

审查员 刘亚芳

[illegible]

1. 一种存储指令的非瞬态计算机可读介质,所述指令能够由至少一个电子处理器 (18₁、18₂、20) 读取和运行以执行成像方法 (100),所述方法包括:

重建发射成像数据以生成病变的发射图像;

将所述发射图像的强度值转换为针对所述病变的至少一个标准化摄取值SUV值;

使用回归神经网络NN(28)来处理输入数据以输出针对所述病变的SUV校正因子,其中,所述输入数据包括以下中的至少两项:(i) 包括所述发射图像或表示所述发射图像的特征向量的图像数据、(ii) 所述至少一个SUV值、(iii) 所述病变的尺寸、以及(iv) 在所述重建中使用的重建参数;并且

控制显示设备(24)以显示以下中的至少一项:(I) 所述SUV校正因子和(II) 通过将所述SUV校正因子应用于所述至少一个SUV值所生成的经校正的SUV值。

2. 根据权利要求1所述的非瞬态计算机可读介质,其中,所述输入数据包括被表示为所述发射图像中的所述病变的描绘边界的所述病变的所述尺寸。

3. 根据权利要求2所述的非瞬态计算机可读介质,其中,所述方法还包括以下中的一项:

经由一个或多个用户输入设备(22)接收对病变边界的手动描绘;或者

通过对所述发射图像进行自动分割来描绘病变边界。

4. 根据权利要求1所述的非瞬态计算机可读介质,其中:

在所述处理中,所述输入数据不包括(iii) 所述病变的尺寸,并且使用所述回归神经网络NN(28)对所述输入数据的所述处理还输出所述病变的边界和所述病变的体积;并且

所述方法还包括控制所述显示设备(24)以显示所确定的所述病变的边界和体积。

5. 根据权利要求1-4中的任一项所述的非瞬态计算机可读介质,其中,所述方法还包括以下各项中的一项或多项:

生成针对所述SUV校正因子的置信度值;并且

控制所述显示设备(24)以显示所生成的置信度值;并且

利用被标记有真值数据SUV值的病变的训练发射图像来训练所述回归NN(28)。

6. 根据权利要求5所述的非瞬态计算机可读介质,其中,生成针对所述SUV校正因子的所述置信度值包括:

在所述输入数据的一个或多个值被改变的情况下重复所述处理,以执行所述SUV校正因子对所述一个或多个值的灵敏度分析。

7. 根据权利要求6所述的非瞬态计算机可读介质,其中,在所述处理中:

所述输入数据包括(iii) 所述病变的所述尺寸,并且在所述重复中,所述病变的所述尺寸被改变以执行所述SUV校正因子对所述病变的所述尺寸的灵敏度分析。

8. 根据权利要求1中的任一项所述的非瞬态计算机可读介质,

其中,将所述发射图像的强度值转换为针对所述病变的至少一个SUV值包括根据下式将强度值I转换为对应的SUV值:

$$SUV(i, D, M, t) = \frac{v_i}{\frac{D}{M} \cdot \left(\frac{1}{2}\right)^{\frac{t}{t_{1/2}}}} \quad (1)$$

其中, i 是 PET 图像的体素的索引, v_i 是被转换为 SUV 值的所述图像中的体素 i 的值, 所述体素 i 的值被表达为体素 i 处的组织中的放射性示踪剂活性浓度并且以 MBq/mL 或等效单位为单位, 所述放射性示踪剂活性浓度是基于放射源体模校准和像素体积根据原始像素值计算的, D 是放射性药物剂量, M 是患者的身体质量或体重, t 是在所述放射性药物的施予与 PET 成像数据采集之间的等待时间, 并且 $t_{1/2}$ 是所述放射性药物的半衰期。

9. 根据权利要求 1 所述的非瞬态计算机可读介质, 其中, 所述发射成像数据是正电子发射断层摄影 PET 成像数据, 并且所述病变的所述发射图像是所述病变的 PET 图像, 和/或其中, 所述输入数据还包括在采集所述发射成像数据中使用的放射性药物的标识。

10. 一种成像系统 (10), 包括:

图像采集设备 (12), 其被配置为获得患者的发射成像数据; 以及

至少一个电子处理器 (18₁、18₂、20), 其被编程为:

重建发射成像数据以生成病变的发射图像;

将所述发射图像的强度值转换为针对所述病变的至少一个标准化摄取值 SUV 值;

使用回归神经网络 NN (28) 来处理输入数据以输出针对所述病变的 SUV 校正因子, 其中, 所述输入数据包括以下中的至少两项: (i) 包括所述发射图像或表示所述发射图像的特征向量的图像数据、(ii) 所述至少一个 SUV 值、(iii) 所述病变的尺寸、以及 (iv) 在所述重建中使用的重建参数;

通过在所述输入数据的一个或多个值被改变的情况下重复所述处理来生成针对所述 SUV 校正因子的置信度值, 以执行所述 SUV 校正因子对所述一个或多个值的灵敏度分析; 并且

控制显示设备 (24) 以显示以下中的至少一项: (I) 所述 SUV 校正因子; (II) 通过将所述 SUV 校正因子应用于所述至少一个 SUV 值所生成的经校正的 SUV 值; 以及 (III) 所生成的置信度值。

11. 根据权利要求 10 所述的成像系统 (10), 其中, 所述输入数据包括被表示为所述发射图像中的所述病变的描绘边界的所述病变的所述尺寸, 所述至少一个电子处理器 (18₁、18₂、20) 还被编程为通过以下中的一项来确定所述描绘边界:

经由一个或多个用户输入设备 (22) 接收对病变边界的手动描绘; 或者

通过对所述发射图像进行自动分割来描绘病变边界。

12. 根据权利要求 10 和 11 中的任一项所述的成像系统 (10), 其中:

在所述处理中, 所述输入数据不包括 (iii) 所述病变的尺寸, 并且使用所述回归神经网络 NN (28) 对所述输入数据的所述处理还输出所述病变的边界和所述病变的体积; 并且所述至少一个电子处理器 (18₁、18₂、20) 还被编程为:

控制所述显示设备 (24) 以显示所确定的所述病变的边界和体积。

13. 根据权利要求 10 所述的成像系统 (10), 其中, 在所述处理中, 所述输入数据包括 (iii) 所述病变的所述尺寸, 并且在所述重复中, 所述病变的所述尺寸被改变以执行所述 SUV 校正因子对所述病变的所述尺寸的灵敏度分析。

14. 一种成像方法 (100), 包括:

利用被标记有真值数据标准化摄取值 SUV 值的病变的训练发射图像来训练回归神经网络 NN (28);

使用所述NN来处理输入数据以输出针对所述病变的SUV校正因子,其中,所述输入数据包括以下中的至少两项:(i)包括所述发射图像或表示所述发射图像的特征向量的图像数据、(ii)至少一个SUV值、(iii)所述病变的尺寸、以及(iv)在重建中使用的重建参数;并且

