



安徽大学

# 大学生创新创业训练计划项目 申报书

院 系： 人工智能学院

项目名称： 基于学习的脑 PET 图像重建方法及可解释  
性研究

项目类型： 创新训练项目

项目类别： ☒ 一般项目 ☐ 重点支持领域项目

负 责 人： 杨跃浙

指导教师： 董兴波 金哲

安徽大学教务处 制

# 填写说明

## 一、项目类型说明:

1.创新训练项目:本科生个人或团队在导师指导下,自主完成创新性研究项目设计、研究条件准备和项目实施、研究报告撰写、成果(学术)交流等工作。

2.创业训练项目:本科生团队在导师指导下,团队中每个学生在项目实施过程中扮演一个或多个具体角色,完成商业计划书编制、可行性研究、企业模拟运行、撰写创业报告等工作。

3.创业实践项目:学生团队在学校导师和企业导师共同指导下,采用创新训练项目或创新性实验等成果,提出具有市场前景的创新性产品或服务,以此为基础开展创业实践活动。

## 二、项目类别说明

1.一般项目:按每年惯例申报的大学生创新创业训练计划项目。

2.重点支持领域项目:为2021年起新增项目,旨在鼓励引导大学生根据国家经济社会发展和重大战略需求,结合创新创业教育发展趋势,在重点领域和关键环节取得突出创新创业成果。

三、申报书请按顺序逐项填写,填写内容必须实事求是,表达明确严谨。空缺项要填“无”。

四、申请参加大学生创新创业训练计划项目团队的人数含负责人在内不得超过5人。

五、填写时可以改变字体大小等,但要确保表格的样式没有被改变;填写完后用A4纸张打印,不得随意涂改。

六、申报过程有不明事宜,请与学校教务处实践教育科联系和咨询,电话0551-63861232。

项目名称		基于学习的脑 PET 图像重建方法及可解释性研究			
重点支持领域		(一般项目不填, 见重点支持领域项目指南)			
负责人	姓 名	学号	所在院系年级专业	手机	E-mail
	杨跃浙	WA2214014	22 级 人工智能学院 人工智能	13345959676	wa2214014@stu.ahu.edu.cn
项目组成员	魏冉	R32114080	21 级 纽约石溪学院 数字媒体技术	13137033697	2212056512@qq.com
	陈诺	R32114044	21 级 纽约石溪学院 数字媒体技术	19956628218	r32114044@stu.ahu.edu.cn
	冯瑞晞	R32114009	21 级 纽约石溪学院 数字媒体技术	13584811499	r32114009@stu.ahu.edu.cn
	朱凯文	R32114012	21 级 纽约石溪学院 数字媒体技术	13735854791	r32114012@stu.ahu.edu.cn
指导教师	姓 名	董兴波		职务/职称	讲师
	所在单位	人工智能学院			
	手 机	15527456680		E-mail	xingbo.dong@ahu.edu.cn
	姓名	金哲		职务/职称	教授
	所在单位	人工智能学院			
	手机	13215655737		E-mail	jinzhe@ahu.edu.cn

## 一、项目简介

### (一) 研究目的

正电子发射断层成像 (Positron Emission Tomography, PET) 是一种核医学成像技术, 用于观察人体或动物体内生物活动的特定方面。它通过检测放射性同位素发出的正电子来实现成像。在 PET 扫描中, 患者会接受一种含有放射性同位素的药物 (如  $^{18}\text{F}$  葡萄糖), 通常被称为示踪剂或放射性探针。这种药物会被注射到体内, 然后在身体内部集中到特定的器官或组织, 如肿瘤或大脑区域。这些放射性同位素会释放出正电子, 当正电子与体内电子相遇时产生一对共振的光子。PET 扫描设备会探测和记录这些光子, 然后通过计算机将收集到的数据转化成详细的图像。PET 技术的优势之一是能够探测到生物活动的早期变化, 因此在某些疾病的早期诊断和评估治疗效果方面具有重要意义。

随着人口老龄化和慢性病患者数量的增加, PET 成像在疾病诊断和治疗中的重要性越来越受到关注, 成为脑科学研究中的关键基础设施。然而, PET 成像需要在人体内注射放射性示踪剂, 这会对患者的健康造成危害, 因此需要尽可能降低辐射剂量以确保安全。然而较低剂量下需更长的扫描时间来累积足够光子计数<sup>[1]</sup>, 但同时也会导致噪声及运动伪影的累积<sup>[2]</sup>。受限于 PET 的空间及运动感知能力, 已有解决方案尚无法高效消除噪声和伪影在成像中的影响, 难以实现信噪比 (SNR) 和结构细节的提升<sup>[2,3]</sup>。同时 PET 的长时间扫描限制了医院病人的通过量, 不利于 PET 的大众化使用。**如何使 PET 成像系统能够安全、快速、准确的发现病变区域, 并为提前干预提供依据, 将有利于节约医疗资源, 显著降低医疗支出, 减轻社会负担, 推动我国医疗事业的发展。**

提升 PET 成像质量的方法包括采用具有飞行时间 (TOF) <sup>[4,5]</sup>功能的探测器、提高光电倍增器效率和电子学系统性能<sup>[5,6]</sup>。但这些方法难以应用于现有设备, 且所需成本较高。相比之下, 改进 PET 图像重建算法是更有效且经济实惠的方法。通过改进 PET 图像重建算法, 提高 PET 图像质量, 往往比硬件改进收益更高, 成为了 PET 领域的研究热点。

迭代算法是目前最常用的 PET 图像重建方法, 包括最大似然法 (MLEM) <sup>[7]</sup>、有序子集最大似然法 (OSEM) <sup>[8]</sup>和最大化后验 (MAP) <sup>[9]</sup>等。这些算法从一个初始图像开始, 利用投影信息不断更新迭代返回信息, 逐步逼近最优解。虽然迭代算法能

实现较好的成像效果，但是随着迭代次数的增加，消耗的时间成本和计算资源会显著性增加，且图像的质量在一定迭代次数之后会不断地下降，从而导致 PET 图在大量的迭代后会出现失真的情况。

近年来，深度学习在医学影像领域有了良好应用，尤其是 PET 图像重构上取得了良好结果。Häggström 等人设计了 DeepPET 网络<sup>[10]</sup>，Gong 等人将神经网络嵌入到 PET 重建框架中<sup>[11]</sup>，提高了成像质量。相比于模型驱动的迭代重建算法，基于深度学习的 PET 图像重建方法实现了更高质量的 PET 成像。然而，数据驱动的深度学习方法不具有可解释性，其重建结果的可信度将会大大降低<sup>[10,12,13]</sup>。

为应对 PET 在实际成像特别是脑部成像中面临的需求和问题，本项目计划通过设计一个物理模型和深度学习模型双重驱动的图像重建方法，实现对 PET 重建的质量提升。使重建算法的解决范式被突破，基于深度学习的重建方法中的不确定性得到缓解，基于模型的重建方法的性能提高。同时对于为确保受试者安全，临床上使用低放射性剂量，导致 PET 扫描时间延长和运动伪影影响图像质量的问题，本项目计划使用条件生成网络来辅助增强重建的 PET 图像，从而实现脑动态 PET 研究中无意识受试者运动校正。由此生成的高清晰度 PET 图像将推动 PET 成像技术的进步和大众化发展，有利于早期发现和干预 AD 这类脑部疾病。

## (二) 研究内容

### 1. 基于模型和数据的高效 PET 图像重建算法：

结合迭代重建算法、衰减校正和深度学习技术，实现高质量的 PET 图像重建。其中，迭代重建算法利用统计模型和 PET 成像的物理特性对 PET 图像进行重建；衰减校正通过 CT 生成的衰减图来实现，将 CT 图像与 PET 图像进行融合，计算出每个像素的衰减值，从而对 PET 图像进行校正；深度学习技术将卷积神经网络(CNN)和 Transformer 结构结合起来，形成一个 Conv-Transformer Fusing(CTF)模块，用于在 U-Net 的编码器和解码器之间进行特征融合。

