请 No. 10/063819 的延伸的部分 (continuation in part), 在这里全部引入作为参考。

技术领域

[0003] 本发明一般涉及一种图像组的计算机辅助检测和诊断 (CAD)。更具体地说, 本发明涉及一种对双能量 (“DE”) 或多能量的图像以及射线照相 (radiographic) 图像和计算机 X-射线断层造影 (computed tomography) 图像和 X 射线断层造影组合 (tomosynthesis) 图像进行计算机辅助检测和诊断的方法和系统。

背景技术

[0004] 典型的射线照相术 (radiograph) 或“X-射线”图像是通过把待成像的物体放置在 X-射线发射器和用照相胶片制成的 X-射线检测器之间获得的。发射的 X-射线穿过物体曝光胶片, 在胶片上各个点的曝光度在很大的程度上取决于沿 X-射线路径的物体密度。

[0005] 目前通常使用固态数字 X-射线检测器 (例如, 一个开关元件和诸如光电二极管的光敏元件的阵列) 来替代胶片检测器。由 X-射线产生的, 在检测器各点上的电荷被读取和被处理以产生电子形式的物体数字图像, 而不是在照相胶片上的模拟图像。数字图像是具有优势的, 这是由于该图像以后可以被以电子形式发送到其它地点, 可被应用于诊断算法来确定成像物体的特性等。

[0006] 数字 X-射线中的双能量 (DE) 成像组合了两个在不同能量级上的顺序曝光的信息, 其中一个具有高能量光谱, 而另一个具有低能量光谱。使用数字 X-射线检测器, 这两个图像被顺序地采集并且被处理, 以获得另外两个图像, 其中每个代表一个给定组织类型的衰减, 例如骨骼和软组织图像。可以建造用来在解剖学上进一步分解组织的多能量图像系统。在不同能量 /kVps (能量 1, ... 能量 n) 上的一系列图像可以用快捷序列获得, 并分解成不同的组织类型 (组织 1, ... 组织 n)。

[0007] 计算机断层造影 (CT) 系统通常包括一个校准的 X-射线源, 以形成指向穿过待成像物体的扇形光束, 并且被 X-射线检测器阵列所接收。该 X-射线源、扇形光束和检测器阵列被定向, 排列在一个被称为“成像平面”的笛卡尔坐标系的 x-y 平面内。X-射线源和检测器阵列可以在一个托架上在成像平面内一起围绕被成像物体旋转, 因此围绕笛卡尔坐标系的 z 轴旋转。

[0008] 检测器阵列由检测器元件构成, 其中, 每个元件沿着从 X-射线源到特定检测器元件的射线投影路径测量发送辐射的强度。在每个托架角度采集一个由来自每个检测器元件的强度信号构成的投影。该托架随后被旋转到一个新的托架角度, 该过程被重复以收集沿着多个托架角度的多个投影以形成一组断层造影投影。每个获得的断层造影投影组可以用数值形式进行存储, 用于以后的计算机处理, 以便根据在本领域中公知算法重构截面图像。重构的图像可以在传统 CRT 管, 平面薄-胶片-晶体管阵列上显示, 或者可以借助计算机控

制照相机转换成一个胶片纪录。

[0009] 扇形光束可以被过滤,以将 X-射线辐射的能量集中到高能量和低能量。这样,可以在每个托架角度采集两个投影组,其中一个在高 X-射线能量,而另一个在低 X-射线能量。可以在每个托架角度采集这样一对投影组,在高和低 X-射线能量交替,使患者的移动产生的问题最小。或者,每个投影组还可以在托架旋转的独立周期中采集,以便使 X-射线管电压和过滤不需要经常地来回切换。

[0010] 传统上,通过射线照相图像,计算机断层造影图像和其它医学图像进行诊断是一种视觉任务。由于该任务的主观性,诊断因读取人而异。此外,与感兴趣的病理学相关的上层和下层结构,视觉评估可能是困难的。胸部的轻微肋骨骨折,钙化和转移骨损伤(metastases)在标准的胸部 X-射线中是难于检测的。作为另一个附加例子,今天通过胸部射线照相只有 5% -25% 的肺部结节可以被检测到,但是通过回顾(retrospect)有 35% -50% 可以被看到。在 CT 采集中,被成像的物体的不同区域可以由不同密度的不同组织构成以便使总衰减(即 CT 数和像素值)相同。在图像中这两个区域被等同地表示,因此不可区分。双能量 CT 提供了分辨这两种组织类型的能力。通常,这种分辨仍然是视觉任务。

发明内容

[0011] 采用对双能量和多能量图像的计算机辅助处理方法可以克服或减轻上述和其它的缺点和缺陷。

[0012] 在一个实施例中,一种用于计算机辅助处理使用 X 射线源采集的双能量或多能量图像的方法,所述方法包括:采用数据源,所述数据源包括双能量或多能量图像组,所述图像组包括一个高能量图像、一个低能量图像、一个骨骼图像和一个软组织图像,图像组的每个图像安排在数据源,以允许双能量 CAD 通过结合来自图像组的所有图像的特征被执行一次;在双能量或多能量图像组的图像中定义一个感兴趣区域;采用特征提取算法并且从该感兴趣区域提取特征度量;在感兴趣区域采用特征选择算法,以通过感兴趣区域的特征排序,从而产生定义候选感兴趣区域的候选特征,该候选感兴趣区域是感兴趣区域的子集,在每个图像上分类候选感兴趣区域,随后组合所有计算机辅助处理操作的结果;和报告至少一个该感兴趣区域的特征度量。

[0013] 在另一个实施例中,在一种用于机器可读计算机程序码编码的存储介质中包括用于使计算机实现对双能量和多能量图像辅助处理的方法的指令,其中,所述方法包括采用数据源,所述数据源包括具有第一分解图像、第二分解图像、高能量图像和低能量图像的双或多能量图像组;在双能量或多能量图像组的图像中定义感兴趣区域;从感兴趣区域提取特征度量,并且在特征度量上运用特征选择算法,以确定出特征的优选组。

[0014] 在另一个实施例中,用于计算机辅助处理计算断层造影图像的方法,包括采集一组双能量计算断层造影图像,采用数据源,所述数据源包括图像组,在所述图像组的图像中定义一个感兴趣区域,并且报告感兴趣区域最少一个特征度量。

[0015] 在另一个实施例中,一种用于计算机辅助处理体积计算断层造影图像的方法,包括从在结构的不同角度获得的投影获得体积计算断层造影图像的图像组,所述数据源包括图像组,在图像组的图像中定义一个感兴趣区域,从该感兴趣区域提取特征度量,并且报告感兴趣区域最少一个特征度量。

[0016] 在另一个实施例中,用于计算机辅助处理计算断层造影图像的方法,包括采集断层造影图像的一个图像组,采用数据源,所述数据源包括该图像组,在图像组的图像中定义一个感兴趣区域,从感兴趣区域提取特征度量,并且报告感兴趣区域最少一个特征度量。

[0017] 通过下面的详细说明和附图,本发明的上面讨论的和其它特征和优点将被本领域的技术人员所理解。

附图说明

[0018] 参照例图,其中同样的元件在几张图中标号相似。

[0019] 图 1 是 X-射线成像系统的例子的方框图。

[0020] 图 2 是示例的图像采集和处理过程的高层 (high level) 流程图。

[0021] 图 3 是图像采集处理例子的流程图。

[0022] 图 4 是图像预处理例子的流程图。

[0023] 图 5 是图像后处理例子的流程图。

[0024] 图 6 是检测和诊断双能量图像的计算机辅助处理的流程图。

[0025] 图 7 是另一个检测和诊断双能量图像的计算机辅助处理的流程图。

[0026] 图 8 是用于图 6 和图 7 所示的计算机辅助处理的特征选择算法的例子的流程图。

[0027] 图 9 是用于图 6 和图 7 所示的计算机辅助处理的分类算法的例子的流程图。

[0028] 图 10 是用于在骨骼图像中检测钙化、骨折、骨侵蚀、和转移的计算机辅助处理的流程图。

[0029] 图 11 是在图 10 的处理中使用的计算机辅助算法的流程图。

[0030] 图 12 是检测和诊断多能量图像的计算机辅助处理的流程图。

[0031] 图 13 是能执行预-重构分析的系统的信号流图。

[0032] 图 14 是能够实施重构-分析的系统的信号流图。

[0033] 图 15 是检测和诊断双能量 CT 图像的计算机辅助处理的流程图。

[0034] 图 16 是检测和诊断体积 (volume)CT 图像的计算机辅助处理的流程图。

[0035] 图 17 是检测和诊断双能量体积 CT 图像的计算机辅助处理的流程图。

[0036] 图 18 是检测和诊断断层造影组合图像的计算机辅助处理的流程图。

[0037] 图 19 是检测和诊断双能量断层造影组合图像的计算机辅助处理的流程图。

具体实施方式

[0038] 图 1 示出了一个 X-射线成像系统 100 的例子。该成像系统 100 包括 X-射线源 102 和校准仪 (collimator) 104,其把接受检查结构 106 暴露给 X-射线光子。举例来说, X-射线源 102 可以是 X-射线管,接受检查结构 106 可以是患者、测试模型或其它被测试的无生命的物体。X-射线源 102 可以在第一能量级上和至少与该第一能量级上不同的第二能量级上产生光子。多个、超过两个的能量级上也在本方法和系统的范围内。

[0039] X-射线成像系统 100 还包括耦合到处理电路 110 的图像传感器 108。处理电路 110 (例如,一个微控制器,微处理器,专用 ASIC 等与存储器 112 和显示器 114 耦合。显示器 114 可以包括诸如具有触摸屏界面的触摸屏显示器。如本领域所知的,系统 100 可以包括包含显示器 114 的计算机或类似计算机的物体。所述计算机或类似计算机的物体可以包括硬

盘,或其它固定的,高密度的媒体驱动器,使用适当的设备总线,诸如 SCSI 总线,增强的 IDE 总线,PCI 总线等连接起来;软盘驱动器;具有磁带或 CD 媒介的磁带机或 CD-ROM 驱动器,或其它诸如磁-光媒介等的可移动媒介设备,以及主板。所述主板例如包括,处理器、RAM,和 ROM,用于与图像传感器 108 耦合的 I/O 端口,以及可选的用于实施诸如声音处理,图像处理,信号处理,神经网络处理等特殊硬件/软件功能的专用硬件;以及麦克风和一个或多个扬声器。与计算机和类似计算机的物体相关的可以是用于数据输入的键盘,诸如鼠标的指向设备,和鼠标垫或数字化垫。所述系统和方法包括存储在上述任何一个存储介质(计算机可读介质)上的,用于控制计算机硬件和使计算机与人类用户交互的程序。这种程序可以包括,但并不限于,用于实现设备驱动程序,操作系统和用户应用的软件。这种计算机可读介质还包括指导通用计算机根据本系统和方法运行的程序或软件指令。存储器 112(如包括一个或多个硬盘、软盘、CDROM、EPROM 等)存储高能量级图像 116(如经过 110-140kVp, 25mA 的照射后在传感器 108 上读出的图像)和低能量级上图像 118(如经过 70kVp 25mA 的照射后读出的图像)。处理电路 110 提供用于在显示器 114 上显示的图像 120。如在这里进一步详述的,图像 120 可以表示不同的结构(例如软组织、骨骼)。图像传感器 108 可以是例如平面固态图像传感器,虽然传统的以数据形式存储在存储器 112 中的胶片图像也可以如下面的公布被处理。