控制显示设备(24)以显示以下中的至少一项:(I)所述SUV校正因子和(II)通过将所述SUV校正因子应用于所述至少一个SUV值所生成的经校正的SUV值。

15.根据权利要求14所述的成像方法(100),其中,所述训练包括:

对来自被插入到训练发射成像数据中的合成病变的合成伽马射线发射执行蒙特卡罗模拟;

重建所述合成伽马射线发射和所述训练发射成像数据的组合,以生成所述训练发射图像中具有所述合成病变的训练发射图像。

用于成像的方法、非瞬态计算机可读介质和系统

技术领域

[0001] 下文总体上涉及医学成像领域、正电子发射断层摄影 (PET) 成像领域、医学图像解读领域、图像重建领域以及相关领域。

背景技术

[0002] 正电子发射断层摄影 (PET) (并且更一般地,核成像) 是用于早期肿瘤诊断的重要工具。通过将在PET探测器 (例如,环形) 机架中配准的符合511keV光子对转换成位于患者内部的下层放射性示踪剂浓度的估计来执行PET中的图像重建。在临床应用中-使用放射性示踪剂与例如代谢或受体仿射配体的特定选择的组合-放射性示踪剂分布的得到的视觉二维或三维 (2D或3D) 表示被用于可视化/分析被链接到特定疾病的 (体内) 生物过程。在肿瘤学相关的诊断应用中,评估图像中的“正常” (即生理) 示踪剂积累 (导致冷点或热点) 的偏差被用于揭示例如如存在于超有丝分裂癌性病变中的局部增加的葡萄糖摄取。

[0003] 因此,诊断PET成像对于识别和量化低至PET分辨率限制 (其取决于探测器几何结构、晶体尺度、正电子范围、灵敏度等) 的疑似病变是有用的。PET中的下层物理学和影响图像质量的宽范围效果已经在多种重建算法中被很好地理解和建模,包括用于非弹性散射、随机符合和甚至运动的补偿技术,其增加了早期肿瘤检测的机会。

[0004] PET成像的量化 (诸如病变标准摄取值 (SUV) 测量) 促进准确的诊断和处置规划。然而,在实际临床研究中,PET图像中的病变常常由于部分体积效应而遭受量化退化。基于系统点扩散函数的分辨率恢复方法可以在图像重建或图像重建后处理中用于补偿由于部分体积效应造成的病变量化的损失。然而,这些分辨率恢复方法常常使重建算法复杂,增加图像重建中的噪声传播,并且潜在地产生图像过冲伪影。此外,这些方法通常不能完全恢复病变量化准确度的损失,并且从病例到病例和从病变到病变具有变化的性能,使得临床用户甚至在实现分辨率恢复的情况下也不能够确信地依赖于图像中的病变定量测量。

[0005] 取决于病变尺寸,在定量肿瘤评估期间临床确定的SUV的局部病变/背景活动比率和其他影响因子 (例如,在图像重建期间/之后应用的噪声正则化) 常常被显著低估。通常,这些效应倾向于增强由扫描器的有限空间分辨率和/或重建图像的空间分箱 (即,所使用的体素/斑点尺寸) 引起的所谓的部分体积效应。这导致不仅在患者之间而且在个体的后续研究中 (例如在处置监测期间) 的结果分析的增加的变化。

[0006] 补偿SUV低估的已知方法通常仅聚焦于单个影响因子 (诸如肿瘤尺寸), 并且通常使用从专用体模实验生成的查找表以便提供个体校正因子。然而,PET成像设备是复杂且高度可配置的,通常提供诸如使用不同图像分辨率的多个图像重建模式、一系列不同的降噪选项等的特征,所述特征单独地或组合地可能影响随后的SUV评估。得到的 (多维) 参数空间是复杂的并且难以使用现有方法来适应。因此,可能不应用或可能不正确地应用针对肿瘤分期和处置监测中的患者间和患者内变化减小而推荐的相关校正,从而导致不正确的定量SUV调节。

[0007] 下文公开了新的且改进的系统和方法。

发明内容

[0008] 在一个公开的方面中,一种非瞬态计算机可读介质存储指令,所述指令能够由至少一个电子处理器读取和运行,以执行成像方法。所述方法包括:重建发射成像数据以生成病变的发射图像;将所述发射图像的强度值转换为针对所述病变的至少一个标准化摄取值(SUV值);使用回归神经网络(NN)来处理输入数据以输出针对所述病变的SUV校正因子,其中,所述输入数据包括以下各项中的至少两项:(i)包括所述发射图像或表示所述发射图像的特征向量的图像数据、(ii)所述至少一个SUV值、(iii)所述病变的尺寸、以及(iv)在所述重建中所使用的重建参数;并且控制显示设备(24)以显示以下中的至少一项:(I)所述SUV校正因子和(II)通过将所述SUV校正因子应用于所述至少一个SUV值所生成的经校正的SUV值。

[0009] 在另一个公开的方面中,一种成像系统包括图像采集设备,所述图像采集设备被配置为获得患者的发射成像数据。至少一个电子处理器被编程为:重建发射成像数据以生成病变的发射图像;将所述发射图像的强度值转换为针对所述病变的至少一个SUV值;使用回归神经网络(NN)来处理输入数据以输出针对所述病变的SUV校正因子,其中,所述输入数据包括以下中的至少三项:(i)包括所述发射图像或表示所述发射图像的特征向量的图像数据、(ii)所述至少一个SUV值、(iii)所述病变的尺寸、以及(iv)在所述重建中使用的重建参数;通过在所述输入数据的一个或多个值被改变的情况下重复所述处理来生成所述SUV校正因子的置信度值,以执行所述SUV校正因子对所述一个或多个值的灵敏度分析;并且控制显示设备显示以下中的至少一项:(I)所述SUV校正因子;(II)通过将所述SUV校正因子应用于所述至少一个SUV值所生成的经校正的SUV值;以及(III)所生成的置信度值。

[0010] 在另一个公开的方面中,一种成像方法包括:利用被标记有真值数据SUV值的病变的训练发射图像来训练回归NN;使用所述NN来处理输入数据以输出针对所述病变的SUV校正因子,其中,所述输入数据包括以下中的至少三项:(i)包括所述发射图像或表示所述发射图像的特征向量的图像数据、(ii)至少一个SUV值、(iii)所述病变的尺寸、以及(iv)在所述重建中使用的重建参数;并且控制显示设备以显示以下中的至少一项:(I)所述SUV校正因子和(II)通过将所述SUV校正因子应用于所述至少一个SUV值所生成的经校正的SUV值。

[0011] 一个优点在于提供更准确的病变SUV。

[0012] 另一优点在于获得更准确的病变SUV而无需复杂且不确定的分辨率恢复处理。

[0013] 另一优点在于提供针对病变的SUV的统计置信度量。

[0014] 另一优点在于允许用户设置针对最佳视觉图像质量的重建以探测小病变,同时还获得针对图像中的任何特定感兴趣病变的准确量化数值。

[0015] 另一个优点在于使用神经网络来提供改进的SUV准确度,所述神经网络利用具有已知规格的合成插入的病变和病变的数学模型的大临床数据集池来高效地训练。

[0016] 另一优点在于使用神经网络提供改进的SUV准确度,所述神经网络利用正常重建的PET图像向用户在运行时作出关于真实病变SUV的快速、准确和自适应的预测,而不需要在重建期间或之后执行分辨率恢复。

