



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 115702365 A

(43) 申请公布日 2023. 02. 14

(21) 申请号 202080102355.5

(51) Int.Cl.

(22) 申请日 2020.06.26

G01T 1/161 (2006.01)

(85) PCT国际申请进入国家阶段日
2022.12.22

(86) PCT国际申请的申请数据
PCT/JP2020/025275 2020.06.26

(87) PCT国际申请的公布数据
W02021/260928 JA 2021.12.30

(71) 申请人 株式会社岛津制作所
地址 日本京都府

(72) 发明人 小林哲哉 繁木结衣

(74) 专利代理机构 北京林达刘知识产权代理事
务所(普通合伙) 11277
专利代理师 刘新宇

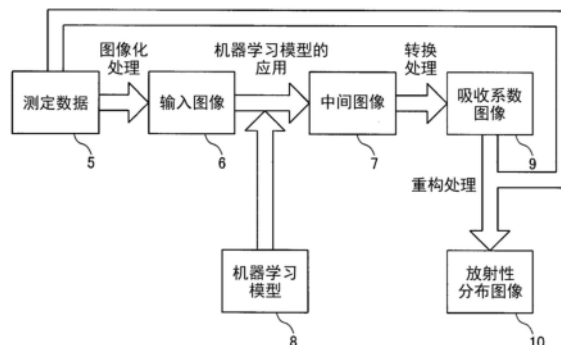
权利要求书3页 说明书20页 附图17页

(54) 发明名称

吸收系数图像生成方法、核医学诊断装置以及学习完毕模型的制作方法

(57) 摘要

该吸收系数图像生成方法包括以下步骤:生成输入图像(6);基于输入图像(6),来生成包括与组织区域有关的图像的中间图像(7);以及基于中间图像(7)和组织区域的已知的吸收系数,来生成吸收系数图像(9)。



1. 一种吸收系数图像生成方法,是用于生成被摄体内的吸收系数图像的核医学诊断装置的吸收系数图像生成方法,所述吸收系数图像生成方法包括以下步骤:

通过对基于从所述被摄体放射出的放射线的检测所获取到的测定数据进行图像化处理,来生成输入图像;

基于所述输入图像,来生成包括与组织区域有关的图像的中间图像;以及

基于所述中间图像和组织区域的已知的吸收系数,来生成吸收系数图像。

2. 根据权利要求1所述的吸收系数图像生成方法,其中,

所述中间图像包括表示各像素中包含的组织的比例的组织组成比图像和表示各像素所属的组织组织标签图像中的至少一者,作为与组织区域有关的图像。

3. 根据权利要求2所述的吸收系数图像生成方法,其中,

生成所述吸收系数图像的步骤包括以下步骤:基于已知的吸收系数,对所述组织组成比图像中的组织或所述组织标签图像中的组织分配吸收系数。

4. 根据权利要求1所述的吸收系数图像生成方法,其中,

生成所述输入图像的步骤包括以下步骤:在不进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者的情况下生成所述输入图像。

5. 根据权利要求1所述的吸收系数图像生成方法,其中,

生成所述输入图像的步骤包括以下步骤:对所述测定数据进行包括反投影处理的处理。

6. 根据权利要求1所述的吸收系数图像生成方法,其中,

所述输入图像包括对被进行了图像化处理的所述测定数据未应用图像质量转换处理而得到的图像、对被进行了图像化处理的所述测定数据应用了图像质量转换处理而得到的图像、以及对被进行了图像化处理的所述测定数据应用了区域识别处理而得到的图像中的至少一者。

7. 根据权利要求1所述的吸收系数图像生成方法,其中,

所述输入图像包括两种以上的分辨率的图像。

8. 根据权利要求1所述的吸收系数图像生成方法,其中,

生成所述中间图像的步骤包括以下步骤:对所述输入图像应用预先学习得到的机器学习模型。

9. 根据权利要求8所述的吸收系数图像生成方法,其中,

作为所述机器学习模型的学习数据的所述输入图像包括以下图像中的至少一者:像素值范围被进行了归一化的归一化图像、对所述归一化图像乘以大于0且小于1的系数而得到的图像、以及对所述归一化图像或归一化前的图像的特定区域乘以正的系数而得到的图像。

10. 根据权利要求8所述的吸收系数图像生成方法,其中,

所述机器学习模型除了输出所述中间图像以外,还同时输出应用了吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者而得到的重构图像。

11. 根据权利要求8所述的吸收系数图像生成方法,其中,

所述机器学习模型包括以下机器学习模型中的至少一者:

以三维图像为输入的机器学习模型;

以轴位断面图像为输入的机器学习模型；
以冠状断面图像为输入的机器学习模型；
以矢状断面图像为输入的机器学习模型；
以从三维图像切出的小片图像为输入的机器学习模型；
以从轴位断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型；
以从冠状断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型；以及
以从矢状断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型。

12. 根据权利要求8所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
所述机器学习模型除了以所述输入图像为输入以外, 还以与所述输入图像的空间位置有关的信息为输入。

13. 根据权利要求8所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
所述机器学习模型包括深度神经网络。

14. 根据权利要求13所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
所述深度神经网络包括卷积处理。

15. 根据权利要求8所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
所述机器学习模型使用基于蒙特卡罗模拟计算和解析模拟计算中的至少一者生成的伪图像来进行学习。

16. 根据权利要求15所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
所述机器学习模型使用所述伪图像和实际的被检者的图像这两方来进行学习。

17. 根据权利要求16所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
所述机器学习模型将通过所述伪图像进行了学习的机器学习模型作为基础模型, 来使用实际的被检者的图像进行追加学习。

18. 根据权利要求3所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
生成所述吸收系数图像的步骤包括以下步骤: 在所述中间图像包括所述组织组成比图像的情况下, 进行将已知的吸收系数设为系数的各组织的所述组织组成比图像的线性组合处理, 生成所述吸收系数图像的步骤包括以下步骤: 在所述中间图像包括所述组织标签图像的情况下, 进行与所述组织标签图像的标签值对应的已知的吸收系数的分配处理。

19. 根据权利要求3所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
生成所述吸收系数图像的步骤包括以下步骤: 在所述中间图像包括所述组织标签图像的情况下, 进行将已知的吸收系数设为系数的作为所述组织标签图像的中间输出的可靠度图像的线性组合处理。

20. 根据权利要求1所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
所述测定数据是人的头部的测定数据,
构成与组织区域有关的图像的要素包括背景、空洞、软组织以及骨中的至少一者。

21. 根据权利要求1所述的吸收系数图像生成方法, 其中,
所述测定数据是人的乳房的测定数据,
构成与组织区域有关的图像的要素包括背景和软组织中的至少一者。

22. 一种核医学诊断装置, 具备:
检测部, 其检测从被摄体内的放射性药剂产生的放射线; 以及

处理部,其基于所述检测部对放射线的检测,来生成所述被摄体内的放射性分布图像,其中,所述处理部构成为:

通过对基于从所述被摄体放射出的放射线的检测所获取到的测定数据进行图像化处理,来生成输入图像;

基于所述输入图像,来生成包括与组织区域有关的图像的中间图像;

基于所述中间图像和组织区域的已知的吸收系数,来生成用于生成所述放射性分布图像的吸收系数图像。

23. 根据权利要求22所述的核医学诊断装置,其中,

所述处理部构成为:基于所述吸收系数图像,来进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者。

24. 一种学习完毕模型的制作方法,是用于核医学诊断装置的学习完毕模型的制作方法,所述学习完毕模型的制作方法包括以下步骤:

准备表示各像素所属的组织组织标签图像;

基于所述组织标签图像,来制作伪放射性分布图像和伪吸收系数图像;

通过基于所述伪放射性分布图像和所述伪吸收系数图像进行模拟计算,来制作伪测定数据;

通过对所述伪测定数据进行图像化处理来生成伪图像;以及

将所述伪图像作为学习数据,来制作学习完毕模型。

吸收系数图像生成方法、核医学诊断装置以及学习完毕模型的制作方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种吸收系数图像生成方法、核医学诊断装置以及学习完毕模型的制作方法。

背景技术

[0002] 以往,已知一种生成用于核医学诊断装置的吸收系数图像的方法。例如在美国专利申请公开第2019/0130569号说明书(下面简称为“专利文献1”)中公开了这样的方法。

[0003] 在上述专利文献1中公开了一种生成用于正电子发射断层摄影装置(核医学诊断装置)的吸收系数图像的方法。在该方法中,使用预先学习得到的机器学习模型来生成吸收系数图像。具体地说,向机器学习模型输入根据PET(Positron Emission Tomography:正电子断层显像)数据生成的PET图像。而且,从机器学习模型输出吸收系数图像。由此,不对被摄体进行CT(Computed Tomography:计算机断层扫描)摄影和MR(Magnetic Resonance:磁共振)摄影等,而通过机器学习模型根据PET数据(测定数据)生成吸收系数图像。

[0004] 现有技术文献

[0005] 专利文献

[0006] 专利文献1:美国专利申请公开第2019/0130569号说明书

发明内容

[0007] 发明要解决的问题

[0008] 在上述专利文献1所记载的方法中,能够不对被摄体进行CT摄影和MR摄影等,而通过机器学习模型根据PET数据(测定数据)生成吸收系数图像。然而,在机器学习模型输出吸收系数图像的情况下,不考虑吸收系数图像的吸收系数是否为适当范围内的值(通常可取的值),因此存在吸收系数图像的吸收系数成为适当范围外的值(通常不可取的值)的可能性。因此,存在下面的问题点:难以在不对被摄体进行CT摄影和MR摄影等而通过机器学习模型根据PET数据(测定数据)生成吸收系数图像的同时,排除吸收系数图像的吸收系数成为适当范围外的值的可能性。

[0009] 本发明是为了解决如上所述的问题而完成的,本发明的目的之一在于提供一种即使在不对被摄体进行CT摄影和MR摄影等而根据测定数据来生成吸收系数图像的情况下也能够保证吸收系数图像的吸收系数成为适当范围内的值(通常可取的值)的吸收系数图像生成方法和核医学诊断装置。

[0010] 用于解决问题的方案

[0011] 为了实现上述目的,本发明的第一方面的吸收系数图像生成方法是用于生成被摄体内的吸收系数图像的核医学诊断装置的吸收系数图像生成方法,所述吸收系数图像生成方法包括以下步骤:通过对基于从被摄体放射出的放射线的检测所获取到的测定数据进行图像化处理,来生成输入图像;基于输入图像,来生成包括与组织区域有关的图像的中间图

像;以及基于中间图像和组织区域的已知的吸收系数,来生成吸收系数图像。在此,“组织”例如是指脑、骨、皮肤、肌肉、内脏以及体腔等。

[0012] 另外,本发明的第二方面的核医学诊断装置具备:检测部,其检测从被摄体内的放射性药剂产生的放射线;以及处理部,其基于检测部对放射线的检测,来生成被摄体内的放射性分布图像,其中,处理部构成为:通过对基于从被摄体放射出的放射线的检测所获取到的测定数据进行图像化处理,来生成输入图像;基于输入图像,来生成包括与组织区域有关的图像的中间图像;基于中间图像和组织区域的已知的吸收系数,来生成用于生成放射性分布图像的吸收系数图像。

[0013] 另外,本发明的第三方面的学习完毕模型的制作方法是用于核医学诊断装置的学习完毕模型的制作方法,所述学习完毕模型的制作方法包括以下步骤:准备表示各像素所属的组织组织标签图像;基于组织标签图像,来制作伪放射性分布图像和伪吸收系数图像;通过基于伪放射性分布图像和伪吸收系数图像进行模拟计算,来制作伪测定数据;通过对伪测定数据进行图像化处理来生成伪图像;以及将伪图像作为学习数据,来制作学习完毕模型。

[0014] 发明的效果

[0015] 在本发明的第一方面的吸收系数图像生成方法和第二方面的核医学诊断装置中,如上述那样,通过对基于从被摄体放射出的放射线的检测所获取到的测定数据进行图像化处理来生成输入图像,基于输入图像来生成包括与组织区域有关的图像的中间图像,基于中间图像和组织区域的已知的吸收系数来生成吸收系数图像。由此,能够基于包括与组织区域有关的图像的中间图像来生成吸收系数图像。其结果是,即使在不对被摄体进行CT摄影和MR摄影等而根据测定数据来生成吸收系数图像的情况下,也能够保证吸收系数图像的吸收系数成为适当范围内的值(通常可取的值)。

[0016] 另外,在本发明的第三方面的学习完毕模型的制作方法中,如上述那样,包括以下步骤:准备表示各像素所属的组织组织标签图像;基于组织标签图像,来制作伪放射性分布图像和伪吸收系数图像;通过基于伪放射性分布图像和伪吸收系数图像进行模拟计算,来制作伪测定数据;通过对伪测定数据进行图像化处理来生成伪图像;以及将伪图像作为学习数据,来制作学习完毕模型。由此,能够将通过模拟计算得到的伪图像作为学习数据来制作学习完毕模型。其结果是,与将实际的图像(临床图像)作为学习数据来制作学习完毕模型的情况不同,无需收集大量的临床图像。由此,能够不用经过从个人信息保护的观点等出发并不容易的、收集大量的临床图像这样的作业地制作学习完毕模型。

附图说明

[0017] 图1是示出一个实施方式的PET装置的结构示意图。

[0018] 图2是示出一个实施方式的放射线(伽马射线)检测器的结构的示意性的立体图。

[0019] 图3是用于说明一个实施方式的放射性分布图像生成处理的流程图。

[0020] 图4是用于说明一个实施方式的放射性分布图像的生成的图。

[0021] 图5是用于说明一个实施方式中根据输入图像来生成中间图像的图。

[0022] 图6是用于说明一个实施方式中根据中间图像来生成吸收系数图像的图。

[0023] 图7是用于说明一个实施方式的机器学习模型的学习的图。

- [0024] 图8是用于说明一个实施方式的学习完毕模型制作方法的流程图。
- [0025] 图9是用于说明一个实施方式的机器学习模型的学习的详细内容的图。
- [0026] 图10是用于说明一个实施方式的第一变形例中根据输入图像来生成中间图像的图。
- [0027] 图11是用于说明一个实施方式的第二变形例的机器学习模型的图。
- [0028] 图12是用于说明一个实施方式的第二变形例中根据中间图像来生成吸收系数图像的图。
- [0029] 图13是用于说明一个实施方式的第二变形例的第一变形例中根据中间图像来生成吸收系数图像的图。
- [0030] 图14是用于说明一个实施方式的第二变形例的第二变形例中根据中间图像来生成吸收系数图像的图。
- [0031] 图15是用于说明一个实施方式的第三变形例中根据输入图像来生成中间图像的图。
- [0032] 图16是用于说明一个实施方式的第三变形例的第一变形例中根据输入图像来生成中间图像的图。
- [0033] 图17是用于说明一个实施方式的第三变形例的第二变形例中根据输入图像来生成中间图像的图。
- [0034] 图18是用于说明一个实施方式的第三变形例的第三变形例中根据输入图像来生成中间图像的图。
- [0035] 图19是用于说明一个实施方式的第三变形例的第四变形例中根据输入图像来生成中间图像的图。
- [0036] 图20是用于说明一个实施方式的第四变形例中根据输入图像来生成中间图像和有吸收校正的重构图像的图。
- [0037] 图21是用于说明一个实施方式的第五变形例中根据输入图像来生成中间图像的图。
- [0038] 图22是用于说明一个实施方式的第五变形例中根据中间图像来生成吸收系数图像的图。
- [0039] 图23是用于说明一个实施方式的第六变形例的机器学习模型的图。

具体实施方式

- [0040] 下面,基于附图来说明将本发明具体化的实施方式。
- [0041] (PET装置的结构)
- [0042] 参照图1和图2来说明一个实施方式的PET (Positron Emission Tomography:正电子断层显像) 装置1的结构。
- [0043] 如图1所示,PET装置1是通过检测由于被摄体100预先摄入的放射性药剂而从被摄体100内产生的放射线(伽马射线)来对被摄体100进行拍摄的装置。被摄体100是人。放射线(伽马射线)是在被摄体100内由于从放射性药剂产生的正电子与该正电子附近的原子所具有的电子对湮灭而产生的湮灭放射线。PET装置1构成为基于被摄体100的摄影结果来生成被摄体100的放射性分布图像10(参照图3)。此外,PET装置1既可以构成为能够对被摄体100

的全身进行拍摄,也可以构成为能够对被摄体100的一部分(乳房和头部等)进行拍摄。另外,PET装置1是权利要求书的“核医学诊断装置”的一例。

[0044] PET装置1具备包围被摄体100的周围的检测器环2。检测器环2以在被摄体100的体轴方向上层叠多层的方式进行设置。在检测器环2的内部设置有多个放射线(伽马射线)检测器3(参照图2)。由此,检测器环2构成为对从被摄体100内的放射性药剂产生的放射线(伽马射线)进行检测。此外,检测器环2是权利要求书的“检测部”的一例。

