



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 112237435 A

(43) 申请公布日 2021.01.19

(21) 申请号 202010617278.9

G06N 3/08 (2006.01)

(22) 申请日 2020.06.30

(30) 优先权数据

102019210473.8 2019.07.16 DE

(71) 申请人 西门子医疗有限公司

地址 德国埃朗根

(72) 发明人 B·霍夫曼 F·屈梅尔 K·米勒

(74) 专利代理机构 北京市金杜律师事务所

11256

代理人 赵林琳

(51) Int. Cl.

A61B 6/03 (2006.01)

G06T 11/00 (2006.01)

G06T 17/00 (2006.01)

G06N 3/04 (2006.01)

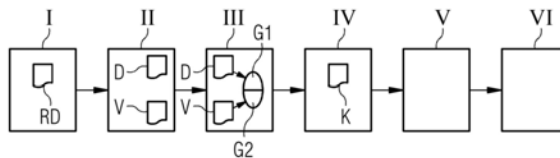
权利要求书2页 说明书13页 附图2页

(54) 发明名称

用于在计算机断层扫描中成像的方法和装置

(57) 摘要

本发明涉及一种用于在计算机断层扫描中成像的方法,该方法包括以下步骤:-提供对象(0)的CT数据集(D),其中已经借助于多光谱记录方法记录CT数据集(D);-抑制已经由组织类型(G1、G2)引起的对比度,并且生成对比度被抑制的数据集(K);-借助于机器学习算法分析CT数据集(D)和/或对比度被抑制的数据集(K),其中该分析被配置为识别组织类型(G1、G2)内的至少一种变化。本发明还涉及一种相应的装置(6)、一种用于计算机断层扫描系统(1)或诊断系统的控制设备(10)以及一种诊断系统和一种计算机断层扫描系统(1)。



1. 一种用于在计算机断层扫描中成像的方法,包括以下步骤:

-提供一个对象(O)的一个CT数据集(D),其中已经借助于多光谱记录方法记录所述CT数据集(D);

-抑制已经由组织类型(G1、G2)引起的对比度,并且生成一个对比度被抑制的数据集(K);

-借助于机器学习算法,至少分析所述对比度被抑制的数据集(K)或至少分析基于所述对比度被抑制的数据集(K)的一个数据集,其中所述分析被配置为识别所述组织类型(G1、G2)的至少一种变化。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中所述对象(O)的CT数据集(D)的提供包括在多光谱记录方法的范畴中进行记录,其中使用一个多光谱分辨探测器(4)、优选是一个光子计数探测器来记录所提供的所述CT数据集(D),所述多光谱分辨探测器特别优选地允许灵活的分箱。

3. 根据前述权利要求中任一项所述的方法,其中在所述分析中附加地确定在所述组织类型(G1、G2)内具有变化的区域的位置和/或所述区域的大小和/或所述变化的特征和/或病情进展,并且优选地获取对临床结果和/或可治疗性的预测;和/或

其中基于包括马尔科夫模型、神经网络、卷积算法和3-D网格模型的组中的多个模型,特别是基于图像数据的3-D重建,借助于机器学习算法来进行所述分析。

4. 根据前述权利要求中任一项所述的方法,包括以下附加步骤:

-提供一个比较数据集(V),其中已经借助于所述多光谱记录方法记录所述比较数据集(V);

-借助于迭代数据重建,将所述CT数据集(D)与所述比较数据集(V)一起进行处理,其中基于所述比较数据集(V)执行对所述CT数据集(D)的优化;

其中所述比较数据集(V)优选地是一个体模(P)的CT数据集(D),所述体模包括与所述对象(O)上的待检查组织相对应的样本,其中所述比较数据集(V)的提供包括在所述多光谱记录方法的范畴中记录所述体模(P),其中对所述体模(P)的记录优选地与对所述对象(O)的记录同步进行。

5. 根据前述权利要求中任一项所述的方法,其中在抑制对比度的范畴中,所涉及的对对比度被抑制到大于50%,优选地被抑制到大于75%,特别优选被抑制到100%,其中所述对比度被抑制的数据集(K)优选地包括具有被抑制的对比度的重建后的图像数据。

6. 根据前述权利要求中任一项所述的方法,其中在所述分析期间或在所述分析之前,从所述数据集中重建图像数据,其中优选地从所述CT数据集中重建图像数据,并且优选地利用重建后的所述图像数据进行对比度抑制和/或所述分析,其中优选地重建三维图像数据。

7. 根据前述权利要求中任一项所述的方法,其中优选地在所述对比度抑制之前或至少在所述分析之前,优选地借助于迭代数据处理,基于所述CT数据集(D)识别所述组织类型(G1、G2),其中所述识别优选地基于所述CT数据集中的水含量和/或脂肪含量。

8. 根据前述权利要求中任一项所述的方法,包括以下附加步骤:

-创建一个合成数据集(R),所述合成数据集包括所述对比度被抑制的数据集(K)和所述CT数据集(D)的叠加;

其中所述分析优选地基于所述合成数据集(R)。

9. 根据前述权利要求中任一项所述的方法, 其中

-所述CT数据集(D)是大脑的多光谱记录, 特别是中风患者的大脑的多光谱记录;

-灰质和白质的灰白色对比度被抑制, 并且所述对比度被抑制的数据集(K)包含基于所述灰白色对比度的抑制的信息;

-所述分析被配置为识别所述白质和/或所述灰质内的至少一种变化, 特别是水肿。

10. 一种用于在计算机断层扫描中成像的装置(6), 所述装置包括:

-一个数据接口(7), 被配置为接收一个对象(O)的一个CT数据集(D), 其中已经借助于多光谱记录方法记录所述CT数据集(D);

-一个对比度抑制单元(8), 被配置为抑制已经由组织类型(G1、G2)引起的对比度, 并且生成一个对比度被抑制的数据集(K);

-可选地, 一个叠加单元(8a), 被配置为将所述对比度被抑制的数据集(K)与所述CT数据集(D)叠加为一个合成数据集(R);

-可选地, 一个识别单元, 被配置为自动识别身体中的已经被记录了CT数据集的部位;

-一个分析单元(9), 被配置为借助于机器学习算法, 至少分析所述对比度被抑制的数据集(K)或至少分析基于所述对比度被抑制的数据集(K)的一个数据集, 其中所述分析被配置为识别所述组织类型(G1、G2)内的至少一种变化;

并且所述装置优选地包括

-一个数据接口(7), 被配置为控制一个计算机断层扫描系统(1), 所述计算机断层扫描系统被配置为借助于多光谱记录方法来记录CT数据集(D), 所述数据接口特别地被配置为控制一个双源双能计算机断层扫描系统或一个多源/双源多能计算机断层扫描系统, 所述数据接口被配置为特别优选地控制被配置为基于光子计数方法进行测量的一个计算机断层扫描系统。

11. 一种用于控制计算机断层扫描系统(1)或诊断系统的控制设备(10), 所述控制设备包括根据权利要求10所述的装置(6), 和/或所述控制设备被配置为执行根据权利要求1至9中任一项所述的方法。

12. 一种诊断系统, 所述诊断系统包括根据权利要求11所述的控制设备, 和/或所述诊断系统被配置为执行根据权利要求1至9中任一项所述的方法。

13. 一种计算机断层扫描系统(1), 被配置为借助于多光谱记录方法记录CT数据集(D), 所述计算机断层扫描系统优选地是光子计数计算机断层扫描系统, 所述计算机断层扫描系统包括根据权利要求11所述的控制设备(10)。