### 2. 基于生成模型增强的去伪影方法：

利用条件生成模型将低计数 PET 图像转换为高计数图像，从而提高后续配准的性能，实现无伪影的 PET 图像。其中包括生成模型和条件生成模型。生成模型是一

种生成高计数图像的方法，可以增强检测运动伪影所需要的重要的图像特征。条件生成模型是一种将低计数 PET 图像转换为高计数图像的数据驱动方法，可以促进脑动态 PET 研究中无意识受试者运动校正。

### (三) 国内外研究现状和发展动态

相较于其他医疗影像技术，PET 成像更容易受到各种噪声的干扰，因此重建的图像质量仍有巨大的提升空间。在临床实践中，图像质量越高，噪声越少，单位面积内包含的细节就越多，从而能够从图像中获得更多的信息。现有的重建方法的基本思路是从描述放射性活度分布  $\lambda$  与测量数据  $P$  之间关系的模型开始，这个模型通常可以表示为：

$$P=A \lambda + \eta$$

其中  $\eta$  表示由观察图像中加性噪声引起的扰动，矩阵  $A$  描述了 PET 扫描测量过程的物理学特性，被称为系统响应矩阵(system response matrix, SRM)，可以通过数学解析或者仿真获得<sup>[14,15]</sup>。PET 重建的目标是给定观测数据  $P$  求解真实的放射性分布  $\lambda$ 。然而，噪声和巨大维度变化使得上述式子所表示的 PET 图像重建成为一个病态问题(ill-posed)。目前，PET 图像重建的常用方法一般可以分为以下几类。

解析重建是一种基于数学模型的方法，主要有两种：滤波反投影 (Filtered Back Projection, FBP)<sup>[16]</sup>和直接逆向 (Direct Inversion, DI)<sup>[17]</sup>。解析重建 PET 图像的优点在于计算速度快和数学模型简单。它可以从有限数量的投影数据中快速计算出活性分布的近似值，因此在一些应用中广泛使用，例如在临床医学中需要快速生成 PET 图像的情况下。然而，它也存在一些问题：1) 得到的图像质量相对较差，容易出现伪影或噪声；2) 不能充分利用 PET 数据的统计信息，从而无法获得更高的图像分辨率和对噪声的抑制；3) 具有多个可调参数，需要根据具体应用场景进行调整，以获得最佳的图像质量。

迭代重建算法是一种通过不断更新参数  $\lambda$  来最小化模型预测和实际测量之间的误差，从而找到最佳中间图像的方法。在每次迭代中，算法计算当前活度分布下的模拟测量值，并与实际测量数据进行比较，计算出误差。然后，根据误差来更新  $\lambda$ ，以提高模型的准确度。不断重复这个过程，直到误差降到最小或达到预设的收敛准则。常见的迭代重建方法包括极大似然期望最大化 (MLEM)<sup>[17]</sup>算法、有序子集期望

最大 (OSEM) <sup>[8]</sup>方法和最大后验概率期望最大化 (MAP-EM) <sup>[9]</sup>算法。与传统的解析重建方法不同, 迭代重建不仅考虑了 PET 扫描过程的物理学特性, 还考虑了数据中的噪声和模糊度等因素, 因此能够更准确地重建出图像。然而, 迭代重建需要更多的计算资源和时间, 并且在迭代过程中可能产生伪影和模糊, 噪声也会随着迭代的过程而累积放大。

近年来, 机器学习中的核方法在 PET 图像重建中得到了广泛应用。Wang 等人提出了一种用于 PET 图像重建的核方法框架<sup>[18]</sup>, 该框架将先验信息纳入正向投影模型中, 而不需要显式地将其纳入正则化项。这一框架的不同之处在于利用不同的先验信息构建核, 并将其应用于不同的重建场景中<sup>[19]</sup>。有学者尝试利用动态 PET 组合图像先验构建空间核, 用于动态 PET 图像重建<sup>[18]</sup>。这种方法能够有效地处理动态 PET 图像中的运动模糊问题, 提高图像质量。利用 MR 先验信息构建空间核也可以用于静态图像重建<sup>[20]</sup>。还可以将所构建的空间核与示踪剂动力学模型结合起来, 用于直接参数图像重建。例如, 可以利用 spectral 模型<sup>[21]</sup>和 Patlak 模型<sup>[22]</sup>来建立与示踪剂浓度相关的参数图像。真实临床数据的实验结果表明, 核方法可以实现比 OSEM 算法更好的图像质量<sup>[23,24]</sup>。Li 等人提出了一种隐式正则化的核方法<sup>[25]</sup>, 用于应对低计数的 PET 图像重建。该方法通过使用深度系数先验, 将 PET 前向模型中的核系数图像表示为卷积神经网络, 从而实现高质量的重建。该工作应用优化转移原理推导出神经核化期望最大化 (KEM) 算法。实验结果表明该方法用于 PET 图像重建的效果优于现有的 KEM 和深度图像先验方法。

深度学习在 PET 图像重建中的应用已经引起了许多学者的关注, 通过深度学习方法来克服传统解析深度学习在 PET 图像重建中的应用已经引起了许多学者的关注。旨在通过深度学习方法来克服传统解析重建和迭代重建方法所面临的局限性<sup>[26]</sup>。目前, 基于深度学习技术的 PET 图像重建方法大致可以分为三类: 直接深度学习、深度学习正则化和展开深度网络。

直接深度学习重建 PET 图像方法是一种使用深度学习模型对 PET 图像进行直接重建的方法, 无需先进行解析重建。Zhu 等人在 2018 年提出了一种自动流形逼近变换 (Automated Transform by Manifold Approximation, AUTOMAP) 框架<sup>[27]</sup>, 该框架采用数据驱动的监督学习方法, 将图像重建任务视为一种数据映射问题, 从训练数据集中发现传感器和图像域之间的映射关系。这种方法对于不同磁共振成像采集策略

的重建变换具有很高的灵活性，对于低采样 MRI 重建具有优越的噪声免疫能力，且能减少重建伪影。然而，由于这个框架是用 MR 图像训练的，并且将衰减预校正结果作为重建 PET 图像的输入，它对 PET 图像的重建结果可能有所偏差，视觉质量低于传统的 OSEM 算法。2019 年，Häggström 等人提出了一种基于深度卷积编码器-解码器网络的端到端 PET 图像重建技术，称为 DeepPET<sup>[10]</sup>。该技术以 PET 正弦图数据为输入，直接快速输出高质量、定量的 PET 图像。然而，由于该报告的训练数据均为模拟数据，该技术对实际数据结果（特别是大脑数据）仍有改进的空间。因此，Hu 等人基于 DeepPET 技术在 2021 年提出了基于改进 Wasserstein 生成对抗网络（WGAN）框架的直接 PET 图像重建网络（DPIR-Net）来提高图像质量<sup>[28]</sup>。该网络结合感知损失、均方误差和 Wasserstein 距离作为损失函数，有效地解决了传统网络图像重建中过度平滑和细节信息丢失的问题。He 等人在 2021 年开发了一种基于深度学习的联合滤波框架，网络的输入是噪声 PET 图像和相应的 MR 图像，输出是空间变量线性表示模型的线性系数，以用于 PET 的降噪。这种方法通过联合处理 PET 和 MR 图像，可以提高 PET 图像的质量并减少噪声<sup>[29,30]</sup>。

深度学习正则化重建 PET 图像是指在传统 PET 图像重建方法中使用深度学习技术来实现正则化，以提高深度学习正则化重建 PET 图像是指在传统 PET 图像重建方法中使用深度学习技术来实现正则化，以提高图像重建的效果和质量，并使重建更加灵活和可定制化。由于深度模型在传统重建框架中的使用方法不同，正则化深度学习重建 PET 图像可以分为两种。