[0045] 另外,PET装置1具备控制部4。控制部4包括同时计数电路40和处理电路41。此外,在图1中,仅图示了从放射线检测器3(参照图2)到控制部4(同时计数电路40)的两个布线,但实际上,对控制部4(同时计数电路40)连接有与放射线检测器3的后述的光电倍增管(PMT:Photo Multiplier Tube)33(参照图2)的总通道数相应的数量的布线。此外,处理电路41是权利要求书的“处理部”的一例。另外,也有时使用PMT以外的、例如SiPM(Silicon Photomultiplier:硅光电倍增管)等传感器。

[0046] 如图2所示,放射线检测器3包括闪烁体块31、光导件32以及光电倍增管33。此外,也有时不使用光导件32。

[0047] 闪烁体块31将从摄入了放射性药剂的被摄体100(参照图1)产生的放射线(伽马射线)转换为光。当被摄体100摄入放射性药剂时,正电子发射型的RI的正电子湮灭,从而产生两条放射线(伽马射线)。构成闪烁体块31的各闪烁体元件随着放射线(伽马射线)的入射而发光,从而将放射线(伽马射线)转换为光。

[0048] 光导件32分别与闪烁体块31及光电倍增管33以光学方式结合。在闪烁体块31的闪烁体元件中发出的光在闪烁体块31中扩散,并经由光导件32输入到光电倍增管33。

[0049] 光电倍增管33使经由光导件32输入的光倍增,并转换为电信号。该电信号被发送到同时计数电路40(参照图1)。

[0050] 同时计数电路40(参照图1)基于从光电倍增管33发送的电信号来生成检测信号数据(计数值)。

[0051] 具体地说,同时计数电路40(参照图1)检查闪烁体块31的位置和放射线(伽马射线)的入射定时,仅在放射线(伽马射线)同时地入射到位于被摄体100的两侧(以被摄体100为中心的对角线上)的两个闪烁体块31时,将所发送的电信号判定为适当的数据。即,同时计数电路40基于上述的电信号,来检测是否在位于被摄体100的两侧(以被摄体100为中心的对角线上)的两个放射线检测器3中同时地观测(即,同时计数)到放射线(伽马射线)。

[0052] 由通过同时计数电路40判定为同时计数的适当的数据构成的检测信号数据(计数值)被发送到处理电路41(参照图1)。处理电路41基于检测器环2对放射线(伽马射线)的检测来生成被摄体100内的放射性分布图像10(参照图3)。

[0053] (放射性分布图像的生成)

[0054] 接着,参照图3的流程图和图4~图6来说明一个实施方式的PET装置1进行的放射性分布图像生成处理。此外,放射性分布图像生成处理由控制部4的处理电路41进行。

[0055] 如图3和图4所示,首先,在步骤101中,基于从被摄体100发射出的放射线的检测来获取测定数据5。

[0056] 然后,在步骤102中,通过对测定数据5进行图像化处理来生成输入图像6。具体地说,在步骤102中,通过进行基于直方图化的图像化处理、基于机器学习的图像化处理、或者

包括反投影处理的处理,来生成输入图像6。作为基于直方图化的图像化处理,能够采用下面的方法:基于测定数据5中包含的TOF(Time Of Flight:飞行时间)信息,在概率最高的位置添加事件,由此进行图像化。另外,作为基于机器学习的图像化处理,能够采用下面的方法:使用将测定数据5转换为输入图像6的机器学习模型来进行图像化。另外,作为包括反投影处理的处理,例如能够采用单纯反投影处理和重构处理等。另外,作为重构处理,例如能够采用解析重构处理和逐步近似重构处理等。另外,作为解析重构处理,例如能够采用FBP(Filtered Back Projection:滤波反投影)法等。另外,作为逐步近似重构处理,例如能够采用OSEM(Ordered Subsets Expectation Maximization:有序子集期望最大化)法等。在步骤102中,例如进行重构处理。在该情况下,输入图像6是重构图像。

[0057] 输入图像6是表示被摄体100的内部的图像。输入图像6包括三维图像、轴位断面图像、冠状断面图像、矢状断面图像、从三维图像切出一部分区域而得到的小片图像、从轴位断面图像切出一部分区域而得到的小片图像、从冠状断面图像切出一部分区域而得到的小片图像、从矢状断面图像切出一部分区域而得到的小片图像中的至少一者。在此,“断面图像”是指一个切片的二维图像。另外,轴位断面图像是指与体轴正交的断面的图像。另外,冠状断面图像是指与体轴平行的横切的断面的图像。另外,矢状断面图像是指与体轴平行的纵切的断面的图像。另外,输入图像6既可以仅是一个切片,也可以是连续的多个切片。

[0058] 另外,在步骤102中,在不进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者的情况下生成输入图像6。吸收校正处理是对被摄体100内的放射线的吸收进行校正的处理。另外,散射校正处理是对被摄体100内的放射线的散射进行校正的处理。在步骤102中,根据测定数据5来生成未进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者的无校正的输入图像6。

[0059] 另外,在步骤102中,既可以不进行图像质量转换处理,也可以进行图像质量转换处理,还可以进行区域识别处理。在本实施方式中,输入图像6可以包括未应用图像质量转换处理而得到的图像、应用了图像质量转换处理而得到的图像以及应用了区域识别处理而得到的图像中的至少一者。作为图像质量转换处理,例如能够采用 γ 校正处理、直方图平坦化处理、平滑化处理以及边缘检测处理等。另外,例如,作为图像质量转换处理,能够采用加入均匀分布、正态分布、泊松分布以及拉普拉斯分布等分布的随机噪声的处理。另外,例如,作为图像质量转换处理,能够采用使图像整体或图像的特定区域成为常数倍的处理。另外,例如,作为区域识别处理,能够采用识别图像中的被摄体100的轮廓的处理。

[0060] 然后,在步骤103中,基于输入图像6来生成包括与组织区域有关的图像的中间图像7。具体地说,在步骤103中,通过对输入图像6应用预先学习得到的机器学习模型8来生成中间图像7。机器学习模型8是以输入图像6为输入并且以中间图像7为输出的机器学习模型。机器学习模型8包括以三维图像为输入的机器学习模型、以轴位断面图像为输入的机器学习模型、以冠状断面图像为输入的机器学习模型、以矢状断面图像为输入的机器学习模型、以从三维图像切出的小片图像为输入的机器学习模型、以从轴位断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型、以从冠状断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型以及以从矢状断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型中的至少一者。

[0061] 此外,在本实施方式的附图(图5、图6以及图8)中,为了便于说明,图示了机器学习模型8以轴位断面图像的输入图像6为输入并且以与轴位断面图像对应的中间图像7为输出的例子。

[0062] 中间图像7由脑、骨、皮肤、肌肉以及内脏等吸收系数已知的N个(有限个)组织的组合构成。例如,在测定数据5是人的头部的测定数据的情况下,构成中间图像7的与组织区域有关的图像的要素(组织)包括背景(被摄体外)、空洞(鼻腔以及口腔等)、软组织(脑以及皮肤等)以及骨(头盖骨)中的至少一者。另外,例如,在测定数据5是人的乳房的测定数据的情况下,构成中间图像7的与组织区域有关的图像的要素(组织)包括背景(被摄体外)和软组织中的至少一者。

[0063] 在本实施方式中,如图5所示,中间图像7包括表示各像素中包含的组织的比例的组织组成比图像71作为与组织区域有关的图像。组织组成比图像71是将各像素中包含的多个组织的比例设为像素值的多通道图像。在图5所示的例子中,组织组成比图像71是人的头部的图像,包括背景、空洞、软组织以及骨这4通道的图像。背景的通道的图像构成为将各像素中包含的背景的比例设为像素值。另外,空洞的通道的图像构成为将各像素中包含的空洞的比例设为像素值。另外,软组织的通道的图像构成为将各像素中包含的软组织的比例设为像素值。另外,骨的通道的图像构成为将各像素中包含的骨的比例设为像素值。此外,由于4通道的各图像的像素值表示比例,因此关于某个像素的、4通道的图像的像素值之和为1。

[0064] 然后,如图3和图4所示,在步骤104中,基于中间图像7和组织区域的已知的吸收系数来生成吸收系数图像9。在本实施方式中,如图6所示,在步骤104中,通过基于已知的吸收系数对组织组成比图像71中的组织分配吸收系数,来生成吸收系数图像9。具体地说,在步骤104中,通过进行将已知的吸收系数设为系数的各组织的组织组成比图像71的线性组合处理,来生成吸收系数图像9。更具体地说,通过下面的式(1),进行将已知的吸收系数设为系数的各组织的组织组成比图像71的线性组合处理。

[0065] [数1]

$$[0066] \quad \mu_j = \sum_{n=1}^N \mu_n^* r_{nj} \cdots (1)$$

[0067] 其中,

[0068] n:组织标签(组织编号)

[0069] j:像素编号

[0070] μ_j :像素j的吸收系数

[0071] μ_n^* :组织n的吸收系数(已知的吸收系数)

[0072] r_{nj} :像素j的组织n的组成比。

[0073] 此外, r_{nj} 满足下面的式(2)。

[0074] [数2]

$$[0075] \quad 0 \leq r_{nj} \leq 1, \sum_{n=1}^N r_{nj} = 1 \cdots (2)$$

[0076] 例如,在组织组成比图像71是人的头部的图像、并且包括背景、空洞、软组织以及骨这4通道的图像的情况下,使用通常已知的背景的吸收系数 μ_0^* 、空洞的吸收系数 μ_1^* 、软组织的吸收系数 μ_2^* 以及骨的吸收系数 μ_3^* ,通过上述式(1),进行将已知的吸收系数设为系数的各组织的组织组成比图像71的线性组合处理。

[0077] 然后,如图3和图4所示,在步骤105中,通过基于吸收系数图像9和测定数据5进行重构处理,来生成放射性分布图像10。此时,基于吸收系数图像9,进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者。例如,在步骤105中,基于吸收系数图像9进行吸收校正处理,并且基于根据吸收系数图像9和测定数据5获取到的散射分布数据进行散射校正处理。在步骤105中,生成进行了吸收校正处理和散射校正处理而得到的定量的放射性分布图像10。

[0078] (机器学习模型)

[0079] 接着,参照图7~图9来说明一个实施方式的PET装置1所具备的机器学习模型8。此外,在下面,为了容易理解,将作为学习数据的输入图像6和中间图像7分别称为输入图像6a和中间图像7a。

[0080] 如图7所示,机器学习模型8将输入图像6a和中间图像7a的多个配对作为学习数据并通过有监督学习进行学习。具体地说,机器学习模型8以预先准备的输入图像6a为输入,并将预先准备的中间图像7a作为训练图像(正确图像)来进行学习。此外,在后文叙述机器学习模型8的学习的详细内容。

[0081] 另外,机器学习模型8包括深度神经网络。另外,机器学习模型8的深度神经网络包括卷积处理。即,机器学习模型8包括深度卷积神经网络。作为机器学习模型8的深度卷积神经网络,例如能够采用具有跳跃连接的U字型网络(U-Net)。另外,作为机器学习模型8的深度卷积神经网络的激活函数,能够采用Softmax函数。

[0082] 参照图8的流程图和图9来说明一个实施方式的PET装置1所具备的机器学习模型8的制作方法(学习完毕模型的制作方法)。

[0083] 如图8和图9所示,首先,在步骤111中,准备通过标签表示各像素所属的组织组织标签图像11。能够通过对MR图像和CT图像等医用图像实施区域分割处理来准备组织标签图像11。另外,能够通过获取在因特网上公开的组织标签图像(例如BrainWeb)来准备组织标签图像11。

[0084] 然后,在步骤112中,基于组织标签图像11来制作伪放射性分布图像12和伪吸收系数图像13。具体地说,通过对组织标签图像11的各组织分配放射性浓度,来制作伪放射性分布图像12。另外,对通过整合组织标签图像11的各组织的标签而制作出的组织标签图像14的各组织分配吸收系数,由此制作伪吸收系数图像13。组织标签图像14是通过整合标签而相对于组织标签图像11减少了标签的数量的图像。

[0085] 然后,在步骤113中,通过基于伪放射性分布图像12和伪吸收系数图像13进行模拟计算,来生成伪测定数据15。具体地说,在步骤113中,输入伪放射性分布图像12、伪吸收系数图像13以及各种模拟条件并进行模拟计算,由此制作伪测定数据15。作为模拟计算,例如能够采用蒙特卡罗模拟计算和解析模拟计算等。在本实施方式中,机器学习模型8使用基于蒙特卡罗模拟计算和解析模拟计算中的至少一者生成的伪测定数据15来进行学习。例如,机器学习模型8使用基于蒙特卡罗模拟计算和解析模拟计算中的解析模拟计算生成的伪测定数据15来进行学习。

[0086] 然后,在步骤114中,通过对伪测定数据15进行包括反投影处理的处理(图像化处理)来生成伪重构图像16。具体地说,在步骤114中,输入伪测定数据15和包括像素尺寸的各种重构条件并进行重构处理,由此生成伪重构图像16。在重构处理中,输入分辨率信息(像素尺寸的信息)作为参数。此外,伪重构图像16是权利要求书的“伪图像”的一例。

[0087] 另外,在步骤114中,通过对伪重构图像16进行用于将像素值范围归一化为 $[0,1]$ 的归一化处理,来生成被进行了归一化的伪重构图像16。另外,在步骤114中,可以对被进行了归一化的伪重构图像16乘以大于0且小于1的系数,也可以对被进行了归一化的伪重构图像16或归一化前的伪重构图像16的特定区域乘以正的系数。如果这样,则能够通过多种像素值的伪重构图像16使机器学习模型8进行学习。在本实施方式中,作为机器学习模型8的学习数据的输入图像6a(伪重构图像16)包括像素值范围被归一化的归一化图像、对归一化图像乘以大于0且小于1的系数而得到的图像、以及对归一化图像或归一化前的图像的特定区域乘以正的系数而得到的图像中的至少一者。

[0088] 在对归一化图像乘以大于0且小于1的系数的情况下,例如将 $1/n$ (n 为正的整数)作为系数相乘。在该情况下,设为 $n=2\sim 10$ (以1为增量)、 $n=20\sim 100$ (以10为增量)以及 $n=200\sim 1000$ (以100为增量)等,能够生成像素值的大小(图像的明亮度)不同的大量的输入图像6a。

[0089] 另外,在对归一化图像或归一化前的图像的特定区域乘以正的系数的情况下,能够采用以组织为单位的区域作为特定的区域。例如,在归一化图像是人的头部的图像的情况下,能够采用脑的灰质、白质、小脑、头部的皮肤以及头部的肌肉等作为特定的区域。由此,能够考虑由于个人差异、放射性药剂的差异等引起的放射性分布的多样性而进行机器学习模型8的学习。

[0090] 另外,在步骤114中,既可以不进行图像质量转换处理,也可以进行图像质量转换处理,还可以进行区域识别处理。在本实施方式中,输入图像6a包括未应用图像质量转换处理而得到的图像、应用了图像质量转换处理而得到的图像、以及应用了区域识别处理而得到的图像中的至少一者。作为图像质量转换处理,例如能够采用 γ 校正处理、直方图平坦化处理、平滑化处理以及边缘检测处理等。另外,例如,作为图像质量转换处理,能够采用加入均匀分布、正态分布、泊松分布以及拉普拉斯分布等分布的随机噪声的处理。另外,例如,作为图像质量转换处理,能够采用使图像整体或图像的特定的区域成为常数倍的处理。如果这样,则能够通过多种像素值的输入图像6a使机器学习模型8进行学习。另外,例如,作为区域识别处理,能够采用识别图像中的被摄体100的轮廓的处理。

[0091] 另外,在步骤115中,基于组织标签图像11来制作作为学习数据的中间图像(训练图像)7a。具体地说,在步骤115中,基于通过整合组织标签图像11的各组织的标签而制作出的组织标签图像14,来制作中间图像7a。更具体地说,假设与伪重构图像16相同的低分辨率的像素尺寸,对于高分辨率的组织标签图像14,计算一个像素中包含的各组织的比例(组成比),由此制作作为组织组成比图像的中间图像7a。

[0092] 然后,在步骤116中,将大量的伪重构图像16和中间图像7a作为学习数据,来制作作为学习完毕模型的机器学习模型8。在本实施方式中,机器学习模型8使用基于蒙特卡罗模拟计算和解析模拟计算中的至少一者生成的伪重构图像16来进行学习。

[0093] (本实施方式的效果)