[0017] 另一优点在于导出所获得的数据与训练数据之间的测量结果中的预期数值失配的估计,以直接校正显示给临床医师的SUV最大和SUV平均值(这改进了定量SUV准确度,尤其是在小病变的情况下),从而导致基于PET的肿瘤分期和治疗响应评估中的更精确和可再

现的结果。

[0018] 另一优点在于提供针对所显示的SUV最大和SUV平均值的变化性估计(即,统计置信度值),其例如与特定病变形状/尺寸、示踪剂活性对比度和空间图像噪声性质相关。

[0019] 给定的实施例可以不提供前述优点,提供一个、两个、更多个或所有前述优点,和/或可以提供其他优点,如对于本领域普通技术人员在阅读和理解本公开后将变得显而易见的。

附图说明

[0020] 本公开可以采取各种部件和各部件布置的形式,并且可以采取各种步骤和各步骤安排的形式。附图仅仅是出于图示优选实施例的目的,而不应当被解释为对本公开的限制。

[0021] 图1图解地示出了根据一个方面的发射成像系统;

[0022] 图2示出了描绘图1的系统的操作方法的示例性流程图;

[0023] 图3示出了用于生成用于图1的系统的神经网络的训练数据的合适方法的示例性流程图;

[0024] 图4示出了用于生成用于图1的系统的神经网络的训练数据的合适方法的另一示例性流程图;并且

[0025] 图5示出了描绘图1的系统的神经网络的应用方法的示例性流程图。

具体实施方式

[0026] 在定量PET中,强度值被转换为SUV值。然而,小病变的SUV值的误差能够由诸如部分体积效应、系统模糊或噪声的因子引入。前两个因子倾向于将病变处的增强摄取扩散到人为更大的区上,通常(但不一定)导致病变的平均和/或最大SUV值的低估。误差幅度可以取决于许多系统因子,诸如体素尺寸、重建参数(包括可以影响模糊度的重建后滤波)等,并且还可以取决于病变尺寸(更小的病变受部分体积效应和模糊的更强烈影响)。病变的平均和/或最大SUV值有时被用于临床决策制定,使得SUV误差具有临床意义。

[0027] 用于SUV校正的方法(诸如基于系统点扩散函数的分辨率恢复)已知用于补救这些误差源。然而,分辨率恢复能够引入噪声,并且得到的校正可能导致SUV过冲,这对于临床任务也是有问题的。

[0028] 在本文公开的实施例中,采用回归神经网络来生成针对每个病变的SUV校正因子。对网络的输入通常包括包含病变的图像的部分和被已知为影响SUV误差的重建参数的值。另一任选的输入是病变的描绘边界。这样的输入可以备选地由显著特征表示,例如图像可以由合适的特征向量表示,而病变边界(如果用作输入)可以由病变体积和任选地纵横比表示。输入实际图像数据和边界增加输入的数量,并且因此增加神经网络的复杂性;输入对应的显著特征降低所需的神经网络复杂度,以由于信息丢失造成的一些可能降低的准确度为代价。

[0029] 神经网络是输出SUV校正因子的回归网络(与输出分类的分类网络相对)。可以采用许多神经网络架构,优选地具有3层或更多层。回归神经网络可以包括或可以不包括反馈路径。

[0030] 神经网络的监督训练接收具有关于SUV值的合适的真值数据标记的病变的图像作

为训练数据。在说明性训练方法中,通过添加已知SUV分布的“合成”病变来修改来自实际患者的实验PET成像数据。这能够使用来自患者PET图像中的期望位置处的合成病变的511keV伽马射线发射的蒙特卡罗模拟来完成,优选地使用针对患者PET图像的衰减图(通常来自CT)针对衰减进行调节。(有利地,常见的是在临床实践中连同PET图像一起采集患者的CT图像以便在PET图像重建期间执行衰减校正;PET/CT扫描器是可商购的并且便于采集与PET图像空间配准的CT图像)。蒙特卡罗模拟的511keV符合事件被添加到针对患者的原始PET数据,并且使用期望的图像重建参数(并且再次使用CT图像进行衰减校正)来重建该组合数据集(具有添加的病变模拟数据的数据患者PET数据),以生成被转换为SUV单位的衰减校正的重建图像。因此,真值数据SUV对于模拟病变是已知的,并且针对该病变的“测量的”SUV数据是被转换为SUV单位的重建图像的数据。在被转换为SUV单位的重建图像上训练(例如,通过反向传播)神经网络以优化网络以输出调节到合成病变的已知真值数据SUV的校正因子。在另一方法中,具有先验已知活动水平的“病变”的体模的PET成像可以用作具有先验已知真值数据SUV值的训练样本。

[0031] 在本文公开的一些实施例中,手动地或通过自动分割过程或通过组合这些的半自动方法来描绘病变边界,并且病变边界(或者从边界导出的体积或其他特征)用作针对输出SUV校正因子的神经网络的输入。在变型方法中,通过将3D高斯概率拟合到病变来粗略地近似病变尺寸,并且该近似病变尺寸用作针对神经网络的输入。

[0032] 在本文公开的其他实施例中,病变边界或估计尺寸不是输入,并且在这种情况下,可以任选地训练神经网络以输出SUV校正因子和病变体积两者(和/或其他病变尺寸信息)。

[0033] 神经网络的另一任选的输出是表征SUV校正因子的置信度值。影响该置信度的两个因子是:(1)神经网络本身的置信度;以及(2)病变边界或估计尺寸的不确定性(针对在其中这是针对网络的输入的实施例)。在一种方法中,可以通过针对输入中的指定百分比变化(例如,针对病变尺寸,1.05x病变尺寸和0.95x病变尺寸)重新运行神经网络并将置信度量计算为针对这两个神经网络运行产生的SUV校正因子中的+/-5%变化值来生成置信度值。

[0034] 可以离线训练神经网络(例如,在工厂或在PET系统安装或维护期间的现场),并且然后将经训练的神经网络直接应用于临床图像以估计SUV校正因子。

[0035] 可以针对不同的解剖区域和病变类型(例如,肺部病变、前列腺病变)训练神经网络,或者可以训练单个神经网络,其中,解剖结构是输入到神经网络的参数。由于点扩散函数取决于放射性药物的类型,因此这可以是针对神经网络的另一输入(或者备选地,可以针对不同的放射性药物训练不同的神经网络)。

[0036] 输出可以适当地是由回归神经网络输出的SUV校正因子,和/或通过将SUV校正应用于最大和/或平均SUV值而计算的经校正的SUV值。在一些实施例中,(一个或多个)经校正的SUV值与(一个或多个)未校正的SUV值一起显示以由临床医师考虑。还显示置信度值(如果计算的话)。