第一种是将深度模型作为一个综合能力的组件，意味着只有深度模型的输出图像可以用来优化重建目标函数。例如，Gong 等人在 2019 年提出了一个迭代的 PET 图像重建框架<sup>[11]</sup>，使用卷积神经网络表示。该方法将神经网络嵌入到图像表示的迭代重建框架中，并将目标函数表述为一个约束优化问题，用乘子算法的交替方向法求解。在对比度恢复与噪声权衡方面，他们提出的迭代 CNN 方法优于 CNN 去噪方法以及高斯滤波和惩罚重建方法。同年，Gong 等人受到“深度图像先验”（Deep Image Prior, DIP）的启发，提出了只需要患者自己的先验信息的个性化网络训练方法<sup>[31]</sup>，以 MRI 引导 PET 重建为例，该重建框架优于高斯后平滑和使用核方法或神经网络惩罚的解剖引导重建。

另一种深度学习正则化的方法是将深度模型作为一个分析能力的组件，允许在



像素或体素级别上表达的数据保真度与受约束的学习对象模型的偏差之间取得平衡。例如, Kim 等人在 2018 年提出了一种 SAGAN 正则化的 PET 图像重建方法, 使用预先训练的去噪神经网络来表示 PET 图像, 并执行约束最大似然估计<sup>[32]</sup>。该方法还修改了目标函数, 并使用生成对抗网络进一步提高网络性能。结果表明与现有的方法相比, 该方法提高了图像质量。张万红等人<sup>[33,34]</sup>在 2021 年提出了一种基于块的正则化和字典学习 (DL) 的图像重建算法, 与其他算法相比, 所提出的算法在抑制噪声的同时能够保留更多的图像细节。

展开深度网络将求解一个给定连续模型的迭代优化看成是一个动态系统, 进而通过若干可学习模块来离散化这一系统, 得到数据驱动的演化过程的方法。迭代重建算法可以展开成一系列模块, 这个长链的处理块提供了一个深度的整体映射网络, 深度学习可以用来找到对应于需要惩罚梯度的映射。整个网络结合了可训练的组件 (未知惩罚的梯度) 和固定的操作组件。例如, Chun 和 Fessler 在 2018 年提出了一种新型的网络框架, 称为 BCD-Net<sup>[35]</sup>。该方法将编码器和解码器中使用相同卷积核的图像映射 CNN 合并为块坐标下降 (Block Coordinate Descent, BCD) 信号恢复, 再采用乘法器的交替方向法对上述图像映射 CNN 进行训练。该算法可以在合理的计算时间内实现精确的图像恢复。Gong 等人在 2019 年基于 EM 算法, 提出了一种用于 PET 图像重建的展开神经网络框架, 称为 EM-Net<sup>[36]</sup>。该方法将深度神经网络与 EM 更新步骤结合, 从而数据一致性可以作为网络训练的约束。EM-Net 与高斯噪声去噪和神经网络去噪方法相比能够产生更好的图像质量, 但直接用 CNN 替换先验的梯度可能过于平滑, 无法捕获其所需的高空频分量。于是在同一年, Gong 等人又基于 MAP-EM 算法提出了一种新的展开神经网络框架用于三维 PET 图像重建, 称为 MAPEM-Net<sup>[37]</sup>。在该框架中, 将带约束的机器学习问题扩展为带约束的最大后验概率问题, 就像用于深度学习图像生成器或者 CNN 表示一样。MAPEM-Net 去噪方法比高斯和神经网络去噪方法产生的图像质量更好。在 2019 年, Mehranian 和 Reader 也提出了一种用于最大后验概率 PET 图像重建的前后向分割算法, 该算法为深度学习集成到基于模型的迭代重建中提供了一个优雅的框架, 称为 FBSEM-Net<sup>[26]</sup>。他们提出的前向后分裂期望最大化 (FBSEM) 将传统的 EM 部分展开为一个循环神经网络, 其中网络参数 (包括正则化强度) 在所有状态之间共享, 并在 PET 图像重建时学习。

基于深度学习的方法已经成为当前 PET 重建的主流方法，并取得了良好的重建效果。然而，这种方法仍然面临着一系列亟待解决的关键问题。首先，数据驱动的深度学习重建方法依赖于大量的高质量训练数据。因此，深度学习重建方法的效果始终受限于训练数据的分布。当遇到在训练数据中未出现的 PET 图像时，由于模型的泛化能力受限，其重建结果可能不真实。因此，如何利用现有的深度学习方法来实现更高质量的脑 PET 图像重建仍然需要进一步的探索和研究。

### 参考文献

- [1] 蒋梨. 南方医科大学, 2021. 国产 PET/CT (uEXPLORER) 性能与低剂量快速成像技术研究 [D]. , 2021.
- [2] Tiss A, Marin T, Gong K, Lois C, Chemli Y, Petibon Y, Landes V, Grogg K, Normandin M, Spangler-Bickell M, Becker J A, Thibault E, Johnson K, Fakhri G E, Ouyang J. Society of Nuclear Medicine, 2022. Impact of motion correction on longitudinal [18F]-MK6240 tau PET imaging[J]. Journal of Nuclear Medicine, 2022, 63(supplement 2): 3277–3277.
- [3] van den Hoff J, Lougovski A, Schramm G, Maus J, Oehme L, Petr J, Beuthien-Baumann B, Kotzerke J, Hofheinz F. Correction of scan time dependence of standard uptake values in oncological PET[J]. EJNMMI Research, 2014, 4(1): 18.
- [4] Conti M. State of the art and challenges of time-of-flight PET[J]. Physica Medica, 2009, 25(1): 1–11.
- [5] Surti S. Society of Nuclear Medicine, 2015. Update on Time-of-Flight PET Imaging[J]. Journal of Nuclear Medicine, 2015, 56(1): 98–105.
- [6] Slomka P J, Pan T, Germano G. Recent Advances and Future Progress in PET Instrumentation[J]. Seminars in Nuclear Medicine, 2016, 46(1): 5–19.
- [7] Qi J, Leahy R M. Iterative reconstruction techniques in emission computed tomography[J]. Physics in Medicine & Biology, 2006, 51(15): R541.
- [8] Hudson H M, Larkin R S. Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1994, 13(4): 601–609.
- [9] Mumcuoglu E U, Leahy R. A gradient projection conjugate gradient algorithm for Bayesian PET reconstruction[C]//Proceedings of 1994 IEEE Nuclear Science Symposium - NSS'94. , 1994, 3: 1212–1216 卷 3.

- [10] Häggström I, Schmidtlein C R, Campanella G, Fuchs T J. DeepPET: A deep encoder–decoder network for directly solving the PET image reconstruction inverse problem[J]. *Medical Image Analysis*, 2019, 54: 253–262.
- [11] Gong K, Guan J, Kim K, Zhang X, Yang J, Seo Y, El Fakhri G, Qi J, Li Q. Iterative PET Image Reconstruction Using Convolutional Neural Network Representation[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019, 38(3): 675–685.
- [12] Chen K T, Schürer M, Ouyang J, Koran M E I, Davidzon G, Mormino E, Tiepolt S, Hoffmann K-T, Sabri O, Zaharchuk G, Barthel H. Generalization of deep learning models for ultra-low-count amyloid PET/MRI using transfer learning[J]. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, 2020, 47(13): 2998–3007.
- [13] Zhang L, Wang X, Yang D, Sanford T, Harmon S, Turkbey B, Wood B J, Roth H, Myronenko A, Xu D, Xu Z. Generalizing Deep Learning for Medical Image Segmentation to Unseen Domains via Deep Stacked Transformation[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2020, 39(7): 2531–2540.
- [14] 程健. 西安电子科技大学, 2019. 四平板 PET 的系统矩阵计算与快速重建[D]. , 2019.
- [15] 孟凡珍. 西安电子科技大学, 2018. 平板 PET 系统性能分析及解析系统响应矩阵的模型构建 [D]. , 2018.
- [16] Wang C X, Snyder W E, Bilbro G L, Li P S. SPIE, 1996. Performance evaluation of the filtered back projection reconstruction and the iterative ML reconstruction for PET images[C]//*Medical Imaging 1996: Image Processing*. , 1996, 2710: 880–887.
- [17] Herman G T. Springer, 2009. *Fundamentals of Computerized Tomography*[M]. , 2009London: .
- [18] Wang G, Qi J. PET Image Reconstruction Using Kernel Method[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34(1): 61–71.
- [19] Nuyts J, Beque D, Dupont P, Mortelmans L. A concave prior penalizing relative differences for maximum-a-posteriori reconstruction in emission tomography[J]. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 2002, 49(1): 56–60.
- [20] Hutchcroft W, Wang G, Chen K T, Catana C, Qi J. IOP Publishing, 2016. Anatomically-aided PET reconstruction using the kernel method[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(18): 6668.