[0040] 现在参照图 2-6 说明图 1 中系统的操作。图 2 示出了由图 1 中系统实施的处理的例子的高层流程图。处理在步骤 10 以采集图像开始。在图 3 中示出了图像采集例程的实例。如图 3 所示,图像采集例程包括技术优化步骤 11,所述技术优化步骤 11 包括诸如自动选择如 kVp(高和低)、mAs、附加过滤(例如铜或铝),时序等采集参数。所述采集参数可以基于用户提供的变量(诸如患者的尺寸)或者通过系统(诸如由低剂量“预注射”确定的变量)自动获得。对采集参数的选择可以着眼于诸如残留结构,肺/心移动,分解伪影和对比度等问题。一旦定义了采集参数,在步骤 12 采用心脏门控技术。心脏门控技术是在心脏周期的特定点触发检测器 108 对图像进行采集的技术。这减少了在包括心脏的视野中心心脏运动的伪影和诸如肺运动等与心脏运动间接有关的伪影。心脏门控着眼于由心脏/大动脉的脉动引起的肺/心移动伪影。

[0041] 在步骤 13 和 14 分别描述了两个在高 kVp 和低 kVp 点采集的连续 x-射线图像,其间具有最小的时间。对校准仪 104 的过滤(filtration)可以在采集之间变动以便允许对 x-射线能量的更大的分离。在步骤 15 和 16,可以分别对高能量图像和低能量图像进行检测器修正。这种检测器修正在采用平面检测器的系统中是已知的,并且包括诸如坏像素/线修正,增益图修正等以及专门用于诸如滞后(laggy)修正的双能量成像的修正。

[0042] 参照图 2,一旦步骤 10 的采集完成,过程进行到预处理采集图像的步骤 20。图 4 是预处理例程的示例流程图。所述预处理包括可以用软件和/或硬件实现的散射(scatter)修正步骤 22。所述散射修正例程可以独立地应用到每个图像,也可以利用来自高 kVp 和低 kVp 图像的公共信息以减少散射。可以使用现有的散射修正技术,诸如包括专用的反-散射网格码的硬件解决方案和/或使用基于卷积或基于反-卷积方法的软件解决方案。此外,软件技术可以利用一个图像的信息来为其它图像调整参数。散射修正着眼于由 x-射线散射造成的分解伪影。

[0043] 一旦执行了散射修正,在步骤 24 执行降低噪声。在此,对高 kVp 和低 kVp 图像独

立或同时应用一个或多个现有的降低噪声算法。降低噪声着眼于可能由 DE 分解造成的增强的噪声。在步骤 26, 执行注册以通过对在高 kVp 和低 kVp 图像间的运动和解剖对准的修正以减少运动的伪影。注册算法被称为应用到高 kVp 和低 kVp 图像上的刚体 (rigid-body) 或翘面 (warping) 注册常规。或者, 所述技术可以是迭代的并且使用在步骤 30 中进行的分解软组织和骨骼图像的附加信息。所述注册处理着眼于在软组织图像和 / 或骨骼图像中的残留结构和肺 / 心运动的伪影。

[0044] 参照图 2, 一旦完成了步骤 20 的预处理, 过程进行到分解获得的图像以产生原始软组织图像和原始骨骼图像的步骤 30。还基于高 kVp 图像定义一个标准图像 (也被称为标准后端 - 前端 (PA) 图像)。可以使用已知的 DE X- 射线照相技术来执行分解。这种技术可以包括用对数 - 减法或基础物质分解以从高能采集和低能采集中产生原始软组织图像和原始骨骼图像。在注册 / 移动修正步骤 26 可以使用原始软组织图像和原始骨骼图像的信息。例如, 边缘信息和 / 或伪影位置信息可以从分解图像中导出, 以用于注册 / 移动修正。

[0045] 参照图 2, 一旦完成了分解步骤 30, 过程进行到对采集图像进行后处理的步骤 40。图 5 是后 - 处理常规的示例流程图。如图 5 所示, 原始软组织图像 41 和原始骨骼图像 42 要经历类似的处理。执行对比度匹配 43 以匹配原始软组织图像 41 和原始骨骼图像 42 中的结构与标准图像中相应结构的对比度。例如, 原始软组织图像 41 (如胸部成像) 中的软组织结构的对比度被和标准 PA 图像中的对比度匹配。执行对比度匹配以便于对 x- 射线图像进行解释。

[0046] 在步骤 44, 可以对软组织图像 41 和骨骼图像 42 应用一个或多个降低噪声算法。降低噪声着眼于由于 DE 分解而产生的噪声。在步骤 45, 可以对软组织图像 41 和骨骼图像 42 执行表达图像处理。所述表达图像处理包括诸如边缘增强、用于优化显示的显示窗口级别和宽度调整的处理。后 - 处理 40 的结果被描述为处理后的软组织图像 46 和处理后的骨骼图像 47。

[0047] 参照图 2, 一旦完成了后 - 处理步骤 40, 过程进行到处理采集的图像用于显示的步骤 50。

[0048] 计算机辅助算法在和放射学家的视觉估计一起使用时, 具有改进疾病检测准确性和可再现性的潜力。计算机辅助算法可被用于检测 (存在与否) 或诊断 (正常或异常)。所述检测或诊断是基于通过对有代表性的采样数据库培训而获得的知识执行的。在数据库中的采样数据和培训算法的数据的特征是影响 CAD 算法性能的两个重要方面。CAD 算法准确性的改进随着其被培训的信息的改进而改进。采用传统的 X- 射线断层造影, 上层结构和下层结构混淆了相关信息, 使得检测或诊断甚至对于计算机化的算法来说都很困难。这里所述的方法和系统通过使用双能量图像, 尤其是结合用于 CAD 的传统 X- 射线断层造影着眼于解决这个问题。具体来说, 这个方法结合了来自四个图像的信息来辅助计算机化的检测算法。

[0049] 如图 6 所示, 所述双能量 CAD 系统 200 具有几个部分, 包括数据源 210, 感兴趣区域 220, 优化特征选择 230 和分类 240, 培训 250 以及结果显示 260。

[0050] 这里应当注意双能量 CAD 200 可以通过结合所有图像 215 被执行一次, 或者可以被并行执行。如图 7 所示, 对于双能量 CAD201 的并行操作将包括对每个图像 216, 217, 218,

219 独立执行 CAD 操作并在综合 / 分类阶段 241 组合所有 CAD 操作的结果,如图 6 所示。即, ROI 选择 220 可以对每个图像 216,217,218,219 执行,以提供低能量图像 ROI 221、高能量图像 ROI 222、软组织图像 ROI 223、和骨骼图像 ROI 224。类似的,优化特征提取阶段 230 可以对每个图像 ROI 221,222,223,224 执行,以产生低能量图像特征 231、高能量图像特征 232、软组织图像特征 233、和骨骼图像特征 234。在综合 / 分类阶段 241,可以组合所有 CAD 操作。这样,图 6 和图 7 示出了执行双能量 CAD 的两种不同方法,然而其它方法诸如图 7 所示的并行执行 ROI 选择阶段 220 也在本发明的范围内,但在图 6 中所示的在组合 ROI 上执行的特征提取阶段 230 除外。此外,可以依序或并行地执行检测多种疾病,骨折或其它任何医疗状况的 CAD 操作。

[0051] 现在参照图 6 或 7,对于数据源 210 来说,可以从一个或多个源的组合采集数据。诸如 kVp(峰值千伏,其确定产生的 x-射线的最大能量,其中,所产生的辐射量随千伏的平方上升而增加),mA(用毫安测量 x-射线的电流,其中,1 毫安 = 0.001 安),剂量(以伦琴(Roentgen)为单位测量的辐射照射,rad 作为吸收剂量的单位,而 rem 作为等同吸收剂量的单位),SID(源到图像的距离)等可以对数据源 210 起作用。临床症状的患者人口统计 / 症状 / 历史 214,诸如吸烟历史,性别,年龄也可以作为数据源 210 的数据。双能量图像组 215(高能量图像 216,低能量图像 217,骨骼图像 218,软组织图像 219,或者换句话说,替代骨骼图像 218 和软组织图像 219 的第一和第二分解图像,其中第一和第二分解图像可以包括任何包括但并不限于软组织和骨骼图像的物质图像)是数据源 210 的附加数据源。

[0052] 在基于图像的数据 215 中,可以定义一个感兴趣区域 220,由此计算特征。感兴趣区域 220 可以用几种方法定义。例如,整个图像 215 可以被用作感兴趣区域 220。或者,一部分图像,诸如在肺顶端区域(apical lung field)的候选结节区域可以被选作感兴趣区域 220。可以手动或自动地对感兴趣区域 220 进行划分。手动划分可以包括显示图像和用户使用例如鼠标描绘图像。自动划分算法可以运用诸如形状和大小的在先知识自动描绘感兴趣区域 220。还可以采用上述两种方法相组合的半自动方法。

[0053] 随后采用特征选择算法 230,以对候选特征排序,并只选择那些有用的并排除那些不提供信息或提供冗余信息的特征。参照图 8,特征提取处理,或优化特征提取 230,包括对数据源 210 执行计算。例如,对基于图像的数据 215,可以计算诸如形状,大小,密度,曲率等的感兴趣区域的统计数据。对于基于 212 采集的数据和基于患者 214 的数据,数据 212,214 本身可以作为特征。如图 8 中进一步所示的,从高能量图像,低能量图像,软组织图像,骨骼图像或者这些图像的组合中,提取多个特征度量 270,诸如形状、大小、质地、密度、梯度、边沿强度、位置、近似(proximity)、柱状图、对称性、离心率、方向性、边界、力矩(moments)、分形(fractal)、平均信息量等,和患者历史诸如,年龄,性别,吸烟历史,和诸如 kVp 和剂量的采集数据的多个特征度量 270。这里的术语“特征度量”指的是计算的特征,测量的特征和仅仅是存在的特征。尽管有大量的特征度量,但所述方法仅保证维护那些提供相关信息的特征。在特征选择算法 230 中的步骤 272 按照其使用例如距离标准分开不同分类组的能力来说指的是特征评价 272。所述距离标准评价方法使用一个特定的特征能多好地分离使用的多个不同的类。可以使用几种不同距离标准,诸如发散(divergence),Bhattacharya 距离, Mahalanbois 距离。这些技术在 K. Fukunaga,1990 年学术第二版的“Introduction to Statistical PattenRecognition”一书中有所描述,其在这里引入作为参考。步骤 274