[0037] 所公开的训练方法产生回归神经网络,该回归神经网络考虑由一组适当的训练数据捕获的对各种(用户相关和独立的)影响因子的复杂SUV依赖性。之后,当被提供有来自被执行用于患者的临床诊断或评估的新PET研究的匹配输入时,经训练的回归神经网络自动导出对由PET成像研究生成的病变的(一个或多个)SUV值与实际病变活动(即,“真实”SUV)

之间的预期数值失配的估计。可以应用该失配估计以便 (a) 直接校正显示给临床医师的SUV最大和SUV平均值 (这改进了定量SUV准确度,尤其是在小病变的情况下,其SUV值最不利地受混杂因子 (诸如部分体积效应、系统模糊和噪声) 影响)。这导致基于PET的肿瘤分期和治疗响应评估中的更精确和可再现的定量结果), 并且 (b) 任选地还提供了针对显示的SUV最大和SUV平均值的变化性估计 (即, 置信度值), 其例如关于特定病变形状/尺寸、示踪剂活性对比度和空间图像噪声性质。关于更小的病变尺寸, 特别是当接近目标扫描器的空间分辨率的限制时, SUV误差显著增加。因此, 在该应用领域 (即对于“小”病变) 中可以预期最高的益处。然而, 所应用的病变分割中的误差的影响也增加。因此, 连同多少所提出/所应用的校正取决于 (一个或多个) 该 (或其他) 参数的指示一起提供校正因子的组合表现为最有吸引力或有益。由此, 临床医师可以更容易地判断从例如相同患者的不同PET (例如, 随访) 扫描导出的观察到的SUV数量的可靠性。

[0038] 深度学习神经网络 (NN) 能够通过从关于成像链的部分体积效应的大训练数据池中学习来帮助在观察到的病变量化 (例如, 测量的SUV和真实病变量化, 即, 真实SUV) 之间进行链接。例如, 由于部分体积效应, 观察到的病变具有降低的SUV和扩大的尺寸。然而, 这种方法可能具有可行性问题, 即当真实病变尺寸未知时, 并且尤其是当病变尺寸与系统的部分体积内核尺寸可比较时, 映射在现实中可能不是一对一的。具有不同SUV和不同尺寸的病变能够在应用相同部分体积效应的情况下导致类似的观察到的病变 (例如, 窄但高的病变可能最终类似于宽且短的病变)。当病变与部分体积内核相比大时, 那么可以准确地测量SUV, 这使得NN预测较不有用。

[0039] 尽管在本文中针对PET成像系统进行了描述, 但是所公开的方法能够在向患者施予放射性药物的其他发射成像模态中公开, 诸如单光子发射计算机断层摄影 (SPECT) 成像系统、混合PET/CT或SPECT/CT成像系统等。

[0040] 参考图1, 示出了说明性医学成像系统或设备10。如在图1中所示的, 系统10包括图像采集设备12。在说明性示例中, 图像采集设备12包括PET/CT成像系统的PET机架, 所述PET/CT成像系统还包括计算机断层摄影 (CT) 机架13。患者台14被布置为将患者装载到PET和/或CT机架12、13的检查区域16中。PET机架12包括 (图解地指示的) 辐射探测器17的阵列。如前所述, 常见的是在临床PET成像中使用PET机架12采集患者的PET成像数据以及使用CT机架13采集患者的CT图像两者, 并且衰减图是从CT图像导出的以用于执行PET图像重建。

[0041] 系统10还包括具有典型部件的计算机或工作站或其他电子数据处理设备18, 诸如至少一个电子处理器20、至少一个用户输入设备 (例如, 鼠标、键盘、轨迹球、用于听写放射学报告的听写麦克风等) 22、以及显示设备24。在一些实施例中, 显示设备24能够是与计算机18分离的部件。在常见的临床实施方式中, 至少一个电子数据处理设备18包括用作成像设备控制器 (例如, PET扫描器控制器) 的第一电子数据处理设备18₁和用作放射学工作站的第二电子数据处理设备18₂。在典型的工作流程中, 放射技术人员或其他医学专家使用PET控制器18₁操作PET扫描器12以采集PET图像, 并且转换为SUV单位 (例如SUV图像和/或针对病变的平均或最大SUV值)。这些成像研究结果被存储在影像归档和通信系统 (PACS) 26中。PACS可能采用另一术语, 诸如放射学信息系统、RIS等。

[0042] 图像处理还采用神经网络 (NN) 28来校正SUV值, 如本文所公开的。NN28能够是回归NN, 其被训练以确定针对由PET机架12采集的图像中的病变的SUV校正因子。数据能够被输

入到NN28,包括(i)包括发射图像或表示发射图像的特征向量的图像数据、(ii)至少一个SUV值、(iii)病变的尺寸、以及(iv)在重建中使用的重建参数;(v)在采集发射成像数据中使用的放射性药物的标识;以及其他。该输入数据可以由NN28处理以确定SUV校正因子。

[0043] 在说明性实施例中,放射科医师可以操作放射学工作站18₂以执行对PET图像的读取,包括(从PACS26)检索和比较来自当前PET研究和先前PET研究的PET图像。例如,先前PET研究可以在化学治疗、放射治疗或其他肿瘤治疗的开始之前已经执行,而当前PET研究可以已经在这种治疗之后执行。作为另一示例,在分次化学治疗或放射治疗期间,先前和当前PET研究可以在正在进行的分次治疗期间的不同时间已经执行。如在图1中所示的,PET控制器18₁和放射学工作站18₂中的每个包括一个或多个显示设备24;说明性放射学工作站18₂包括说明性的两个显示器24,例如,一个用于显示图像,并且另一个用于在草稿或其他文本信息下显示放射学报告;显示任务可以以其他方式分布在各个显示器24中间。作为放射学阅读过程的部分,放射科医师可以采用神经网络28来调用SUV校正估计以校正SUV值,或提供所提出的SUV校正。尽管在该说明性示例中,神经网络28被应用在放射学工作站18₂处,但是在其他实施例中,其可以被应用在PET控制器18₁处作为对PET图像重建的附属物,使得经校正的SUV值或所提出的SUV校正因子与成像研究一起被上传到PACS26,以由在放射学工作站18₂处查看研究的放射科医师考虑。

[0044] 至少一个电子处理器20操作地与一个或多个非瞬态存储介质(未示出;诸如磁盘、RAID或其他磁存储介质;固态驱动器、闪存驱动器、电可擦除只读存储器(EEROM)或其他电子存储器;光盘或其他光学存储设备;其各种组合;等等)连接,其存储由至少一个电子处理器20可读和可执行以执行所公开的操作的指令,所述操作包括执行成像方法或过程100。在一些示例中,成像方法或过程100的各个部分由技术人员使用PET控制器18₁和/或由操作放射学工作站18₂的放射科医师执行,并且可以至少部分地通过云处理来执行。

[0045] 参考图2,成像方法100的说明性实施例被图解地示出为流程图。在102处,图像采集设备12(例如,PET成像设备)由至少一个电子处理器20(特别是在图1的说明性示例中的PET控制器18₁)配置或控制以采集发射(例如,PET)成像数据。在104处,PET控制器18₁被编程为将所述PET成像数据重建为病变的PET发射图像。

