基于物理先验神经网络的μ子轨迹重建算法

吴禹非　李雨芃　陈欣南　高春宇　唐晨阳　卢巧灵　许思垚　汤秀章

（中国原子能科学研究院　北京　102413）

摘要　宇宙射线μ子因其出色的穿透能力，在核材料识别与结构成像等领域具有重要应用。传统μ子成像方法主要包括基于吸收的透射成像与基于多重库仑散射的散射成像。其中，以PoCA（Point of Closest Approach）算法为代表的散射成像方法多基于单次散射近似，难以准确描述μ子在高密度介质中的真实轨迹，限制了图像的分辨率与成像效率。针对这一局限，本研究提出了一种结合物理先验信息与神经网络建模的轨迹重建算法——MuPINN（Muon Physics-Informed Neural Network）。该方法通过多重库仑散射的高斯近似建模，利用μ子入射、出射信息与介质参数，构建神经网络预测其非线性传播路径，并设计包含数据拟合和物理约束的复合损失函数，提升模型精度与泛化能力。以乏燃料干式贮存罐（Dry Storage Cask，DSC）为研究对象，进行了两种算法μ子轨迹重建效果对比研究，结果表明，MuPINN能够在低通量条件下重建高质量图像，其结构相似性指数和峰值信噪比均优于PoCA算法，事件利用率和空间分辨能力得到有效提高。

关键词　μ子成像，多重库伦散射，轨迹重建，物理先验，神经网络

中图分类号　TL99

DOI: 10.3724/j.0253-3219.2026.hjs.49.250317

CSTR: 32193.14.hjs.CN31-1342/TL.2026.49.250317

A muon trajectory reconstruction algorithm based on physics-informed neural network

WU Yufei　LI Yupeng　CHEN Xinnan　GAO Chunyu　TANG Chenyang
LU Qiaoling　XU Siyao　TANG Xiuzhang

(*China Institute of Atomic Energy*, *Beijing 102413*, *China*)

Abstract　**[Background]** Cosmic ray muons, due to their excellent penetrating ability, have important applications in nuclear material identification and structural imaging. Traditional muon imaging methods mainly include absorption-based transmission imaging and multiple Coulomb scattering-based scattering imaging. Scattering imaging methods represented by the Point of Closest Approach (PoCA) algorithm are mostly based on the single-scattering approximation, which fails to accurately describe the true trajectories of muons in high-density matter, thereby limiting image resolution and reconstruction efficiency. **[Purpose]** This study aims to develop a muon trajectory reconstruction method that overcomes the limitations of single-scattering and enhances both imaging accuracy and computational efficiency. **[Methods]** Firstly, a trajectory reconstruction algorithm termed MuPINN (Muon Physics-Informed Neural Network) was proposed in which the model was built by combined Gaussian

国家核能开发科研基金项目(No.HNKF202225(36))资助

第一作者：吴禹非，男，1994年出生，2017年毕业于利兹大学，现为博士研究生，研究领域为核探测技术及应用

通信作者：汤秀章，E-mail：cloudu@sina.com

收稿日期：2025-08-21，修回日期：2025-11-12

Supported by the Nuclear Energy Development and Research Fund (No.HNKF202225(36))

First author: WU Yufei, male, born in 1994, graduated from University of Leeds in 2017, doctoral student, focusing on nuclear detection technology and applications

Corresponding author: TANG Xiuzhang, E-mail: cloudu@sina.com

Received date: 2025-08-21, revised date: 2025-11-12

approximation of multiple Coulomb scattering. Then, a dual-branch neural network was utilized to predict nonlinear muon propagation paths from incident and exiting trajectory parameters, and the compound loss function was designed to combine data-driven fitting and physical constraints. Finally, a spent-fuel dry storage cask (DSC) was selected as research object and Geant4 simulations with various muon events were conducted to evaluate reconstruction performance of muon's trajectory reconstruction using both PoCA and MuPINN algorithms. **[Results]** The comparison results demonstrate that MuPINN can reconstruct high-quality images under low-flux conditions. Compared with the conventional PoCA and ML/EM algorithms, MuPINN improves the structural similarity index measure (SSIM) by 23.8% and the peak signal-to-noise ratio (PSNR) by 16.2%, while reduces the required muon events by nearly 40% to reach comparable image quality. **[Conclusions]** The proposed MuPINN algorithm in this study effectively integrates physical modeling with neural networks, achieving superior reconstruction accuracy and efficiency. These results confirm its potential for real-time monitoring and non-destructive imaging of high-density nuclear materials.