14. 一种计算机程序产品, 具有能够直接加载到一个控制设备(10)的一个存储设备中的计算机程序, 所述计算机程序具有程序段, 以便当在所述控制设备(10)中运行所述计算机程序时, 执行根据权利要求1至9中任一项所述的方法的所有步骤。

15. 一种计算机可读介质, 在所述计算机可读介质上存储有能够由运算单元读取和运行的程序段, 以便当所述运算单元运行所述程序段时, 执行根据权利要求1至9中任一项所述的方法的所有步骤。

用于在计算机断层扫描中成像的方法和装置

技术领域

[0001] 本发明涉及一种用于在计算机断层扫描中成像的方法和装置,特别是一种通过利用多光谱(光子计数)数据记录与迭代数据重建和人工智能的组合来识别不同组织成分并对不同组织成分进行定量评估的方法,特别是以脑缺血为例来预测各种治疗方法的益处。在这里,本发明用于成像,这意味着本发明可以直接在图像重建的范畴中应用,本发明可以用于处理重建后的图像,或者可以在重建的准备阶段生成除原始数据集之外的附加数据或者关于原始数据集的附加数据。

背景技术

[0002] 迄今为止,对于所有可能的医学适应症,仍然无法以适当的测量时间来令人满意地呈现人体的所有区域。例如,在缺血性中风的情况下,治疗决策的标准始终还是自中风发生以来所经过的时间,因为无法有效地借助于成像实现较精确的检查。

[0003] 在发生缺血性中风和对脑组织的不超过一定程度的损伤之后至多4.5小时的时间窗内应当进行静脉注射药物(r-tPA),该药物旨在溶解血管闭塞(凝块)。自2014年成功完成有关大型血管机械重开(机械血栓切除术)的各种研究以来,发生血管闭塞后至多6小时内也允许进行这种治疗。机械血栓切除术的最新研究表明,即使在发生梗塞后的24小时内,患者中的特定亚组的机械性血管重开仍然有望成功。对此的标准是脑大动脉闭塞和所谓的“处于危险中的组织(Tissues at risk)”(即,濒临死亡的供血不足(minderdurchblutet)的脑组织)的证据。同时,与“处于危险中的组织”相比,梗塞核心(Infarktkern)(即,不可逆转地受损的脑组织)的体积不能过大。在此基础上,最近的研究提出了以下假设:在超出4.5小时的时间窗之后进行血管闭塞的药物治疗也可以有望成功。特别地,这适用于所谓的“缓慢进展者(slow progressors)”的患者组,即,死亡脑组织的体积仅随时间仅缓慢增大的患者,因为存在通过所谓的侧支血管的残余灌注(Restperfusion)。目前,当前的研究正在研究灌注成像对患者选择的益处,但是并未考虑任何其它病理生理参数。

[0004] 在治疗中,特别是在药物溶栓疗法中,对于患者的主要风险是出血渗入梗塞核心。这是由于供血不足的区域中的血管壁会变脆,因为细胞由于氧气供应减少而死亡并且失去粘附能力。细胞死亡时所释放的蛋白水解酶会加剧这种效应。因此,血管壁无法再承受在再灌注治疗之后出现的高血压。随着时间的流逝,这种风险会增大。因此,期望有一种算法作为决策辅助,该算法允许做出关于血管壁是否已经变脆或趋于变脆的陈述(Aussage)。因此,使得能够确定血管壁的完整性并且及早识别出提高的出血风险。提高的出血风险例如构成在4.5小时后进行静脉溶栓治疗的禁忌症。就此而言,表现为水肿、骨折或出血的血管壁变化以及对不同组织成分的分析 and 定量有助于做出决策。

[0005] 另一个决策标准是脑水肿的发展及其在供血不足区域的扩散特征。由于局部缺血区域的不同位置以及与此相关的脑灰质和脑白质的不同分布,脑水肿的扩散并不总是相同的。因此,难以对单个患者进行比较和陈述。

[0006] 除了检测供给大脑的大动脉的闭塞作为机械血栓切除术的基础之外,目前仅通过

检测某些参数来评估治疗的成功性。这些参数是所谓的“处于危险中的组织”或半影(Penumbra) (在不引起细胞死亡的情况下组织的供血不足), 梗塞核心和有规则地被供血的脑组织。仅当有足够多数量的组织虽然供血不足但是在恢复供血后被正常供给并且同时梗塞核心足够小时, 才以药物溶栓疗法或机械血栓切除术的形式进行治疗。由于梗塞核心出血的风险随着时间流逝而提高, 因此“开始治疗时间(onset to treatment time)”超过4.5小时是目前对于使用r-tPA进行静脉溶栓治疗的限制因素。因此, 尽管在个别情况下即使超过4.5小时的时间窗也成功地进行了治疗, 但是仍然没有多少患者不在该时间窗内接受静脉溶栓治疗, 部分患者还伴随有所谓的“醒后(Wake Up)”中风。

[0007] 目前还没有关于血管壁完整性的进一步信息。因此, 如果在超过4.5小时的时间窗之后进行溶栓治疗, 则无法可靠地预测患者是否会发生梗塞区域出血。先前的研究表明, 在这种情况下存在较高的出血风险。

[0008] 该示例代表如下的医疗事件, 在这样的医疗事件中目前无法成像或仅可以在有限的程度上成像, 但是尽管如此必须从临床图像中导出参数, 以便定义最佳疗法。

发明内容

[0009] 本发明的目的是提供一种用于在计算机断层扫描中成像的方法和装置, 特别是一种用于控制计算机断层扫描系统或诊断系统的方法和装置, 利用该方法和装置克服了现有技术的缺点, 并且就组织表征的改进可能性而言, 利用该方法和装置实现了改进的成像。特别地, 本发明的目的是分离具有微小密度差异的(基本全部)组织结构, 优选地分离脑组织中的组织结构。

[0010] 该目的通过根据本发明的方法、装置、控制设备、诊断系统以及计算机断层扫描系统来实现。

[0011] 根据本发明的方法涉及CT成像的改进, 并且用于较好地区分对象的不同组织种类。特别地, 可以在具有彼此紧邻的不同组织类型的部位中识别出伴随有水分含量变化(形成水肿)的疾病。在这里, 疾病可以扩散到两种组织类型并且在两种组织类型处具有不同的治疗或诊断意义, 例如对于肿瘤疾病或骨折。

[0012] 对象可以是无生命的元素, 然而优选地是(人类或动物)患者的一部分。被检查的对象可以理解为特定的区域, 例如身体中的部位或器官, 该区域通常也被称为感兴趣区域(Region of Interest, RoI)。待区分的组织类型(或“组织种类”, 例如脑灰质和脑白质)应当理解为感兴趣的组织特征(也称为“间室(Kompartimente)”, 例如白质或灰质的稠度或肝脏的稠度)。这些通常是水含量和脂肪含量。在某些情况下, 例如在脑室系统中, 感兴趣区域和组织类型(间室)可以是相同的。

[0013] 根据本发明的用于在计算机断层扫描中成像的方法、或用于控制计算机断层扫描系统或诊断系统的方法包括以下步骤:

[0014] -提供对象的CT数据集, 其中已经借助于多光谱记录方法记录CT数据集, 例如借助于双光谱或多光谱记录方法, 特别地借助于双源双能方法或多源/双源多能方法, 特别优选地借助于光子计数方法。在这里, 计算机断层扫描数据集包括待检查对象的原始数据或(重建后的)图像数据。多光谱记录方法的可能性是本领域技术人员已知的。然而, 应当注意的是, 在光谱和空间上的分辨率以及剂量效率是足够的。