[0046] 在106处,PET控制器18₁被编程为将PET发射图像的强度值转换为病变的至少一个SUV值。(备选地,这可以在放射学工作站18₂处完成)。SUV值可以是例如病变中任何地方的最大SUV值;病变上的平均SUV值,或表示病变作为整体的活性的一些其他代表性SUV值。然后可以使用SUV校正因子来校正该统计值(例如,最大和/或平均SUV)。SUV图像中的情况也是如此,每个体素(病变内部和外部两者)能够具有SUV值。换言之,通过将每个体素的值转换为等效SUV值来将原始强度图像转换为SUV图像。因此,在备选校正序列中,可以在逐体素的基础上应用SUV校正因子以校正每个个体体素的SUV值。然后,如果使用这些经校正的每体素SUV值针对病变计算最大SUV或平均SUV,则应当获得相同(经校正的)结果。

[0047] 将发射图像的强度值转换为病变的至少一个SUV值包括根据等式(1)将强度值I转换为对应的SUV值:

$$[0048] \quad SUV(i, D, M, t) = \frac{v_i}{\frac{D}{M} \cdot \left(\frac{1}{2}\right)^{t_{1/2}}} \quad (1)$$

[0049] 其中, i 是PET图像的体素的索引, v_i 是被转换为SUV值的图像中的体素 i 的值(被表达为体素 i 处的组织中的放射性示踪剂活性浓度,例如以MBq/mL或等效单位为单位,其是基于放射源体模校准和像素体积从原始像素值计算的), D 是放射性药物剂量, M 是患者的身体质量(或体重), t 是在放射性药物的施予与PET成像数据采集之间的等待时间,并且 $t_{1/2}$ 是放射性药物的半衰期。在其他预期的实施例中,至少一个SUV值可以通过例如以下文献中描述的操作来确定:(1)Boellaard的Standards for PET Image Acquisition and Quantitative Data Analysis(The Journal of Nuclear Medicine、第50卷、第5页(Suppl)、第11S-20S页(2009年5月));以及(2).Kinahan等人的PET/CT Standardized Uptake Values (SUVs) in Clinical Practice and Assessing Response to Therapy (Semin Ultrasound CT MR 31(6):496-505(2010年12页))。

[0050] 在108处,PET控制器18₁(或者备选地,放射学工作站18₂,或者备选地与这些系统18₁、18₂之一操作地连接的云计算资源或(一个或多个)其他远程计算机)被编程为使用回归NN28处理输入数据以输出针对病变的SUV校正因子。输入数据能够包括以下中的至少两个:(i)包括所述发射图像或表示所述发射图像的特征向量的图像数据、(ii)至少一个SUV值、(iii)所述病变的尺寸、以及(iv)在重建中使用的重建参数。在一些示例中,输入数据可以包括这些选项中的至少三个。在其他示例中,输入数据还可以包括(v)在采集发射成像数据时使用的放射性药物的标识。

[0051] 在一些实施例中,当输入数据包括病变的尺寸时,病变的尺寸可以被表示为发射图像中的病变的描绘边界。在一个示例中,经由一个或多个用户输入设备22,放射学工作站18₂被编程为接收对病变边界的手动描绘,例如,使用用于描绘辐射治疗规划和类似应用中的目标和危及器官的类型的特征轮廓绘制图形用户接口(GUI)。在另一示例中,放射学工作站18₂被编程为通过对发射图像的自动分割或通过将高斯体积拟合到病变等等来描绘病变边界。

[0052] 在其他实施例中,输入数据不包括病变的尺寸。在这些实施例中,训练NN28以输出病变的边界和/或病变的体积。可以通过将三维高斯概率分布拟合到发射成像数据中的病变来确定病变的体积。

[0053] 在110处,PET控制器18₁(或者备选地,放射学工作站18₂,或者备选地与这些系统18₁、18₂之一操作地连接的云计算资源或(一个或多个)其他远程计算机)被编程为任选地生成针对SUV校正因子的置信度值。为此,PET控制器18₁被编程为应用NN28以重复对输入数据的处理,其中,输入数据的一个或多个值被改变以对一个或多个值执行SUV校正因子的灵敏度分析。在一些示例中,当输入数据包括病变的尺寸时,改变病变的尺寸以对病变的尺寸执行SUV校正因子的灵敏度分析。

[0054] 在112处,PET控制器18₁(或者备选地,放射学工作站18₂,或者备选地与这些系统18₁、18₂之一操作地连接的云计算资源或(一个或多个)其他远程计算机)被编程为控制显示设备24显示SUV校正因子。通过将SUV校正因子应用于至少一个SUV值而生成的经校正的SUV值也可以(或者备选地)被显示在显示设备24上。此外,可以在显示设备24上显示所确定的其他参数(例如,病变的边界和体积、置信度值等)。

[0055] 参考图3,用于生成用于训练NN28的训练数据的方法200的说明性实施例被图解地示出为流程图。利用被标记有真值数据SUV值的病变的训练发射图像来训练NN28。在202处,

从被插入到训练发射成像数据中的合成病变执行合成伽马射线发射的蒙特卡罗模拟。在204处,重建合成伽马射线发射和训练发射成像数据的组合,以生成训练发射图像中的具有合成病变的训练发射图像。

[0056] 示例1-数学模型

[0057] NN28被编程为预测真实SUV值。数学模型(例如3D高斯模型)被用于表示病变轮廓和部分体积模糊内核,其具有从模糊模型到给定模糊内核的原始模型的峰值、分辨率等的一对一映射的性质。然后使用具有不同患者规格、采集时间、持续时间、统计等的大量患者数据集来训练NN28,其中,模拟插入病变具有已知的尺寸和SUV。网络的输出是考虑不同成像规格的图像中的不同空间位置处的模糊内核。

[0058] 对于临床图像中感兴趣的每个病变,利用给定的成像规格在病变的位置处预测模糊内核。基于在图像中观察到的病变的轮廓来生成3D高斯模型。使用模糊内核和测量的病变轮廓模型来预测病变的真实SUV。可以基于在图像上测量的病变的高斯和总强度和/或基于在CT图像上测量的病变尺寸对病变轮廓进行建模。

[0059] 示例2-训练NN和NN的应用

[0060] NN28能够使用训练数据来训练,其中,体积放射性示踪剂分布是根据蒙特卡罗模拟的(或测量的)PET扫描数据来重建的,针对给定的PET扫描器几何结构考虑各种不同的病变配置。在(批量)图像重建期间,模拟临床医师可访问的调节(对重建、噪声正则化或滤波参数的改变)。对于每幅重建图像,使用已知病变掩模来确定区域SUV值。考虑到真值数据和基于图像的SUV量度,确定匹配的校正因子。基于这些真值数据值、所实现的重建输出和该组经调节的参数,训练人工神经网络(ANN)算法以学习这些所提供的输入之间的关系。