基于距离标准对所有特征进行排序,即,基于特征区分不同类的能力和它们的鉴别能力将他们排序。从实际的角度来讲,特征选择算法 230 还被用来减少维数,在此,如果要计算的特征很大,则计算时间会太长。维数减少步骤 276 指的是怎样通过消除相关特征减少特征的数目。仅提供与其它特征提供的信息相同的信息的附加特征被清除掉。这提供了用于前向选择步骤 278 的削减的特征组,所述前向选择步骤 278 基于降序排列,选择队列中顺序最高的特征,并且随后添加附加特征,直到性能不再改进为止。即当达到添加附加特征不再提供任何有用信息的点时,不再添加附加特征。在该点上输出 280 提供优化的特征组。

[0054] 如同上述在特征选择算法 230 中描述的,一旦诸如形状、大小、密度、梯度、边界、质地等特征被计算出来并且产生了优化特征组 280,可以使用预培训的分类算法 240 将感兴趣区域 220 分类成良性或恶性结节,钙化,骨折或转移,或是对于所涉及的医疗状况采用的任何分类。参照图 9,特征组 280 被用作分类算法 240 的输入。在步骤 282,根据从已知正常和不正常的感兴趣案例的数据库中导出的特征度量,执行对组 280 的特征度量的标准化。这是由培训 250 的在前知识得出的。来自培训的在先知识可以包含例如,证实的恶性结节的特征的实例和证实的良性结节的特征的实例。培训阶段 250 可以包括例如对已知良性和恶性结节样本计算若干候选特征。步骤 284 指的是把标准化的特征度量分组。可采用不同的方法,诸如贝叶斯分类器(一种用于监督学习的算法,其为每个类存储一个单一的概率摘要(probabilistic summary)并且假定有条件地独立于给定类的属性)、神经网络(其通过创建处理单元之间的连接工作,在此连接的组织 and 权重确定输出;当网络有一个可以利用的在先实例的大数据库时,神经网络可以有效地预测事件,并因此在图像识别系统和医疗成像中是有用的)、基于规则的方法(其使用告诉系统在特定的情况下如何反应的条件语句)、模糊逻辑(其识别比简单的真假值更多的值)、群集技术和类似的措施方法。这些技术在 1988 年 Prentice Hall 出版的 Anil K. Jain 的“Fundamentals of Digital Image Processing”一书中有所描述,这里引入作为参考。一旦将标准化的特征度量分组,随后分类算法 240 在步骤 286 对特征簇加以标注并在步骤 288 输出一输出显示。

[0055] 双能量技术使得可以采集多个图像供人或机器观察者审阅。CAD 技术可以对图像 216、217、218 和 219 中的一个或全部进行操作,并显示每个图像 216、217、218 和 219 的结果 260,或者将显示 260 的结果综合为单一图像 215。这通过简化了划分处理提供了改善 CAD 性能的优点,而不增加需要审阅的图像数目。结果显示 260 形成了如图 2 所示的表达阶段 50 的部分。

[0056] 在识别 230 和分类 240 可疑候选区域后,所述可疑候选区域的位置和特征应当被显示给放射学家或者图像审阅者。在非双能量 CAD 应用中这是通过在接近或围绕可疑损伤处重叠例如箭头或圆圈标记来实现的。双能量 CAD 提供了在四个图像(高能量图像 216、低能量图像 217、骨骼图像 218、软组织图像 219)中任意一个上面显示用于计算机检测的(并且可能是诊断的)结节的标记的能力。通过这种方式,审阅者可以只观察一个单一图像 215,在其上重叠了一个 CAD 操作 200 阵列的结果。当图像被如图 7 所示独立处理时,CAD 系统 201 在步骤 241 对结果进行综合。每个 CAD 操作(由唯一的段(ROI) 220、特征提取 230,和分类程序 240 或 241 定义)可以由唯一的标记类型表示。

[0057] 这样的双能量 CAD 显示器实例将被描述用于肺癌胸部成像。假定患者接受采用双能量 CAD 系统 200 或 201 处理的双能量检查(参照图 1-5 所述)。CAD 操作在软组织

图像 219 上识别出两处具有恶性特征的可疑损伤。在骨骼图像 218 上, CAD 操作识别出一处钙化结节(指示良性过程)和一处骨骼损伤。在综合阶段, 当对每个图像应用 ROI 和特征提取阶段之一或全部时, 其可以构成分类处理的一部分, 分类 240 采用这些结果并确定软组织结节之一与在骨骼图像 218 上的明显钙化结节是同一个。随后向审阅者展示高能量图像 216, 其是一个运用模仿单能量胸部射线照相术的当前标准实践拍摄的第一图像。审阅者也将被展示一个第二图像, 其除了具有指示在图像数据上叠加 CAD 操作 220、230、240 结果的标记外, 与该第一图像相同。此第二图像可以被同时显示在第二硬或软拷显示器上, 或通过软件在软拷显示器上和其它图像进行切换(toggle)。叠加在第二图像上的例如可以是围绕被分类为具有恶性特征的可疑肺结节的圆圈、被分类为良性特征的围绕钙化的肺结节的方块, 以及指向检测的骨骼损伤的箭头。用这种方式, 审阅者得到对用于优化审阅的、同时展现的每个图像的 CAD 操作 200 的信息的好处。

[0058] 作为另一个例子, 方法 200、201 可以被用于乳腺造影中。用于乳腺造影的双能量图像以前曾经被采用过, 诸如在颁发给 Chao 的美国专利 US6173034 中所述。为了方便, 方法 200 和 201 可以采用用于乳腺造影的双能量成像处理的执行结果, 以及采用这里描述的 CAD 技术。此外, 应当注意, 和在上述胸部检查中通常采用的可能在 50-170kVp 范围内的能量相比, 在乳腺造影中采用的能量可以低到 20kVp。传统的乳腺造影典型地在 24-30kVp, 而 DE 乳腺造影对于低能量图像可以在 24-30kVp, 对于高能量图像可以在 50-80kVp, 这里的值通常受 x-射线管/发生器的限制。对于断层乳腺造影法, 能量可能会较高, 对于传统的单能量图像来说大约是 80kVp。

[0059] 这些方法 200、201 通过提供消除了上层结构的输入数据改善了计算机辅助检测或诊断算法的性能, 并且成像解剖体基于组织类型(软组织或骨骼)被分离, 这个算法 200 与标准射线照相术相比, 具有在单位解剖体中提取更多诊断特征的潜力。

[0060] 以前的 CR(计算机射线照相术)双能量图像和标准的射线照相图像相比质量更差并且噪声更大, 因此计算机辅助算法以前没有被用于上述图像。这个系统和方法 200、201 除采集参数 212 和患者信息 214 之外, 使用高能量图像 216、低能量图像 217、软组织图像 219 和骨骼图像 218 的信息。此外, 可以在和传统的 CAD 技术相比不增加图像的数量数的情况下, 把结果显示给审阅者。

[0061] 上述的方法 200、201 还可被用来识别钙化、骨折、骨侵蚀和转移骨损伤。通过提供不带上层/下层软组织的骨骼图像 218, DE 图像创造了一种用于对轻微骨折, 骨侵蚀, 钙化和转移骨损伤自动检测和分类的有效机会。而这在其它情况下有可能为传统图像读取器所丧失。

[0062] 现在翻到图 10 和 11, 示出了方法 200、201 的图示举例。方法 301 使用双能量计算机辅助检测/诊断(CAD)算法 300, 以从背景中对骨骼分离, 并且检测/诊断具有可能的钙化、骨折、转移的候选骨骼区域。这些候选区域随后基于从相应的完整图像组 215(高能量 216、低能量 217、骨骼 218、软组织 219)所提取的特征被分类。分类阶段不仅排除错误的阳性诊断, 也能提供关于骨折或损伤(骨折类型, 损伤大小等)的附加信息。随后结果在图像中被突出以便阅读者评估。

[0063] 如图 11 所示, 用于检测 DE 图像 215 中的钙化、骨折、骨侵蚀和转移的 CAD 算法 300 的第一步骤需要选择所期望的区域, 用于搜索或选择感兴趣区域(ROI) 310。在双能量胸部

检查中,这典型地包括整个图像,但是如果对特定的区域有怀疑,则可以包括较小的感兴趣区域。根据如上所述的 ROI 220 的用户说明可以通过手动或自动算法来选择感兴趣区域 (ROI) 310。

[0064] 随后,是对骨骼 320 的分离。分离 320 的目的在于将骨骼从背景中(非骨骼)分离。一个实施例是区域增长算法。可以采用手动或自动方法来启动区域增长。在手动方法中,提供了一种使用户选择起始点(seed point)的手段。在自动方法中,骨骼属性,诸如密度范围、梯度范围、形状,大小等可以被用于启动起始点。另一种潜在的分离方法涉及多级密度阈值处理。

[0065] 随后在步骤 330 识别候选区域。识别候选区域的一个方法是基于边界检测算法。采用形态学侵蚀的图像处理可以消除噪声和假边界。此外,为排除很可能是肋骨边缘的较长的线,可以应用一个连接算法。因此,剩余的图像只由那些钙化、骨折和转移的可能候选边缘构成。

[0066] 候选区域可以随后在步骤 340 被分类。对于剩余候选区域的分类可以包括一个基于规则的方法。这些规则可以与用于识别钙化,转移和骨折的规则是不同的。最好,对于不同类型的骨折有不同的规则,对于不同的转移特性也有不同的规则。例如,对于骨折,由于在肋骨内的边缘是骨折的候选者,人们可能希望把在肋骨内的边缘和在肋骨外的边缘分离开来,规则也可以是基于对线边缘的大小的测量。

[0067] 剩余的候选区域随后应当被指示给用户或读取器用于在展示步骤或指示结果 350 中进行检查。这可以通过使用箭头,圆圈或其它一些指示符或标记加亮区域来实现,附加信息诸如损伤的类型或大小也可以被叠加在图像上。

[0068] 再次参考图 10,放射学家或临床医生在步骤 360 可以读取结果指示 350,并且这个方法 301 可以被用于在胸部射线照相术中改善如步骤 370 所示的对钙化、轻微骨折、轻微骨侵蚀、和转移骨损伤的检测。对这些疾病,可以通过早期检测为患者带来更多的收益,并使临床医生对患者的看护得到改善。提供不含上层/下层软组织的骨骼图像的能力也可以用来显著改进和骨骼相关的病理学的检测和诊断。使用骨骼图像用于钙化、骨折和转移的检测是对于 DE 成像以前所没有的一个诊断概念。

[0069] 虽然描述的是针对包括肺癌胸部成像和对钙化、骨折、骨侵蚀和转移的检测的具体例子,应当理解,上述的方法和系统可以被用来检测和/或诊断涉及身体任何部位的任何医疗状况、阻塞或疾病。

[0070] 并且,虽然专门提到 DE 成像,但在本发明的范围内,还可对多能量图像采用上述方法。例如,在图 12 中示出了一个多能量成像系统 400,它和上述的 DE 图像系统 200、201 和 300 的类似之处在于它包括了包括图像数据 415、图像采集数据 412 和患者人口统计学数据 414 的数据源 410;定义或选择感兴趣区域 420、优化特征提取 430、综合/分类 440 和叠加在图像显示器 460。并且在前面描述的 DE 图像系统中,来自培训 450 的在先知识被应用到优化特征提取阶段 430 和综合/分类阶段 440。这样,方法 400 和前面所述的 DE 方法的唯一区别就是图像数据 415 的内容。即,DE 方法利用高能量图像、低能量图像、软组织图像和骨骼图像,而多能量成像系统 400 使用一系列在不同能量/kVps(能量 1 图像、能量 2 图像、... 能量 N 图像)拍摄的图像 413。应当注意该“N”表示一个任意数,并且可能在从每个图像处理中不同。虽然这些图像 413 可以以快速序列获得并被分解成骨骼图像 418 和组