[0094] 在本实施方式中,能够得到如下那样的效果。

[0095] 在本实施方式中,如上述那样,通过对基于从被摄体100放射出的放射线的检测所获取到的测定数据5进行图像化处理来生成输入图像6,基于输入图像6来生成包括与组织区域有关的图像的中间图像7,基于中间图像7和组织区域的已知的吸收系数来生成吸收系

数图像9。由此,能够基于包括与组织区域有关的图像的中间图像7来生成吸收系数图像9。其结果是,即使在不对被摄体100进行CT摄影和MR摄影等而根据测定数据5来生成吸收系数图像9的情况下,也能够保证吸收系数图像9的吸收系数成为适当范围内的值(通常可取的值)。

[0096] 另外,在本实施方式中,如上述那样,中间图像7包括表示各像素中包含的组织比例的组成比图像71作为与组织区域有关的图像。由此,在中间图像7包括组织组成比图像71的情况下,能够基于组织组成比图像71的各像素中包含的组织比例,容易地生成吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9。

[0097] 另外,在本实施方式中,如上述那样,生成吸收系数图像9的步骤包括基于各组织区域的已知的吸收系数来对组织组成比图像71中的组织分配吸收系数的步骤。由此,能够基于根据已知的吸收系数分配了吸收系数的组织组成比图像71,容易地生成吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9。

[0098] 另外,在本实施方式中,如上述那样,生成输入图像6的步骤包括在不进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者的情况下生成输入图像6的步骤。由此,与进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者而生成输入图像6的情况相比,能够使用于生成输入图像6的处理简化与不进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者相应的程度。

[0099] 另外,在本实施方式中,如上述那样,生成输入图像6的步骤包括对测定数据5进行包括反投影处理的处理的步骤。由此,通过对测定数据5进行包括反投影处理的处理,能够容易地生成输入图像6。

[0100] 另外,在本实施方式中,如上述那样,输入图像6包括对被进行了图像化处理的测定数据5未应用图像质量转换处理而得到的图像、对该测定数据5应用了图像质量转换处理而得到的图像、以及对该测定数据5应用了区域识别处理而得到的图像中的至少一者。由此,能够基于对被进行了图像化处理的测定数据5应用了图像质量转换处理而得到的图像以及对该测定数据5应用了区域识别处理而得到的图像中的至少一者来生成中间图像7。

[0101] 另外,在本实施方式中,如上述那样,生成中间图像7的步骤包括对输入图像6应用预先学习得到的机器学习模型8的步骤。由此,仅通过对输入图像6应用预先学习得到的机器学习模型8,就能够容易地生成中间图像7。

[0102] 另外,在本实施方式中,如上述那样,作为机器学习模型8的学习数据的输入图像6a包括像素值范围被进行了归一化的归一化图像、对归一化图像乘以大于0且小于1的系数而得到的图像、以及对归一化图像或归一化前的图像的特定区域乘以正的系数而得到的图像中的至少一者。由此,能够通过多种像素值的输入图像6a使机器学习模型8进行学习。其结果是,能够制作抗像素值的偏差的能力强的机器学习模型8。

[0103] 另外,在本实施方式中,如上述那样,机器学习模型8包括以三维图像为输入的机器学习模型8、以轴位断面图像为输入的机器学习模型8、以冠状断面图像为输入的机器学习模型8、以矢状断面图像为输入的机器学习模型8、以从三维图像切出的小片图像为输入的机器学习模型8、以从轴位断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型8、以从冠状断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型8、以及以从矢状断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型8中的至少一者。由此,能够以三维图像、轴位断面图像、冠状断面图像、矢状断面图像、从三维图像切出的小片图像、从轴位断面图像切出的小片图像、从冠

状断面图像切出的小片图像、或者从矢状断面图像切出的小片图像为输入来生成中间图像7。

[0104] 另外,在本实施方式中,如上述那样,机器学习模型8包括深度神经网络。由此,能够通过包括深度神经网络的机器学习模型8有效地进行学习。

[0105] 另外,在本实施方式中,如上述那样,深度神经网络包括卷积处理。由此,能够通过包括卷积处理的深度神经网络更有效地进行学习。

[0106] 另外,在本实施方式中,如上述那样,机器学习模型8使用基于蒙特卡罗模拟计算和解析模拟计算中的至少一者生成的伪重构图像16来进行学习。由此,能够使用基于蒙特卡罗模拟计算和解析模拟计算中的至少一者生成的伪重构图像16来制作机器学习模型8。其结果是,与使用实际的重构图像(临床图像)来制作机器学习模型8的情况不同,无需收集大量的临床图像。由此,能够容易地制作机器学习模型8。

[0107] 另外,在本实施方式中,如上述那样,生成吸收系数图像9的步骤包括以下步骤:在中间图像7包括组织组成比图像71的情况下,进行将已知的吸收系数设为系数的各组织的组织组成比图像71的线性组合处理。由此,在中间图像7包括组织组成比图像71的情况下,通过进行将已知的吸收系数设为系数的各组织的组织组成比图像71的线性组合处理,能够容易地生成吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9。

[0108] 另外,在本实施方式中,如上述那样,测定数据5是人的头部的测定数据,构成中间图像7的与组织区域有关的图像的要素包括背景、空洞、软组织以及骨中的至少一者。由此,在测定数据5是人的头部的测定数据的情况下,能够根据包括与组织区域有关的图像的中间图像7容易地生成吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9。

[0109] 另外,在本实施方式中,如上述那样,测定数据5是人的乳房的测定数据,构成中间图像7的与组织区域有关的图像的要素包括背景和软组织中的至少一者。由此,在测定数据5是人的乳房的测定数据的情况下,能够根据包括与组织区域有关的图像的中间图像7容易地生成吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9。

[0110] 另外,在本实施方式中,如上述那样,处理电路41构成为基于吸收系数图像9进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者。由此,能够基于吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9来进行适当的吸收校正处理或适当的散射校正处理。

[0111] 另外,在本实施方式中,如上述那样,学习完毕模型的制作方法包括以下步骤:准备表示各像素所属的组织组织标签图像11;基于组织标签图像11来制作伪放射性分布图像12和伪吸收系数图像13;通过基于伪放射性分布图像12和伪吸收系数图像13进行模拟计算,来制作伪测定数据15;通过对伪测定数据15进行图像化处理来生成伪重构图像16;以及将伪重构图像16作为学习数据来制作学习完毕模型(机器学习模型8)。由此,能够将通过模拟计算得到的伪重构图像16作为学习数据来制作学习完毕模型(机器学习模型8)。其结果是,与将实际的重构图像(临床图像)作为学习数据来制作学习完毕模型(机器学习模型8)的情况不同,无需收集大量的临床图像。由此,能够不用经过从个人信息保护的观点等出发并不容易的、收集大量的临床图像这样的作业地制作学习完毕模型(机器学习模型8)。

[0112] (第一变形例)

[0113] 接着,参照图10来说明上述实施方式的第一变形例。在上述实施方式的第一变形例中,对中间图像包括组织标签图像的例子进行说明。此外,对于与上述实施方式相同的结

构,在图中标注相同的附图标记进行图示,并省略其说明。

[0114] 如图10所示,在上述实施方式的第一变形例中,中间图像7包括表示各像素所属的组织组织标签图像72作为与组织区域有关的图像。由此,在中间图像7包括组织标签图像72的情况下,能够基于组织标签图像72的各像素所属的组织,容易地生成吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9。在组织标签图像72中,在一个像素中混合存在多个组织的情况下,设为像素属于占据最大比例的组织来附加标签。

[0115] 在图10所示的例子中,组织标签图像72是人的头部的图像,包括背景、空洞、软组织以及骨这4个标签。背景的标签的区域构成为将分配给背景的标签的像素值设为像素值。另外,空洞的标签的区域构成为将分配给空洞的标签的像素值设为像素值。另外,软组织的标签的区域构成为将分配给软组织的标签的像素值设为像素值。另外,骨的标签的区域构成为将分配给骨的标签的像素值设为像素值。此外,对4个标签分配互不相同的像素值(整数)。

[0116] 在上述实施方式的第一变形例中,在上述实施方式的步骤104中,基于中间图像7的组织标签图像72和组织区域的已知的吸收系数来生成吸收系数图像9。具体地说,基于已知的吸收系数对组织标签图像72中的组织分配吸收系数。由此,能够基于根据已知的吸收系数分配了吸收系数的组织标签图像72容易地生成吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9。更具体地说,进行与组织标签图像72的标签值对应的已知的吸收系数的分配处理。由此,在中间图像7包括组织标签图像72的情况下,通过进行与组织标签图像72的标签值对应的已知的吸收系数的分配处理,能够容易地生成吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9。

[0117] 在上述实施方式的第一变形例中,通过下面的式(3),进行与组织标签图像72的标签值对应的已知的吸收系数的分配处理。

[0118] [数3]

$$[0119] \quad \mu_j = \mu_{l_j}^* \cdot \cdot \cdot (3)$$

[0120] 其中,

[0121] j : 像素编号

[0122] l_j : 像素 j 的标签值(组织编号)

[0123] μ_j : 像素 j 的吸收系数

[0124] μ_1^* : 标签值1的吸收系数(已知的吸收系数)。

[0125] 例如,在组织标签图像72是人的头部的图像、并且包括背景、空洞、软组织以及骨这4个标签的情况下,使用通常已知的背景的吸收系数 μ_0^* 、空洞的吸收系数 μ_1^* 、软组织的吸收系数 μ_2^* 以及骨的吸收系数 μ_3^* ,通过上述式(3),进行与组织标签图像72的标签值对应的已知的吸收系数的分配处理。

[0126] 另外,将组织标签图像72作为输出的机器学习模型8基本上不直接输出组织标签图像72,而是针对每个像素输出可靠度作为中间输出。可靠度是用于决定像素属于哪个标签的具有概率性意义的指标。而且,将组织标签图像72作为输出的机器学习模型8设为像素属于获取到的可靠度最大的标签而最终输出组织标签图像72。在此,可靠度能够设为0~1的值,并且能够将全部的标签的可靠度之和设为1。因此,通过将上述实施方式中的组织组

成比替换为可靠度,并与上述实施方式的组织组成比图像71同样地进行线性组合处理,也能够生成吸收系数图像9。即,也可以通过进行将已知的吸收系数设为系数的作为组织标签图像72的中间输出的可靠度图像的线性组合处理,来生成吸收系数图像9。由此,在中间图像7包括组织标签图像72的情况下,通过进行将已知的吸收系数设为系数的作为组织标签图像72的中间输出的可靠度图像的线性组合处理,能够容易且准确地生成吸收系数为适当范围内的值的吸收系数图像9。

[0127] 另外,在上述实施方式的第一变形例中,在上述实施方式的步骤115中,假设与伪重构图像16相同的低分辨率的像素尺寸,对于高分辨率的组织标签图像14,计算一个像素中包含的各组织的比例(组成比),设为像素属于占据最大比例的组织而附加标签,由此制作作为组织标签图像的中间图像7a。

[0128] (第二变形例)

[0129] 接着,参照图11和图12来说明上述实施方式的第二变形例。在上述实施方式的第二变形例中,对组合多个机器学习模型的例子进行说明。此外,对于与上述实施方式相同的结构,在图中标注相同的附图标记进行图示,并省略其说明。

[0130] 如图11所示,在上述实施方式的第二变形例中,机器学习模型8包括轴位断面用的机器学习模型、冠状断面用的机器学习模型以及矢状断面用的机器学习模型这三个机器学习模型。关于轴位断面用的机器学习模型,以为轴位断面图像的输入图像6a为输入并将与轴位断面图像对应的中间图像7a作为训练图像来进行学习。冠状断面用的机器学习模型以为冠状断面图像的输入图像6a为输入并将与冠状断面图像对应的中间图像7a作为训练图像来进行学习。矢状断面用的机器学习模型以为矢状断面图像的输入图像6a为输入并将与矢状断面图像对应的中间图像7a作为训练图像来进行学习。

[0131] 另外,在上述实施方式的第二变形例中,如图12所示,在上述实施方式的步骤102中,生成轴位断面图像、冠状断面图像以及矢状断面图像这三个输入图像6。

[0132] 而且,在上述实施方式的第二变形例中,在上述实施方式的步骤103中,生成与轴位断面图像对应的组织组成比图像、与冠状断面图像对应的组织组成比图像、以及与矢状断面图像对应的组织组成比图像这三个中间图像7。

[0133] 而且,在上述实施方式的第二变形例中,在上述实施方式的步骤104中,基于与轴位断面图像对应的组织组成比图像、与冠状断面图像对应的组织组成比图像、以及与矢状断面图像对应的组织组成比图像这三个中间图像7,来生成吸收系数图像9。具体地说,以与轴位断面图像对应的组织组成比图像、与冠状断面图像对应的组织组成比图像、以及与矢状断面图像对应的组织组成比图像中的任意两个图像成为与其余一个断面对应的图像的方式进行断面转换处理。而且,生成断面一致的三个组织组成比图像的平均图像(平均组织组成比图像)。此时,可以进行单纯平均处理,也可以进行精度高的对断面乘以权重的加权平均处理。而且,与上述实施方式同样地进行平均组织组成比图像的线性组合处理,由此生成吸收系数图像9。

[0134] (第二变形例的第一及第二变形例)

[0135] 接着,参照图13和图14来说明上述实施方式的第二变形例的第一及第二变形例。在上述实施方式的第二变形例的第一及第二变形例中,对上述第二变形例中中间图像包括组织标签图像的例子进行说明。此外,对于与上述实施方式相同的结构,在图中标注相同

的附图标记进行图示,并省略其说明。

[0136] 如图13所示,在上述实施方式的第二变形例的第一变形例中,在上述实施方式的步骤103中,生成与轴位断面图像对应的组织标签图像、与冠状断面图像对应的组织标签图像、以及与矢状断面图像对应的组织标签图像这三个中间图像7。

[0137] 而且,在上述实施方式的第二变形例的第一变形例中,在上述实施方式的步骤104中,基于与轴位断面图像对应的组织标签图像、与冠状断面图像对应的组织标签图像、以及与矢状断面图像对应的组织标签图像这三个中间图像7,来生成吸收系数图像9。具体地说,以使与轴位断面图像对应的组织标签图像、与冠状断面图像对应的组织标签图像、以及与矢状断面图像对应的组织标签图像中的任意两个图像成为与其余一个断面对应的图像的方式进行断面转换处理。而且,生成通过断面一致的三个组织标签图像的多数决定而决定了各像素的标签值的多数决定图像(多数决定组织标签图像)。此时,在无法通过多数决定来决定标签值的情况下,可以采用预先决定的断面的标签值。而且,与上述实施方式的第一变形例同样地,通过进行多数决定组织标签图像的分配处理来生成吸收系数图像9。

[0138] 另外,还能够通过多数决定以外的方法来生成吸收系数图像9。具体地说,如图14所示,在上述实施方式的第二变形例的第二变形例中,与上述实施方式的第二变形例的第一变形例不同,以与断面一致的三个组织标签图像的各组织标签图像对应的方式生成三个吸收系数图像。而且,生成作为三个吸收系数图像的平均图像的吸收系数图像来作为最终的吸收系数图像9。

[0139] (第三变形例)

[0140] 接着,参照图15来说明上述实施方式的第三变形例。在上述实施方式的第三变形例中,对针对机器学习模型进行多种输入的例子(输入图像的多通道化)进行说明。此外,对于与上述实施方式相同的结构,在图中标注相同的附图标记进行图示,并省略其说明。

[0141] 如图15所示,在上述实施方式的第三变形例中,通过进行重构处理而生成的重构图像和通过进行单纯反投影处理而生成的反投影图像这两种输入图像6成为机器学习模型8的输入。在上述实施方式的第三变形例中,机器学习模型8基于两种输入图像6来输出中间图像7的组织组成比图像71。

[0142] 此外,输入图像6的组合不限于通过进行重构处理而生成的重构图像与通过进行单纯反投影处理而生成的反投影图像的组合。例如,输入图像6的组合也可以是重构算法互不相同的多种重构图像的组合。另外,例如,输入图像6的组合也可以是逐次近似图像重构处理的迭代次数互不相同的多种重构图像的组合。另外,例如,输入图像6的组合也可以是分辨率互不相同的多种重构图像。在该情况下,输入图像6包括两种以上的分辨率的图像。由此,与仅包括一种分辨率的图像的情况相比,能够基于多种分辨率的输入图像6来生成中间图像7。另外,输入图像6的组合也可以是被实施了互不相同的图像处理的多种重构图像的组合。另外,输入图像6的组合也可以是这些图像的组合。

[0143] (第三变形例的第一~第四变形例)