[0015] 可以借助于放射科信息系统 (RIS) 提供数据集, 其中数据集可以已经直接被记录或可以从 PACS (Picture Archiving and Communication System=图片存档和通信系统) 中被调用。

[0016] -抑制已经由 (至少) 一种组织类型引起的对比度, 优选地抑制已经由两种不同组织类型引起的对比度, 并且生成对比度被抑制的数据集。例如, 在检查大脑时抑制灰白色的对比度, 即脑灰质和脑白质的对比度。为了获得最佳显示效果, 在 RoI 中存在的已知且健康的所有组织种类的对比度实际上均应当被抑制。然而, 这并非绝对必要的, 因为已知的组织种类还可以通过相应的标记被识别 (并且然后在随后的分析中被忽略)。然而, 重要的是, 应当抑制如下的健康组织的图像信号, 应当在这样的健康组织中进行相关检查。

[0017] 由于健康组织的图像信息被隐去, 因此通过对比度抑制可以使被检查的组织区域内的变化 (例如水肿) 可视化。即使在该范畴中优选处理 (重建后的) 图像数据, 仍可以在图像重建之前在原始数据的预处理内进行该步骤。当应用于身体的不同区域时, 通常需要抑制不同的对比度。除了一种组织类型之外, 对比度抑制也可以基于两种、三种或更多种组织类型。对比度抑制提供了有利的对比度信息, 该对比度信息反映了数据集中组织类型的变化, 例如水肿含量 (强度和受影响的区域)。

[0018] 病理通常被对比度所覆盖并且被对比度“隐藏”。例如, 脑组织中的水肿 (水) 难以被识别, 因为灰白色的对比度与水/脑的对比度重叠, 使得水/脑的对比度难以被识别。另外, 灰质和白质中的水肿程度不同并且具有不同的诊断意义。一般地, 对于抑制对比度而言, 从本发明的意义上来说, 在检查组织类型时抑制表征相应组织类型但不表征组织类型的 (待检查的) 变化的对比度。

[0019] 对比度抑制应当优选地基于不同材料对辐射的与能量相关的衰减, 从而使这些材料可以基于它们的与能量相关的衰减来被区分。这例如使得可以区分灰质和白质, 并且使得可以可视化水含量。为此, 优选的是, 对不同的组织类型进行区分 (例如, 区分灰质与白质), 这将在下文中在迭代数据处理的范畴中更详细地说明。

[0020] 如果该方法用于不同的对象和病理 (例如, 人体的不同区域), 则应当优选地考虑相应的组织类型的 CT 值 (Hounsfieldwerte) 以便抑制对比度。例如, 对于脑部肿瘤可以使用相同的参数, 然而对于肝脏肿瘤必须考虑特定于部位的阈值。例如, 大脑中的灰质和白质具有特定于能量的属性, 在对比度抑制的范畴中可以利用这些属性。这些属性用于放大或减弱从相应的原始数据或图像数据 (例如来自 3D 图像的体素) 中选择的信息。因此, 通过对比度抑制例如仅可以看到“隐藏”在灰/白噪声中的关于水含量的信息。因此, 通常优选的是, 对比度抑制基于两个 (或更多个) 不同的能量衰减之间的对比度。

[0021] -借助于机器学习算法至少分析对比度被抑制的数据集或基于对比度被抑制的数据集的数据集 (例如在下文中提到的合成数据集), 其中分析被配置为识别组织类型 (或者两种或更多种不同组织类型) 中的至少一种变化。机器学习算法是一种基于机器学习原理的算法, 机器学习算法有时也被称为“人工智能”。然而, 在德语中经常使用英语名称。

[0022] 优选地, 分析被配置为使得可以做出关于由于变化而出现预定病征的可能性或其过程可能性的陈述, 例如脑组织中出血的可能性。备选地或附加地, 分析优选地被配置为使得可以做出关于对不同治疗方案的满意的可能性和/或关于临床预后的陈述。因此, 该方法可以有助于治疗决策, 这有利地提高了诊断和治疗的可靠性。这有助于减少并发症并且使

治疗更具成本效益。

[0023] 通常,分析被配置为获取在对比度抑制后被突出显示的区域属性。然而,这并不是指仍然可见的所有区域(例如在检查脑组织中的颅骨),而是主要是指按常规应当检查的所有区域,即实际上应当具有其它组织属性的区域。相关属性例如是有关区域的形状、大小、特性(例如亨氏单位)或位置。优选的是,在分析之前定义将要检查的区域或者附加地例如同样通过对比度抑制从CT数据集中消除不应被检查的组织种类的图像信息,或者例如通过标记或遮掩至少将这些区域标出。分析当然还可以附加地使用原始CT数据集或从中导出的数据集。

[0024] 在血管壁的结构和性质的分析中,优选地考虑出血、肿胀和组织结构中的变化。从这些信息中获得的一个重要信息是关于血液循环恢复之后血管破裂可能性的陈述。因此,例如可以获取威胁生命的、特别是在脑组织中的出血的可能性。特别是在中风的情况下,这也有助于使诊断和治疗更加可靠。

[0025] 在这里,“机器学习”方法或人工智能系统可以表示一种用于从经验中人工生成知识的系统。在这里,机器学习表示模式识别的数学方法的集合。这些方法例如可以通过将数据库尽可能最佳地分解为层级结构(决策树)或通过向量(例如k近邻)和其它来获取数据集之间的相似性来实现模式识别。

[0026] 机器学习的一种特殊形式是使用人工神经网络的所谓的深度学习机器学习。代替术语“神经网络”,还可以使用术语“神经网”。特别地,训练后的功能还可以是深度人工神经网络(英文:deep neural network,deep artificial neural network)和/或卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)。在这里所使用的人工神经网络的结构类似于神经元呈网状地彼此连接的神经系统。神经网络的第一层,输入层(input layer),处理输入数据的输入,诸如图像或图像数据集的单个像素或单个体素或者一组像素或一组体素的图像参数(例如,灰度值)。该第一层将其输出传递给下一层。第二层处理上一层的信息并且同样传递结果。下一层接收第二层的信息并且进一步处理这些信息。这些层称为隐藏层(hidden layers)。在这些隐藏层中所包含的特征变得越来越抽象。结果在输出层(output layer)中被输出。为了“学习”处理输入数据,利用训练数据集训练人工神经网络。相应的方法(例如监督学习、非监督学习、强化学习)对于本领域技术人员是已知的。

[0027] 如果方法的目的是特别是在给药时确定(例如在中风的情况下脑组织中)出血的可能性,则特别地在施用相关药物(例如r-tPA)之后,借助于为预测出血可能性而已经选择的训练数据集训练相关的机器学习算法。然而,备选地或附加地,还可以使用其它治疗方法的训练数据集和/或由医生对临床过程所做的预测。

[0028] 在中风的情况下,根据迄今为止的认知,水含量/水肿含量或它们的变化似乎对出血的可能性有影响。因此,首先通过抑制对比度来突出显示不同间室中的水含量,然后再通过分析进行确定。从所获得的数据中同样可以在分析的范畴中通过人工智能的支持来确定出血的可能性,并做出治疗决策。

[0029] 利用基于原始数据或图像数据进行适当训练的人工智能(“AI”,机器学习算法),可以对数据集进行评估并且例如将数据集与患者集合(Patientenkollektiv)进行比较,其中患者集合的数据已被用于训练算法。为此,对于该患者集合,临床过程和/或成像结果应当是已知的。例如,当前患者与基础患者集合在水肿特征、不同组织成分的定量和/或血管