[0061] 图4示出了被描绘为流程图的训练NN28的示例方法300。在302处,使用能够充分地、对从局部正电子衰变到最终符合光子探测的过程进行建模的粒子模拟框架(诸如,GEANT4/GATE)来生成真值数据。几何模型考虑目标PET系统的相关扫描器性质(例如,探测器模块设置)。在模拟中,将扫描器/探测器模型与病变背景模型(“体模”)组合,除了其他因子之外还考虑了扫描器视场内部的不同(例如径向)病变位置、不同的病变延伸(即如果仅使用球形区域,则不同的半径;表征所应用的基本形状在空间中的形式/取向的那些参数的其他变化)、不同的病变/背景材料密度比率(类似于不同身体组织类型中的病变)、不同的病变/背景活动比率(匹配给定放射性示踪剂的预期示踪剂累积范围等)。在一些示例中,在一个单个体模切片中组合多个变化(例如,不同的病变延伸或材料密度值)是可能的。对于个体的相关放射性同位素(诸如 ^{18}F),模拟模仿各种采集时间期间的辐射探测过程,包括探测器数据中的现实计数统计(和噪声模式),从而产生个体列表模式数据集。

[0062] 在304处,随后使用靶向产品重建来重建每个列表模式数据集。由此,应用临床上可用的参数调节的(应用典型的)范围(全部实现个体重建结果),包括不同的空间采样;图像分辨率设置;关于子集尺寸和迭代次数的不同配置;与图像预/后滤波相关的不同参数设置;影响(例如,固有的)噪声正则化的不同配置;等等。

[0063] 在306处,重建活动分布与对应的灵敏度图(逐点)相乘,并且利用采集时间进行加权,以便导出针对探测到的衰变事件的空间分布的估计。输出在病变周围被空间裁剪并且(如果需要的话)被重新采样,以便为NN28创建标准化的预定义输入格式。还考虑的每个输入数据集被假设为仅指定一个病变。

[0064] 在308处,将个体病变定义掩模应用于重建图像数据,以便提取累积的、区域恢复的示踪剂量。与关于总“注射”示踪剂量和体模重量的信息(例如根据已知子体积及其分配的材料计算的)一起,图像导出的病变SUV(SUV_i)照常被计算。备选地,还可以应用从现有扫描器提取的SUV校准信息(或来自多个扫描器校准的平均值)。

[0065] 在310处,根据已知体模设置针对个体病变计算区域真值数据SUV值(SUV_g)。再次,还可以应用从现有扫描器提取的SUV校准信息(或来自多个扫描器校准的平均值)。

[0066] 在312处,对于每个病变样本,即每组个体选择的参数(在302和304处生成的)和得到的重建局部示踪剂分布(来自306),根据308和310计算SUV校正因子作为SUV_g/SUV_i。

[0067] 在314处,病变样本与个体SUV校正因子之间的映射被训练(例如,经由反向传播)到多层NN。在图像处理中应用的现代NN架构(诸如(深度)卷积神经网络(CNN))通常由个体层的堆叠组成,包括卷积层(基于卷积的滤波/特征增强)、最大池层(降维)、全连接层(特征重组)等。它们还包括额外的层/技术(诸如丢弃和正则化),以便保持ANN基于所看到的训练示例抽象特征空间的能力。还可以考虑允许将公共可用的预训练的ANN层包括到专用的特定NN中的高级技术,如迁移学习或精调。

[0068] 可以使用CPU或GPU在单个计算机或计算集群上执行(迭代)NN权重适配。存在公共可用的NN建模工具包的不同源(TensorFlow、Torch、Caffe/Caffe2、Keras等),其允许创建各种类型的NN结构。

[0069] 一旦被训练,NN28就可以用于输出SUV校正因子。当被呈现有新的PET研究参数集和预分割的体积活动分布数据时,NN28基于学习的参数空间以SUV校正因子进行响应。校正因子被直接应用以补偿估计的SUV误差,或其与未校正的病变SUV一起被显示以由临床医师进行后续(手动)校正。确定关于估计的SUV校正因子的局部变化性的额外的信息,例如经由所选择的参数(诸如病变分割的尺寸和/或形状)的小范围变化。将SUV可变性估计与校正的或未校正的SUV评估结果一起(图形地或数值地)显示,以便指示用于相关分析的“信任水平”。

[0070] 图5示出了被描绘为流程图的使用经训练的NN28的示例方法400。在402处,由临床医师执行针对给定的PET研究的手动或半自动病变描绘。使用病变掩模,应用加权和以病变为中心的区域裁剪和重新采样。在404处,病变子体积与重建/采集参数集一起被馈送到NN28中,NN28经由所提供的到经学习的参数空间中的输入的多维投影来导出针对适当的SUV校正因子的估计。在406处,对所使用的分割掩模(以及其他参数)应用微小(随机)形状变化。NN28的SUV校正因子输出的得到的变化允许估计该参数的可靠性。

[0071] 已经参考优选实施例描述了本公开。在阅读和理解了前文的详细描述之后,其他人可能会想到修改和变更。本发明旨在被解释为包括所有这样的修改和改变,只要其落入所附权利要求或其等价方案的范围之内。