- [21] Novosad P, Reader A J. IOP Publishing, 2016. MR-guided dynamic PET reconstruction with the kernel method and spectral temporal basis functions[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(12): 4624.
- [22] Gong K, Cheng-Liao J, Wang G, Chen K T, Catana C, Qi J. Direct Patlak Reconstruction From Dynamic PET Data Using the Kernel Method With MRI Information Based on Structural Similarity[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, 37(4): 955–965.
- [23] Qi J, Matej S, Wang G, Zhang X. Elsevier, 2021. 3D/4D Reconstruction and Quantitative Total Body Imaging[J]. *PET Clinics*, 2021, 16(1): 41–54.
- [24] Zhang X, Xie Z, Berg E, Judenhofer M S, Liu W, Xu T, Ding Y, Lv Y, Dong Y, Deng Z, Tang S, Shi H, Hu P, Chen S, Bao J, Li H, Zhou J, Wang G, Cherry S R, Badawi R D, Qi J. Society of Nuclear Medicine, 2020. Total-Body Dynamic Reconstruction and Parametric Imaging on the uEXPLORER[J]. *Journal of Nuclear Medicine*, 2020, 61(2): 285–291.
- [25] Li S, Gong K, Badawi R D, Kim E J, Qi J, Wang G. Neural KEM: A Kernel Method With Deep Coefficient Prior for PET Image Reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2023, 42(3): 785–796.
- [26] Mehranian A, Reader A J. Model-Based Deep Learning PET Image Reconstruction Using Forward-Backward Splitting Expectation Maximisation[C]//2019 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC). , 2019: 1–4.
- [27] Zhu B, Liu J Z, Cauley S F, Rosen B R, Rosen M S. Nature Publishing Group, 2018. Image reconstruction by domain-transform manifold learning[J]. *Nature*, 2018, 555(7697): 487–492.
- [28] Hu Z, Xue H, Zhang Q, Gao J, Zhang N, Zou S, Teng Y, Liu X, Yang Y, Liang D, Zhu X, Zheng H. DPIR-Net: Direct PET Image Reconstruction Based on the Wasserstein Generative Adversarial Network[J]. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2021, 5(1): 35–43.
- [29] He Y, Cao S, Zhang H, Sun H, Wang F, Zhu H, Lv W, Lu L. Dynamic PET Image Denoising With Deep Learning-Based Joint Filtering[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 41998–42012.
- [30] 曹双亮. 南方医科大学, 2021. 基于核方法与超像素聚类约束的动态 PET 重建方法研究 [D]. , 2021.
- [31] Cui J, Gong K, Guo N, Kim K, Liu H, Li Q. SPIE, 2019. CT-guided PET parametric image

- reconstruction using deep neural network without prior training data[C]//Medical Imaging 2019: Physics of Medical Imaging. , 2019, 10948: 238–243.
- [32] Xie Z, Baikejiang R, Li T, Zhang X, Gong K, Zhang M, Qi W, Asma E, Qi J. Generative adversarial network based regularized image reconstruction for PET[J]. Physics in Medicine and Biology, 2020, 65(12): 125016.
- [33] 张万红. 湖南大学, 2020. PET 图像重建迭代算法研究[D]. , 2020.
- [34] Zhang W, Gao J, Yang Y, Liang D, Liu X, Zheng H, Hu Z. Image reconstruction for positron emission tomography based on patch-based regularization and dictionary learning[J]. Medical Physics, 2019, 46(11): 5014–5026.
- [35] Chun I Y, Zheng X, Long Y, Fessler J A. Springer International Publishing, 2019. BCD-Net for Low-Dose CT Reconstruction: Acceleration, Convergence, and Generalization[C]//SHEN D, LIU T, PETERS T M, 等. Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2019. , 2019Cham: : 31–40.
- [36] Gong K, Wu D, Kim K, Yang J, Fakhri G E, Seo Y, Li Q. SPIE, 2019. EMnet: an unrolled deep neural network for PET image reconstruction[C]//Medical Imaging 2019: Physics of Medical Imaging. , 2019, 10948: 1203–1208.
- [37] Gong K, Wu D, Kim K, Yang J, Sun T, Fakhri G E, Seo Y, Li Q. SPIE, 2019. MAPEM-Net: an unrolled neural network for Fully 3D PET image reconstruction[C]//15th International Meeting on Fully Three-Dimensional Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine. , 2019, 11072: 109–113.

二、申请理由

(一) 项目来源和依托实验室

本项目依托 “安徽省医疗成像先进技术国际联合研究中心” 和 “安徽大学国际脑科学工程研究中心” 等学术条件（图 1）。中心点围绕“脑成像和疾病预测”等脑科学发展前沿，搭建的脑科学综合性研发平台和创新性人才培养基地，提升国家在高端影像智造方面的创新能力，推动脑科学研究的发展。本大创项目来自中心的主要研究方向，课题方向能够得到中心研究团队的全方位支持和指导。



图 1.依托实验室

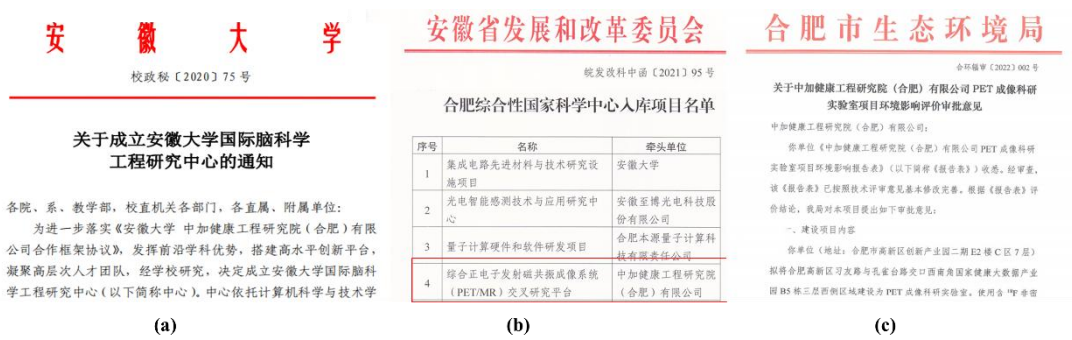


图 2.支撑条件

实验室具备本项目实验的 PET 设备、完善的试验场地，并于 2022 年 3 月获合肥市生态环境局评审通过（见附件合环辐审〔2022〕002 号），于 2023 年 3 月完成建设，进入设备、场地、软件联调阶段（图 2c）。因此本项目具备开展实验的必要实验平台和技术支撑。

(二) 团队自身的知识、素质、能力等条件

项目负责人：杨跃浙

22 级人工智能专业学生，有较强的学习能力，大一综合绩点专业前 6%，前三学期绩点综合排名 6/264，已经通过英语四级和英语六级。大一学年获得学业优秀一等

奖学金。熟练掌握 C,Python 等编程语言的使用，在高级语言程序设计和数据结构课程中均获得 95 以上的成绩。同时具备高等数学和线性代数知识。具有创新能力，有较强的团队意识和组织能力，并了解深度学习相关知识，对于深度学习理论在医疗理论以及生物特征方向有浓厚的兴趣。