壁性质方面的模式比较使得可以做出关于出血可能性以及临床结果的陈述。据此,主治医生可以指出适当的治疗方法。

[0030] 方法的优点在于,借助于该成像技术可以实现较高的空间分辨率来作为改进的图像评估的基础。基于该基础和如通过光子计数技术可以特别好地实现的关于材料性质的信息,可以例如较精确地确定组织中水的分布(水肿)以及(例如,就出血而言)血管壁的稠度和性质、脂肪含量或钙含量、炎症、孔隙率等。附加地,组织的各个组成部分可以被量化,从而可以用来做出决策。另外,可以表征和可视化不同的组织类型(特别是通过由对比度抑制获得的信息)。于是,就分析而言,可以(通过区别性地观察具有不同扩散特征的白质和灰质)分析脑组织中的变化,例如水肿的扩散模式,并且以与分布模式以及临床过程均已知的患者集合比较的方式进行分析。

[0031] 结果的量化优选地通过两个值(即,空间范围和组织性质)的组合来进行,其中组织性质通过HU分布(HU:亨氏单位,Hounsfield Unit)来表征。因此,组织结构的对比度抑制导致变化可以被标准化。通过量化使得可以与对照组进行比较,从而可以确定可能性。

[0032] 如将在下文中详细描述,对于本方法,优选地将多光谱光子计数记录方法与迭代数据重建和特别是同步体模测量(simultane Phantommessung)相组合。利用这种特别的组合可以对某些病理进行扩展分析,特别是脑白质和脑灰质的最佳分离。

[0033] 在光子计数计算机断层扫描(光子计数CT)中,对入射到像素探测器上的单个光子进行计数。光子计数CT系统使用光子计数探测器(PCD),该光子计数探测器的探测器像素可以对单个光子进行记录和计数。附加地,光子可以在可预设的能量阈值(“energy bins”)内被计数。因此,各个探测器像素记录能谱,这最终得到光谱或能量分辨的图像记录。与此相反,常规的CT扫描仪基于能量积分的记录技术,在该记录技术中测量在设定的时间段器件在一个像素中积分得到的(通常是大量光子以及电子噪声的)总能量。因此,常规的CT扫描仪仅测量光子强度,类似于黑白摄影,而在光子计数CT中还记录光谱信息,类似于彩色摄影。光子计数CT的一个特殊优势在于噪声分量非常低。

[0034] 作为最后的步骤,优选地在显示装置(例如屏幕)上提供数据的显示。在这里,优选地以不同的方式,例如以不同的颜色或不同的纹理显示不同的间室,即,在处理时已经识别出不同组织特征的区域。可以考虑的是,在大脑CT记录的灰白图像上将信息显示为在颜色上叠加的水肿含量。该叠加有利地提供了关于水肿评估的主要信息,因为在两种物质中水肿的意义(Bedeutung)明显不同。优选地,还借助于对象(例如单个脑组织)及其区域(例如灰质和白质)的3D模型进行视觉呈现。如上所述,主要信息可以以颜色编码的方式可视化,并且必要时还可以叠加。

[0035] 根据本发明的用于在计算机断层扫描中成像的装置、或用于控制计算机断层扫描系统或诊断系统的装置特别优选地被配置为执行根据本发明的方法,该装置包括以下部件:

[0036] -数据接口,被配置为接收对象的CT数据集,其中已经借助于多光谱记录方法记录CT数据集。

[0037] -可选地,被配置为接收对象的比较数据集的数据接口,其中已经借助于上述多光谱记录方法记录比较数据集。这可以是与上述数据接口相同的数据接口。

[0038] -对比度抑制单元,被配置为抑制已经由一种组织类型(或由两种或更多种不同组

织类型)引起的对比度,并且生成对比度被抑制的数据集。

[0039] 分析单元,被配置为借助于机器学习算法,至少分析对比度被抑制的数据集或至少分析基于对比度被抑制的数据集的数据集(例如,在下文中提到的合成数据集),其中分析被配置为识别组织类型(或者两种或更多种不同组织类型)的至少一种变化。

[0040] 应当指出的是,本发明不是主要用于显示信息,而是主要用于处理CT数据集。这种处理并非易事,并且与通常在图像处理范畴中的所有迭代数据处理方法一样,无法简单地借助于人工计算来进行。借助于本发明可以对组织进行定性分析和定量分析。

[0041] 根据本发明的用于控制计算机断层扫描系统或诊断系统的控制设备被配置为执行根据本发明的方法,和/或包括根据本发明的装置。

[0042] 然而,根据本发明的用于在计算机断层扫描中成像的装置本身也可以被设计为用于控制CT系统的装置。备选地或附加地,根据本发明的用于在计算机断层扫描中成像的装置可以被设计为用于控制诊断系统的装置。

[0043] 根据本发明的装置还可以例如特别是通过网络与CT设备连接。在一个备选实施方式中,该装置也可以被设计为CT设备的一部分。特别地,装置的各个模块或部件也可以布置在网络中或通过网络在功能上连接。

[0044] 网络可以是局域网(英文技术术语为“Local Area Network”,简称为“LAN”)或广域网(英文技术术语为“Wide Area Network”,简称为“WAN”)。局域网的一个示例是内联网,广域网的一个示例是互联网。特别地,网络还可以被实现为无线的,特别是作为WLAN(“无线LAN”,常用英文缩写“WiFi”)或作为蓝牙连接。网络还可以被实现为上述示例的组合。

[0045] 根据本发明的计算机断层扫描系统被设计用于借助于多光谱记录方法来记录CT数据集,其中光子计数计算机断层扫描系统是优选的,该计算机断层扫描系统包括根据本发明的控制设备。

[0046] 根据本发明的诊断系统包括根据本发明的控制设备。上面所描述的方法在用于相应的诊断系统中时是特别有利的。因此,备选地,诊断系统可以被配置为执行根据本发明的方法。诊断系统可以是独立系统,这样的独立系统例如可以访问PACS或者直接集成在CT系统(例如CT扫描仪)中。还优选的是,在CT系统和诊断系统之间存在交互式数据通信,特别是为了能够最佳地实现原始数据预处理的计算密集型步骤(例如灵活的分箱(flexibles Binning))。

[0047] 诊断系统是一种使得能够分析和/或处理通过CT系统检测或记录的数据(所谓的CT数据)的系统或组件。特别地,CT数据或CT数据集的分析和/或处理可以包括从原始数据中重建图像数据、图像数据或原始数据的后处理(Nachverarbeitung)、图像数据或原始数据的分析、图像数据中结构的分割、解剖结构的识别或量化、特别是图像数据中病理改变的解剖结构的识别或量化、以及图像处理和数据处理类似步骤。

[0048] 尽管在本说明的范畴中经常提到脂肪和水或灰质和白质作为示例,但是利用本发明还可以区分其它材料,诸如钙、碘、血液、胆固醇、脂肪、铁等,并且可以确定变化。利用本发明可以基于材料(例如上述物质)在对比度方面的可区分性来检查(区分、表征和量化)所有可能的组织类型。例如,可以识别出血管中的凝块或脆的血管壁。

[0049] 在相应的装置或控制设备的处理器中,装置或控制设备的上述部件中的大部分可以全部或部分地以软件模块的形式实现。主要基于软件的实现方式的优点在于:即使是先