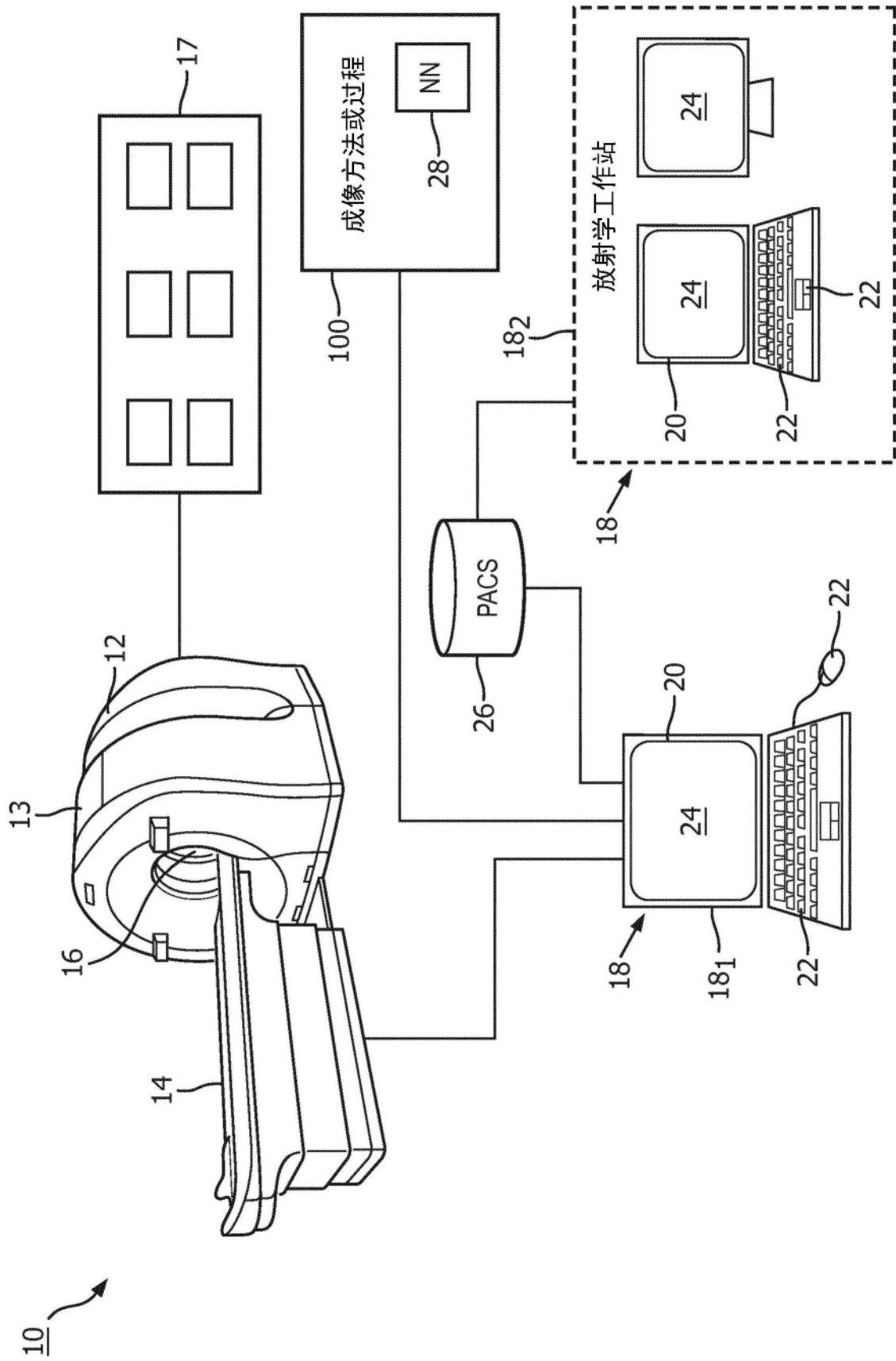


图1

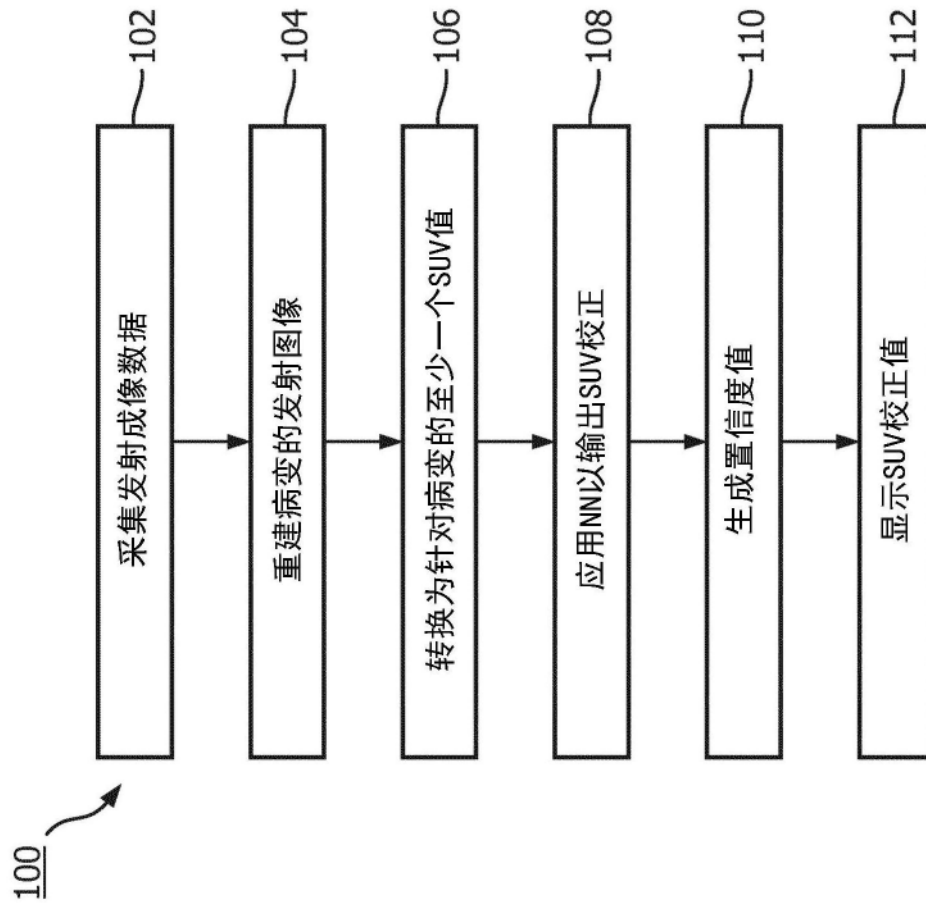


图2

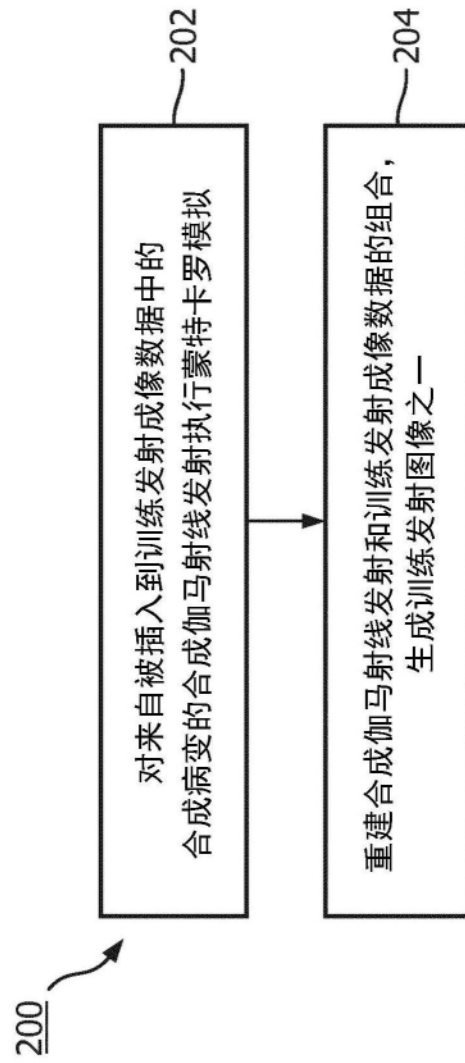