[0144] 接着,参照图16~图19来说明上述实施方式的第三变形例的第一~第四变形例。在上述实施方式的第三变形例的第一~第三变形例中,对在上述第三变形例中将重构图像与重构图像及反投影图像以外的信息进行组合的例子进行说明。此外,对于与上述实施方式相同的结构,在图中标注相同的附图标记进行图示,并省略其说明。

[0145] 如图16所示,在上述实施方式的第三变形例的第一变形例中,输入图像(重构图像)6和表示各像素所属的组织组织标签图像17这两种图像成为机器学习模型8的输入。在上述实施方式的第三变形例的第一变形例中,机器学习模型8基于输入图像6和作为辅助信息的组织标签图像17来输出中间图像7的组织组成比图像71。

[0146] 另外,如图17所示,在上述实施方式的第三变形例的第二变形例中,输入图像(重构图像)6和表示被摄体100的区域的被摄体区域指示图像18这两种图像成为机器学习模型8的输入。在上述实施方式的第三变形例的第二变形例中,机器学习模型8基于输入图像6和作为辅助信息的被摄体区域指示图像18来输出中间图像7的组织组成比图像71。另外,也可以代替被摄体区域指示图像18而使用表示单一组织的区域的单一组织区域指示图像。

[0147] 另外,如图18所示,在上述实施方式的第三变形例的第三变形例中,输入图像(重构图像)6和表示像素中包含的组织的种类的数量混合组织数图像19这两种图像成为机器学习模型8的输入。在上述实施方式的第三变形例的第三变形例中,机器学习模型8基于输入图像6和作为辅助信息的混合组织数图像19来输出中间图像7的组织组成比图像71。

[0148] 另外,如图19所示,在上述实施方式的第三变形例的第四变形例中,输入图像(重构图像)6和非图像信息即与输入图像6的空间位置有关的信息20这两种成为机器学习模型8的输入。即,在上述实施方式的第三变形例的第四变形例中,机器学习模型8除了以输入图像6为输入以外,还以与输入图像6的空间位置有关的信息20为输入。由此,不仅以输入图像6为输入,还以与输入图像6的空间位置有关的信息20为输入,能够有效地生成中间图像7。作为与输入图像6的空间位置有关的信息20,例如能够采用相距被摄体的重心的距离和相对距离等。在上述实施方式的第三变形例的第四变形例中,机器学习模型8基于输入图像6和作为辅助信息的与输入图像6的空间位置有关的信息20,来输出中间图像7的组织组成比图像71。

[0149] (第四变形例)

[0150] 接着,参照图20来说明上述实施方式的第四变形例。在上述实施方式的第四变形例中,对从机器学习模型进行多种输出的例子进行说明。此外,对于与上述实施方式相同的结构,在图中标注相同的附图标记进行图示,并省略其说明。

[0151] 如图20所示,在上述实施方式的第四变形例中,包括组织组成比图像71的中间图像7和应用了吸收校正处理及散射校正处理中的至少一者而得到的重构图像21这两种图像成为机器学习模型8的输出。在上述实施方式的第四变形例中,机器学习模型8除了中间图像7以外,还同时输出应用了吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者而得到的重构图像21。由此,仅通过对输入图像6应用预先学习得到的机器学习模型8,不仅能够生成中间图像7,还能够生成应用了吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者而得到的重构图像21。在上述实施方式的第四变形例中,例如,机器学习模型8输出中间图像7和应用了吸收校正处理而得到的重构图像21。

[0152] 另外,在上述实施方式的第四变形例中,机器学习模型8包括输出中间图像7和重构图像21这两种图像的多输出型(多任务型)的深度卷积神经网络。

[0153] (第五变形例)

[0154] 接着,参照图21和图22来说明上述实施方式的第五变形例。在上述实施方式的第五变形例中,对将与组织组成比图像的各组织对应的多个机器学习模型进行组合的例子进

行说明。此外,对于与上述实施方式相同的结构,在图中标注相同的附图标记进行图示,并省略其说明。

[0155] 如图21所示,在上述实施方式的第五变形例中,机器学习模型8包括与中间图像7的组织组成比图像71的各组织对应的多个机器学习模型。在图21所示的例子中,组织组成比图像71是人的头部的图像。在该情况下,机器学习模型8包括背景用的机器学习模型、空洞用的机器学习模型、软组织用的机器学习模型以及骨用的机器学习模型这四个机器学习模型。背景用的机器学习模型以输入图像6为输入,并输出与背景对应的组织组成比图像71。空洞用的机器学习模型以输入图像6为输入,并输出与空洞对应的组织组成比图像71。软组织用的机器学习模型以输入图像6为输入,并输出与软组织对应的组织组成比图像71。骨用的机器学习模型以输入图像6为输入,并输出与骨对应的组织组成比图像71。

[0156] 另外,在上述实施方式的第五变形例中,如图22所示,通过下面的式(4),进行将已知的吸收系数设为系数的各组织的组织组成比图像71的线性组合处理。

[0157] [数4]

$$[0158] \quad \mu_j = \frac{\sum_{n=1}^N \mu_n^* r_{nj}}{\sum_{n=1}^N r_{nj}} \cdot \cdot \cdot (4)$$

[0159] 其中,

[0160] n:组织编号

[0161] j:像素编号

[0162] μ_j :像素j的吸收系数

[0163] μ_n^* :组织n的吸收系数(已知的吸收系数)

[0164] r_{nj} :像素j的组织n的组成比 ($0 \leq r_{nj} \leq 1$)。

[0165] 在上述实施方式的第五变形例中,通过相互独立的机器学习模型来生成各组织的组织组成比图像71,因此与上述实施方式不同,不自动满足组成比之和为1这个条件。因此,在上述实施方式的第五变形例中,如上述式(4)所示,在线性组合处理时,进行归一化处理(除以上述式(4)的分母项的处理)。

[0166] (第六变形例)

[0167] 接着,参照图23来说明上述实施方式的第六变形例。在上述实施方式的第六变形例中,对一个机器学习模型对互不相同的断面的图像进行处理的例子进行说明。此外,对于与上述实施方式相同的结构,在图中标注相同的附图标记进行图示,并省略其说明。

[0168] 如图23所示,在上述实施方式的第六变形例中,机器学习模型8包括轴位断面用的深度神经网络、冠状断面用的深度神经网络以及矢状断面用的深度神经网络。轴位断面用的深度神经网络以为三维的轴位断面图像的输入图像6为输入,并输出与轴位断面图像对应的组织组成比图像。冠状断面用的深度神经网络以为三维的冠状断面图像的输入图像6为输入,并输出与冠状断面图像对应的组织组成比图像。矢状断面用的深度神经网络以为三维的矢状断面图像的输入图像6为输入,并输出与矢状断面图像对应的组织组成比图像。

[0169] 另外,在上述实施方式的第六变形例中,机器学习模型8构成为以与轴位断面图像对应的组织组成比图像、与冠状断面图像对应的组织组成比图像以及与矢状断面图像对应的组织组成比图像中的任意两个图像成为与其余的一个断面对应的图像的方式进行断面

转换处理。另外,在上述实施方式的第六变形例中,机器学习模型8包括将断面一致的三个组织组成比图像设为输入,并输出与断面一致的三个组织组成比图像对应的三维的组织组成比图像的深度学习神经网络。由此,在上述实施方式的第六变形中,以三维的组织组成比图像的形式生成中间图像7。

[0170] [变形例]

[0171] 此外,应当认为本次公开的实施方式在所有方面是例示而非限制性的。本发明的范围不是通过上述的实施方式的说明表示的,而是通过权利要求书表示的,还包括与权利要求书等同的意义和范围内的所有变更(变形例)。

[0172] 例如,在本发明中,能够将上述实施方式和第一~第六变形例所记载的结构中的、能够相互应用的结构彼此适当地组合。

[0173] 另外,在上述实施方式中,示出了核医学诊断装置为PET装置的例子,但本发明不限于此。例如,核医学诊断装置也可以是PET装置以外的SPECT(Single photon emission computed tomography:单光子发射计算机断层显像)装置。

[0174] 另外,在上述实施方式中,示出了对伪重构图像进行将像素值范围归一化为 $[0,1]$ 的归一化处理的例子,但本发明不限于此。在本发明中,归一化范围也可以是 $[0,1]$ 以外的 $[-1,1]$ 等任意的范围。

[0175] 另外,在上述实施方式中,示出了机器学习模型使用基于模拟计算准备的伪图像来进行学习的例子,但本发明不限于此。在本发明中,机器学习模型也可以使用伪图像和实际图像(实际的被检者的图像)这两方来进行学习。由此,能够通过多种数据使机器学习模型进行学习。其结果是,能够制作抗各被摄体的偏差的能力强的机器学习模型。另外,机器学习模型也可以将通过伪图像进行了学习的机器学习模型作为基础模型,来使用实际图像进行追加学习。由此,即使在使用伪图像和实际图像这两方来使机器学习模型进行学习的情况下,也能够使机器学习模型高效地进行学习。

[0176] 另外,在上述实施方式中,示出了在不进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者的情况下生成输入图像的例子,但本发明不限于此。在本发明中,也可以生成进行了吸收校正处理和散射校正处理这两方的输入图像。

[0177] 另外,在上述实施方式中,示出了通过进行将已知的吸收系数设为系数的各组织的组织组成比图像的线性组合处理来生成吸收系数图像的例子,但本发明不限于此。在本发明中,也可以在根据组织组成比图像生成吸收系数图像的情况下,通过进行与在各像素中具有最大的组织组成比的组织对应的已知的吸收系数的分配处理,来生成吸收系数图像。

[0178] 另外,在上述实施方式的第二变形例中,对机器学习模型包括轴位断面用的机器学习模型、冠状断面用的机器学习模型以及矢状断面用的机器学习模型这三个机器学习模型的例子进行了说明,但本发明不限于此。在本发明中,机器学习模型也可以包括轴位断面用的机器学习模型、冠状断面用的机器学习模型以及矢状断面用的机器学习模型中的任意两个机器学习模型。

[0179] 另外,在上述实施方式的第四变形例中,对中间图像和重构图像这两种图像成为机器学习模型的输出的例子进行了说明,但本发明不限于此。在本发明中,也可以是三种以上的图像成为机器学习模型的输出。另外,可以是中间图像和除重构图像以外的图像成为

机器学习模型的输出。例如,可以是中间图像和表示像素中包含的组织的种类的数量混合组织数图像成为机器学习模型的输出。

[0180] 另外,在上述实施方式中,为了便于说明,使用“流程驱动型”的流程图对处理电路的各处理进行了说明,但本发明不限于此。在本发明中,也可以通过以事件为单位执行上述各处理的“事件驱动型”来进行说明。在该情况下,可以通过完全的事件驱动型来进行说明,也可以组合事件驱动和流程驱动来进行说明。

[0181] [方式]

[0182] 本领域技术人员能够理解,上述的例示性的实施方式是以下方式的具体例。

[0183] (项目1)

[0184] 一种吸收系数图像生成方法,是用于生成被摄体内的吸收系数图像的核医学诊断装置的吸收系数图像生成方法,所述吸收系数图像生成方法包括以下步骤:

[0185] 通过对基于从所述被摄体放射出的放射线的检测所获取到的测定数据进行图像化处理,来生成输入图像;

[0186] 基于所述输入图像,来生成包括与组织区域有关的图像的中间图像;以及

[0187] 基于所述中间图像和组织区域的已知的吸收系数,来生成吸收系数图像。

[0188] (项目2)

[0189] 根据项目1所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0190] 所述中间图像包括表示各像素中包含的组织比例的的组织组成比图像和表示各像素所属的组织组织标签图像中的至少一者,作为与组织区域有关的图像。

[0191] (项目3)

[0192] 根据项目2所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0193] 生成所述吸收系数图像的步骤包括以下步骤:基于已知的吸收系数,对所述组织组成比图像中的组织或所述组织标签图像中的组织分配吸收系数。

[0194] (项目4)

[0195] 根据项目1所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0196] 生成所述输入图像的步骤包括以下步骤:在不进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者的情况下生成所述输入图像。

[0197] (项目5)

[0198] 根据项目1所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0199] 生成所述输入图像的步骤包括以下步骤:对所述测定数据进行包括反投影处理的处理。

[0200] (项目6)

[0201] 根据项目1所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0202] 所述输入图像包括对被进行了图像化处理的所述测定数据未应用图像质量转换处理而得到的图像、对被进行了图像化处理的所述测定数据应用了图像质量转换处理而得到的图像、以及对被进行了图像化处理的所述测定数据应用了区域识别处理而得到的图像中的至少一者。

[0203] (项目7)

[0204] 根据项目1所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

- [0205] 所述输入图像包括两种以上的分辨率的图像。
- [0206] (项目8)
- [0207] 根据项目1所记载的吸收系数图像生成方法,其中,
- [0208] 生成所述中间图像的步骤包括以下步骤:对所述输入图像应用预先学习得到的机器学习模型。
- [0209] (项目9)
- [0210] 根据项目8所记载的吸收系数图像生成方法,其中,
- [0211] 作为所述机器学习模型的学习数据的所述输入图像包括以下图像中的至少一者:像素值范围被进行了归一化的归一化图像、对所述归一化图像乘以大于0且小于1的系数而得到的图像、以及对所述归一化图像或归一化前的图像的特定区域乘以正的系数而得到的图像。
- [0212] (项目10)
- [0213] 根据项目8所记载的吸收系数图像生成方法,其中,
- [0214] 所述机器学习模型除了输出所述中间图像以外,还同时输出应用了吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者而得到的重构图像。
- [0215] (项目11)
- [0216] 根据项目8所记载的吸收系数图像生成方法,其中,
- [0217] 所述机器学习模型包括以下机器学习模型中的至少一者:
- [0218] 以三维图像为输入的机器学习模型;
- [0219] 以轴位断面图像为输入的机器学习模型;
- [0220] 以冠状断面图像为输入的机器学习模型;
- [0221] 以矢状断面图像为输入的机器学习模型;
- [0222] 以从三维图像切出的小片图像为输入的机器学习模型;
- [0223] 以从轴位断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型;
- [0224] 以从冠状断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型;以及
- [0225] 以从矢状断面图像切出的小片图像为输入的机器学习模型。
- [0226] (项目12)
- [0227] 根据项目8所记载的吸收系数图像生成方法,其中,
- [0228] 所述机器学习模型除了以所述输入图像为输入以外,还以与所述输入图像的空间位置有关的信息为输入。
- [0229] (项目13)
- [0230] 根据项目8所记载的吸收系数图像生成方法,其中,
- [0231] 所述机器学习模型包括深度神经网络。
- [0232] (项目14)
- [0233] 根据项目13所记载的吸收系数图像生成方法,其中,
- [0234] 所述深度神经网络包括卷积处理。
- [0235] (项目15)
- [0236] 根据项目8所记载的吸收系数图像生成方法,其中,
- [0237] 所述机器学习模型使用基于蒙特卡罗模拟计算和解析模拟计算中的至少一者生

成的伪图像来进行学习。

[0238] (项目16)

[0239] 根据项目15所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0240] 所述机器学习模型使用所述伪图像和实际的被检者的图像这两方来进行学习。

[0241] (项目17)

[0242] 根据项目16所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0243] 所述机器学习模型将通过所述伪图像进行了学习的机器学习模型作为基础模型,来使用实际的被检者的图像进行追加学习。

[0244] (项目18)

[0245] 根据项目3所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0246] 生成所述吸收系数图像的步骤包括以下步骤:在所述中间图像包括所述组织组成比图像的情况下,进行将已知的吸收系数设为系数的各组织的所述组织组成比图像的线性组合处理,

[0247] 生成所述吸收系数图像的步骤包括以下步骤:在所述中间图像包括所述组织标签图像的情况下,进行与所述组织标签图像的标签值对应的已知的吸收系数的分配处理。

[0248] (项目19)

[0249] 根据项目3所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0250] 生成所述吸收系数图像的步骤包括以下步骤:在所述中间图像包括所述组织标签图像的情况下,进行将已知的吸收系数设为系数的作为所述组织标签图像的中间输出的可靠度图像的线性组合处理。

[0251] (项目20)

[0252] 根据项目1所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0253] 所述测定数据是人的头部的测定数据,

[0254] 构成与组织区域有关的图像的要素包括背景、空洞、软组织以及骨中的至少一者。

[0255] (项目21)

[0256] 根据项目1所记载的吸收系数图像生成方法,其中,

[0257] 所述测定数据是人的乳房的测定数据,

[0258] 构成与组织区域有关的图像的要素包括背景和软组织中的至少一者。

[0259] (项目22)

[0260] 一种核医学诊断装置,具备:

[0261] 检测部,其检测从被摄体内的放射性药剂产生的放射线;以及

[0262] 处理部,其基于所述检测部对放射线的检测,来生成所述被摄体内的放射性分布图像,

[0263] 其中,所述处理部构成为:

[0264] 通过对基于从所述被摄体放射出的放射线的检测所获取到的测定数据进行图像化处理,来生成输入图像;

[0265] 基于所述输入图像,来生成包括与组织区域有关的图像的中间图像;

[0266] 基于所述中间图像和组织区域的已知的吸收系数,来生成用于生成所述放射性分布图像的吸收系数图像。

[0267] (项目23)

[0268] 根据项目22所记载的核医学诊断装置,其中,

[0269] 所述处理部构成为:基于所述吸收系数图像,来进行吸收校正处理和散射校正处理中的至少一者。

[0270] (项目24)

[0271] 一种学习完毕模型的制作方法,是用于核医学诊断装置的学习完毕模型的制作方法,所述学习完毕模型的制作方法包括以下步骤:

[0272] 准备表示各像素所属的组织的组织标签图像;

[0273] 基于所述组织标签图像,来制作伪放射性分布图像和伪吸收系数图像;

[0274] 通过基于所述伪放射性分布图像和所述伪吸收系数图像进行模拟计算,来制作伪测定数据;

[0275] 通过对所述伪测定数据进行图像化处理来生成伪图像;以及

[0276] 将所述伪图像作为学习数据,来制作学习完毕模型。

[0277] 附图标记说明

[0278] 1:PET装置(核医学诊断装置);2:检测器环(检测部);5:测定数据;6、6a:输入图像;7、7a:中间图像;8:机器学习模型;9:吸收系数图像;10:放射性分布图像;11:组织标签图像;12:伪放射性分布图像;13:伪吸收系数图像;15:伪测定数据;16:伪重构图像(伪图像);20:与空间位置有关的信息;21:重构图像;41:处理电路(处理部);71:组织组成比图像;72:组织标签图像;100:被摄体。