前已经使用的控制设备也可以通过软件更新以简单的方式升级,以便按照根据本发明的方式工作。就此而言,本发明的目的还可以通过具有计算机程序的相应计算机程序产品来实现,该计算机程序产品可以直接加载到诊断系统或计算机断层扫描系统的控制设备的运算系统(用于创建装置)或存储设备中,该计算机程序具有程序段,以便当在运算系统或控制设备中运行程序时,执行根据本发明的方法的所有步骤。除了计算机程序之外,这种计算机程序产品必要时还可以包括诸如文档的附加的组成部分和/或附加的部件以及硬件部件,诸如用于使用软件的硬件密钥(加密狗等)。

[0050] 为了传输到运算系统或控制设备,和/或为了存储在运算系统或控制设备处或者存储在运算系统或控制设备中,可以使用计算机可读介质,例如记忆棒、硬盘或其它便携式或固定安装的数据载体,在该计算机可读介质上存储有计算机程序的程序段,该程序段可以由运算系统或控制设备的运算单元读取和执行。为此,运算单元例如可以具有一个或多个共同协作的微处理器等。

[0051] 本发明的特别有利的其它设计方案和改进从权利要求和以下说明书中得出,其中一种权利要求类别的权利要求也可以类似于另一权利要求类别的权利要求和说明书部分被改进,并且特别地,不同实施例或变型的各个特征也可以组合成新的实施例或变型。

[0052] 根据一个优选的方法,对象的CT数据集的提供包括在多光谱记录方法的范畴中进行记录,其中使用多光谱分辨探测器、优选是光子计数探测器来记录所提供的CT数据集。

[0053] 优选地,使用允许灵活的分箱的探测器。通过灵活的分箱可以实现光谱数据的优化或测量误差的减少。灵活的分箱对于本领域技术人员而言是已知的。“分箱”可以理解为在数据采集或数据处理时对测量值的分类。在这里,将测量值的目标数量根据大小按升序划分成间隔,即所谓的箱(英文:Bins)。然后,将测量值替换为测量值所在间隔的代表。在灵活的分箱中可以(必要时,个别地)改变箱的宽度,即间隔的大小。

[0054] 根据一个优选的方法,在分析中附加地确定在该处检查的组织类型内具有变化(例如,灰质和白质中的水肿)的区域(例如,大脑部位)的位置或大小或强度、或者变化的特征(例如水肿的特征)。另外,优选地获取对临床结果和/或可治疗性的预测。这有利地有助于做出关于治疗策略的决策。在检查过程中还优选的是,在后续检查中还获取病情进展(Progredienz)程度。

[0055] 根据一个优选的方法,基于包括马尔科夫模型(Markov-Modelle)、神经网络、卷积算法和3-D网格模型的组中的多个模型,特别是基于图像数据的3-D重建,借助于机器学习算法来进行分析。

[0056] 一个优选的方法包括以下附加步骤:

[0057] - (特别地基于体模) 提供比较数据集,其中已经借助于前述多光谱记录方法来记录比较数据集。因此,比较数据集包括可以直接与CT数据集进行比较的数据,因为分别使用了相同的(特别是同一种)记录方法。

[0058] 比较数据集包括关于所预期的组织类型的数据,特别是关于由病理改变的组织类型的数据。比较数据集优选地包括标准化体模的CT数据,该体模具有按常规在对象中待测量的限定的组织类型,例如不同脑室的组织类型(例如脑灰质和脑白质),并且比较数据集根据问题和所预期的病理学还包括与之相关的比较数据集。然而,原则上,该方法还可以利用不基于体模的比较数据集来执行,例如比较数据集可以包括特定于扫描仪的校准曲线。

[0059] 可以借助于RIS提供比较数据集,其中比较数据集可以已经直接被记录或可以从PACS中被调用。

[0060] -借助于迭代数据重建来处理数据集中的—一个数据集,其中基于比较数据集优化相关数据集。在迭代数据处理中,可以重建比较数据集所基于的已知基准(Referenz),直到令人满意地呈现该基准为止,然后将相应的重建步骤应用于相关的数据集。

[0061] 迭代数据重建使用用于重建2D和3D图像的迭代算法。在计算机断层扫描中通常必须从对象的投影中重建图像。在这里,迭代重建技术是比常规的滤波反投影方法(Filtered-Back-Projection Methode,FBP)好但是计算更密集的备选方案,利用滤波反投影方法可以在单个重建步骤中直接计算图像。然而,对于迭代重建实现极其快速的计算和大规模的并行化存在多个可行方案,这使得迭代重建可以实际地用于商业化。从所检测的数据中重建图像是一个逆问题。通常无法直接以精确的方式求解逆问题。在这种情况下,直接算法将必须以近似的方式计算解,这可能会导致图像中可见的重建伪像。迭代算法利用多个迭代步骤来趋近于正确的解,因此可以以较长的运算时间为代价来获得较好的重建。

[0062] 存在多种算法,然而这些算法分别以假定的图像开始(在这里,该图像是比较数据集所基于的预先已知的基准),从该图像中计算投影,比较原始投影数据,并且基于计算得到的投影和实际的投影之间的差异来更新图像。优选的算法是用于代数重建的算法、用于迭代稀疏渐近最小方差(SAMV)的算法、用于统计重建的算法以及用于学习的迭代重建(erlernte Iterative Rekonstruktion)的算法。代数重建技术(ART)是由亨斯菲尔德(Hounsfield)用于计算机断层扫描的第一种迭代重建技术。迭代稀疏渐近最小方差算法是一种迭代的、无参数的高分辨率断层扫描重建方法,该算法的灵感来自压缩采样(compressed sensing)。在学习的迭代重建中,通过使用机器学习技术(诸如神经卷积网络)从训练数据中学习更新算法,同时仍然包括图像形成模型(image formation model)。这通常会带来较快且较高质量的重建。

[0063] 通过迭代数据处理实现从多光谱成像中获得的最佳数据点的最优选择,并且使得能够优化地显示所选择的间室(具有相同组织类型的区域,例如灰质)。这通过对基于先验知识在比较数据中预期的对象信号行为的优化来进行。

[0064] 比较数据集以嵌套的方式被迭代地处理,其中优选地分别检验基准与各个组织类型的可区分性,并且为该可区分性分配定量的区分值。然后,使该区分值最大化,以便实现最优的可区分性。与此同时,将用于数据处理的参数应用于CT数据集,并且特别地为其结果分配另一区分值(例如,通过对代表性组织区域的手动标记)。

[0065] 迭代方法形成了一种用于最优地选择从多光谱成像获得的最佳数据点的有利算法,并且使得能够优化地显示所选择的间室(例如灰质)。这通过优化基于先验知识所预期的、作为比较数据集测量的(例如,因为体模是已知的)的信号行为和患者在患者中测量的信号行为来进行。先验知识提高了重建的准确性,从而提高了结果的可靠性。

[0066] 迭代数据处理(必要时,作为图像重建)可以在记录CT数据集(作为原始数据或作为重建后的图像数据)之后应用该CT数据集上。备选地或附加地,可以将迭代数据处理应用于对比度抑制(例如,为了改善灰白色抑制)和/或对比度被抑制的数据集和/或合成数据集(例如,为了改善水肿显示)。特别地,在分析的范畴中进行迭代数据处理,其中在这种情况下,根据本发明,在迭代数据处理中涉及机器学习算法。

[0067] 迭代重建是非常有利的,但不是绝对必要的,迭代重建可以在分析中或为分析更好地预处理数据集,从而改善甚至可以实现定性评估或定量评估。例如,可以借助于迭代方法进一步改善灰质和白质之间的区分。特别地,可以借助于迭代重建为分析(或在分析期间)更好地预处理数据集,从而可以改善定性评估或定量评估。