图3

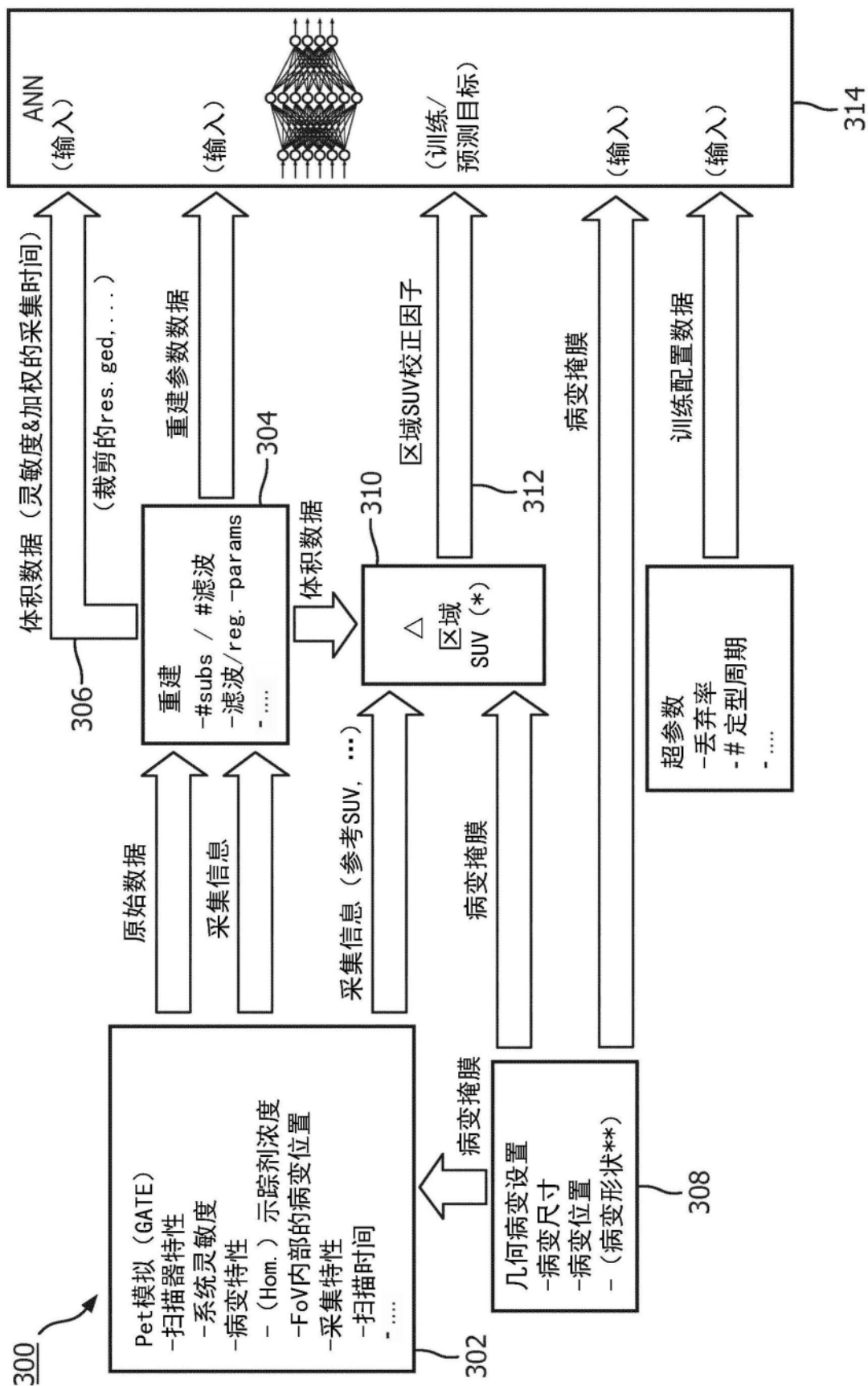


图4

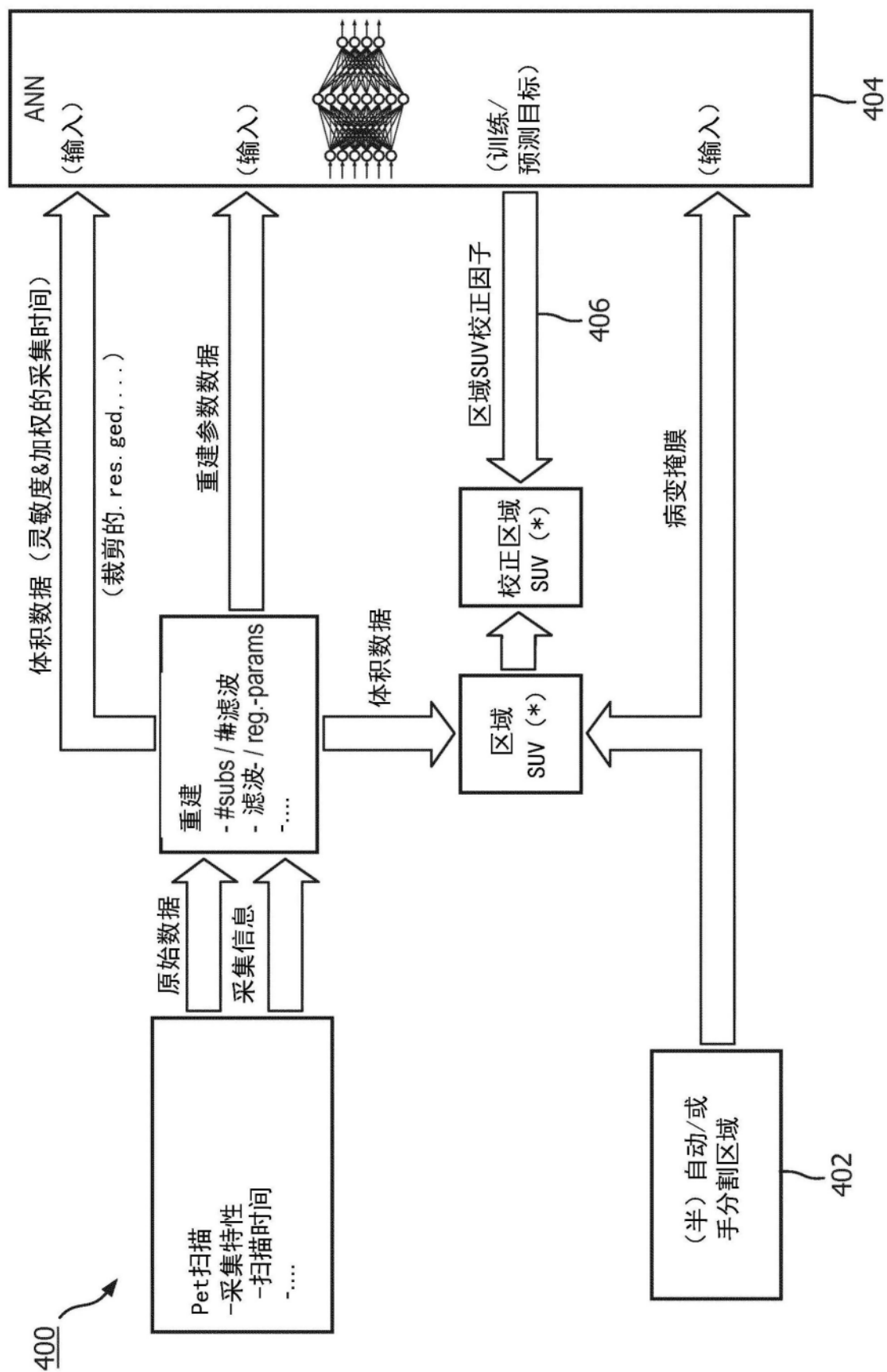


图5