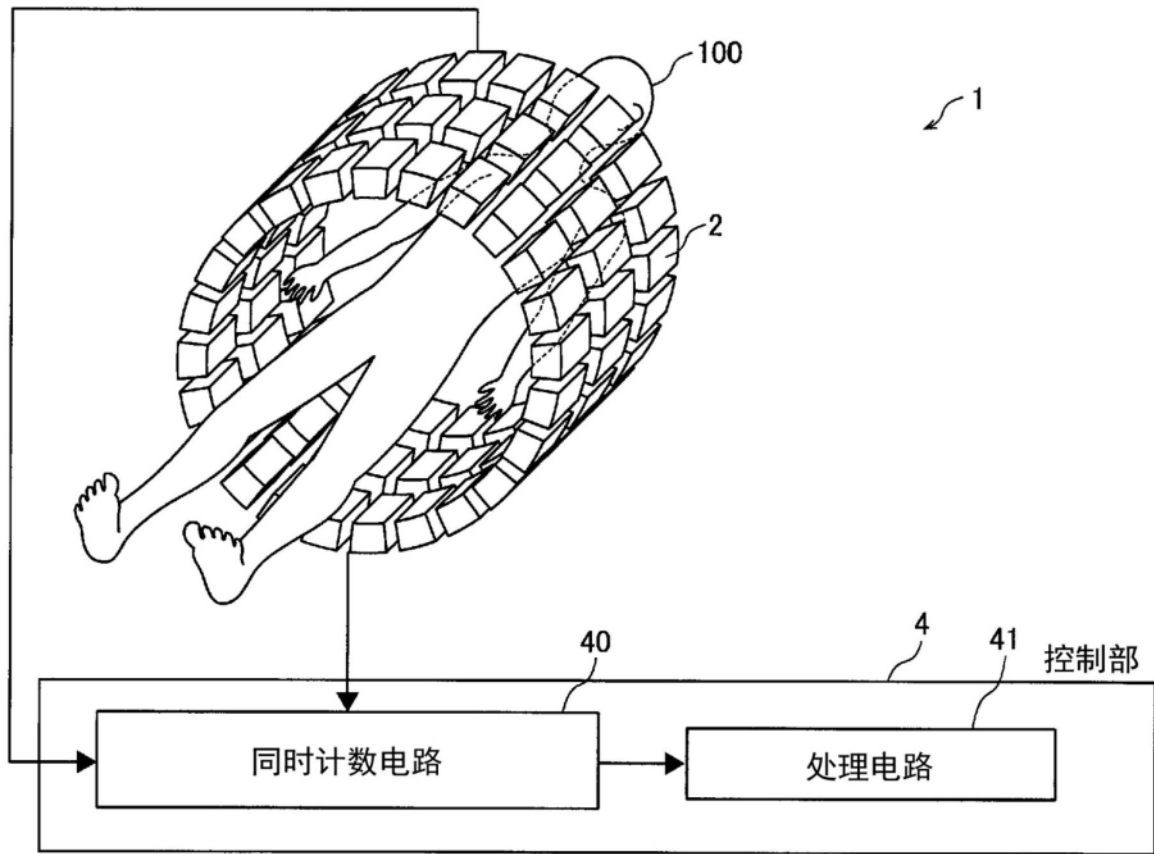


图1

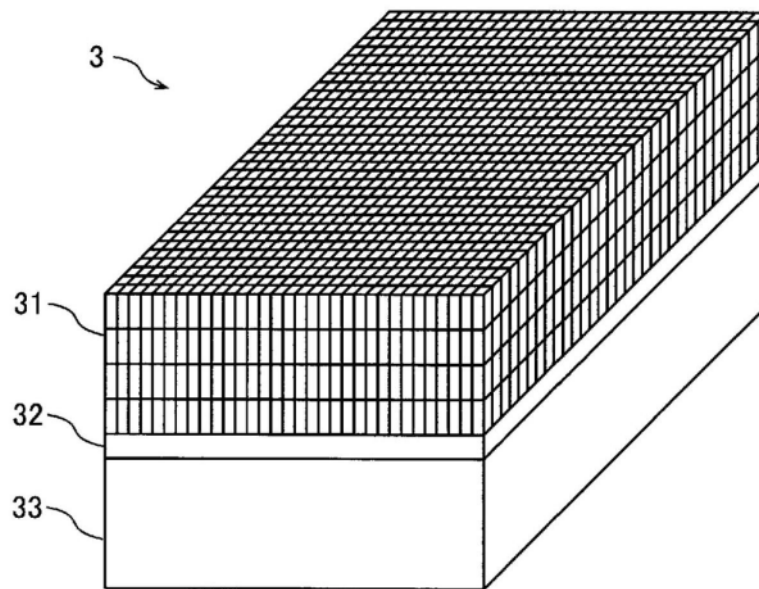


图2

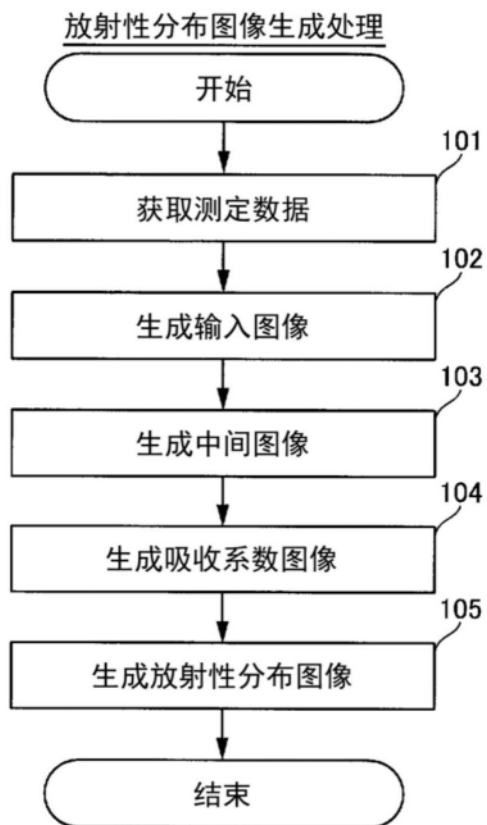


图3

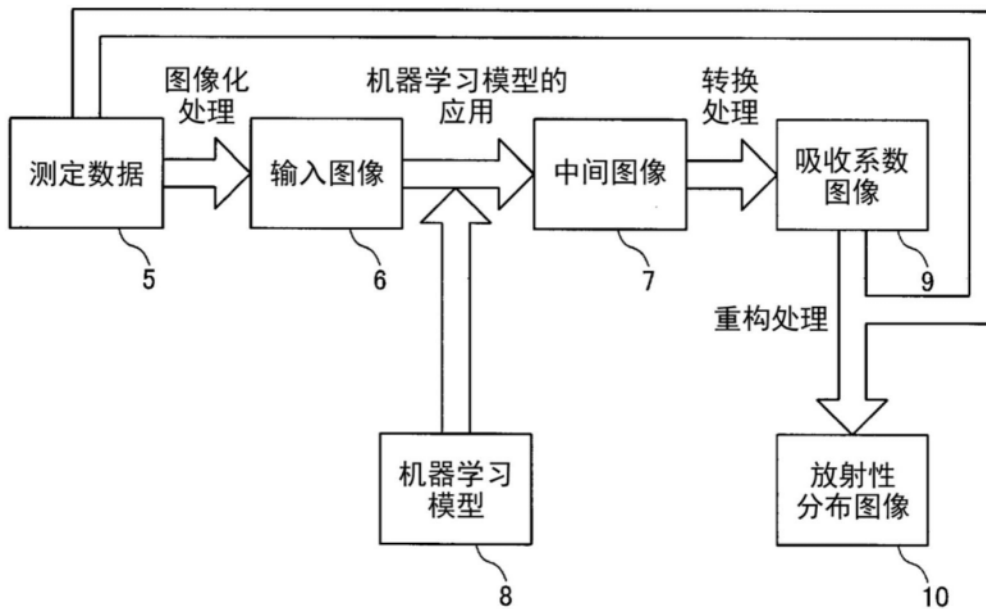


图4

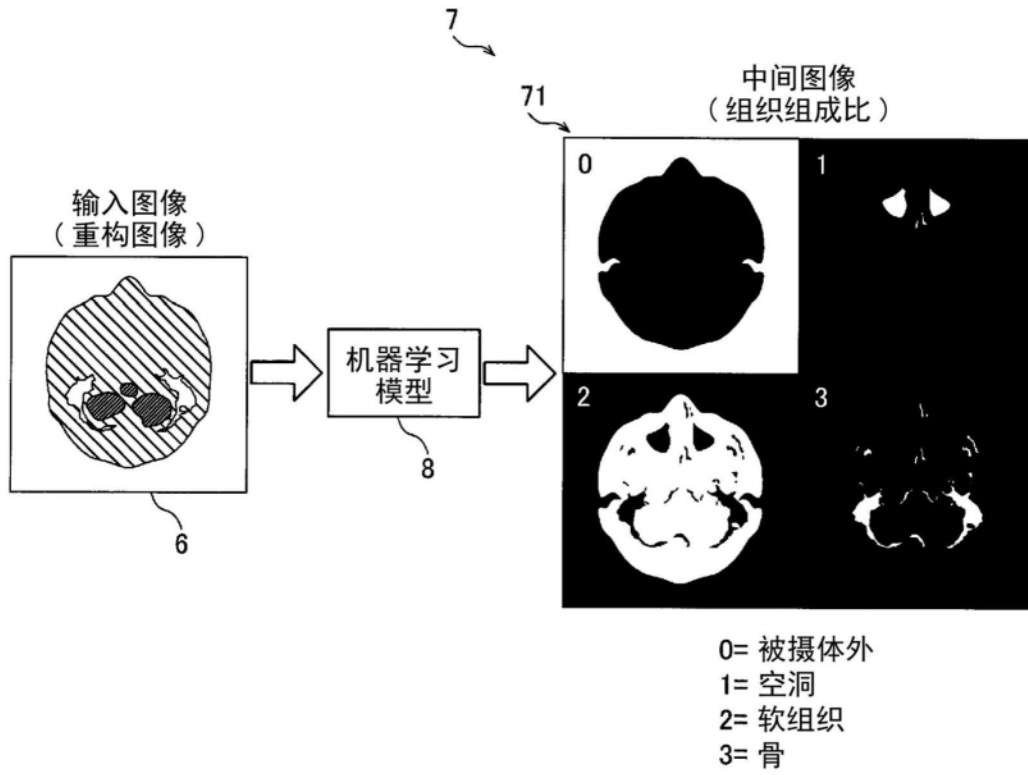


图5

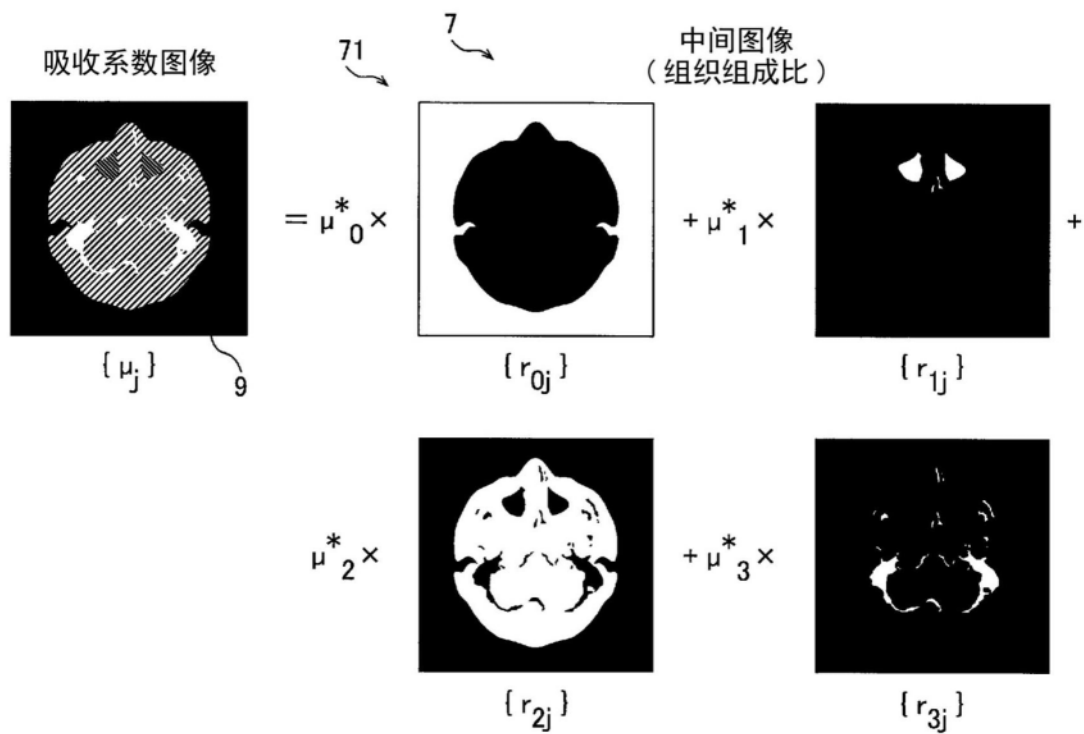


图6

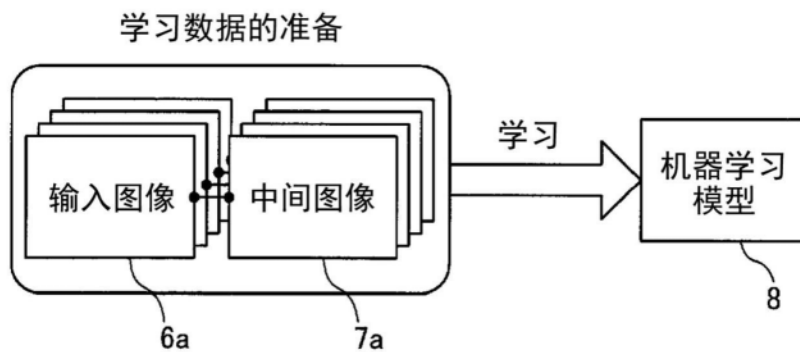


图7

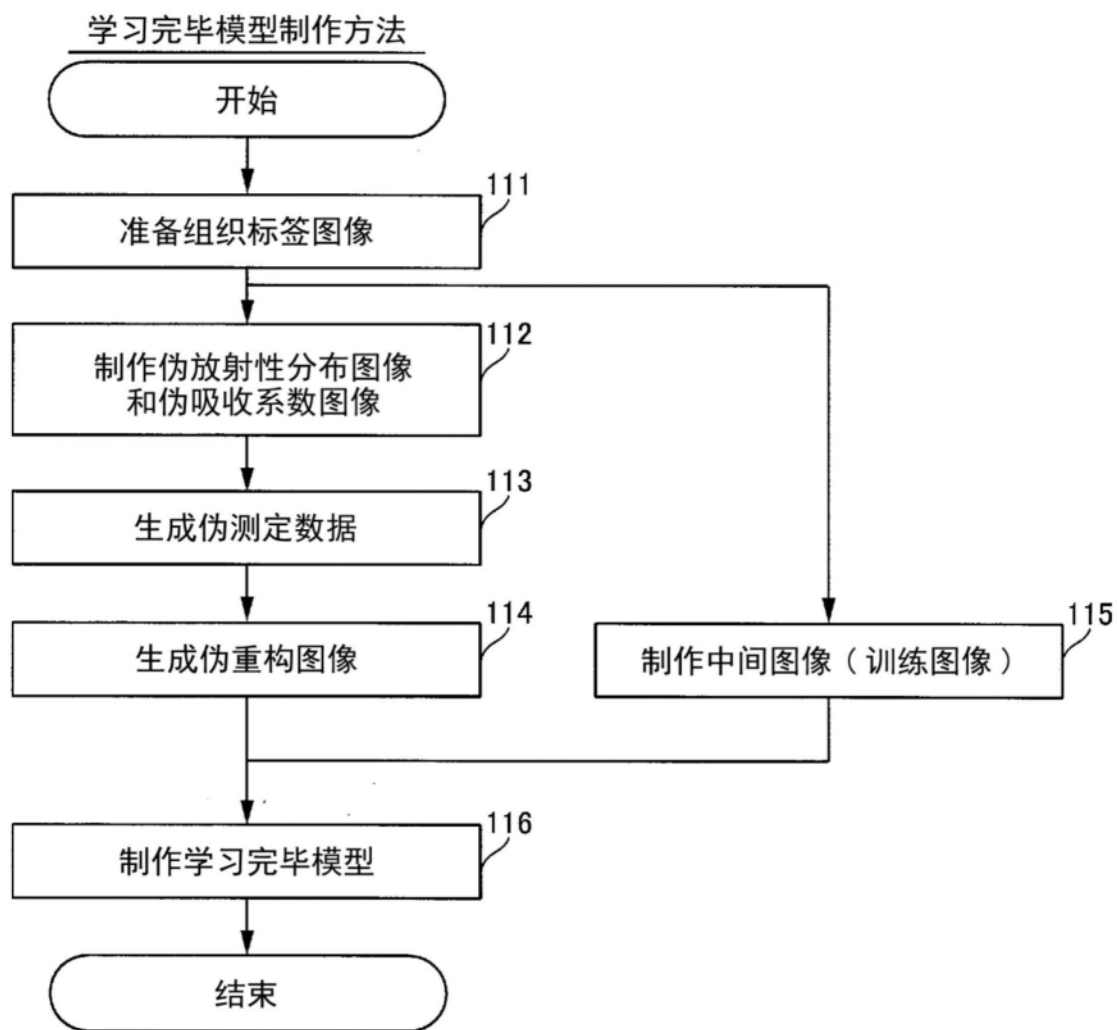


图8

