

第二章 国内外研究现状及分析

2.1 研究概况

2.1.1 辐射场重建算法类型

在三维辐射场重建的研究中，根据对先验信息利用方式的不同，相关算法大致分为两类：**正向建模算法**和**反向重构算法**¹。正向建模是指在已知辐射源项条件和介质参数的前提下，通过物理模型或数值模拟计算出理论上的辐射场分布。例如，经典的**蒙特卡洛方法**、**离散纵坐标法**（Discrete Ordinates Method, DOM）以及**点核积分法**都属于正向建模范畴²。这类方法利用辐射传输的物理原理，从源头出发“正向”地推演场分布，通常能够准确反映复杂几何结构和介质相互作用，但计算代价往往较高。

与之相对，**反向重构算法**利用监测获得的有限辐射数据，通过数学插值或反演算法来重建实际辐射场分布²。典型的反向重构方法包括**线性插值法**、**反距离加权法**（Inverse Distance Weighting, IDW）、**克里金法**（Kriging）以及基于物理模型的**有限元反演**等²。这些方法在源项未知、仅有观测数据的情况下发挥作用，可以在一定程度上弥补直接模拟的不足。然而，由于缺乏对底层物理过程的直接考虑，传统插值/重构方法在数据稀疏或噪声较大时精度可能受限。

2.1.2 辐射场重建算法的GPU加速

近年来，为了克服大规模计算的效率瓶颈，高性能计算领域兴起了利用**图形处理单元**（GPU）进行通用计算的技术。GPU最初用于图形渲染，但由于其具备成百上千个流处理器，可以并行执行大量计算任务，非常适合于科学计算中的密集型并行场景^{3 4}。通过CUDA、OpenCL等并行编程模型，研究者可以将计算密集的算法内核移植到GPU上执行，从而显著加快运算速度³。对于辐射场建模与重构中的各类算法，GPU加速主要有两种途径：^{5 6}（1）深度优化算法实现，将核心计算重构为并行友好的形式；（2）使用通用并行工具直接对算法进行并行化改造。第一种方式要求对算法原理非常透彻，从底层改写以消除瓶颈；第二种方式利用现有并行框架快速移植算法核心计算，如将大量独立任务分发到GPU的多处理器上并行完成⁶。实践中，第二种方式不需要完全重写算法而能获得较高加速比，因而被广泛采用⁷。在辐射场重构领域，引入GPU加速技术有望大幅提升正向模拟和反向重构的实时性，为核辐射监测和防护提供支撑⁸。

2.2 国内外研究现状

2.2.1 蒙特卡洛方法的GPU加速

蒙特卡洛（Monte Carlo）方法是辐射场正向建模的经典工具，广泛应用于粒子输运和剂量计算。其优点在于对复杂几何和多重散射、吸收过程的高保真模拟，但缺点是计算量庞大，收敛速度较慢，尤其在要求低统计误差时需要大量粒子历史⁹。针对这一问题，不少学者探索了蒙特卡洛算法的并行加速。Jahnke等人（2012年）开发了基于Geant4代码的GPU蒙特卡洛剂量计算程序GMC（GPU Monte Carlo），在单块NVIDIA GTX 580上相对于单核CPU获得了**平均4860倍**的加速比，同时计算精度与CPU结果高度一致¹⁰。这表明，通过将粒子输运过程划分为独立的相互作用事件并在GPU上并行处理，可以极大提升模拟效率¹¹。Smith等人也尝试将GPU用于蒙特卡洛粒子跟踪，加速了质子治疗中正电子发射核素产生的模拟，为PET影像验证提供了更快速的计算手段¹²。此外，Jones等人提出了基于GPU的**轨迹重演算法**用于质子治疗剂量计算，在确保与传统全模拟结果一致的前提下，将计算速度提高了约**40倍**，显著加快了剂量分布评估¹²。值得一提的是，Li Weiguang等人（2023年）使用新兴的Taichi计算框架实现了跨平台的GPU蒙特卡洛质子剂量引擎，相比传统CUDA实现加速**超过5800倍**，且代码量减少一个数量级，展示了GPU加速在医学物理计算中的巨大潜力¹³。