**项目成员：陈诺**

21 级数字媒体技术专业学生，学习成绩优秀，大一、大二学年平均学分绩点专业排名前 3%；以 649/603 分通过 CET4/CET6，曾获学业优秀一等奖学金、安徽大学“三好学生”荣誉称号；熟悉 C 语言、python、matlab 等多种编程语言，具有完善的代码能力；做事认真、踏实，具有创新意识和机器学习方向的科研兴趣。

**项目成员：魏冉**

21 级数字媒体技术专业。大一综合排名前百分之 17，大二在前百分之十四，大一期间已经通过英语四六级，两年均获得学业优秀奖学金。已经学习过 C, Java, python, matlab 等多类编程语言并有较好的掌握，并学习了线性代数等前置课程为该大创方向奠定了理论基础。拥有较强的创新意识，参与的 2022 年大创被立为省级大创，目前撰写国家发明专利一篇。在第九届国际互联网+高教主赛道中以负责人的身份参与获得省赛金奖，并在产业赛道以核心人员参与获得省赛金奖。

**项目成员冯瑞晞：**

21 级数字媒体技术专业学生，学习成绩优秀，大一、大二学年平均学分绩点专业排名前 10%；曾获学业优秀二等奖学金、恒信奖学金、安徽大学“三好学生”“优秀学生干部”荣誉称号；熟悉 C 语言、java、python、matlab 等多种编程语言，具有一定的代码能力；曾任院学生会综合事务部负责人及院舞蹈队队长，做事踏实、有效率、有想法，对科研相关工作有着浓厚的兴趣。

**项目成员：朱凯文**

21 级数字媒体技术专业学生，前 2 学年平均学分绩点专业排名前列。曾获 2022-2023 学年国家奖学金，获得“学术科技奖学金”“学院年度人物”“优秀共青团干部”“三好学生标兵”等荣誉。英语六级成绩 550 分，四级成绩 610 分，具备阅读英文文献和撰写英文论文的能力。具有创新能力，有较强的团队协作能力，对深度学习和医学图像分析相关领域有一定了解。

**项目导师：董兴波**

博士，安徽大学人工智能学院讲师。自入职安徽大学以来，聚焦基于生物特征图像增强和隐私保护技术，创新性的提出通过增加可见光三维视觉和哈希保护模块到现有的正电子发射断层成像 (PET)系统，解决已有的 PET 系统基于  $\gamma$  光谱的空间感知能力受限成像质量欠佳的瓶颈问题。由此申报人申请了发明专利两项 (20231350CN, 20231169CN) ，申报 2024 年度国家青年科学基金并获资助，该技术已经在合肥综合性国家大科学中心入库项目“综合正电子发射磁共振成像系统 (PET/MR) 交叉研究平台”中开展应用研究。董兴波博士作为玛丽居里访问学者，受欧盟“地平线 2020”项目资助，于法国欧洲电信学院、意大利萨萨里大学、奥地利萨尔兹堡大学访学，与生物特征领域知名专家 Dugelay 教授 (IEEE 会士)、Massimo 教授 (IAPR 会士) 合作，开展生物特征识别研究。曾在 TCL 工业研究院 AI 实验室，带领团队开展生物特征增强技术研究。在延世大学博士后期间主持生物特征安全研究项目，获批韩国 Brain Pool 人才项目，资助金额 40 万人民币。共发表高水平论文 22 篇，其中中科院 SCI 一区期刊论文 4 篇、二区 2 篇、三区 3 篇，CCF 推荐会议 A 类 2 篇、C 类 3 篇,发明专利 2 项已公开。担任多种计算机领域顶级期刊审稿人，包括 IEEE Transactions on Information Forensics and Security, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, IEEE Transactions on Multimedia 等期刊；担任中国计算机学会(CCF) A 类计算机顶级会议程序委员会审稿人，包括 CVPR, ACM MM, ECCV 等顶级会议。

#### **项目导师：金哲**

博士，教授，通过海外高层次引进人才计划，进入安徽大学人工智能学院工作，入选安徽省“xx 计划”。从 2007 起，先后在马来西亚 Multimedia University (MMU)，拉曼大学 (UTAR)，澳大利亚蒙纳士大学 (马来西亚校区) (MUM) 从事教学及科研工作十余年。期间，参加欧盟地平线计划的 IDENTITY (690907) 项目，作为玛丽居里学者访问奥地利萨尔兹堡大学 (合作教授：Andreas Uhl) 和意大利萨萨里大学 (合作教授：Massimo Tistarelli)，在生物特征攻击与对抗方向开展研究。同时与法国 EURECOM 的 Jean-Luc Dugelay 教授 (IEEE Fellow) 开展了跨频谱人脸识别与安全的研究。此外，通过与韩国 ETRI 研究所、延世大学 (合作教授：Andrew Teoh Beng Jin) 合作 Bio-PIN 项目，开发高效生物特征密钥算法。在国内，与清华大学深圳研究生院 (合作教授：郭振华教授) 合作研究生物特征重构。主要研究方向：医学图



像处理、可信人工智能、模式识别及安全、计算机视觉。

### (三) 项目可行性分析

#### 1.研究的必要性

目前我国老龄化问题日趋严重，老年痴呆症、帕金森、中风等脑部疾病的发病率不断增加，给医疗保健系统、家庭和社会带来沉重负担。PET 成像需要注射放射性示踪剂，可能对患者健康有害。为了安全，需要降低辐射剂量，但这会导致更长的扫描时间和噪声伪影累积。现有解决方案无法有效消除影响，限制了 PET 的应用。通过数据和模型双驱动的成像方法建立高效脑科学 PET 影像系统有助于提前发现病变区域，节约医疗资源，推动医疗事业发展。

#### 2. 团队研究的可行性

团队成员均以完成线性代数, Python 编程等有关课程的学习并对机器学习深度学习有一定了解, 对人工智能深度学习相关算法在医学领域的运用具有浓厚的兴趣。因此队员们可以发挥自己的专业优势，进行合理的分工。同时，所有成员都具备的代码能力和自我学习意识，能够在课余时间积极学习新知识来提升自己。此外，成员们也会继续加强专业课知识，购买与本项目相关的书籍，并努力学习相关方面的知识。我们相信在指导老师的指导和团队成员的共同努力下，我们一定能够成功设计并实现本项目内容，取得优异的成绩。

#### 3. 项目实现的可行性

在理论上 PET 成像实质上是一个图像反问题的求解，可以用以下模型来表示：

$$P = A \lambda + \eta$$

其中  $P$  是测量数据， $\lambda$  是放射性活度分布，系统响应矩阵  $A$  描述了映射的物理学特性， $\eta$  表示由观察图像中加性噪声引起的扰动。噪声  $\eta$  可以通过散射校准等方法来降低其影响，但是受限于物理模型，完美的规避噪声是不可能实现的。本项目通过数据驱动的深度学习方法，可以充分挖掘数据中蕴含的信息，辅助以上重建过程。同时在技术上受惠于已有的开源框架的前期积累，可以快速开发出基于深度学习的迭代重建算法，并充分利用仿真数据和真实数据来训练构建的模型，从而达到项目预期目标。

## 二、项目研究方案

### （一）研究方法：

项目在分析现有医学图像成像技术的基础上，以国产脑 PET 设备为基础，围绕提高目前脑 PET 图像清晰度展开研究。

1.收集、阅读和整理国内外关于基于迭代算法和机器学习的 PET 重建算法，MRI 或者 CT 引导的 PET 重建方法。总结已有工作的优缺点，提炼出其核心思想或关键技术，并结合项目组的前期研究成果，针对脑 PET 成像面临的问题，提出具有原创性的改进方案，包含模型结构、训练方式等。