Key words Muon imaging, Multiple coulomb scattering, Trajectory reconstruction, Physics-informed, Neural network

宇宙射线μ子是由宇宙线与大气相互作用产生的高能带电粒子，质量约为电子的207倍，在海平面的平均能量为3 GeV，具有很强的穿透能力[1]。相比X射线、中子和质子成像等传统手段，μ子成像无需人工放射源，能有效穿透高密度、强屏蔽结构且无放射性危害，安全性高。μ子成像的历史可以追溯至1956年，George[2]首次利用宇宙线μ子估算隧道上方岩层的密度，这项工作验证了μ子探测的可行性。近年来，μ子成像已广泛应用于金字塔[3]和陵墓探测[4]、火山监测[5]、地下结构定位[6]以及核材料[7]与核废料的安全检查[8]等领域，展现出在复杂环境下的结构探测优势。

根据成像机制的不同，μ子成像方法可分为两类：一类是基于吸收效应的透射成像，主要用于密度分布的粗略估计；另一类是基于多重库仑散射（Multiple Coulomb Scattering，MCS）的散射成像，能够对高原子序数材料实现高灵敏识别。其中，现有μ子散射成像方法可分为近似类、统计类和机器学习类三大类别。近似类方法以PoCA（Point of Closest Approach）算法为代表，简化MCS为单次散射事件，通过入射与出射轨迹的最短连线中点作为散射位置进行图像重建[9]。PoCA计算简单且高效，广泛应用于核材料检查[7,10]、核废料监测[8]和地球科学[11]等领域。然而，PoCA忽略了MCS的统计特性，在复杂结构或高密度材料中精度不足，美国洛斯阿拉莫斯国家实验室在核反应堆成像中应用PoCA，指出其在大型目标成像中的局限性[12]。美国橡树岭国家实验室[13]结合μ子动量信息提升了PoCA的性能，南华大学[14−15]通过分解散射角改善了成像质量。统计类方法如最大似然散射角算法（Maximum Likelihood Scattering，MLS）和最大似然散射角和位移算法（Maximum Likelihood Scattering and Displacement，MLSD）[16]通过对MCS的高斯分布建模，后者额外考虑到入射点和出射点的位移，进一步提高图像重建质量。算法具有较高的理论精度，但计算复杂度高且对初始参数敏感。贝叶斯方法引入概率分布作为先验，结合观测数据推断轨迹，在低通量条件下数据不足会导致收敛困难[17]。近年来，机器学习方法兴起逐渐应用于μ子成像，研究方向涵盖了从特征提取到智能识别等多个方面。意大利国家核物理研究所[18]结合深度学习增强技术成功重建出30 cm厚混凝土中的铁筋；中国原子能科学研究院[19]基于卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）实现了材料快速识别；中国科学技术大学[20]结合聚类方法实现了不同原子序数材料的区分及边界识别，南华大学[21]使用长短期记忆网络（Long Short-Term Memory，LSTM）回归算法对μ子定位进行研究。这些方法在不同程度上提升了成像效果，但对训练数据的依赖性较高，缺乏物理约束，泛化能力有限。

为突破上述局限，本研究提出了一种基于物理先验神经网络的μ子轨迹重建算法——MuPINN（Muon Physics-Informed Neural Network）。该方法利用贝叶斯统计建模与多重库仑散射的高斯近似理论，以μ子入射和出射点及介质参数为输出，构建神经网络预测μ子在*xz*与*yz*平面中的非线性投影轨迹。结合μ子探测信息与介质的物理属性，实现了对μ子真实轨迹的端到端建模与拟合。为确保重建轨迹在保持数据一致性的同时满足物理散射规律，损失函数设计中加入了多项约束：包括观测点的坐标误差、轨迹导数的物理正则项以及散射角方差的物理表达式，有效提升了模型的准确性与物理一致