总体而言，GPU并行显著提升了蒙特卡洛正向模拟的性能，使得实时辐射场计算成为可能。然而由于蒙特卡洛本身仍存在方差收敛慢的弱点，在实时、大规模场景下其计算成本依然较高¹⁴。相较之下，更加简化的**点核积分法**因结构相对简单，在特定场景下有望以更快速度评估辐射场分布¹⁴。因此，近年来一些研究开始将目光转向点核法的优化。

2.2.2 点核积分法的GPU加速

点核积分法是一种正向模拟近似算法，通过将扩展辐射源离散为一系列点源，累积计算各点源在介质中对目标点的贡献来得到辐射场¹⁵。该方法计算过程相对直观，适合于几何结构较简单或远场近似的情况。但在大规模三维计算时，点源数量巨大也会带来显著的运算开销。目前关于点核积分法的GPU加速研究较为有限。Zhang等人（发布日期不详）开发了GPU并行的点核积分代码**GPPK**，用于辐射控制区内伽马剂量率的虚拟模拟。结果显示，GPU版本相比CPU **速度提高约20倍**，显著提升了模拟效率^{16 17}。这是少数几篇专门针对点核法加速的报道之一，表明该方法在GPU上的性能潜力。鉴于点核积分法在核工程领域（如屏蔽体剂量评估）有重要应用价值，这一结果为后续研究提供了有益参考。此外，由于点核法算法结构与卷积运算类似，也有学者提出可借鉴快速多极子法、空间分块等策略进一步减少计算量，为GPU加速提供更大发挥空间。

2.2.3 离散纵坐标法的GPU加速

离散纵坐标法（又称离散方向法）是求解辐射传输方程的确定性数值方法。它通过对角度空间进行离散，将原本含角度积分的输运方程转化为一组沿固定方向的偏微分方程，然后采用差分或有限元等手段求解。这种方法在处理各向异性散射和多层介质方面有优势，但由于需细化角度剖分，计算规模庞大，且在各向异性很强或光学厚薄不均的介质中可能出现**射线效应**，影响精度¹⁸。

近年一些研究将GPU并行用于离散纵坐标法的加速。丁林杰等人（发表年份未明确）针对经典三维输运测试程序Sweep3D进行了GPU改写和优化¹⁹。他们将Sweep3D重构为组件化结构，并利用P-COM2组件化编译器和CUDA将关键计算内核下 offload 至GPU，大幅提高了执行效率^{20 21}。测试显示，在 $100 \times 100 \times 100$ 和 $200 \times 200 \times 200$ 网格规模下，GPU加速版本比原始CPU版本分别加快约2倍和近4倍（在多处理器并行的情形下）²²。Efremenko等人（2017年）开发了基于CUDA的**辐射传输模型**（RTM）程序，针对多流（多个角度）和双流（两个角度）情形分别实现了约20–50倍的加速，相对于单线程CPU算法取得了数量级的性能提升²³。他们在实现中充分利用了GPU异步数据传输和CPU/GPU协同计算，以减少通信开销并提高并行效率^{24 25}。此外，Deakin等人（2016年）利用OpenCL框架对另一离散纵坐标代码SNAP进行跨平台并行，加速比相对于多核CPU达到**2.5–4倍**²⁶。总体而言，这些研究证明了在求解辐射/粒子输运方程的确定性方法中，GPU并行可以取得显著效果。不过需要注意，在离散网格较粗或计算规模不大时，GPU的优势可能不明显，例如当矩阵规模小于 512×512 时，GPU与CPU性能相当²⁷。