2.结合 PET 成像特点，综合考虑示踪剂浓度、探测器、空间分辨率、信噪比等因素，利用机器学习和迭代重建技术，设计并开发 PET 重建算法。同时，利用仿真和模体实验研究，对比分析现有的 PET 重建算法以及本项目的新算法的性能及其优势和不足。根据实验结果，修改、优化 PET 重建算法。

3.将新算法应用于霍夫曼三维大脑模体(Hoffman 3-D Brain Phantom) PET 成像，并进行性能分析。通过与已有的商用 PET 系统进行对比性实验来评估算法的性能。另外，邀请不同的专家和影像科医生，对已有的成果提出意见，然后根据意见针对实验设计进行改进。

### （二）拟采取的技术路线：

本项目拟构建一个物理模型和数据双驱动的重建算法。总体研究技术路线如图 3 所示。

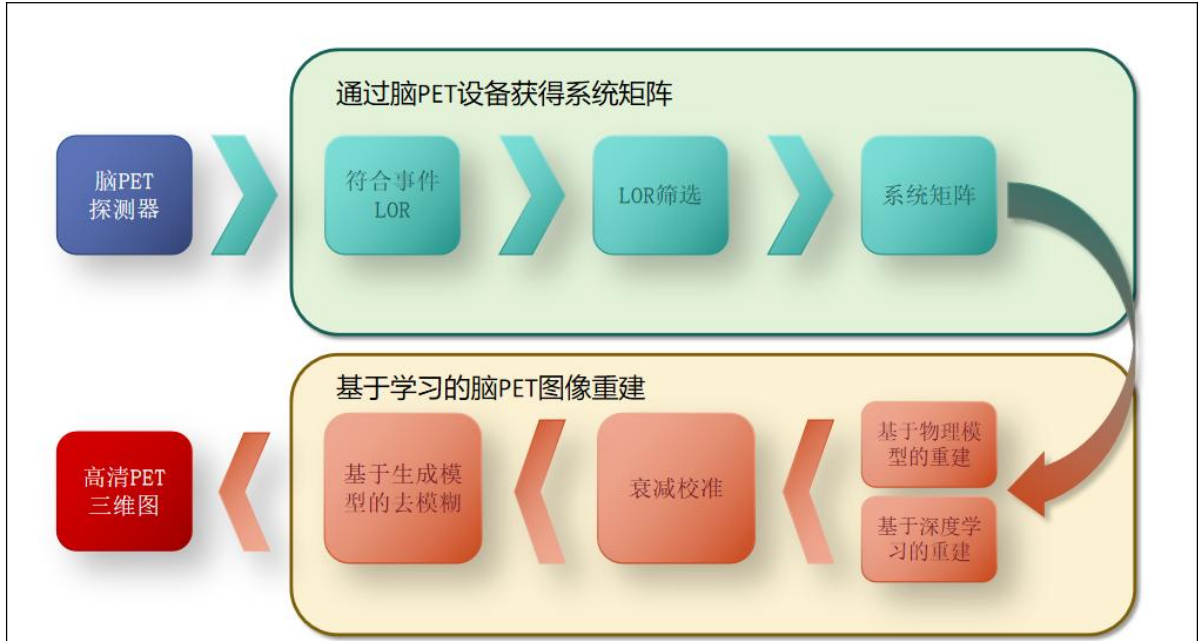


图 3.研究技术路线图

### (三) 研究内容:

#### 1.模型和数据双驱动的高效 PET 图像重建

##### (1) 迭代重建算法以及衰减校正

迭代算法采用逐步逼近的方法寻找接近真实值的重建结果,能用统计模型精确描述 PET 成像的物理过程和统计特性,方便地对重建过程中的各种参数进行控制,是目前 PET 图像重建中的标准算法。在 PET 成像模型中,通常假设到达每个探测器单元的 $\gamma$ 光子数服从 Poisson 分布。设单位时间内物体中第 $j$ 个体素中的放射性衰变的次数 $\lambda_j$ 是一个 Poisson 分布的随机变量,平均值为 $\lambda_j^*$ ,则探测器观察到来自体素 $j$ 的一定数量( $N_j = \lambda_j$ )、平均值为 $\lambda_j^*$ 的衰变次数的概率可以表示为:

$$P(N_j = \lambda_j) = \frac{(\lambda_j^*)^{\lambda_j}}{\lambda_j!} e^{-\lambda_j^*}$$

因此,某探测器单元 $i$ 探测到平均值为 $p_i^* = \sum_{j=1}^N a_{ij} \lambda_j^*$ 、来自 $N$ 个体素的衰变次数的测量值的线性组合 $p_i = \sum_{j=1}^N a_{ij} \lambda_j$ 也服从 Poisson 分布而且统计独立。其中 $a_{ij} \in A$ 表示第 $j$ 个体素的放射性衰变事件被探测器单元 $i$ 探测到的概率,我们称 $A$ 为系统

响应矩阵。因此有：

$$P(p|\lambda) = \prod_{i=1}^M \frac{(\sum_{j=1}^N a_{ij} \lambda_j)^{p_i}}{p_i!} e^{-\sum_{j=1}^N a_{ij} \lambda_j}$$

为便于计算以上似然函数，常取自然对数有：

$$L(\lambda) = \ln(P(p|\lambda)) = \sum_{i=1}^M [p_i \ln(\sum_{j=1}^N a_{ij} \lambda_j) - \sum_{j=1}^N a_{ij} \lambda_j]$$

据此，使 $L(\lambda)$ 取得最大值的 $\lambda$ ，就是重建结果 $\lambda^*$ ，重建 PET 图像的目标函数可以写成： $\lambda^* = \arg * \max_{\lambda \geq 0} L(\lambda)$ ，以上问题可以利用如下的迭代公式求解：

$$\lambda_j^{(k+\eta)} = \frac{\lambda_j^{(k)}}{\sum_{i=1}^M a_{ij}} \sum_{i=1}^M \frac{p_i a_{ij}}{\sum_{j=1}^N a_{ij} \lambda_j^{(k)}}$$

这里初始图像 $\lambda^0$ 可以采用均匀的单值图像或使用 FBP 重建的图像。以上求解方法称之为最大似然－期望最大 (MLEM) 算法。MLEM 可以较精确地重建 PET 图，但是速度较慢。为了提高重建速度，Hudson 和 Larkin 基于 MLEM 算法提出了有序子集期望最大 (OSEM) 方法。OSEM 的迭代公式与上式完全一样，不同的是 OSEM 把整个投影数据空间划分为几个子集，每次迭代更新一个子集。

同时本项目也整合了 CT 生成的衰减图到重建流程之中。根据获取的衰减图，可以通过三维 $\mu$ -映射体积进行正向投影，以计算每条线的衰减，从而实现衰减校正。具体而言，只需沿着 LOR 通过三维 $\mu$ -映射体积进行正向投影，得到沿着该线的 $\mu$ 值的线积分（ $\mu$ 值和相应长度的乘积之和）：

$$\mu_{LOR-ij} = \sum \mu_i * l(i) = \mu_{bone} * x_{bone} + \mu_{tissue} * x_{tissue}$$