织类型不同的图像,它们也可被分解包含或不包含骨骼图像的不同物质图像(物质 1 图像、物质 2 图像、... 物质 N 图像)。可以采用来自一个或多个这些图像的信息以检测和诊断各种疾病或医疗状况。例如,如果需要检测某个特定的疾病,可以在物质 2 图像和能量 1 图像上标识感兴趣区域和计算特征。对于不同的疾病类型,可以利用所有的图像。在 DE 能量成像系统中,选择感兴趣区域、优化特征计算和分类可以对图像数据 415 顺序执行或并行执行。为了本说明书的目的,应当进一步指出所述“多”能量成像可以包括双能量成像,因为双图像也是多图像。

[0071] 上述的 CAD 系统和方法可以进一步扩展到双能量或多能量计算机 X-射线断层造影。参照图 13 和 14,预-重构分析和后-重构分析是通常被公认为在物质分析中使用双能量 X-射线源的现有技术。在预-重构分析 502,信号流如图 13 所示。系统 100 通常和图 1 中所示的类似并且具有一个能在两个不同的能量级(即,双能量)产生扇形光束的 X-射线源。数据采集系统 504 收集在旋转平台(未示出)的离散角位置由检测器阵列产生的信号并将信号传递给预处理单元 506。预处理单元 506 对从数据采集系统 504 接收的数据重新排序,以优化用于随后数学处理的序列。预处理单元 506 号修正来自数据采集系统 504 的用于检测器温度、主光束强度、增益和偏移的数据,以及其它确定的错误参数。最后,预处理单元 506 提取对应于高能量视野的数据并将其路由给高能量信道路径 508,并将对应于低能量视野的数据路由给低能量信道路径 510。投影计算机 512 在高能量信道路径 508 和低能量信道路径 510 接收投影数据并执行 Alvarez/Macovski 算法,进行处理以产生与扫描物质的第一参数相关的第一投影数据流 514 和产生与扫描物质的第二参数相关的第二投影数据流 516。第一参数通常是原子系数,而第二参数通常是物质密度,虽然也可以选择其它参数。第一重构计算机 518 接收第一投影数据流 514,并从一系列对应于第一物质参数的投影产生一个 CT 图像。第二重构计算机 520 接收第二投影数据流 516,并从一系列对应于第二物质参数的投影产生一个 CT 图像。

[0072] 在后-重构分析 503,信号流如图 14 所示。如同这里所述,对于预处理分析 502,预处理单元 506 从数据采集系统 504 接收数据,对数据执行若干操作,随后将对应于高能量视野的数据路由给高能量信道路径 508,并且将对应于低能量视野的数据路由给低能量信道路径 510。第一重构计算机 518 从高能量信道路径 508 接收投影数据,并且产生对应于高能量系列投影的 CT 图像。第二重构计算机 520 从低能量信道路径 510 接收投影数据并且产生对应于低能量系列投影的 CT 图像。投影计算机 512 接收高能量 CT 数据 522 和低能量 CT 数据 524,并且对与被扫描物质的第一参数相关的产品 CT 数据 526 和与被扫描物质的第二参数相关的第二投影数据流 528 实施基础物质分解。

[0073] 图 15 示出了为双能量 CT 成像修正的计算机辅助检测和诊断方法 202。方法 202 和图 6 中描述的方法 200 相似,除了用如上所述在图 13 或 14 中的多个 CT 图像 1a、... 1N530 或 534 和多个 CT 图像 2a、... 2N532 或 536 替代高能量图像 216 和低能量图像 217 以形成图像组 540 以外。应当理解“N”可以代表任意数并且不需要和图 12 中的“N”是同一个数。还应当理解,虽然示出了软组织图像 219 和骨骼图像 218,如前面的图 6 所述,图像数据 540 可以作为替代包括第一分解图像和第二分解图像。并且,应当理解,在图 7 中示出的 CAD 方法 201 也可以为双能量 CT 而修正。

[0074] 此外,在图 15 中所示的实施例可以为体积 CT 而修正,在此,从多个角度收集结构

的图像。体积 CT 或锥形光束 CT, 是更常见的两维扇形光束 X- 射线断层造影在三维上的一个延伸。在扇形光束 X- 射线断层造影中, 通过把具有长而窄的空隙的校准仪 (collimator) 放置在点 X- 射线源前, 以产生 X- 射线的扇形集束。X- 射线锥形光束系列是通过移去校准仪产生的。这允许 X- 射线从点 X- 射线源发散以形成一个锥形的多面角。当穿透物体的 X- 射线被置于相对一侧的检测器收集时, 产生一个发散线积分数据组。锥形光束 X- 射线断层造影涉及转换锥形光束数据组以形成对物体每个点的密度的估计。

[0075] 在当前的 CT 扫描仪中, 产生了一系列物体的轴向图像并将其堆积起来以形成该 3D 物体。在多 - 断层 (slice) CT 中, 使用多个检测器来收集在一给定时间的多个断层。在另一方面, 在锥形光束 X- 射线断层造影中, 整个的数据被并行收集并随后被重构。因此, 在理论上, 锥形光束 X- 射线断层造影改善了数据的时间和空间分辨率。图 16 示出了一个对图像数据 615 使用体积 CT 图像 1...N 的 CAD 系统 600, 以便数据源 610 包括体积 CT 图像 615、图像采集数据 212、和患者人口学统计数据 214。否则, 所述 CAD 系统与如图 6 所示的系统 200 类似。或者, 如图 7 所示, 操作 220、230、240 可以在每个体积 CT 图像上并行执行。

[0076] 在另一个实施例中, 如图 17 所示, 双能量 CAD 系统 700 分别使用高能量和低能量体积 CT 图像 1a...1N716 和 2a...2N717, 以及软组织图像 1...N219 和骨骼图像 1...N218 (或作为替代的第一分解图像和第二分解图像) 作为图像数据 715, 以便数据源 710 包括图像数据 715、图像采集数据 212 和患者人口统计学数据 214。否则, CAD 系统 700 和如图 6 所述的系统 200 类似。或者, 如图 7 所述, 操作 220、230、240 可以在每个体积 CT 图像和每个软组织图像和骨骼图像上并行执行。

[0077] 虽然在图 16 和 17 中描述了体积 CT CAD600 和 DE 体积 CT CAD 700, 可以进一步预期可以将如图 12 所述的方法用于多能量体积 CT CAD, 即, 在图 17 中所示的方法可以被扩展以合并额外的能量。

[0078] 作为替换的实施例, 执行和重构有限的角 X 射线断层造影组合获得的成像模式可以和上述图 18 所示的计算机辅助检测和诊断方法结合使用。X 射线断层造影组合是通过用数字检测器采集多个图像执行的, 即, 一系列用于在任何层级重构 X 射线断层造影组合的低剂量图像。可以使用包括线性、圆形、椭圆、内摆线以及其它多种不同的管运动来执行 X 射线断层造影组合。在 X 射线断层造影组合中, 对通常在 5 到 50 个数量范围的图像采集图像顺序。因此, 本实施例的成像部分的开销可能会比上述的 CAD CT 方法小, 尽管这可能不是必要的。在图 18 中所示的 X 射线断层造影组合 CAD 系统 800 和在图 16 中所示的 CT CAD 系统类似, 除了图像数据 815 包括 X 射线断层造影组合图像 1...N, 以便使数据源 810 包括 X 射线断层造影组合图像 815、图像采集数据 212 和患者人口统计学数据 214 外。除了数据源 810, 系统 800 和图 6 所示的系统 200 类似。或者, 如图 7 所述, 操作 220、230、240 可以在每个 X 射线断层造影组合图像上并行执行。

[0079] 在另一个实施例中, 如图 19 所示, 双能量 CAD 系统 900 分别使用高能量和低能量 X 射线断层造影组合图像 1a...1N916 和 2a...2N917, 以及软组织图像 1...N219 和骨骼图像 1...N218 (或作为替代的第一分解图像和第二分解图像) 作为图像数据 915, 以便数据源 910 包括图像数据 915、图像采集数据 212 和患者人口统计学数据 214。否则, CAD 系统 900 和如图 6 所述的系统 200 类似。或者, 如图 7 所示, 操作 220、230、240 可以对每个 X 射线断层造影组合图像和每个软组织图像和骨骼图像并行执行。

[0080] 虽然在图 18 和 19 描述了 X 射线断层造影组合 CAD 800 和 DE X 射线断层造影组合 CAD 900, 可以进一步预期, 可以将如图 12 所述的方法用于多能量 X 射线断层造影组合 CAD。即, 在图 19 中所示的方法可以被扩展以合并额外的能量。

[0081] 应当注意, 上述的所有方法都可在图像系统 100 中采用, 特别是, 可以存储在存储器 112 中和被处理电路 110 处理。并且在本发明的范围内所公布的方法可以由用于实践这些处理的任何由计算机实施的处理和装置的形式来实施。本发明还可以由包含被嵌入有形介质, 诸如软盘、CD-ROM、硬盘或其它任何计算机可读的存储介质的指令的计算机程序的形式来实施。其中, 当计算机程序码被载入并由计算机执行, 计算机变成实践本发明的装置。本发明还可以用计算机程序码的形式来实施, 例如, 不管是否存储于存储媒介、被计算机载入和执行、或者作为数据信号被不管是否调制过的载波通过某种发送媒介, 诸如通过电线或电缆, 通过光纤或通过电磁辐射发送, 其中, 当计算机程序码被计算机载入和执行, 计算机变成实践本发明的装置。当在通用微处理器上实现时, 计算机程序码配置微处理器以创建特定的逻辑电路。

[0082] 虽然参照优选实施例说明了本发明, 本领域的技术人员应当理解, 在不脱离本发明的范围的前提下可以进行各种变动或更替等同的元件。此外, 在不脱离主要范围的情况下, 可以为适应某个特殊情况或物质进行多种更改。因此, 意味着本发明并不局限于所公布的为实现本发明的特定优选实施例, 本发明包括所有在本发明权利要求范围内的实施例。而且, 使用第一, 第二等术语, 不表示任何顺序或重要性, 而只是用于把一个元件和另一个元件区分开来。