性。与传统散射算法如PoCA相比，MuPINN算法生成的μ子传播路径更符合实际物理过程，显著提升了轨迹重建精度与重建成像质量。研究选取乏燃料干式贮存罐（Dry Storage Cask，DSC）为典型研究对象，利用Geant4构建了包含真实宇宙线μ子能谱与天顶角分布的散射模型，从重建图像质量、缺陷识别效果和事件利用效率等方面对MuPINN算法进行了系统评估。

1 原理

宇宙射线μ子在穿过介质的过程中，会发生大量小角度的库仑散射，这些散射主要由μ子与材料中原子核之间的电磁作用引起。尽管单次散射角度较小，但累计效应会造成μ子传播路径发生显著偏移。μ子散射成像利用这一特性，通过探测μ子在材料中的偏转，重建被测物体的内部结构和材料属性。

根据莫里埃理论（Molière Theory）[22]，当高能带电粒子（如μ子）穿过厚度为L的材料时，其在投影平面上的散射角θ近似服从均值为零的高斯分布。这一分布特性如图1所示，展示了铁、铅、铀三种材料因原子序数和辐射长度的差异，其散射角分布存在明显差别。

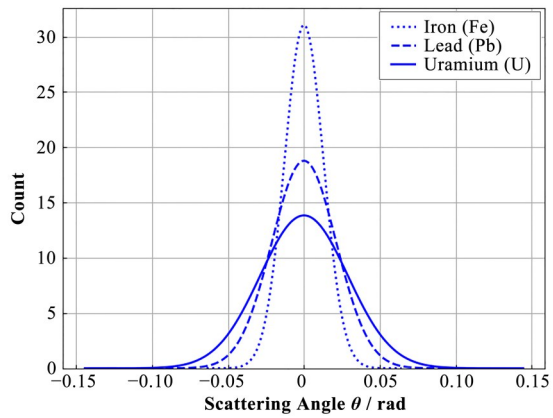


图1 铁、铅、铀三种材料的μ子散射角分布

Fig.1 Diagram of three materials including iron, lead and uranium muon scattering angle distributions

散射角标准差σ_θ的具体表达式为：

$$\sigma_\theta = \frac{13.6}{\beta cp}\sqrt{\frac{L}{L_{\mathrm{rad}}}}\left[1 + 0.038\ln\left(\frac{L}{L_{\mathrm{rad}}}\right)\right] \tag{1}$$

式中：β表示μ子的相对速度；c为光速；p为μ子的动量；L表示穿透材料长度即厚度；L_{rad}为材料的辐射长度。式（1）中的对数修正项$0.038\ln(L/L_{\mathrm{rad}})$用于修正多重散射的统计效应，其影响在高能条件下一般可以忽略。

材料的辐射长度L_{rad}可以通过以下经验公式进行估算：

$$L_{\mathrm{rad}} \approx \frac{A \cdot 716.4}{\rho Z(Z+1)\ln(287/\sqrt{Z})} \tag{2}$$

式中：A为材料的相对原子质量；ρ为密度；Z为原子序数。辐射长度L_{rad}随原子序数Z增大而减小，导致散射角分布加宽，表明μ子在高原子序数材料中具有更强的散射能力。

为了定量描述材料的散射特性，引入散射密度（Scattering density）的概念。定义标准μ子（βc=1，动量p_0=3 GeV）在单位厚度物质中产生的散射角均方根为散射密度λ_{rad}，由式（1）可得：

$$\lambda_{\mathrm{rad}} = \theta_{\mathrm{RMS}} = \frac{\sigma_\theta^2}{L} = \left(\frac{13.6}{p_0}\right)^2 \cdot \frac{1}{L_{\mathrm{rad}}} \tag{3}$$