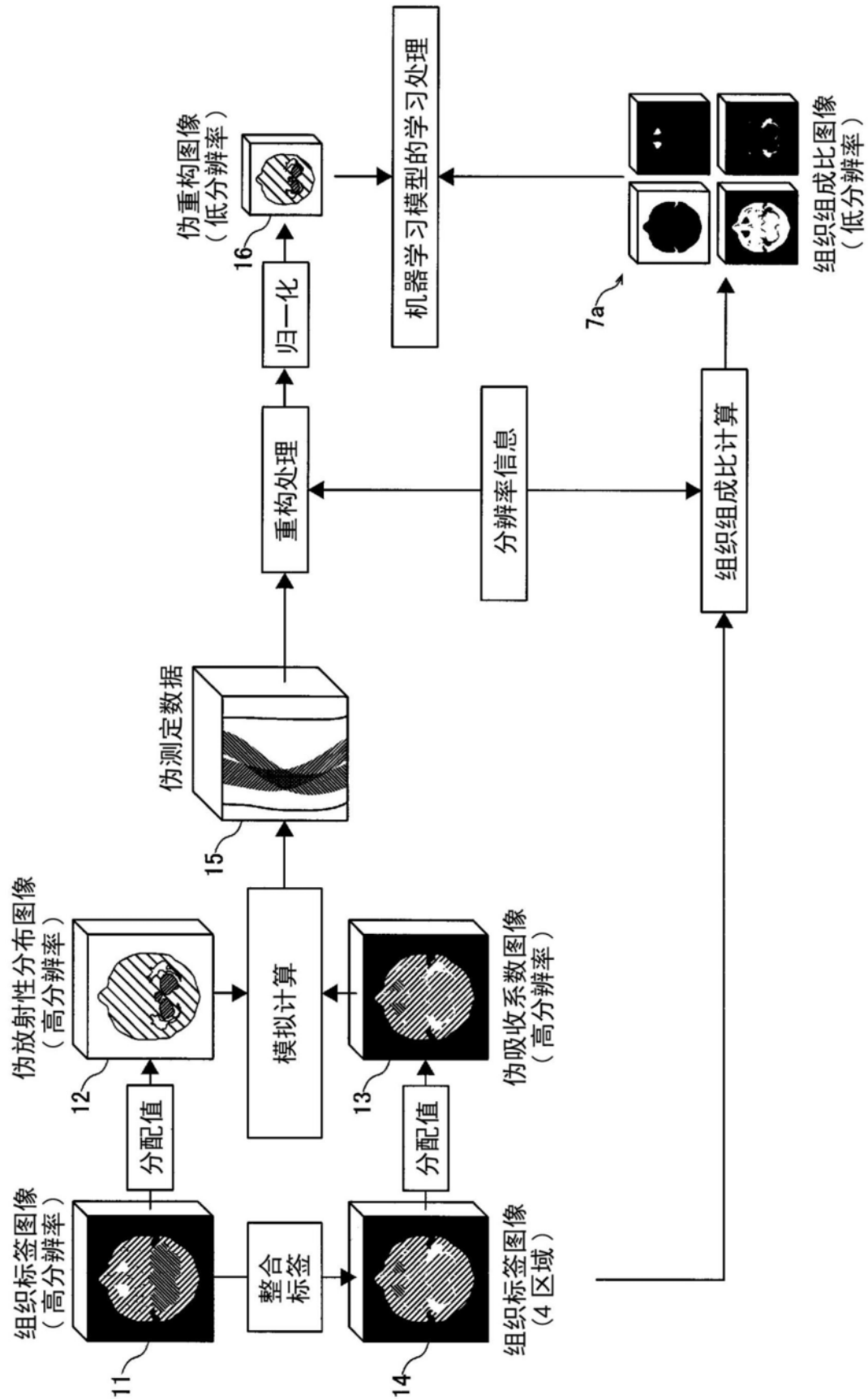


图9

第一变形例

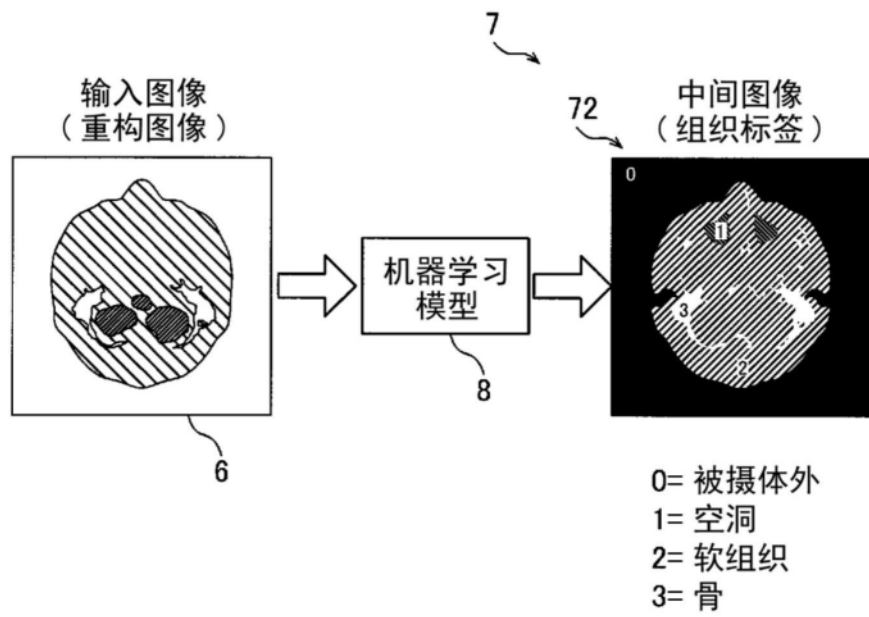


图10

第二变形例

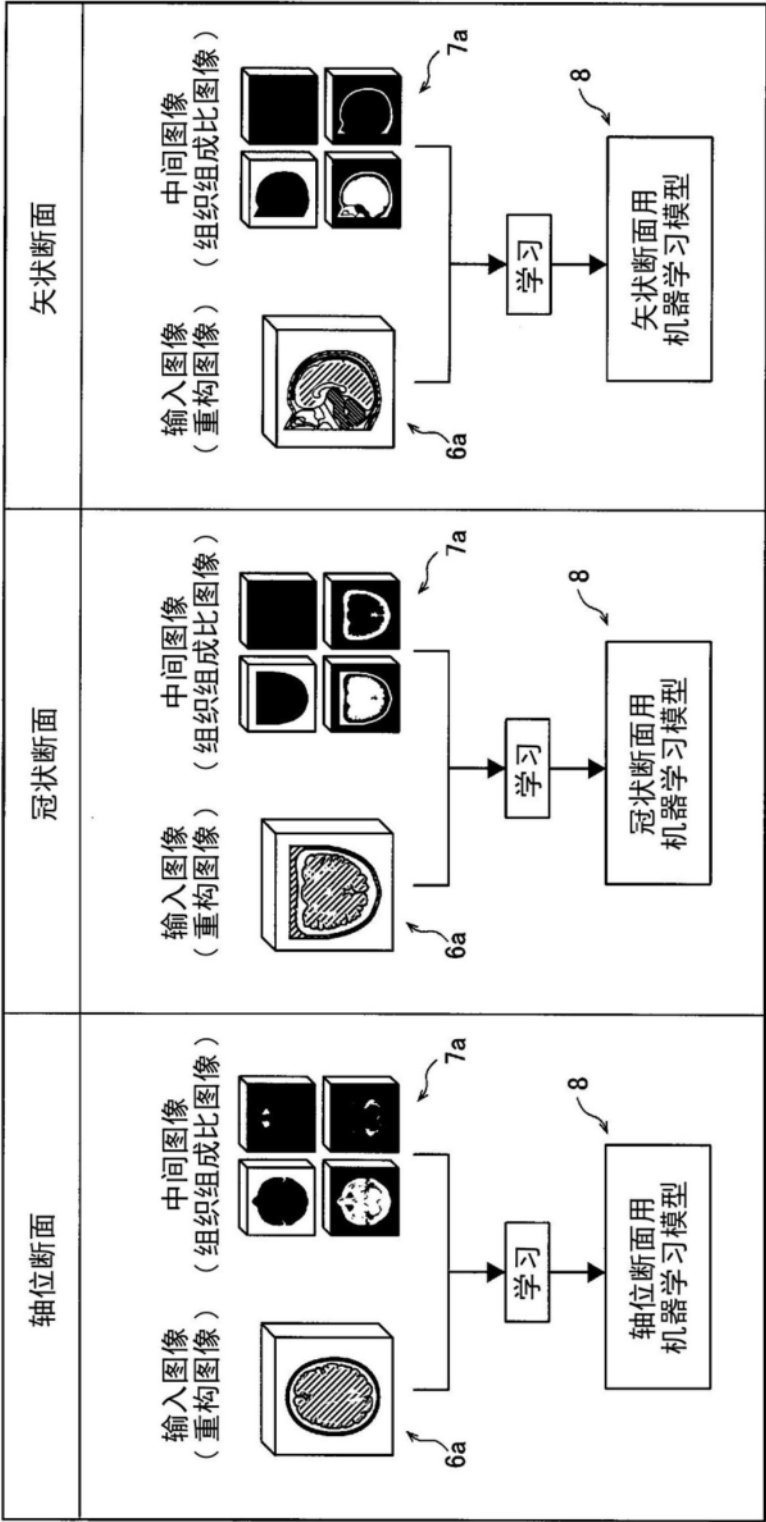


图11

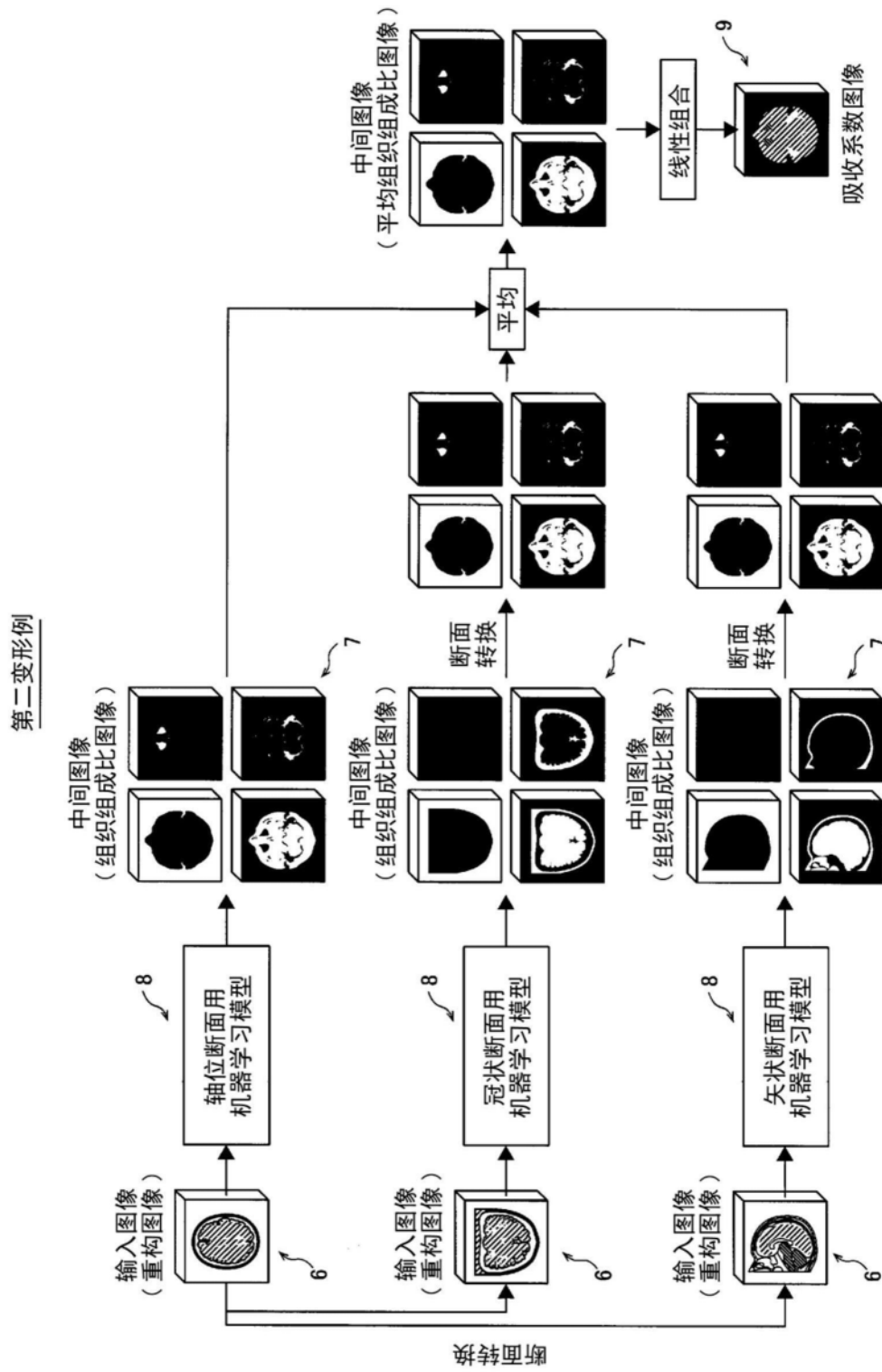


图12

第二变形例的第一变形例

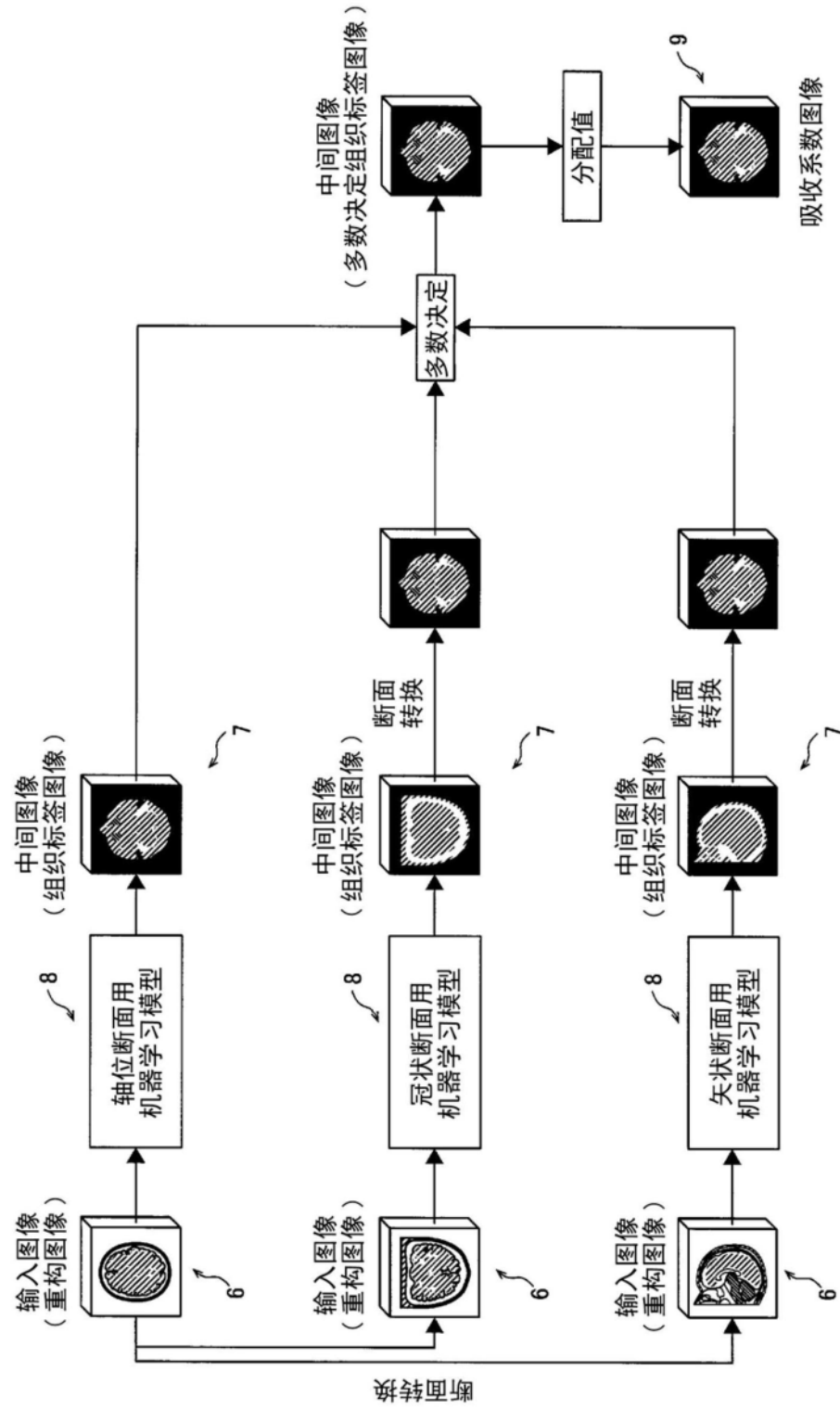


图13

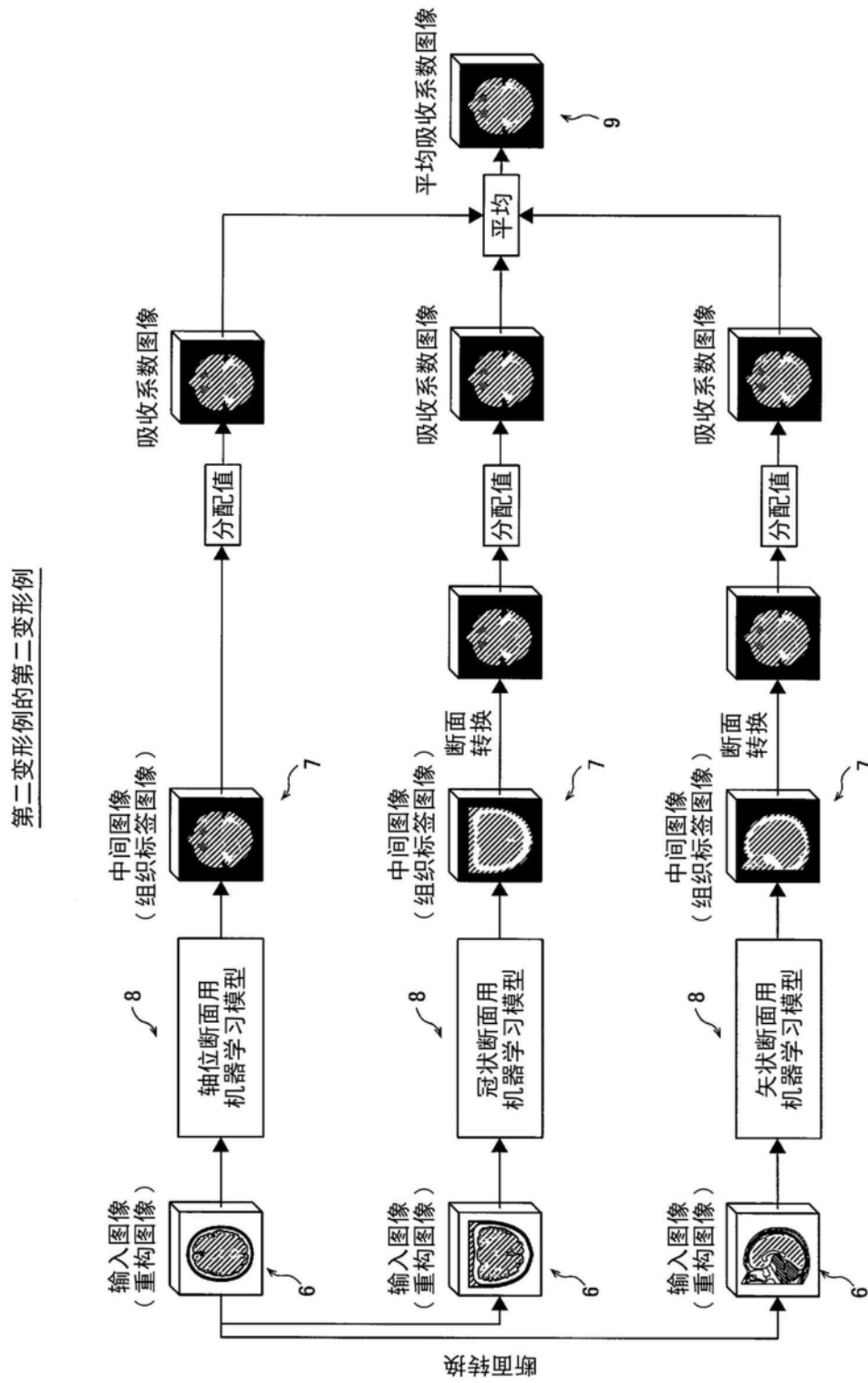


图14

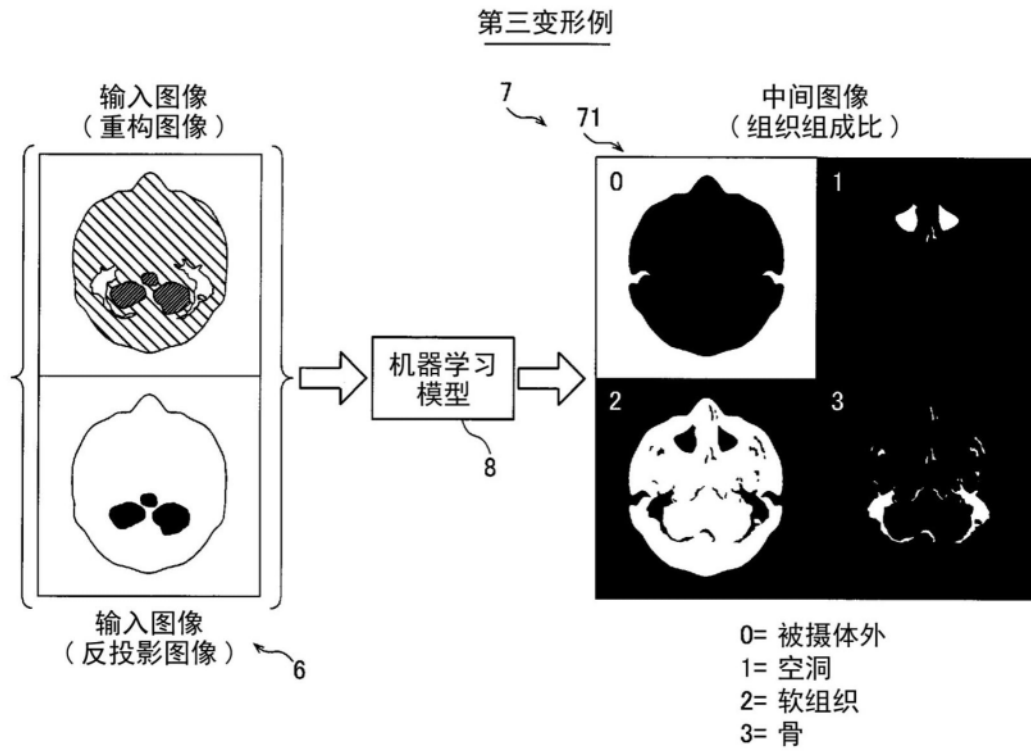


图15

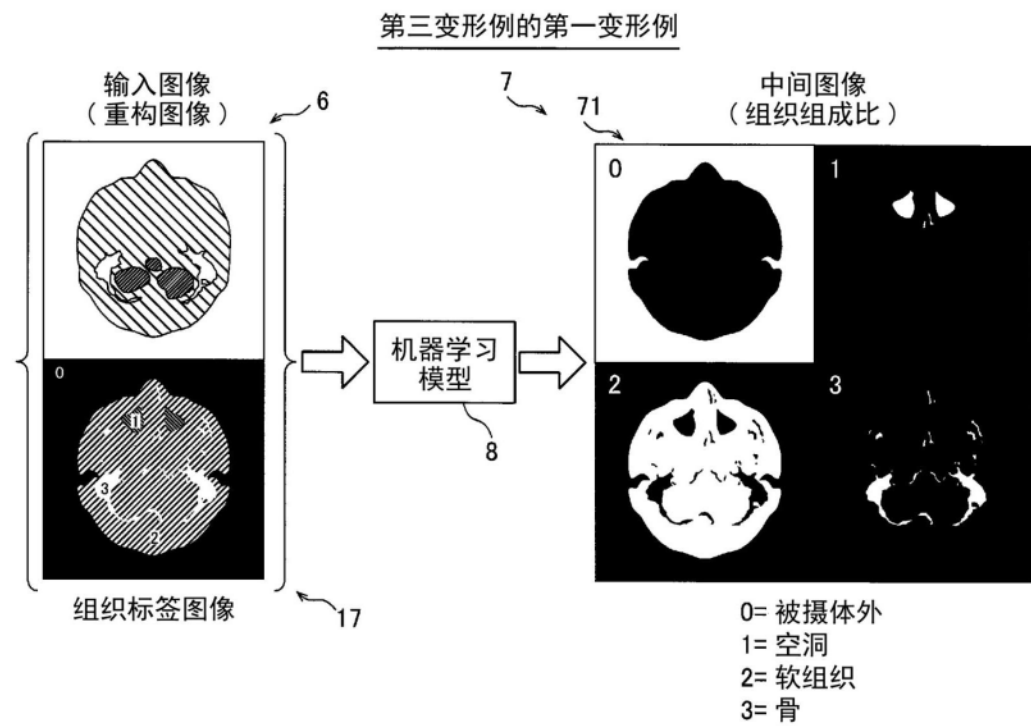


图16