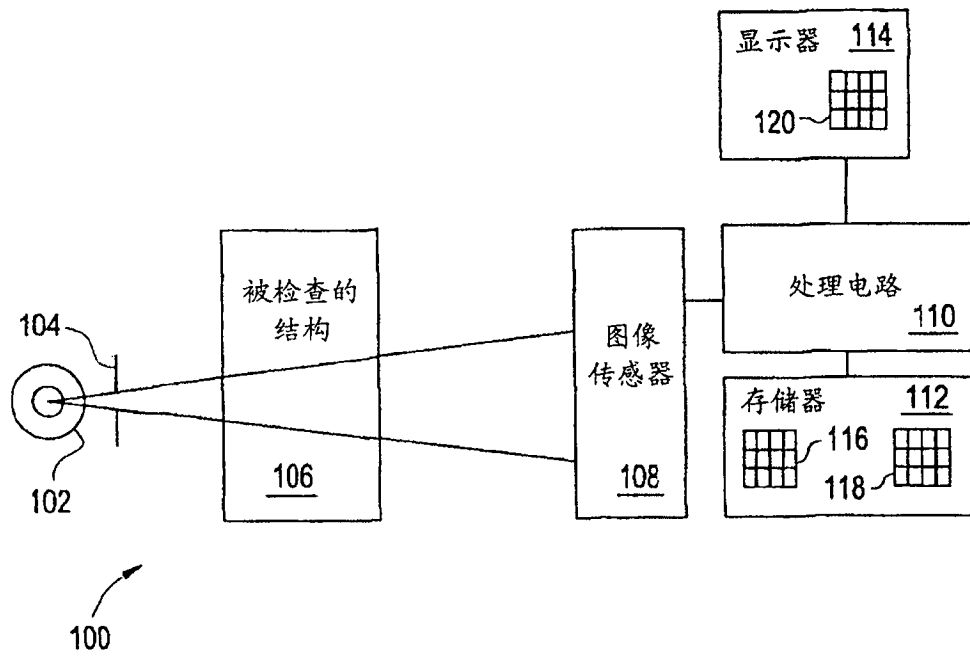


图 1

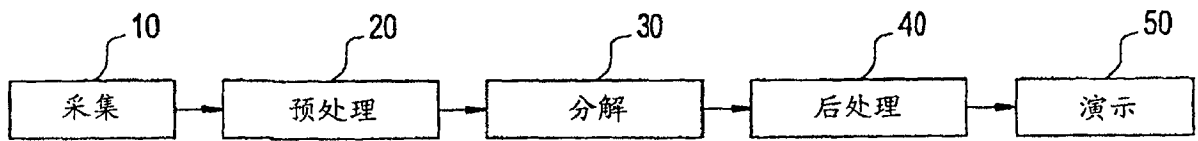


图 2

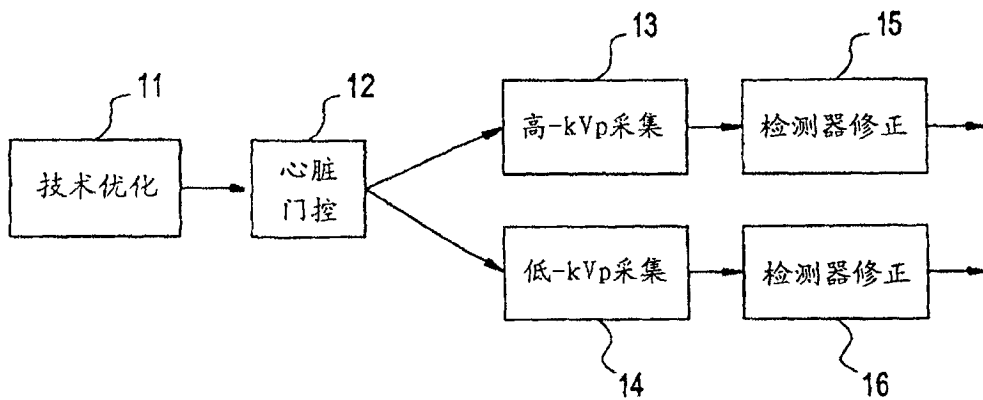


图 3

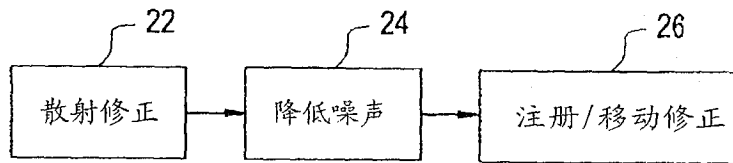


图 4

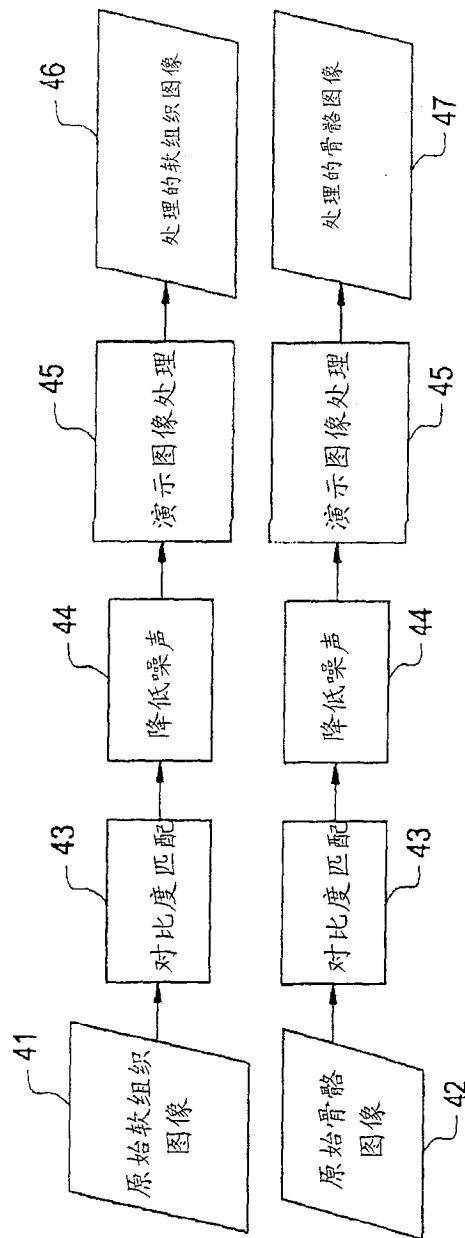