进一步可推导：

$$\lambda_{\mathrm{rad}} \propto \frac{1}{L_{\mathrm{rad}}} \propto Z \tag{4}$$

由此可见，散射密度与材料的原子序数呈正相关关系，是μ子散射成像中用于区分不同材料的重要物理特征量。

2 蒙特卡罗模拟

研究采用Geant4模拟工具[23]，结合CRY（Cosmic Ray Shower Library）库[24]，进行宇宙射线μ子散射成像的蒙特卡罗模拟。实验使用Geant4构建了物理模型与探测器几何结构，并模拟宇宙射线μ子在穿过被测材料过程中的散射和能量损失行为。μ子源项通过引入CRY库生成，引入海平面处宇宙射线μ子的能谱分布与天顶角分布，从而更真实地再现天然μ子源的特性。

成像系统采用水平放置构型，整体由三组上方入射探测器与三组下方出射探测器构成，μ子位置信息由6个水平排列的漂移管探测器阵列获取，漂移管具备高位置分辨率和高探测效率的优势，受伽马辐射影响小[25]。每个探测器的有效探测面积为300 cm×300 cm，系统在Z方向上的总跨度为720 cm，其中入射端（三层）与出射端（三层）内部各层之间的间距均为60 cm。为简化模拟与数据处理过程，在建模中假设各探测器具备理想的空间分辨能力。

为验证所提出μ子成像重建算法在复杂结构下的适应性，设计了针对典型DSC的成像模拟方案。如图2所示，该干式罐内部可容纳24组燃料组件，每组尺寸为16.8 cm×16.8 cm×386.2 cm，集中排列于罐体中央区域。围绕组件设置多层防护结构，自内而外依次包括：燃料组件仓、混凝土辐射屏蔽层（内半径70 cm，外半径110 cm）、铜制散热层（内半径110 cm，外半径130 cm）以及钢制外壳（内半径

130 cm，外半径 132 cm），整个干式罐高度为 386.2 cm。

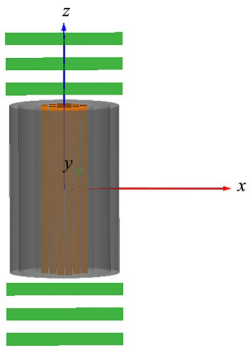


图2 乏燃料干式贮存罐的竖直放置示意图，在上方和下方放置了6个μ子探测器（彩图见网络版）
Fig.2 Diagram of the vertical placement of the spent fuel DSC, with six muon detectors arranged at the top and bottom (color online)

设置实验组和对照组模拟在实际核安全场景中的异常识别与结构辨识能力。实验组从24个组件中删除一个燃料组件（图3），模拟潜在的异常取出情形；对照组保持所有24个组件完整，作为标准重建参考。

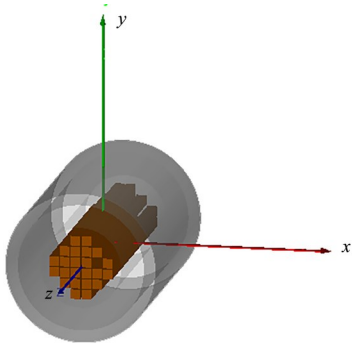


图3 缺少一组燃料组件的乏燃料干式贮存罐模型图
Fig.3 Diagram of a spent fuel cask with one fuel assembly absence

3 μ子轨迹重建方法

3.1 PoCA

PoCA（Point of Closest Approach）算法是μ子散射成像中一种基础且广泛使用的算法，用于估计μ子在物体内部发生散射的位置。该方法假设μ子的整体偏转归功于一次离散散射事件，而非多重库仑散射在路径上的连续累积效应。这种简化使得算法在计算上高效，但也带来了一定的局限性。

PoCA算法通过上下两组探测器记录的μ子命中点构建入射与出射轨迹，计算这两条轨迹在空间中距离最近的两个点，并取其连线的中点作为估计的散射位置[9]，如图4所示。该位置通过最小化轨迹间垂直距离确定，散射角则由入射与出射路径在投影平面上的夹角计算。