[0068] 优选地,比较数据集是体模的CT数据集,该体模包括与对象上的待检查组织相对应的样本,即,存在于间室中的不同组织类型。在这里,比较数据集的提供包括在多光谱记录方法范畴中的对体模的记录,其中对体模的记录优选地与对对象的记录同步(即,在时间上并行地)进行。

[0069] 体模优选地被固定在设备处(例如,在头枕(Kopfschale)处),或者根据检查的类型,体模优选地以模块化的方式附接到其它结构或患者,并且被引入到检查通道中。为了简化包括质量保证的自动化评估,该体模的机器可读标识也是优选的。与体模同步进行测量可以用于改善结果并且排除不同扫描仪之间的差异(例如不同设备之间的测量精度或可比较性的差异)或使测量结果标准化。同步测量的优点在于,可以较好地呈现出扫描的个体差异,例如伪像、偏心支承。

[0070] 一个优选的方法包括提供数据库的附加步骤,该数据库包含关于不同组织类型的其它比较数据集,并且优选地还包含关于病理学的其它比较数据集。该数据库也可以被称为“图集(Atlas)”,并且优选地包括关于解剖信号行为和/或病理信号行为的数据,以及特别地关于信号行为中的差异的数据。数据库优选地包括不同身体部位或间室的组织类型的比较数据集。存在于数据库中的比较数据集优选地已经利用根据本发明的方法被创建,并且因此包含关于相关像差的信息。图集有利地有助于提高评估的准确性。

[0071] 该数据库优选地集成在用于数据评估的算法中。特别优选地,该数据库用于训练前述机器学习算法(在分析中使用的机器学习算法和/或在迭代数据重建的范畴中使用的机器学习算法)。

[0072] 如上面已经指出的,迭代数据重建优选地包括基于机器学习原理的算法,优选是深度学习算法,其中优选地进行对对象的不同区域的比较评估,特别优选地进行侧面比较评估(seitenvergleichende **Auswertung**)。在侧面比较评估中,将对象的不同侧相互比较,例如如果对象是大脑,则比较两个大脑半球。在这里,利用两侧之间的对称性来获取两侧中的一侧的结构。

[0073] 在处理中可能会出现多变量解决方案,具体取决于待检查的间室数量(例如,用于灰质或白质、钙化、出血等的优化数据集)以及新数据集的生成,通过使用迭代方法生成新数据集来改善所需特征的显示。对于由此产生的数据量的最优处理,深度学习的使用是非常有利的。

[0074] 在机器学习方法的范畴中,优选如下的装置,在这样的装置中处理单元包括多个机器学习算法,优选地包括以在功能上彼此交织的方式执行数据处理的两个或更多个机器学习算法。

[0075] 在迭代数据重建中,优选地存在在功能上相互关联的两个或更多个不同评估算法的组合。在这里,算法优选地实现不同种类的数据处理,并且特别优选地借助于定量区分彼此相关。

[0076] 根据一个优选的方法,在抑制对比度的范畴中,所涉及的对比度被抑制到大于

50%，优选地被抑制到大于75%（或甚至90%），特别优选地被抑制到100%。因为特别地利用简化了医生最终检查的图像数据来工作，所以对比度被抑制的数据集优选地包括具有被抑制的对比度的重建后的图像数据。

[0077] 根据一个优选的方法，在分析期间或在分析之前，从数据集中重建图像数据，其中优选从CT数据集中重建图像数据。在这种情况下，该方法的后续步骤（即，对比度抑制和/或分析）优选地不再利用原始数据进行，而是利用重建后的图像数据进行。在重建的范畴中，特别优选地重建三维图像数据。这是有利的，因为治疗决策通常基于体积信息。在这种情况下，对比度被抑制的数据集与CT数据集的可选的叠加可以优选地完全基于3D图像数据进行，特别是利用来自3D图像（即，三维图像数据）的表面轮廓。

[0078] 根据一个优选的方法，基于CT数据集识别组织类型。如上所述，这优选地借助于迭代数据处理来完成。该步骤优选地在抑制对比度之前或至少在分析之前进行。识别优选地基于CT数据集中的水含量和/或脂肪含量。例如，在对从CT数据集中重建的图像分析了图像的水含量和脂肪含量之后，将利用人工智能进行分析，以识别出受中风影响的区域。

[0079] 优选地，通过使用数据库进行识别，该数据库在这里同样可以称为“图集”，因为该数据库也包含比较数据集。在这里，将CT数据集的一部分（也包括完整的CT数据集）与关于组织类型的预先已知数据的图集进行比较，其中该图集优选地包括对于（对象的）不同组织类型所测量的CT信号的差异以及对于这些CT信号的重建的差异，特别是对于基于由病理改变的组织的记录的CT信号。因此，将CT数据集与数据库的数据进行比较。在这里，内行专家无法可靠识别的差异也可以在特定的数据集中并且在与大量类似群体（große Kohorte）的比较中被显示。这适用于在固定时间点或间隔内的个体内和个体间差异。

[0080] 图集优选地不仅包括解剖学信息，而且还包括关于病理学行为（例如水肿）的信息和与之相关的关于适应症可能性的信息（例如脑部出血的风险），特别是以定量信息或公式的形式，这些信息连同分析结果一起提供关于可能性的定量信息。

[0081] 根据一个优选的方法，将对比度被抑制的数据集和CT数据集（即没有对比度抑制的数据集）叠加为合成数据集。因此，创建了一个包括CT数据集和对比度被抑制的数据集的叠加的合成数据集。在这里，例如在使用原始数据工作的情况下，被标记的数据可以被叠加，或者（如果使用重建后的图像数据工作）可以进行视觉叠加，例如基于“轮廓拟合（contour-fit）”模型。优选地，将来自CT数据集的图像（特别是3D图像）与来自对比度被抑制的数据集的图像配准（Registrierung）。该叠加使得可以做出关于组织类型变化的陈述，例如灰质和白质的不同水肿含量。

[0082] 为了进行叠加，一个优选的装置包括叠加单元，该叠加单元被配置为将对比度被抑制的数据集与CT数据集叠加为合成数据集。在这里，叠加单元可以是对比度抑制单元的一部分。

[0083] 一个优选的装置包括识别单元，该识别单元被配置为自动识别身体中的已经被记录了CT数据集的部位。该识别单元例如可以包括身体图集，并且通过将所记录的图像数据与身体图集进行比较来获取所涉及的部位。优选地，被识别的部位还被自动命名，或者基于该识别，CT数据集获得相应的标签。在这里，识别单元可以是对比度抑制单元的一部分。

[0084] 根据一个优选的方法，CT数据集是大脑的多光谱记录，特别是中风患者的大脑的多光谱记录。在对比度抑制的范畴中，灰质和白质的灰白色对比度被抑制，并且对比度被抑

制的数据集包含基于该灰白色对比度抑制的信息。分析被配置为识别白质和/或灰质内的至少一种变化,特别是水肿。

[0085] 一个优选的装置包括数据接口,该数据接口被配置为控制计算机断层扫描系统(1),该计算机断层扫描系统被配置为借助于多光谱记录方法来记录CT数据集(D),该数据接口特别地被配置为控制双源双能计算机断层扫描系统或多源/双源多能计算机断层扫描系统,该数据接口被配置为特别优选地控制被配置为基于光子计数方法进行测量的计算机断层扫描系统。在这里提到的数据接口可以与如下的数据接口相同,装置通过这样的数据接口来接收数据,但前提是这样的数据接口适用于双向通信。