图 5

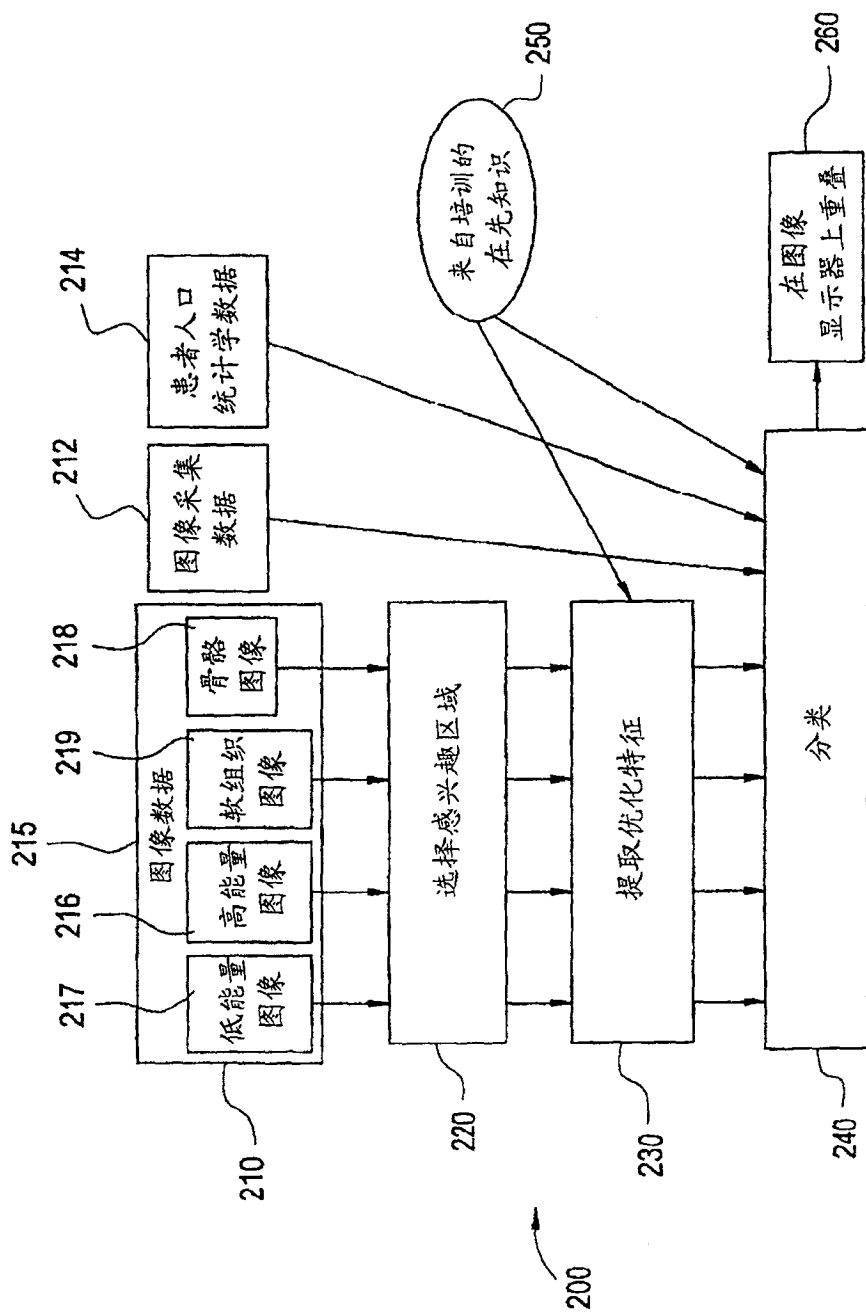


图 6

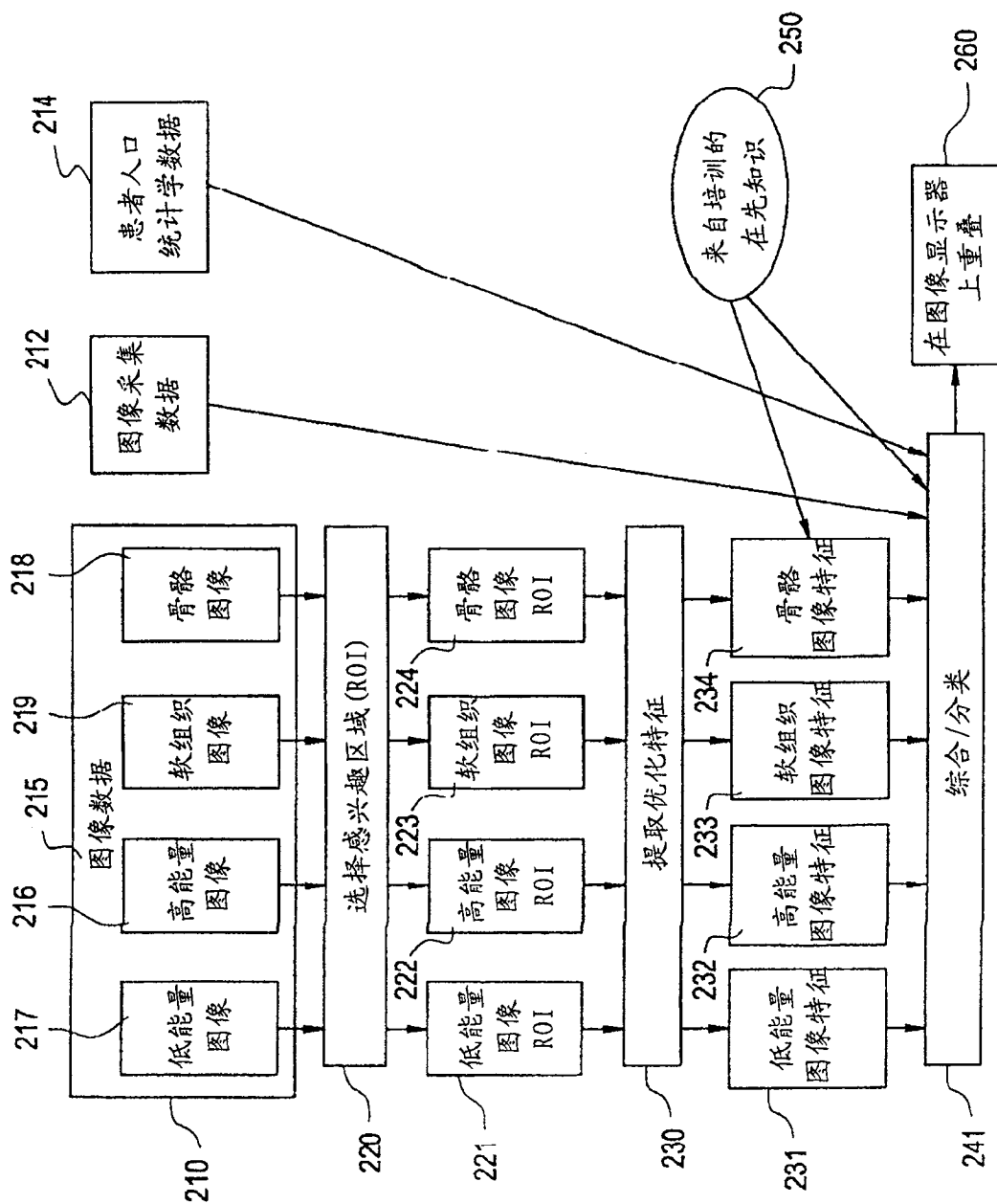


图 7

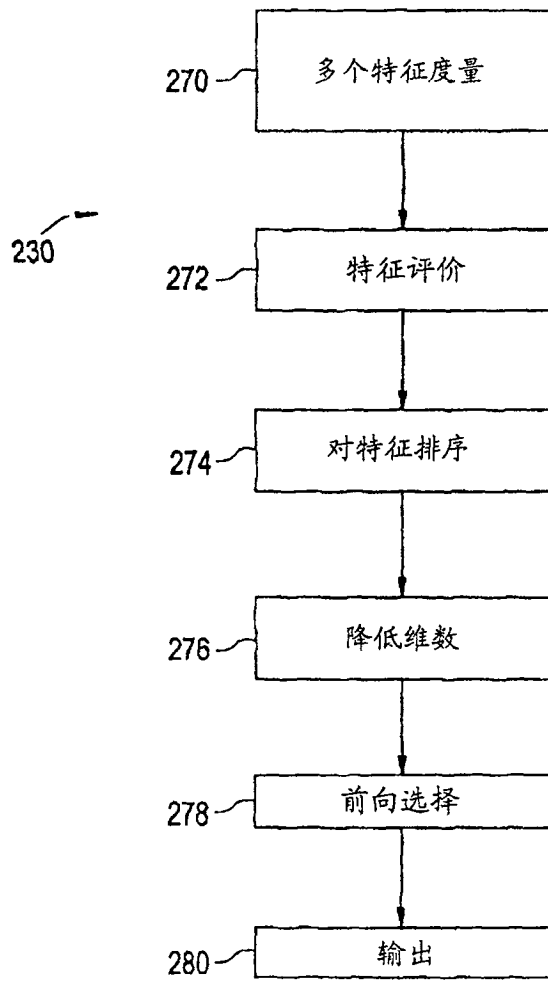


图 8

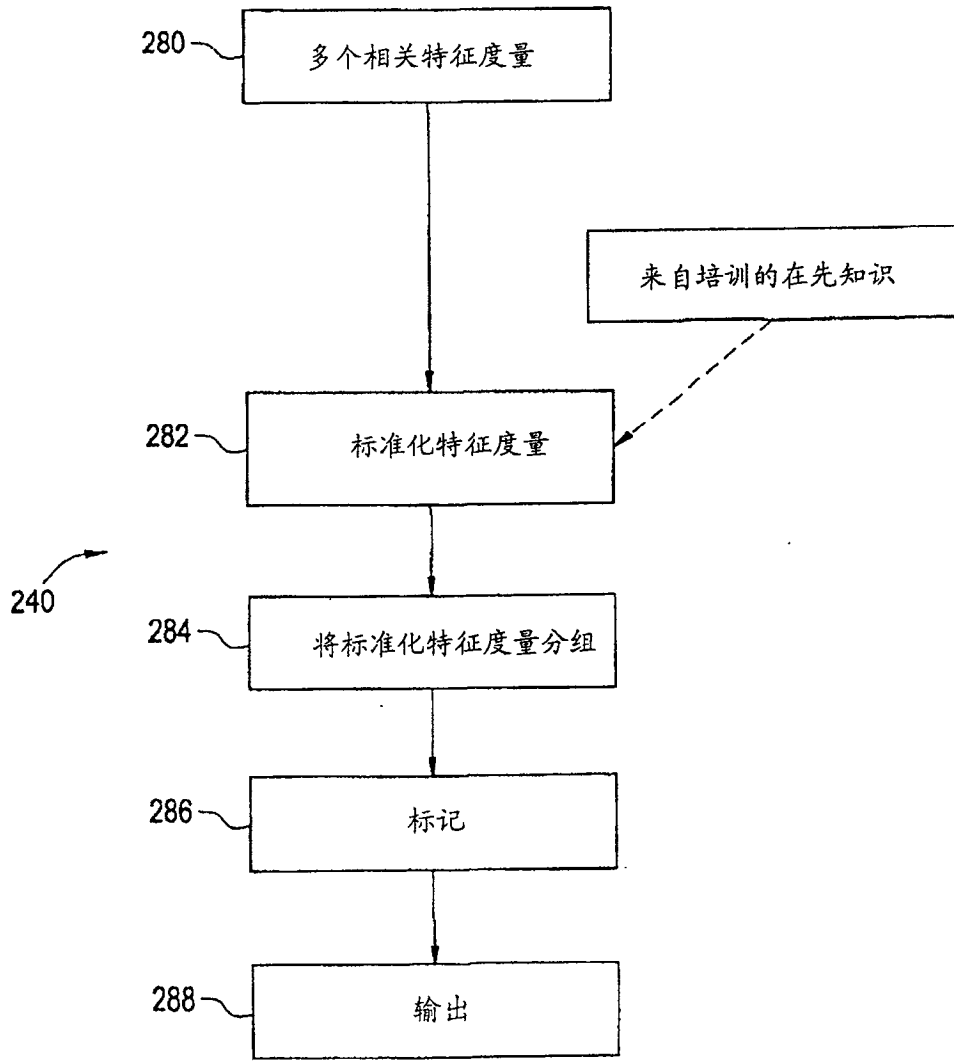


图 9