2.2.4 反距离加权法的GPU应用及相关研究

反距离加权法（Inverse Distance Weighting, IDW）是一种简单的确定性插值方法，其思想是利用已知采样点的观测值按照距离远近加权平均来估计未知点的值。由于其实现简便、计算快速，IDW常用于环境辐射剂量率等空间场的可视化估计。然而，IDW未考虑空间相关结构，可能出现插值偏差，尤其在数据分布不均时效果较差。针对提高重构精度的需求，研究者也尝试结合GPU加速和改进算法来拓展IDW思路的应用范围。**康普顿相机**成像是辐射场重构的一个特定场景，Wu等人（2021年）提出了一种基于锥面采样反投影（CSS-BP-SC）的三维重建方法，并通过GPU加速实现了高速成像²⁸。他们在蒙特卡洛模拟和实验中验证，该方法在保证图像质量与传统迭代重建相当的同时，重建速度提升**超过664倍**^{29 30}。例如，对于小鼠体内放射性分布的重建，传统算法需数小时，而GPU加速的新算法仅用数十秒即可完成³⁰。这一成果表明，通过结合高效反投影算法与GPU并行，即使是复杂的三维辐射成像问题也能获得大幅加速，为实时成像提供了可能。尽管严格而言CSS-BP-SC并非传统IDW插值，但其思路体现了利用GPU提升空间重构速度的价值。总体来说，在反向重构方向，引入GPU可以极大缓解插值类算法在大数据量下的计算压力，使得更精细的空间插值成为可能。

2.2.5 克里金法的GPU加速研究

克里金法是一种基于随机场理论的最优插值方法，广泛应用于地质、环境等领域的空间预测。在辐射场重构中，克里金能够利用测点的空间相关性对未知区域进行最优无偏估计，在数据噪声和不规则采样情况下通常比简单插值更精确。然而，克里金法需要估计和求解协方差矩阵，计算复杂度随样本数迅速增加。在大规模三维辐射场数据重建时，直接应用克里金可能计算开销巨大。目前公开文献中，几乎没有直接针对辐射场克里金加速的报道³¹。但在其他领域，已有学者成功实现了克里金算法的并行加速，为本课题提供了借鉴。Cheng等人（2013年）提出了在NVIDIA CUDA架构上加速**通用克里金**（即含漂移项的克里金）的方法，通过优化内存访问和并行计算，将地学数据插值的速度提高了近**18倍**³²。Zhang等人（年份不详）采用OpenCL框架，结合CPU和GPU的异构并行，开发了**时空克里金**算法，相对于传统串行实现提速约**3.2倍**³²。此外，Liu等人（年份不详）针对单精度和双精度数据分别实现了GPU克里金计算，结果显示在单精度下GPU可达**600倍**加速，在双精度下约**350倍**加速³³。这些成果表明，利用GPU并行化矩阵运算与线性代数内核，可以大幅提升克里金插值的计算效率。对于辐射场这样需要处理海量测点和网格的应用来说，GPU加速的克里金法有潜力在保证精度的同时实现准实时的场重构。

需要指出的是，克里金法在GPU上的高效实现仍有一定挑战，特别是在协方差矩阵规模很大时内存和并行调度成为瓶颈。此外，不同硬件架构下的性能差异也需要考虑。尽管辐射防护领域目前相关研究较少，但借鉴地学和遥感中的经验，**GPU克里金**完全可以应用于核辐射场的监测数据插值，为辐射分布的快速评估提供支持

³⁴。

2.2.6 物理信息神经网络（PINN）方法及其应用

2.2.6.1 PINN基本原理

近年来，随着深度学习在科学计算中的兴起，**物理信息神经网络**（Physics-Informed Neural Network, PINN）作为一种新型计算方法受到了广泛关注³⁵。PINN的核心思想是将**物理模型方程（如微分方程）**融入神经网络的训练过程，通过在损失函数中加入偏微分方程残差、初边值条件等物理约束，引导网络逼近满足物理规律的解³⁵。与纯数据驱动的网络不同，PINN在训练时既要拟合观测数据，又要尽量满足底层物理定律，因此在数据稀疏或含噪情况下仍能给出符合物理规律的结果³⁵。这一特性使PINN在**求解偏微分方程**以及**反演未知参数**等问题上展现出强大能力，对于许多传统数值方法难以处理的反问题提供了新思路³⁶。例如，Raissi等人（2019年）的开创性工作证明了PINN能够准确求解流体力学和量子力学中的一系列PDE问题，同时还能通过少量观测数据反推出系统参数，从而将**数据与模型**有机结合³⁵。PINN的训练通常采用自适应权重调整、多域分解等技术来提高收敛效率，而现代GPU的强大算力也为PINN训练提供了支撑。