[0086] 方法还可以包括“云计算”的元素。在“云计算”中通过网络提供了IT基础架构,例如存储空间或运算能力和/或应用软件。在这里,用户和“云”之间的通信借助于数据接口和/或数据传输协议进行。

[0087] 在“云计算”的范畴中,在根据本发明的方法的优选实施方式中,通过数据信道(例如网络)向“云”提供数据。该“云”包括(远程)计算系统,例如计算机集群,该(远程)计算系统通常不包括用户的本地计算机。特别地,该云可以由也提供医疗技术系统的医疗机构提供。特别地,CT数据集的数据通过RIS或PACS发送到(远程)计算机系统(“云”)。优选地,“云”的计算机系统、网络以及相关的CT系统构成在数据技术意义上的互连。在这里,根据本发明的方法可以借助于指令的组合在网络中实现。优选地,在云中计算的数据或结果又通过数据信道(例如,通过网络)发送到用户的本地计算机。例如,所提供的CT数据集的数据由医院的计算机系统根据本发明的方法处理,并且该处理的结果又通过RIS或PACS发送回给用户。

[0088] 在根据本发明的装置的优选实施方式的范畴中,与本发明相关的部件位于“云”侧。除了这种装置之外,一个优选的系统还包括本地运算单元,该本地运算单元通过数据信道(例如,特别地被设计为RIS或PACS的网络)与装置连接。本地运算单元包括至少一个数据接收接口,以便接收数据。此外,优选的是,本地计算机还具有发送接口,以便将数据发送到装置。

[0089] 本发明的优点在于,扩展了CT成像的临床应用,特别是大脑和其它身体部位的原始呈现的临床应用,改善了病理过程(例如,炎症、萎缩、水肿或肿瘤)的半定量呈现,并且使诊断标准化,从而实现较高的诊断可靠性和迄今为止尚无法检测或无法充分检测到的组织变化的呈现。另一优点在于,可以将CT用于有MRT禁忌症的患者,并且特别是在急诊中以及对于不合作的患者可以较快地采集图像数据,并且可以改善CT的质量保证。

附图说明

[0090] 在下文中参考附图借助实施例进一步详细解释本发明。在这里,在不同的附图中,相同的部件具有相同的附图标记。这些附图通常未按比例绘制。其中:

[0091] 图1示出了具有控制设备的实施例的计算机断层扫描系统的概略示意图,该控制设备具有根据本发明的装置以用于执行本发明方法;

[0092] 图2示出了根据本发明的方法的一个可能流程的流程图;

[0093] 图3以中风检查为例示出了根据本发明的方法的一个可能流程的详细流程图。

具体实施方式

[0094] 图1示意性地示出了计算机断层扫描系统1,该计算机断层扫描系统1具有用于执行根据本发明的方法的控制设备10。在这里,CT系统1被配置为光子计数系统,并且以常规的方式具有带有机架的扫描仪2,X射线源3在该机架中旋转,该X射线源3分别透射患者,该患者借助于床榻5被推进机架的测量空间中,使得辐射入射到与X射线源3相应地对置的探测器4上,该探测器4是光子计数探测器。应当明确指出的是,根据图1的实施例只是CT的一个示例,并且本发明还可以用于任何多光谱记录的CT构造,例如具有环形的固定X射线探测器和/或多个X射线源的CT构造。

[0095] 对于控制设备10,同样仅示出了对于解释本发明必不可少的部件。原则上,这种CT系统和相关联的控制设备对于本领域技术人员而言是已知的,因此不需要详细解释。

[0096] 在这里,控制设备10的核心部件是处理器11,在该处理器11上以软件模块的形式实现了各种部件。控制设备10还具有终端接口14,在该终端接口14上连接有终端20,操作者可以通过该终端20来操作控制设备10,从而操作计算机断层扫描系统1。另一接口15是用于连接到数据总线21的网络接口,以便从而建立与RIS(放射科信息系统)或PACS(图片存档和通信系统)的连接。

[0097] 控制设备10可以通过控制接口13来控制扫描仪2,即,例如控制机架的旋转速度、患者床榻5的移动和X射线源3本身。通过采集接口12从探测器4中读取原始数据RD。控制设备10还具有存储单元16。该存储单元16可以包括数据库,即,图集,该图集包含不同身体部位或间室的组织类型的比较数据集V。

[0098] 尤其是测量控制单元17在处理器11上被实现为软件部件。该测量控制单元17基于所选择的一个或多个测量协议通过控制接口13来控制扫描仪2,以便进行测量并采集数据,这些测量设备可能被操作者通过终端20修改过。

[0099] 处理器11上的另一部件是图像数据重建单元6,利用该图像数据重建单元6从通过数据采集接口12获得的原始数据RD中重建所期望的图像数据。图像数据重建单元6被配置为根据本发明的装置6。

[0100] 装置6包括数据接口7,该数据接口7被配置为接收对象的CT数据集D和比较数据集V,CT数据集D和比较数据集V在这里均以原始数据RD的形式被传输。数据接口7在这里被配置为双向数据接口,该双向数据接口既可以接收原始数据又可以发送例如用于控制对象O和体模P的记录的的控制数据。

[0101] 装置还包括对比度抑制单元8,该对比度抑制单元8被配置为抑制已经由一种组织类型(或者由两种或更多种不同组织类型)引起的对比度,并且用于生成对比度被抑制的数据集K。在抑制单元8中包括叠加单元8a,该叠加单元8a被配置为创建合成数据集R,该合成数据集R包括对比度被抑制的数据集K与CT数据集D的叠加。装置6还包括分析单元9,该分析单元9被配置为借助机器学习算法来分析对比度被抑制的数据集R,其中分析被配置为识别组织类型(或者两种或更多种不同组织类型)内的至少一种变化。

[0102] 在该示例中,除了分析之外,分析单元9还被配置为图像的重建。备选地,还可以在抑制对比度之前进行图像的重建。优选地,重建3D图像。

[0103] 图2示出了根据本发明的方法的一个可能流程的流程图。

[0104] 在步骤I中,特别地借助于光子计数CT系统,以原始数据RD的形式进行CT数据集D

和比较数据集V的多光谱记录。在这里,可以使用图1所示的CT系统。

[0105] 在步骤II中,提供已经从原始数据中提取的对象的CT数据集D和比较数据集V。在这里,比较数据集V是体模P的CT数据集D,该体模P包括与对象O上的待检查组织相对应的样本,其中比较数据集V的提供包括在多光谱记录方法的范畴中记录体模P,并且与对象O的记录同步进行。

[0106] 在步骤III中,借助于迭代数据重建将CT数据集D与比较数据集V一起进行处理,其中借助于比较数据集V基于CT数据集进行组织类型G1、G2的识别。

[0107] 在步骤IV中,抑制已经由两种不同组织类型引起的对比度,并且生成对比度被抑制的数据集K。

[0108] 在步骤V中,借助于机器学习算法分析对比度被抑制的数据集K,其中该分析被配置为识别两种不同组织类型G1、G2内的至少一种变化。

[0109] 在步骤VI中,显示结果,其中优选地以不同的方式显示不同的间室,例如以不同的颜色显示。

[0110] 图3以中风检查为例示出了根据本发明的方法的一个可能流程的详细流程图。在该示例中,CT数据集D包括大脑的CT记录,并且组织类型G1、G2为灰质和白质。