其中 $\mu_i$ 是 $\mu$ -图中单个体素的衰减， $l(i)$ 是 LOR 通过体素的路径长度。因此对于晶体 $i$ 和 $j$ 之间 LOR 的衰减因子可以定义为：

$$ACF_{LOR-ij} = e^{\mu_{LOR-ij}}$$

从而对每个 LOR 的计数  $N_{LOR-ij}$  可以校准为:

$$N_{LOR-ij} = N_{LOR-ij} * ACF_{LOR-ij}$$

## (2) 学习和迭代重建融合的算法

以上基于迭代的重建算法是基于光子运动的物理模型而针对性设计的, 因此具有很强的可解释性和泛化性, 可以确保生成的 PET 图是“眼见为实”的。但是相比于基于数据驱动的机器学习的方法, 基于模型的重建算法不能充分挖掘数据中的固有模式, 实现更好的成像效果。随着机器学习技术的发展, 已有不少研究尝试使用机器学习的方法来实现 PET 重建。但是基于学习的方法通常不具有可解释性, 也很难具有泛化性, 在遇到不同于训练数据分布的时候, 往往不能产生令人满意的效果。而融合基于模型的方法和学习的方为一个整体, 可以兼具物理模型算法的可解释性泛化性以及深度学习的性能提升能力, 因此成为研究热点。

本项目拟基于以上改进的预处理和迭代算法, 构建模型和数据双驱动的 PET 重建算法, 实现高质量的 PET 图重建, 且兼具可解释和可泛化。可能的重建算法如图 4 所示。

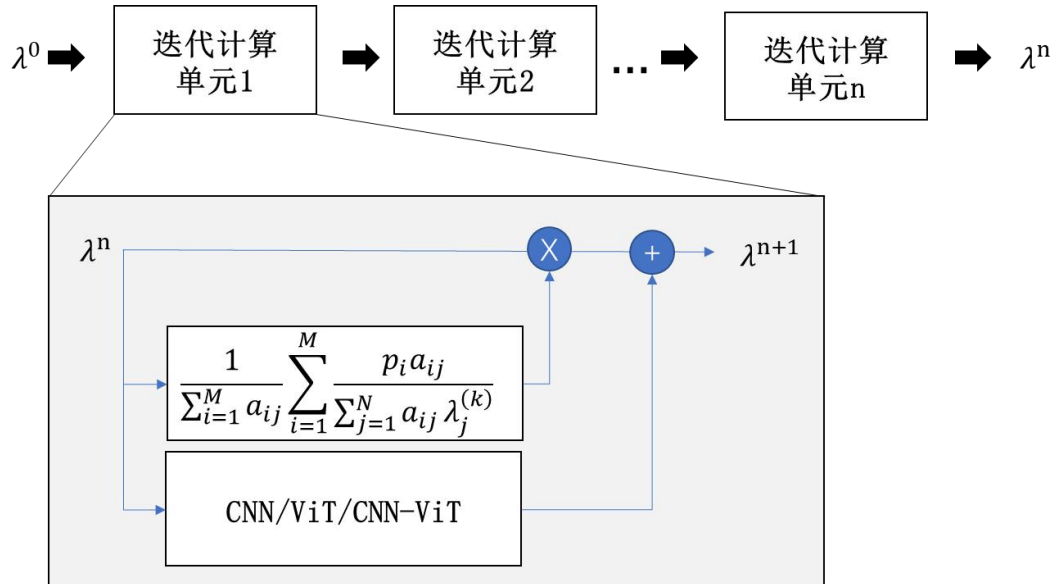


图4. 融合学习和迭代重建的算法

具体而言, 拟设计的算法的基础单元具有两个运算模块: 1) MLEM 更新模块; 2) 神经网络重建模块。对于神经网络重建模块, 因为输入和输出要求是同样大小, 因此有很多已有的备选网络模型, 例如 U-Net。值得指出的是, ViT 由于其全局注意

力机制最近得到了广泛关注，考虑到脑部的结构特征和一定程度的对称特性，将 ViT 引用到重建算法中可能会带来比较好的质量提升。为此，本项目拟设计以下类 U-Net 的 ViT 网络（如图 5 所示）实现以上重建算法。

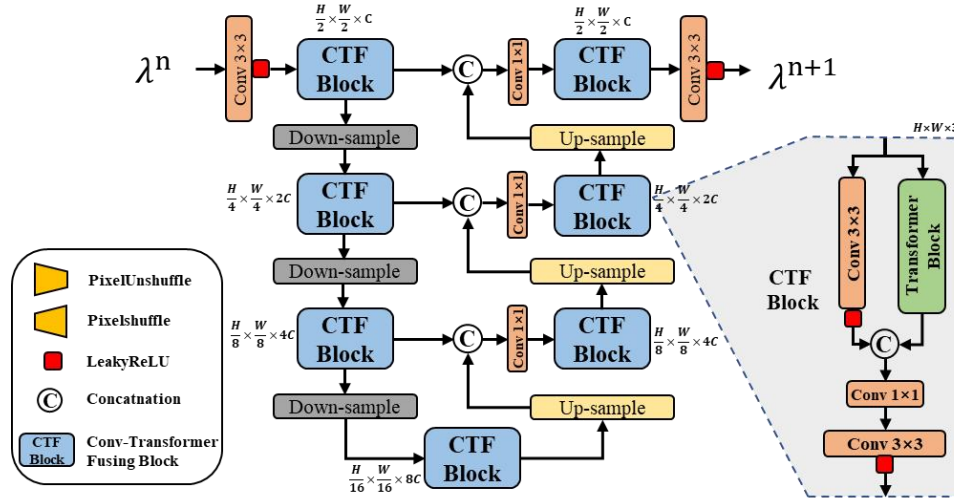


图5. ViT和CNN结合的重建模块

该神经网络架构设计的特点是将卷积和 Transformer 结合起来，形成一个 Conv-Transformer Fusing (CTF) 模块，用于在 U-Net 的编码器和解码器之间进行特征融合。CTF 模块包含两个子模块：局部注意力模块和转置自注意力模块。局部注意力模块用于捕捉图像中的局部信息，而转置自注意力模块用于捕捉图像中的全局信息。转置自注意力通过在特征映射的通道上应用自注意力机制而不是空间维度，将自注意力机制的复杂度从二次降至线性。因此可以预见，该网络可以在较低的计算量下实现较好的重建效果。

可解释性可泛化性是 PET 重建的必需要求，而以上的基于模型的迭代重建算法可以确保生成的 PET 图能够反映真实的放射性分布。而深度学习模型的加入可以充分利用已有的数据来提升重建的性能。

## 2.基于生成模型增强的去伪影方法

为确保受试者安全，临床上通常使用尽可能低的放射性剂量，因此 PET 扫描时间不可避免地需要延长，此时受试者的呼吸等运动会导致脑部 PET 图像出现运动伪影，造成图像分辨率和对比度下降。以脑部肿瘤为例，运动模糊会导致受试者肿瘤边界模糊，引起对肿瘤目标体积过高估计和放射性浓度过低估计，从而严重影响肿

瘤诊断的准确率和放疗计划的精确性。目前关于 PET 呼吸运动伪影校正的研究大都是针对呼吸门控采集的图像进行配准和图像重建，而呼吸门控设备价格昂贵，从而相应的配准和重建运动校正方案仍不能在临床中得到广泛应用。

本项目尝试对动态 PET 成像中的伪影校正进行探索研究。静态 PET 扫描在注射示踪剂后等待 20-40 分钟后进行，扫描时间短，直观反映组织对示踪剂的吸收情况，临床应用广泛。而动态 PET 检查是一个连续采集过程，可以利用动力学模型定量分析肿瘤组织对放射性标记的葡萄糖分子的净摄取率，因此可以对肿瘤微小代谢变化做出早期评估，更直接、有效地反映示踪剂的摄取。但因其扫描时间长（通常可达一小时）、易受运动伪影干扰、分析复杂等因素限制了临床应用。

在已有的动态 PET 运动校准中，如果能将信号弱的低计数 PET 图像转换为高计数图像，则更有利于图像校准。而最近的研究中已经表明 cGAN 方法在将低计数 PET 图像转换为高计数图像方面具有很大的潜力，并且高计数图像的创建可以增强检测运动伪影所需要的重要的图像特征，提高随后的配准的性能。因此本项目拟构建一个条件生成模型作为数据驱动方法来促进脑动态 PET 研究中无意识受试者运动校正。除了 cGAN，本项目也将尝试其他生成模型，例如扩散模型，流模型等，如图 6 所示。下面以 cGAN 为例说明可采取的方法。