总的来说，PINN将物理知识融入了机器学习模型，能够在一定程度上避免“只凭数据说话”可能导致的物理不合理现象。虽然在高维问题上PINN训练仍较耗时，且对网络结构和超参数较敏感，但其在复杂系统建模中的潜力已得到公认³⁷。下一步的关键在于改进优化算法和网络表达能力，以应对更高维度和更stiff（刚性）方程的挑战。

2.2.6.2 PINN在辐射场重建及类似问题中的研究

PINN方法因其对**逆问题**的独特优势，近年来被尝试应用于各类场重建和参数辨识问题，包括**辐射场重建**或与其类似的物理建模领域。Mishra和Molinaro等人（2023年）提出了一种基于PINN求解**辐射传输方程**的新算法，将PINN应用于高维辐射强度场的模拟中³⁸。他们的研究表明，PINN在求解**辐射传输**正问题时实现了良好的精度和稳定性，并且易于实现和并行加速³⁸。更重要的是，该团队还探索了PINN用于**辐射传输逆问题**（例如由探测数据反演源分布）的可能性，结果显示PINN能够高效地模拟这类逆问题，证明了其在复杂介质辐射场计算中的应用潜力³⁸。

在核工程领域，已有学者将PINN用于求解**中子扩散方程**等反应堆物理问题。例如，Dong等人（2022年）将PINN应用于**多维中子扩散**计算，验证了PINN在预测反应堆堆芯中中子通量分布方面的准确性，并展示了较好的计算效率³⁹。这一研究表明，即使在高度非线性的核科学问题中，PINN方法也能取得与传统数值解接近的结

果,同时具有无需网格剖分、可并行训练的优势。此外,在**声学**和**流体力学**领域,PINN已成功用于根据有限观测重建完整场。Yokota等人(2022年)将PINN用于模拟管式乐器中的声场,用噪声干扰的少量传感器数据重建了一维声压分布,并准确识别了未知的模型参数^{40 35}。结果表明,PINN在辐射边界条件未知、数据有限的情况下,仍能可靠地重构声学场分布⁴¹。类似地,某些研究将PINN用于**湍流场重建**和**大气气象场补全**等场景,当观测数据稀疏时,PINN通过嵌入流体力学方程,可以重建出比传统插值更合理的高分辨率场结构⁴²。例如,在室内空气流动重建中,有研究比较了PINN与普通插值、纯数据驱动神经网络的效果:结果显示PINN方法重建的流场在物理一致性上明显更优,当传感器数量仅有16个时,PINN仍能给出优于其他方法的结果⁴²。这一现象归因于PINN利用了Navier-Stokes方程等物理先验,因而即使数据极其有限,仍可通过物理约束来推断流场的细节。

综上所述,PINN在辐射场或类似物理场重建中的应用研究正逐步展开。虽然目前直接关于“三维辐射场分布”采用PINN重构的公开报道还不多,但从相关领域的成功案例可以推断:对于满足一定物理模型的辐射场,例如服从泊松方程或扩散方程近似的剂量率场,PINN有望凭借对物理规律的内嵌来提高重构精度³⁵。同时,PINN擅长处理测点稀疏、噪声较大的情况,在辐射监测数据缺乏全面覆盖时,或可作为传统插值方法的有力补充。

2.3 不同方法的适用性与优劣比较

经过上述综述,可以发现多种辐射场重构方法各有其适用情景和优劣特点。**正向建模**类方法(蒙特卡洛、离散纵坐标、点核积分等)依赖明确的物理模型,优点是在源项和介质已知时能提供高度真实的场分布,缺点是计算代价高、实时性差^{9 43}。其中蒙特卡洛方法适用于任意复杂介质且易于并行,但在含有**高度非均匀**的介质时收敛会变慢,并需要大量样本才能降低误差⁹。离散纵坐标法在**各向异性散射**问题上表现良好,但当介质光学厚薄不均时可能产生射线伪影,且网格离散在细节与性能间需权衡¹⁸。点核积分法对简单几何场景提供了一种快速估算手段,但缺乏严格精度保证,通常作为近似或初估方案。