[0111] 在组合的步骤I/II中,借助于光子计数CT系统记录CT数据集D,并且提供CT数据集D,该CT数据集D是中风患者大脑的多光谱记录。

[0112] 在步骤III中,处理CT数据集D,在该步骤III中从CT数据集中重建3D图像数据。在该示例中,以下步骤使用重建后的图像数据而不使用原始数据。

[0113] 在步骤IV中,(特别是完全地)抑制灰质和白质的灰白色对比度,抑制的结果被存储在对比度被抑制的数据集K中。

[0114] 在步骤IVa中,创建合成数据集R,该合成数据集R包括对比度被抑制的数据集K和CT数据集D的叠加。步骤IVa可以是步骤IV的一部分。

[0115] 在步骤V中,再次进行分析,在这里,该分析特别地被配置为识别白质和/或灰质内的至少一种变化,特别是水肿。在这里,分析可以基于合成数据集R。

[0116] 在步骤VI中,在这里以3D图像的形式再次显示结果,其中优选以不同的方式显示不同的间室,例如以不同的颜色显示。

[0117] 最后,应当再次指出的是,以上详细描述的方法和图示的计算机断层扫描系统1只是实施例,它们可以被本领域技术人员以各种方式修改,而不脱离本发明的范围。此外,不定冠词“一”或“一个”的使用并不排除还可以存在多个相关特征。同样地,术语“单元”和“模块”也不排除相关部件由必要时还可以在空间上分布的共同作用的多个子部件构成。

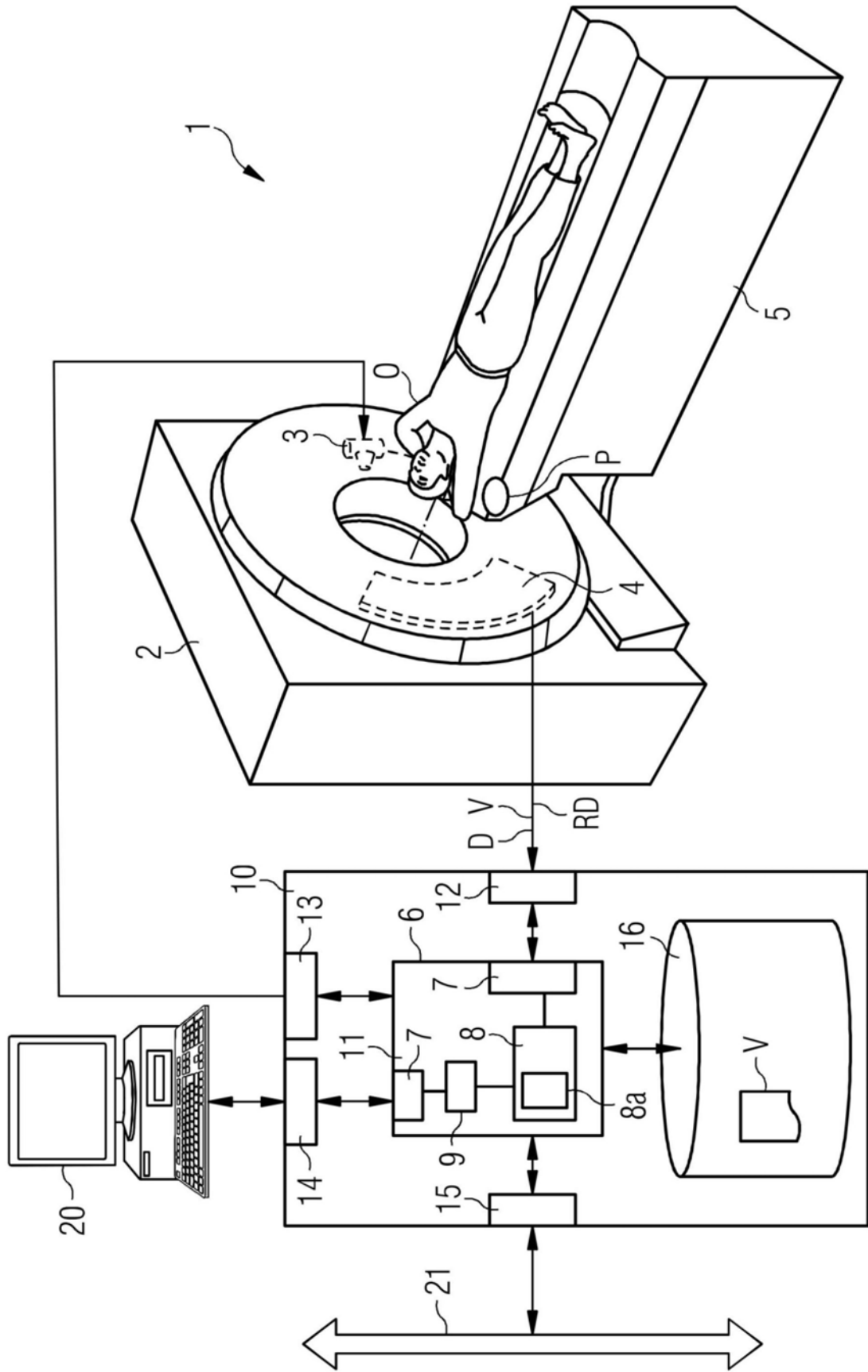


图1

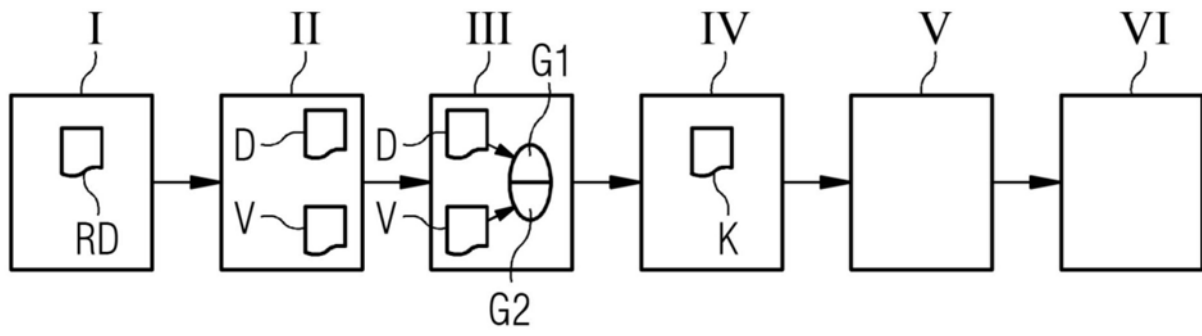


图2

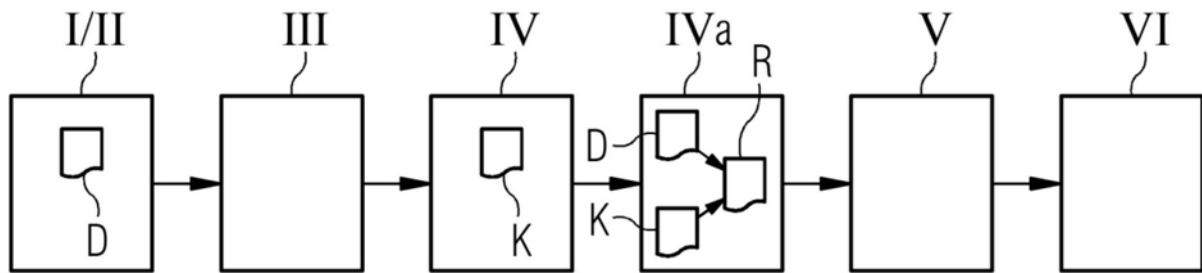


图3