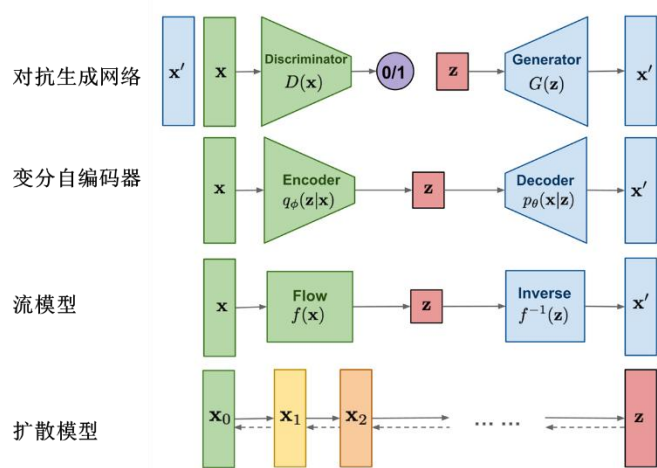


图6.生成网络模型的几种实现方式

cGAN 的核心思想是学习从观察图像  $x$  和随机噪声向量  $z$  到输出图像  $y$  的一个映射 ( $G: \{x, z\} \rightarrow y$ )，该映射将两个图像模式联系起来，可以通过输入和输出图像

$(x \rightarrow y)$ 之间真实对应关系的训练集来“学习”（例如，低计数到高计数图像）。因此利用 cGAN 可以学习如何从注射后某一特定时间（例如，2-3 分钟）获得的 PET 图像得到稍后时间（例如，55-60 分钟）的 PET 图像。在本项目的 3D-cGAN 实现中，使用相应的低计数（早期）和高计数（后期）PET 帧图像对来定义映射操作( $G$ )，损失函数表示为：

$$h_{cGAN}(G, D) = E_{x, y}[\log D(x, y)] + E_x[\log(1 - D(x, G(x)))]$$

其中， $G$  试图最小化损失函数( $h_{cGAN}$ )，而  $D$  努力最大化它。最终损失函数可表示为：

$$L = \operatorname{argmin}_G \max_D h_{cGAN}(G, D)$$

本项目使用普通的卷积网络作为判别器，使用类似 U-net 架构作为生成网络，以低计数 PET 图像作为输入而高技术 PET 图作为输出。在通过 cGAN 获得的高计数图像之后，将 55-60 分钟注射后的 PET 图作为参考帧 ( $F_{ref}$ )，对所有其他帧进行运动校正，随后使用标准的 Insight 分割和配准工具包 (ITK1.2.4) 将它们配准到  $F_{ref}$  上，从而得到最终的无伪影的 PET 图。以上网络模型为初步的方案，实际工作中会根据实验结果有针对性地调整并改进相关结构。

#### (四) 实验手段:

实验平台方面，本项目基于 PyTorch 的深度学习平台，建立周向分布相机系统并利用已有技术建立立体视觉成像系统，利用脑 PET 设备和立体视觉系统的数据进行实验，迭代更新设计方案，最终得出有效的全流程成像方法。

在 PET 重建方面，本项目首先研究基于 OSEM 算法和展开神经网络，构建模型和数据双重驱动的重建算法，融合两种方法的优势，提升 PET 重建的效果又保持算法的可解释性。对于数据方面，本项目拟使用仿真系统来模拟提出的立体视觉系统和 PET 系统，生成大量的仿真数据用来辅助算法的早期设计和验证。基于仿真确定最佳方案之后，将在合作单位实验平台开展体模性能验证实验。

在以上实验中，本项目拟尝试不同的网络架构，包括 ViT，CNN 以及混合自注意力机制和局部注意力机制的网络模型。同时探索不同损失函数对结果的影响。对



于生成的 PET 图像，可以采用一些评估指标，如 SNR、RMSE 等，评估重建结果的质量和准确性，并注重专业医生的意见，不断调整，最终得出高质量细粒度的 PET 图。

本项目的验证性实验将基于依托单位和合作单位已研发出的脑 PET 设备。该 PET 的探测器围绕球体（内部直径 32 厘米）布置，前部 25 厘米直径开口。PET 的闪烁模体块将由 SiPM 阵列读出的 3 层 LSO 块组成，这些模块中 679 个的立体角覆盖率约为 71%，所选 LSO 晶体长度为 2.35cm，对 511keV 光子检测效率为 90%。与之前的 PET 设备相比，拍摄出来的脑 PET 图像更加清晰，有利于准确诊断疾病。同时合作单位中加健康研究院具有核素实验资质(合环辐审〔2022〕002 号)，可确保验证性实验的开展。

四、项目特色与创新点

项目特色:

将基于物理模型的迭代算法嵌入到深度学习模型中，构建一个模型和数据双驱动的展开深度学习模型来实现 PET 的图像高效重建。使用条件生成网络来辅助增强重建的 PET 图像，从而实现脑动态 PET 研究中无意识受试者运动校正。

由此生成的高清晰度 PET 图像将推动 PET 成像技术的进步和大众化发展，有利于早期发现和干预 AD 这类脑部疾病。这对于脑疾病的早期筛查和预防具有重要意义，可降低许多家庭的经济和精神压力，并节约大量的医疗资源。对于应对老龄化问题和减缓养老压力具有重要意义。

创新点:

(1) 本项目设计了一种基于物理模型和数据双驱动的 PET 图像重建方法，该方法将迭代算法嵌入到深度学习模型中，实现 PET 图像重建的高效性和可解释性。

(2) 本项目在后处理阶段进一步加强对伪影的处理，构建一个条件生成模型作为数据驱动方法来促进脑动态 PET 研究中无意识受试者运动校正，确保 PET 成像可以抵抗扫描中的运动导致的伪影。

五、项目研究进度安排

本项目的进度安排如下:

- 1、完成基于物理模型的 PET 图像重建方法设计  
(2024 年 1 月-2024 年 4 月)
- 2、完成基于数据驱动的 PET 图像重建方法设计  
(2024 年 4 月-2021 年 7 月)
- 3、完成构建条件生成模型促进脑动态 PET 研究中无意识受试者运动校正  
(2024 年 7 月-2024 年 10 月)
- 4、系统实现，实现 PET 图像重建的高效性和可解释性，并改善伪影问题  
(2024 年 10 月-2024 年 11 月)
- 5、申请发明专利，撰写学术论文  
(2024 年 11 月-2025 年 3 月)
- 6、完成并完善项目技术报告、结题报告  
(2025 年 3 月-2025 年 4 月)

六、项目经费使用计划

科目	拟申请经费（单位：元）	申请理由
专利申请费	3000	申请专利的费用
实验费	4000	PET 检测获得实验数据
图书资料费	1000	购买书籍资料，电子资源等
论文版面费	4000	论文出版的费用
合计 (单位：元)	12000	

七、项目预期成果

- 1、完成数据和模型双驱动的脑部正电子发射断层扫描成像方法及去伪影算法的设计，并运用至 PET 图像重建，实现高效性和可解释性。
- 2、创新课题结题报告 1 份；
- 3、发表论文 1 篇或申请专利 1 项；
- 4、与其他公司合作、投入实际应用。

八、项目诚信承诺

本项目负责人和全体成员慎重承诺，该项目不抄袭他人成果，不弄虚作假，先诚实做人，再诚信做学问和研究，按项目进度保质保量完成各项任务。

项目负责人签名：杨跃新

项目组成员签名：冯瑞晞 魏冉  
朱凯文 陈诺

2023 年 12 月 03 日

2023 年 12 月 03 日

指导教师意见：

签 名：

年 月 日

院系意见：

签名盖章：

年 月 日

学校意见:

签名盖章:

年 月 日