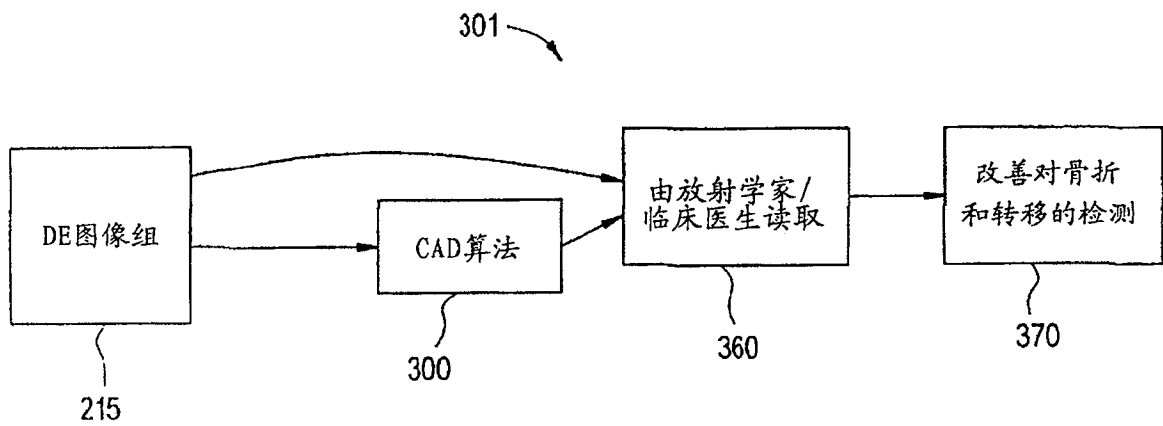


图 10

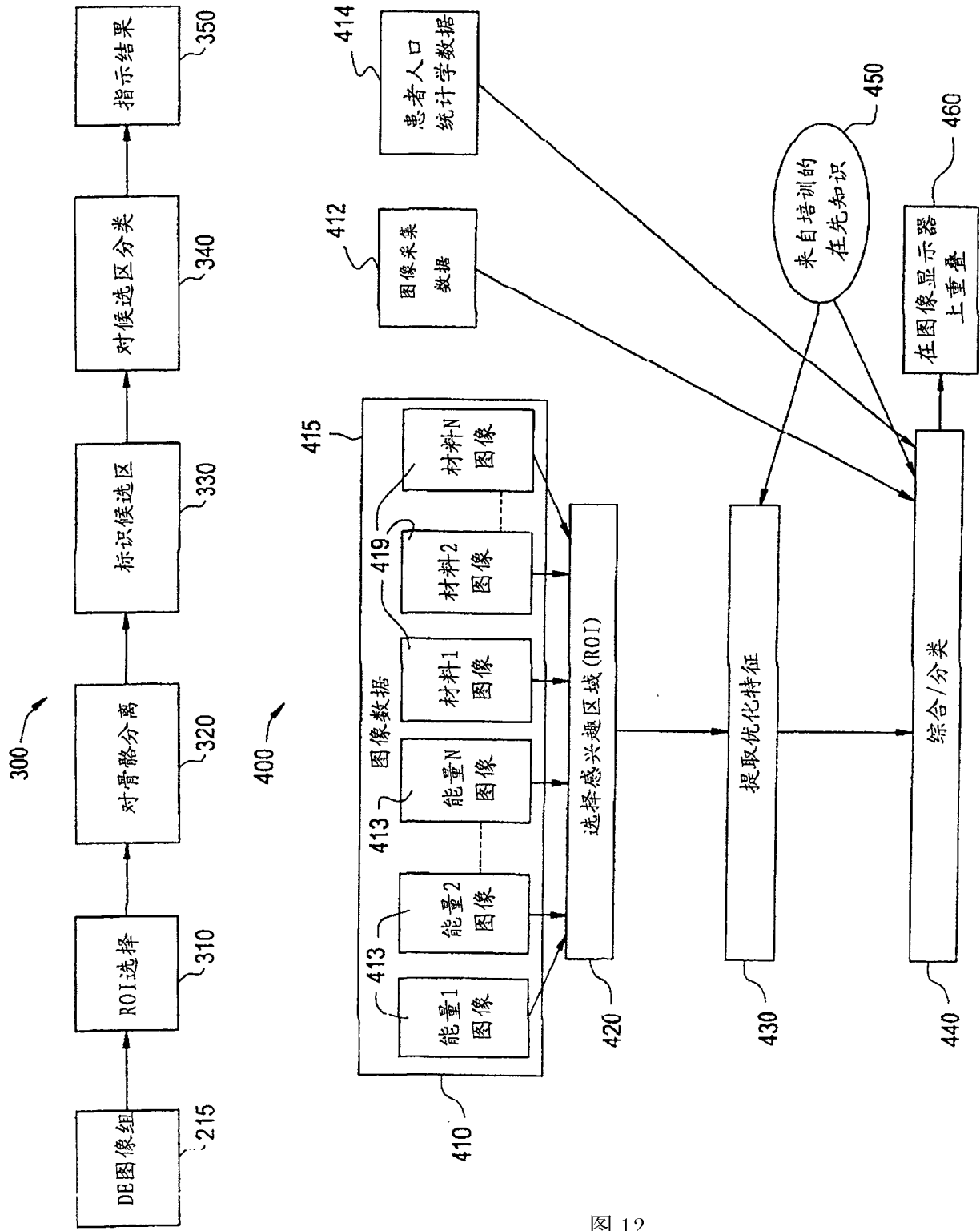


图 11

图 12

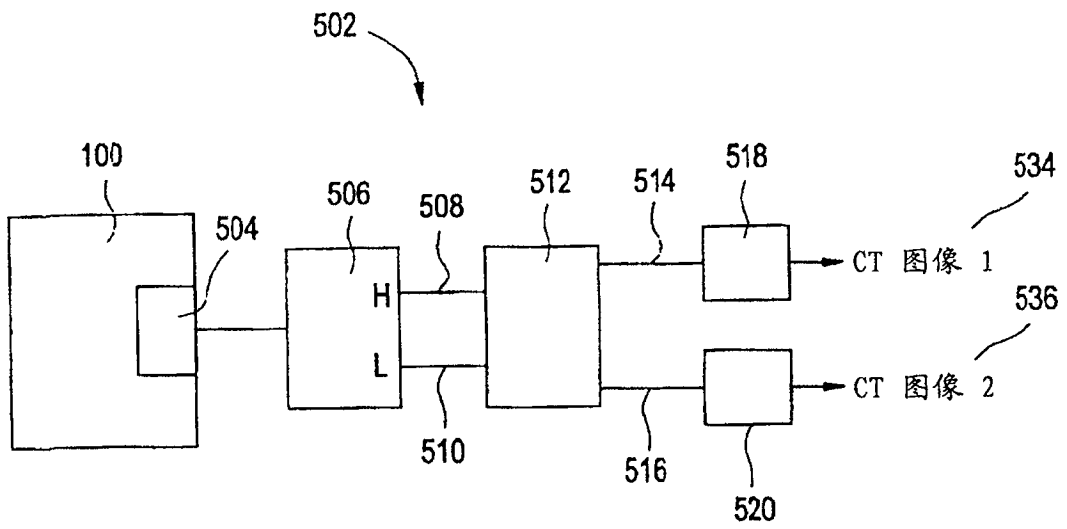


图 13

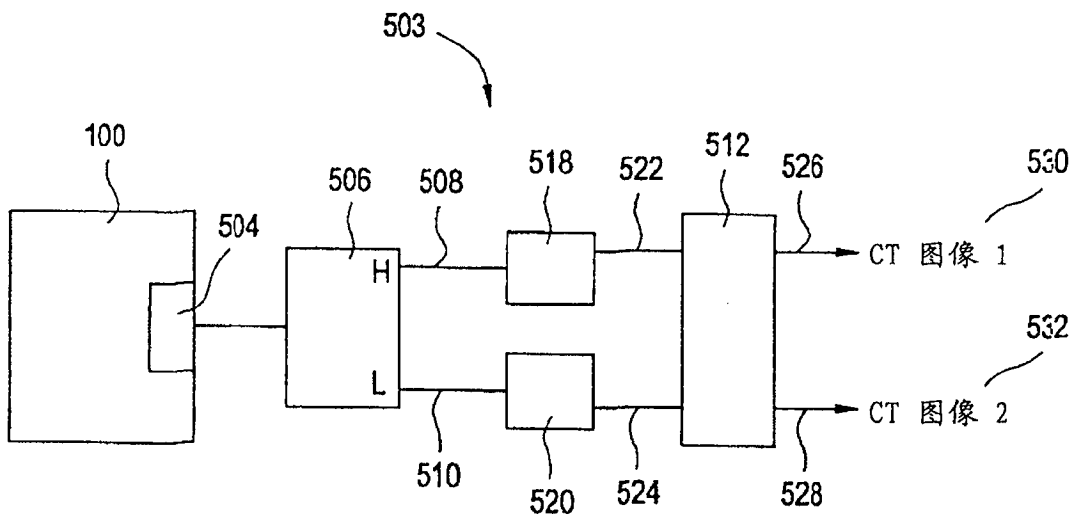


图 14

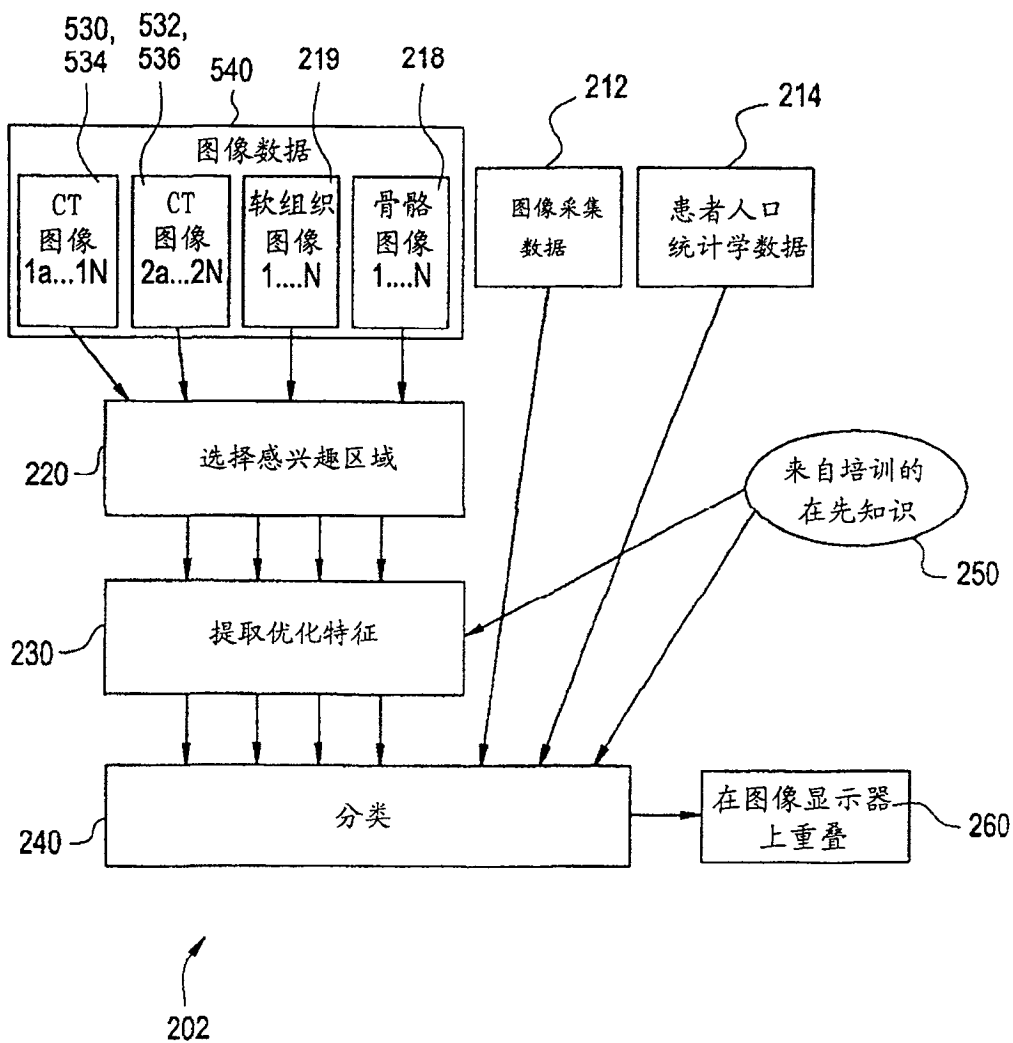