反向重构类方法(插值与反演算法)在测量数据充分时能够较快给出结果。其中线性插值和反距离加权实现简单,适合**数据分布均匀**且变化平缓的场景;但在测点分布不均或梯度陡峭区域,这些方法往往误差较大,可能低估极值或产生非物理振荡。克里金法因为考虑了空间相关结构和随机效应,相对更加健壮:在数据较丰富且符合平稳假设时,克里金能提供**最优无偏**的估计,并给出估计方差作为不确定性指标。然而,克里金对**数据稀疏**的情况也不擅长,如果待估位置远离已知点,预测结果的可信度会显著下降,而且可能外推出不符合物理常识的值(例如在不存在源的区域给出非零剂量等)。此外,克里金需要预先假定和拟合**变异函数**,当辐射场的空间相关性因屏蔽、遮挡等效应出现不规则模式时,简单的变异函数模型可能无法准确描述,降低了插值效果。

PINN方法作为新兴的第三类思路,综合了物理模型和数据驱动的优点。对于**数据稀疏或不均**的重构任务,PINN由于内嵌了物理规律,能够“猜测”出未测区域的场值走向,使结果更加符合实际物理场的整体分布⁴²。例如在前述流场重构研究中,传感器分布有限的情况下PINN仍能重建出主涡旋结构,而常规插值法难以做到⁴²。应用到辐射场上,可以想见:当监测点布局稀疏时(比如受限于场地条件只能放置少量探测器),传统插值可能遗漏热点或估算不出屏蔽阴影后的低值区,而如果使用包含辐射传输物理的PINN,则可依据物理约束推理出这些特征。然而,PINN也有不足之处:首先其模型需要**已知的物理方程**,若辐射场缺乏简单数学模型(如存在复杂几何散射、多源混合等)则建立PINN损失函数会很困难;其次训练PINN本身耗时不菲,特别是对于三维问题需要强大的GPU支持才能在合理时间内收敛。此外,在数据非常充足且可靠的情况下(例如监测网格足够密集均匀),PINN的物理约束反而可能成为一种累赘,此时直接采用GPU加速的克里金或其他插值即可快速给出高精度结果,无需额外训练开销。

综上,不同方法各有**适用的数据条件**:当观测数据点密集且覆盖均匀时,优先考虑如GPU-克里金这类成熟的插值方法,能够以较小计算代价获得精细重构结果;而当数据点稀少、分布不规则乃至伴有较大测量噪声时,引入PINN等结合物理的方法则更为稳妥,能利用先验物理知识弥补数据空白。从理论上讲,这两类方法可以形成**互补的双策略框架**:根据实时获取的数据布站情况,自动选择GPU加速的克里金插值或PINN重构,以期在保证精度的同时,将计算效率提升至最大。在实际应用中,这一框架需要综合考虑计算资源和时间要求。例如,对

于需要**实时监测**的大规模辐射场，如果传感器网络足够密集，可直接运行GPU插值达到秒级更新；反之在传感器有限的情况下，可启动PINN模型进行物理约束的重构，牺牲一些计算时间换取对关键区域剂量的合理估计。当前国内外尚无文献直接提出这种按数据分布自适应选择算法的策略，但本课题在综述以上研究成果的基础上，将这一思想付诸实践，有望在理论上和技术上取得创新。³⁴ 综述所示，GPU加速技术为传统算法带来新生，而PINN等新方法为解决稀疏数据难题提供了新路径，两者结合将推动三维辐射场重建朝着更高效、更智能的方向发展。

1 2 3 4 5 6 7 8 12 14 15 16 17 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 开

题报告最新版.docx

file:///file-GbFbiemPX7oL3JgtFMcXuL

9 18 38 43 Physics Informed Neural Networks for Simulating Radiative Transfer

<https://arxiv.org/html/2009.13291v3>

10 11 GMC: a GPU implementation of a Monte Carlo dose calculation based on Geant4 - PubMed

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/22330587/>

13 GPU-based cross-platform Monte Carlo proton dose calculation engine in the framework of Taichi : Li : Free Download, Borrow, and Streaming : Internet Archive

<https://archive.org/details/ChinaXiv-202306.00048V1>

35 36 37 40 41 Acoustic Field Reconstruction in Tubes via Physics-Informed Neural Networks

<https://arxiv.org/html/2505.12557v1>

39 Deep learning-based prediction of transient power variation in ...

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0149197025001544>

42 Indoor airflow field reconstruction using physics-informed neural ...

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360132323005905>