第三变形例的第二变形例

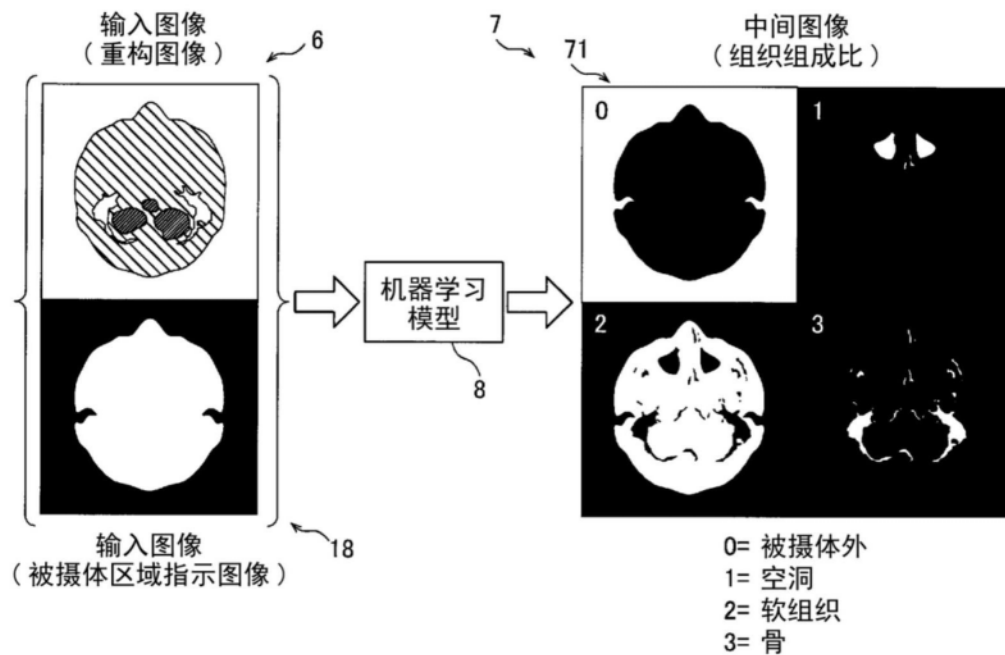


图17

第三变形例的第三变形例

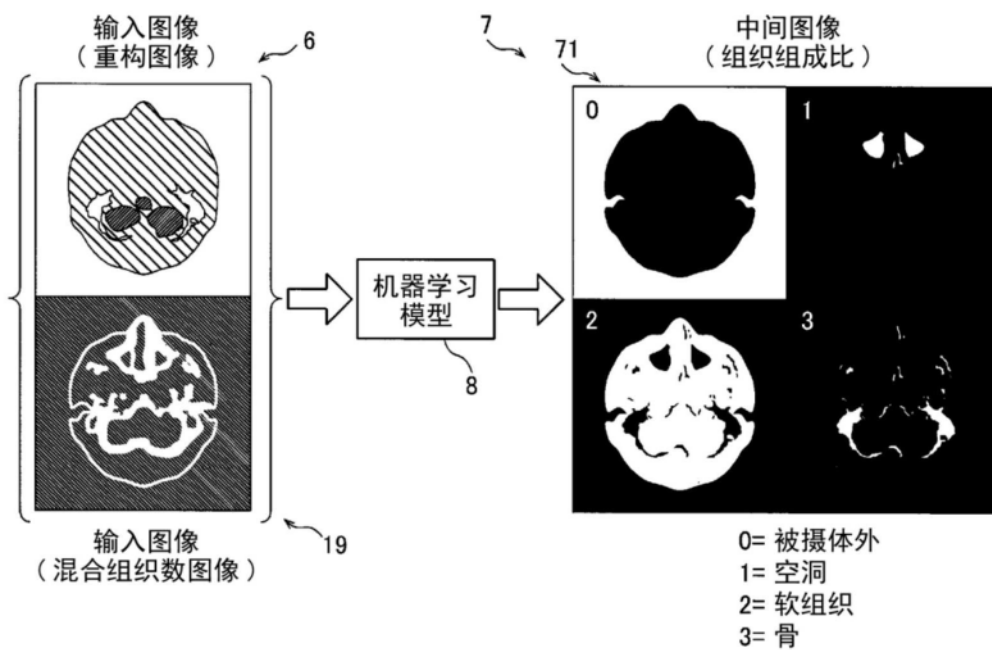


图18

第三变形例的第四变形例

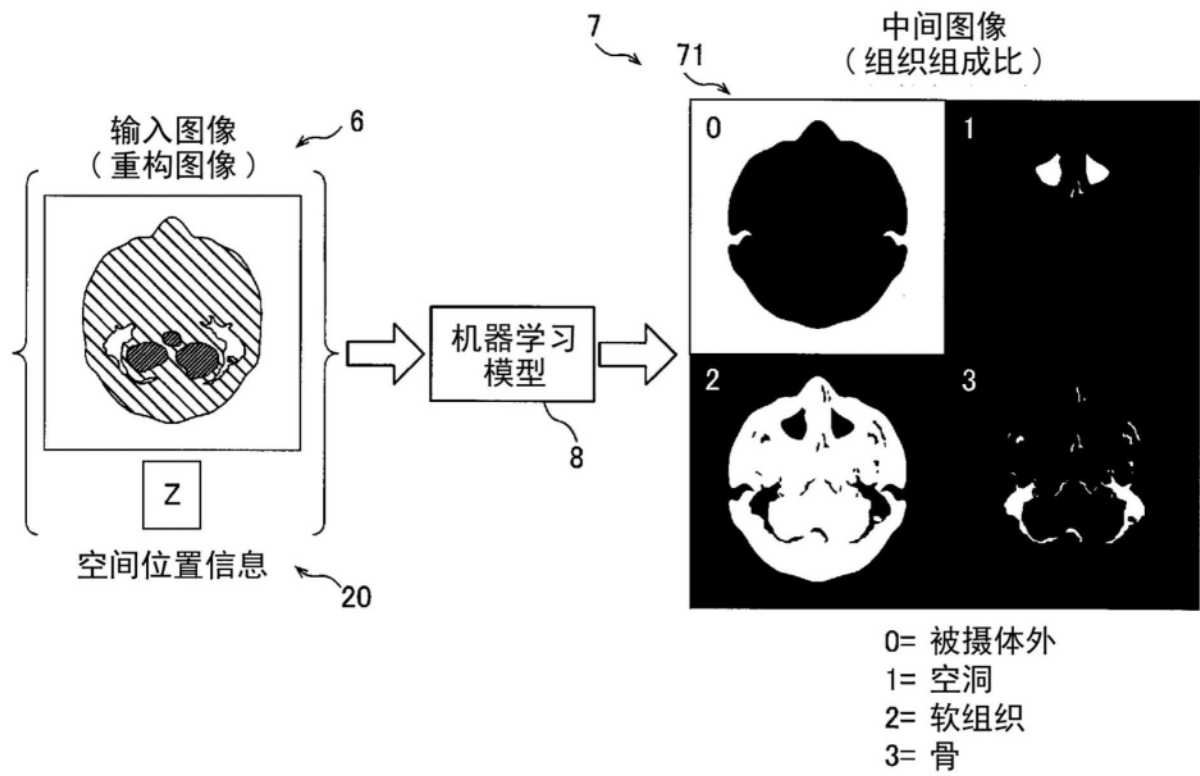


图19

第四变形例

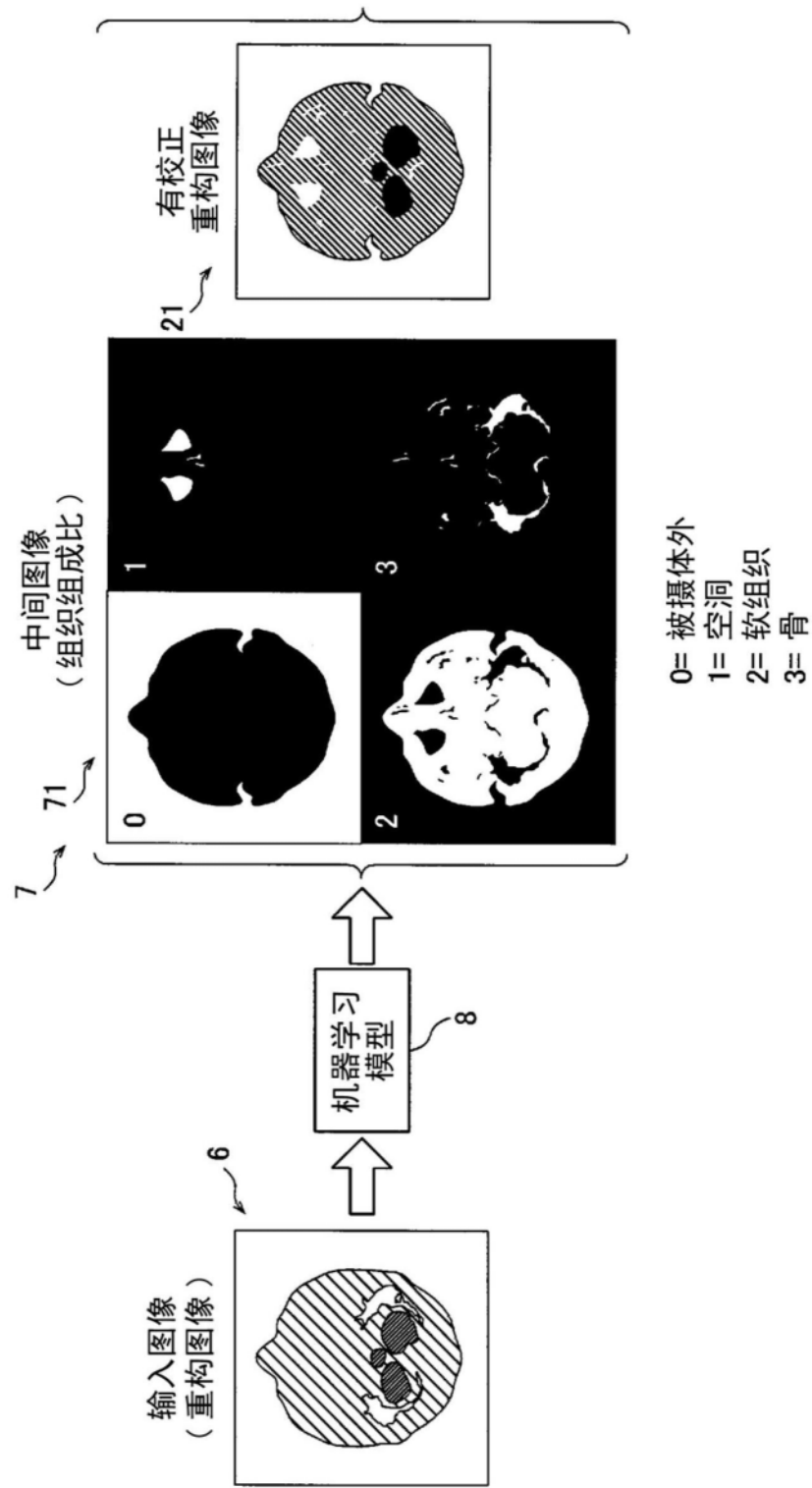


图20

第五变形例

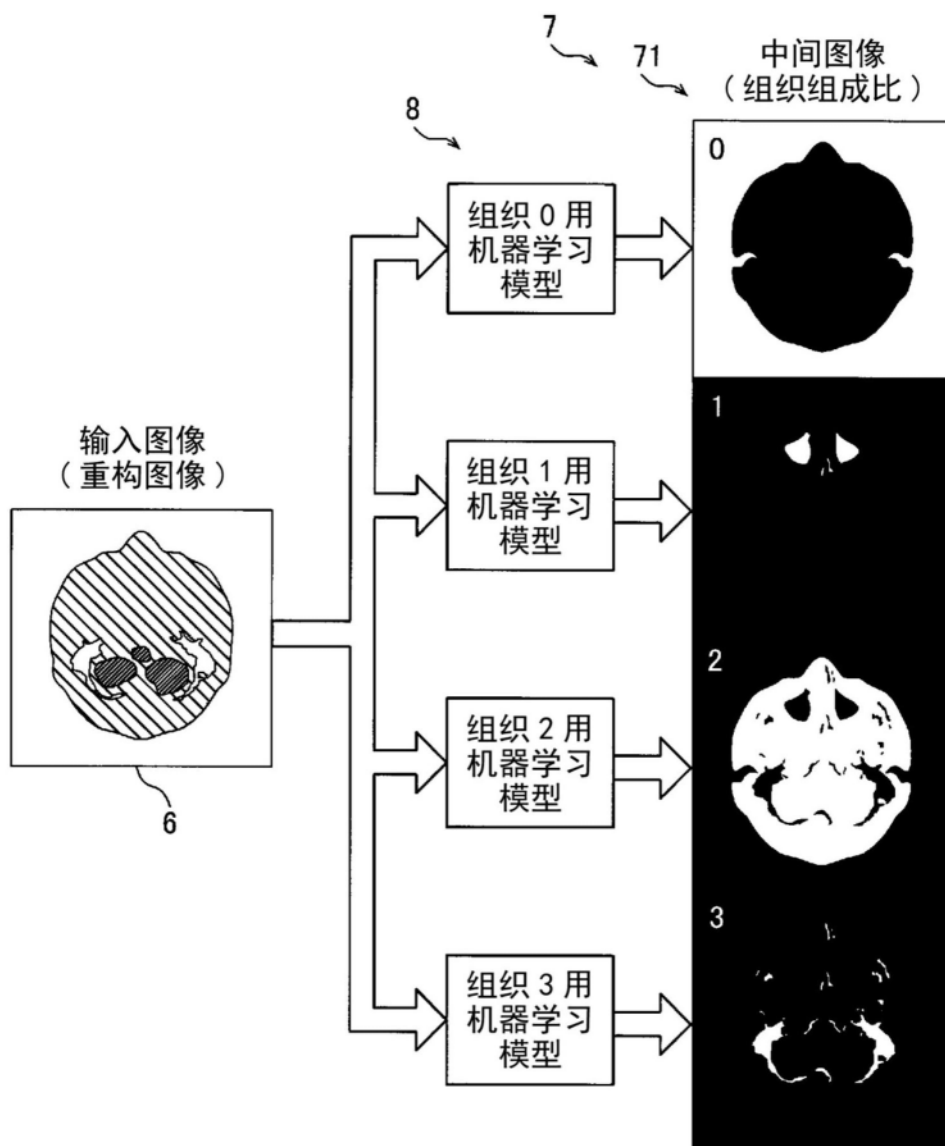


图21

第五变形例

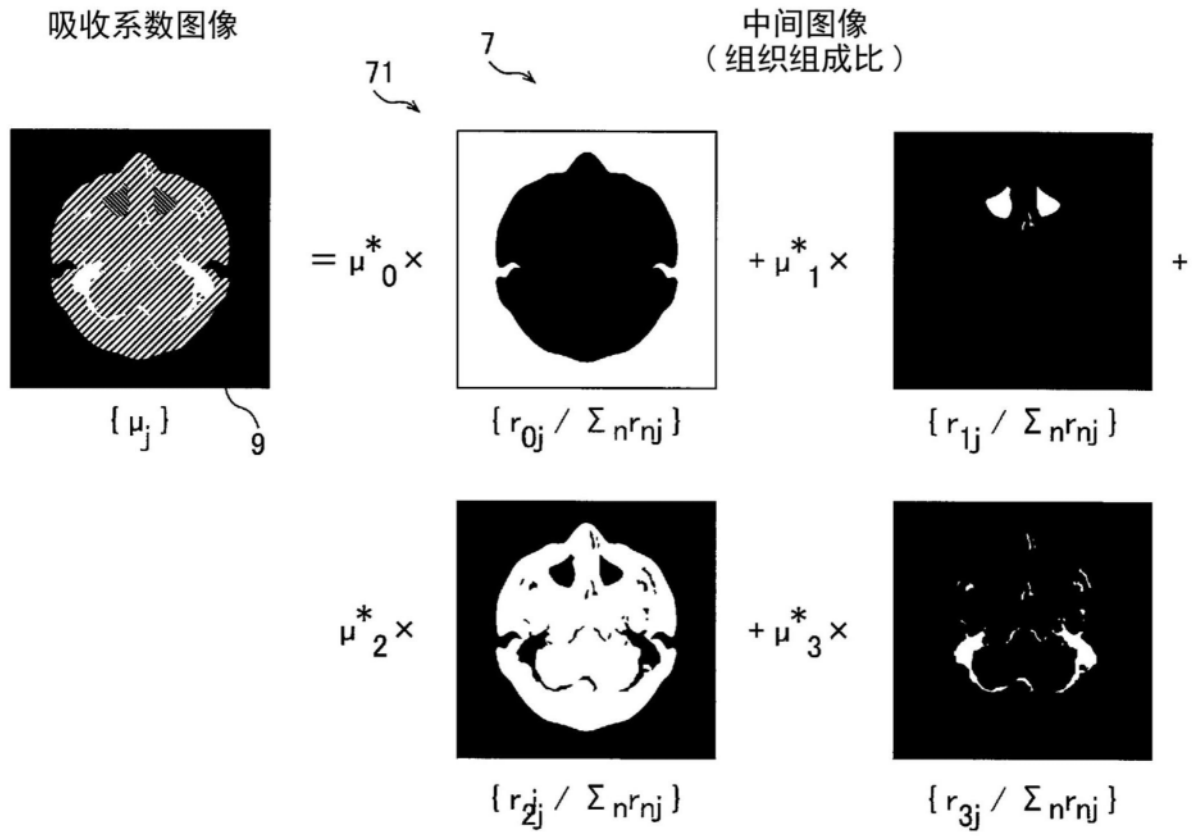


图22

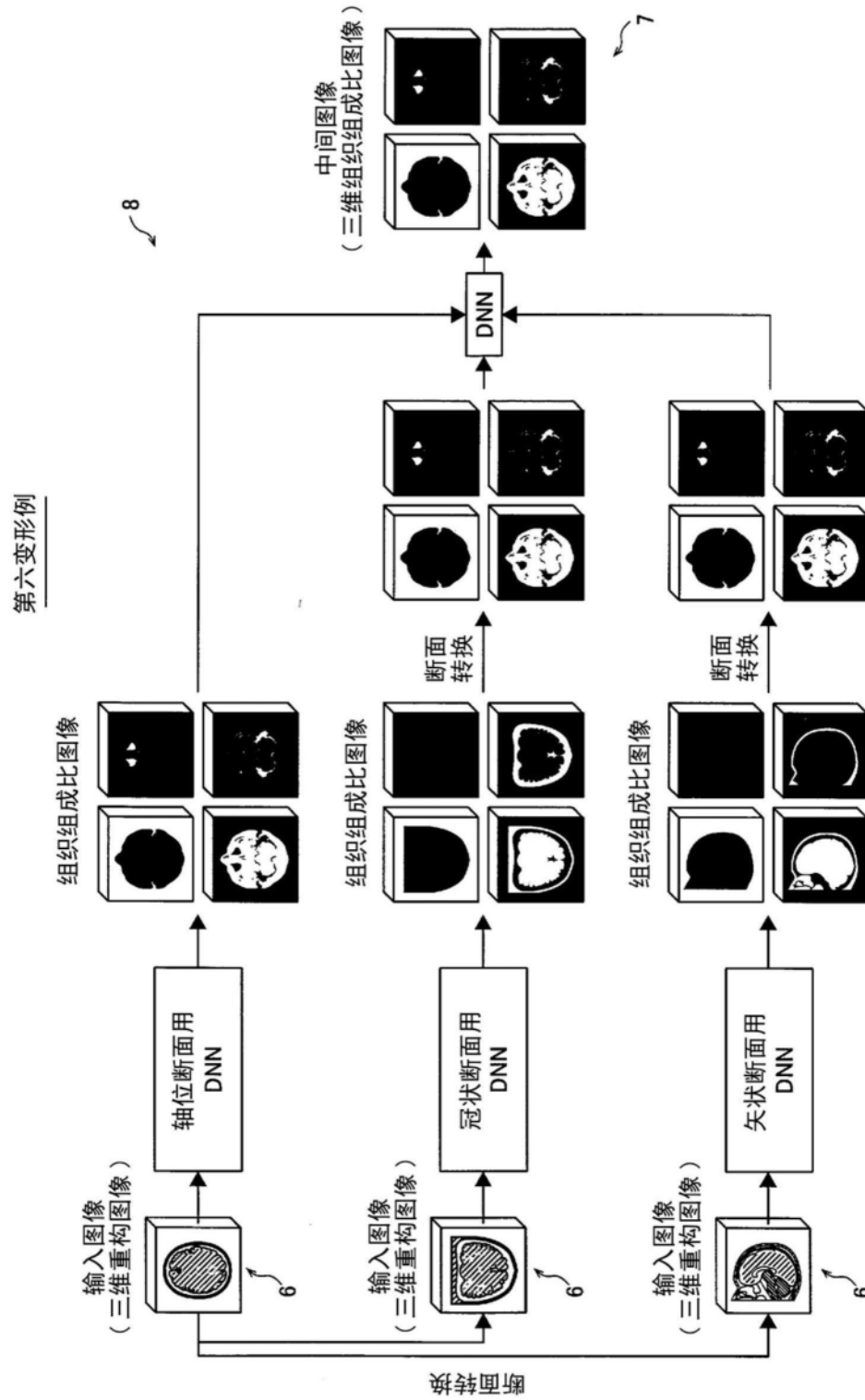


图23