图 15

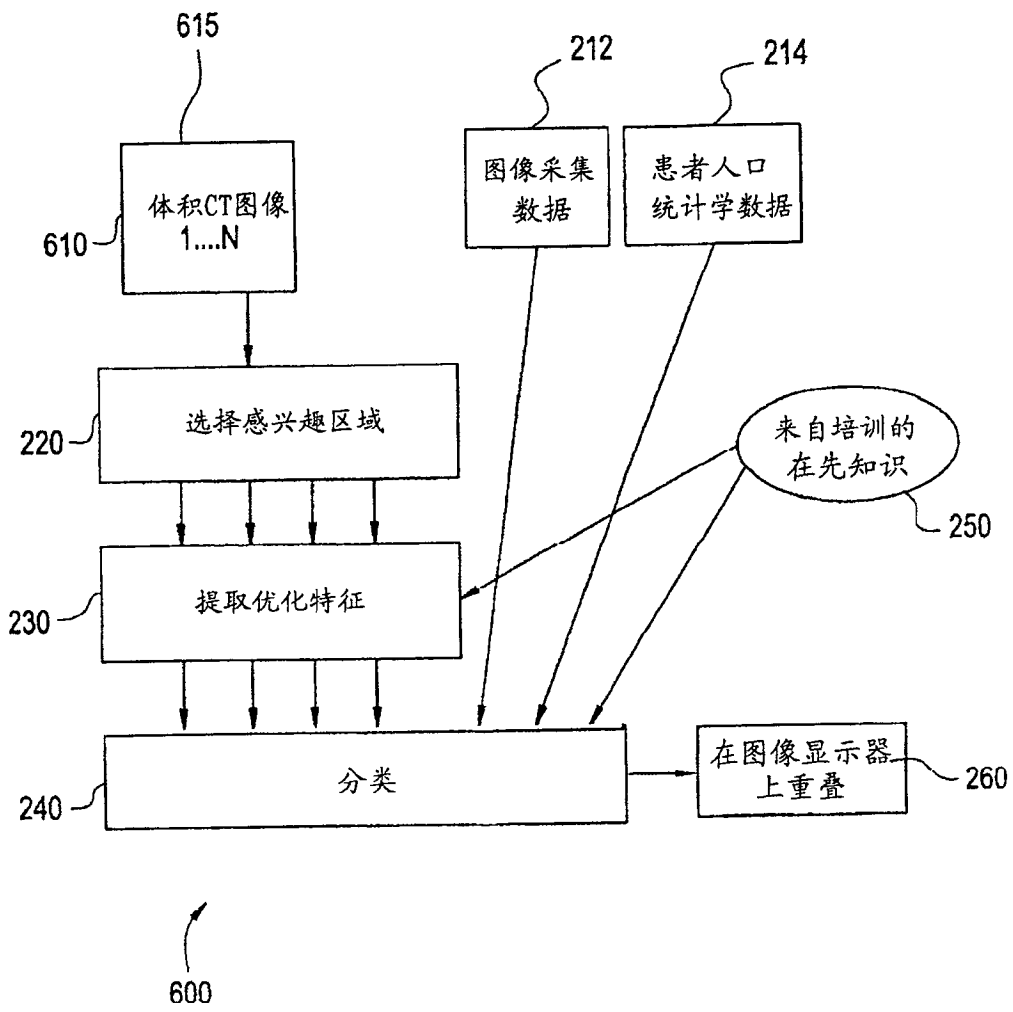


图 16

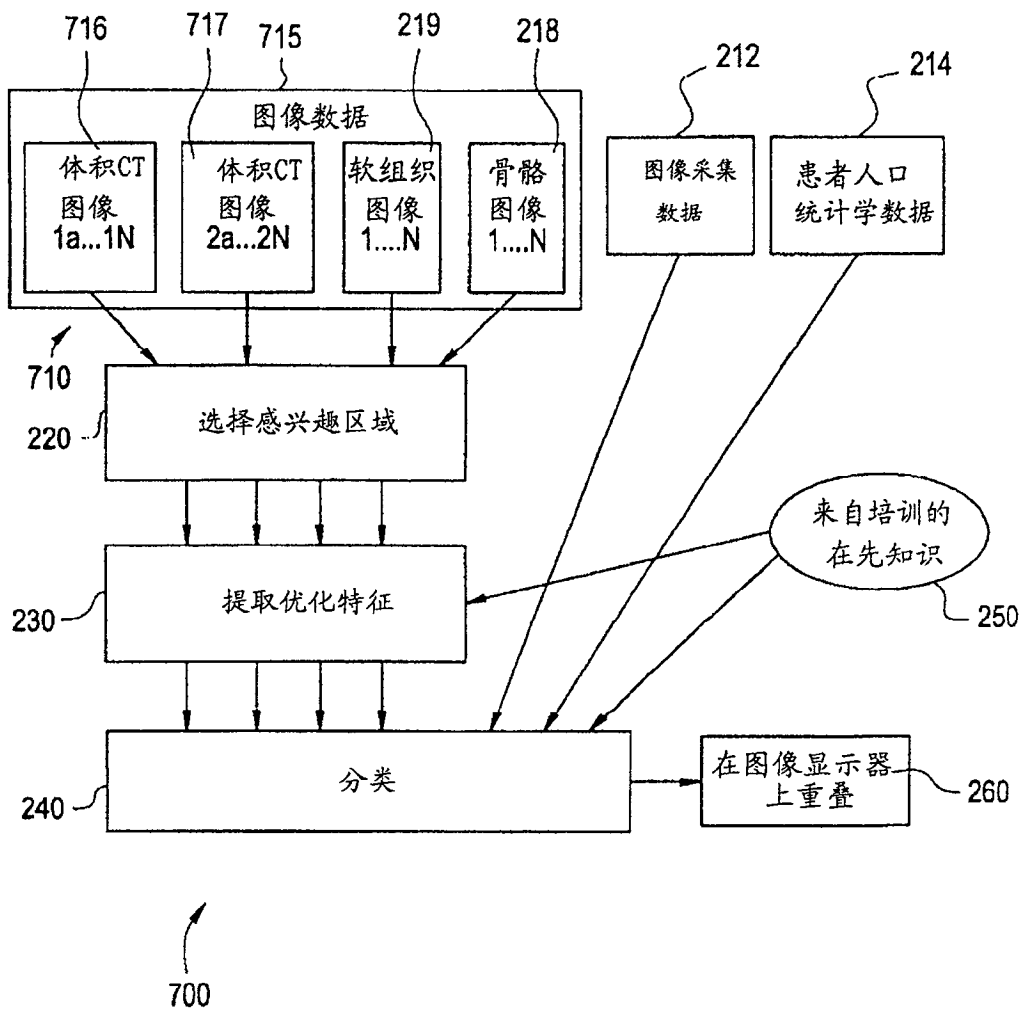


图 17

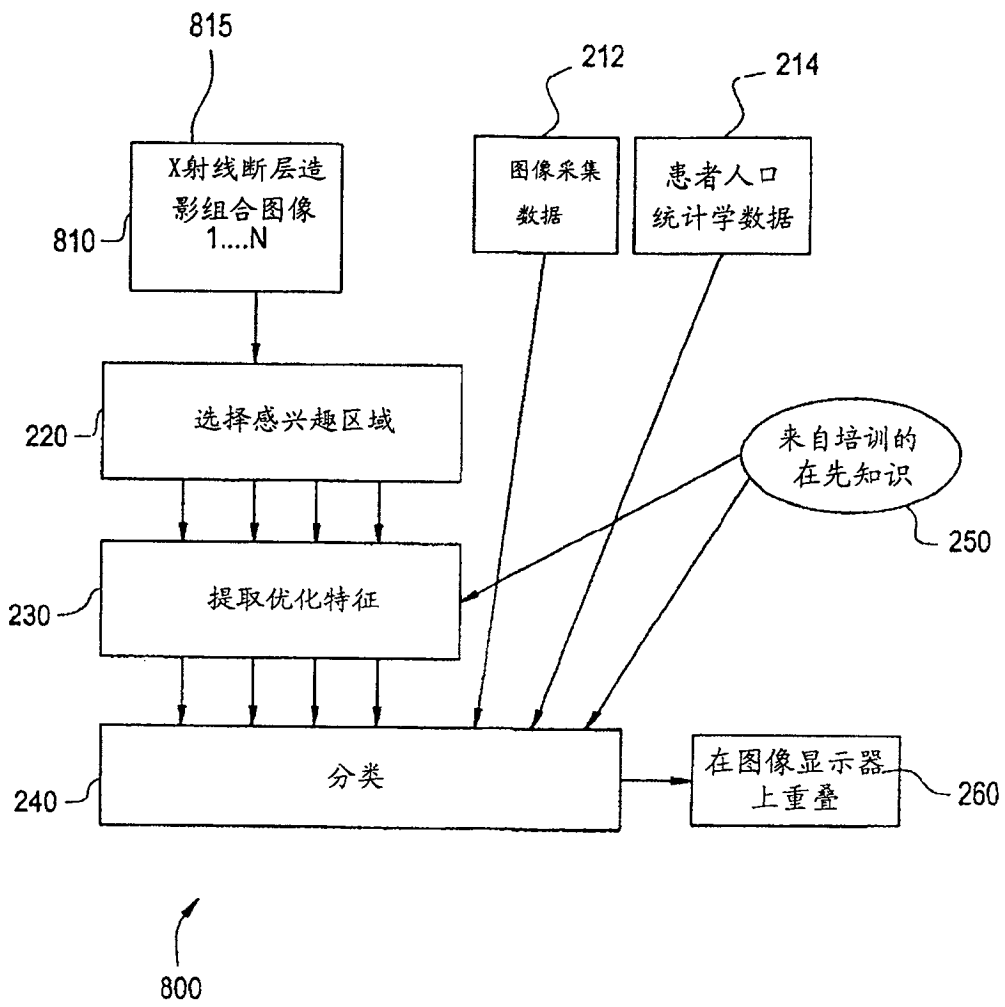


图 18

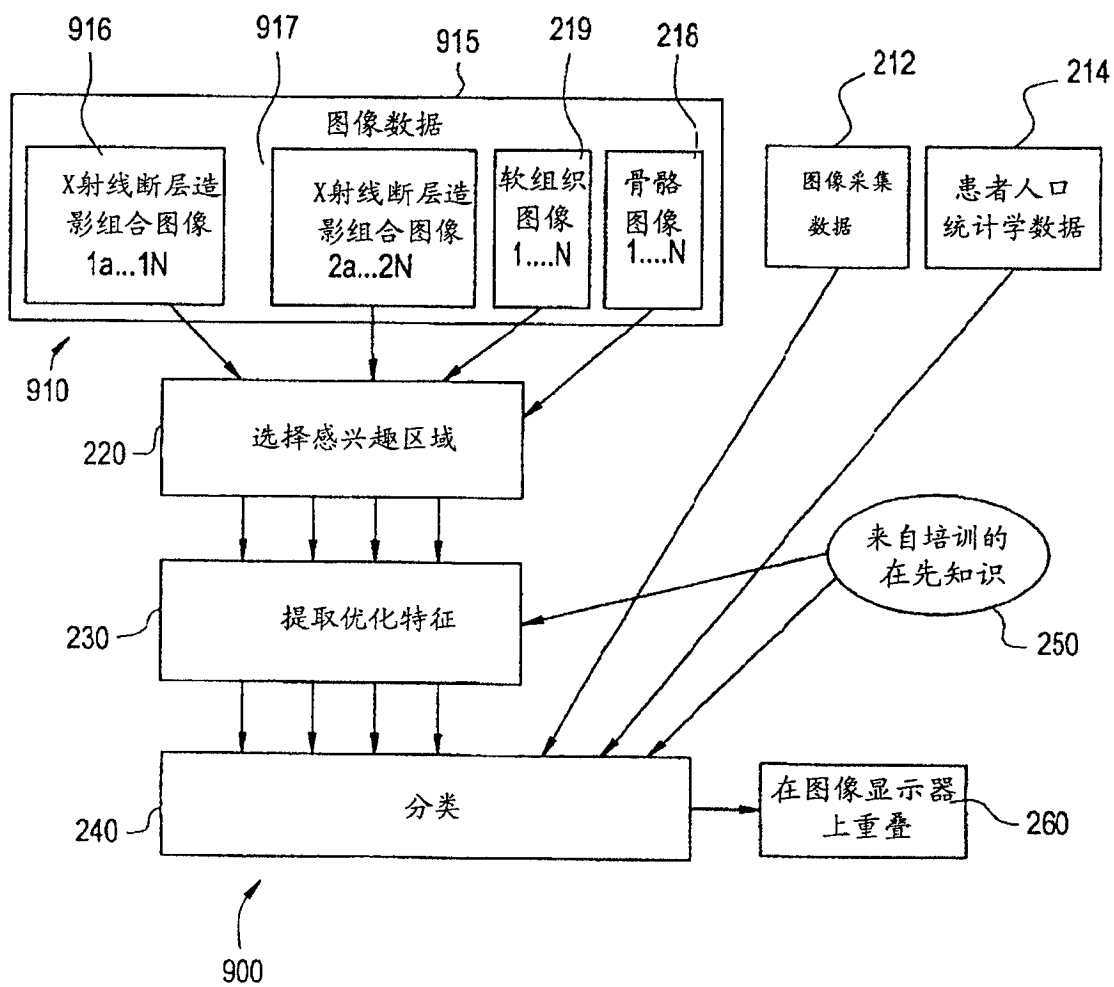


图 19