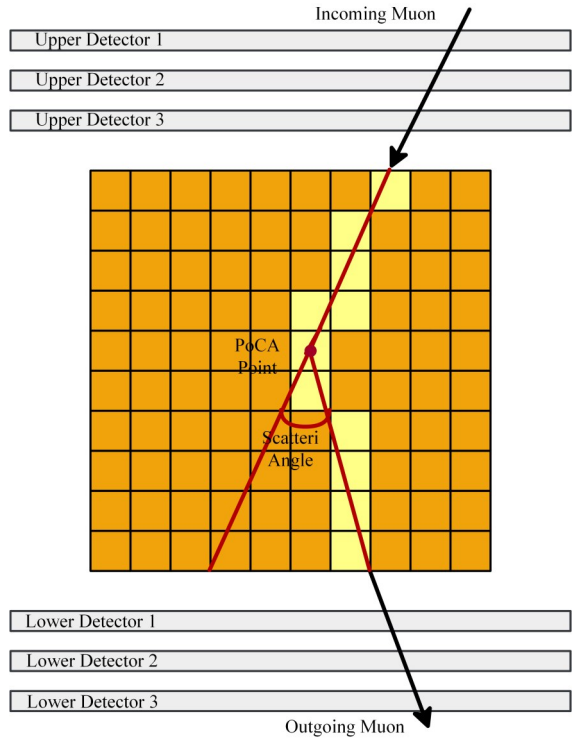


图4 MuPINN与PoCA算法的μ子入射与出射轨迹原理图
Fig.4 Comparison of muons' spatial trajectories between MuPINN and PoCA algorithm

PoCA算法因其实现简单和计算高效，在μ子散射成像中被广泛应用。然而，该方法基于单次散射假设，忽略了MCS的统计特性，尤其在复杂结构或散射信号较弱的区域，容易导致轨迹重建误差增大，进而影响成像精度[13]。当入射与出射轨迹在重建区域内无法交汇时，该μ子事件即被舍弃。这不仅降低了有效事件的利用率和图像分辨率，还可能造成重要结构信息的遗漏，从而限制了PoCA算法在高密度材料或复杂几何结构中的成像能力。

3.2 MuPINN

本研究提出了一种基于物理先验神经网络框架的μ子轨迹重建算法——MuPINN。该算法通过引入MCS的高斯近似建模和贝叶斯先验思想，突破简化散射假设的限制，以更符合物理规律的方式优化μ子在介质中的非线性轨迹重建。

MuPINN的核心在于基于MCS过程的统计物理规律，构建神经网络的物理损失约束。根据莫里埃理论[17-18]，μ子在不同介质中传播时，其散射角偏转符合高斯分布，分布参数由路径长度、材料辐射长度及μ子动量决定。因此，μ子空间轨迹可通过参数化函数表达，并结合散射角的统计特性，利用神经网络拟合最可能的真实路径，如图5所示。

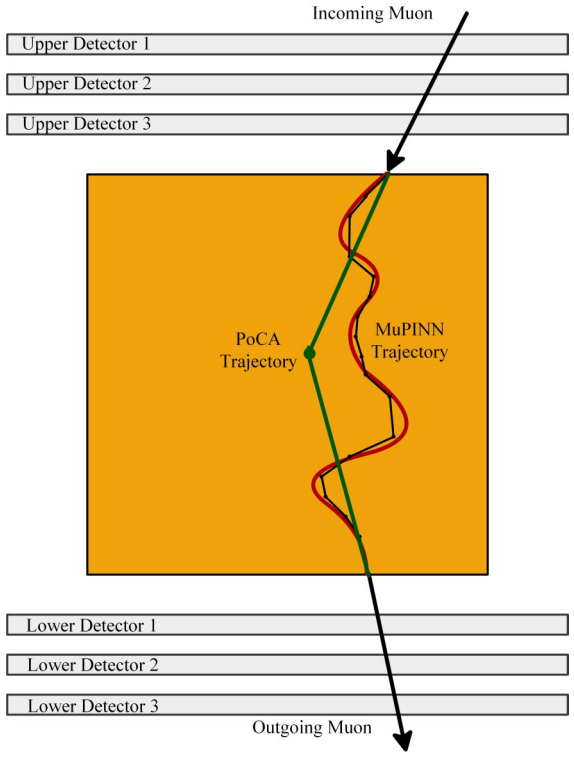


图5 MuPINN与PoCA算法的μ子空间轨迹对比
Fig.5 Diagram of MuPINN and PoCA algorithm comparison

基于以上物理约束，贝叶斯轨迹估计框架采用最大后验估计方法，引入高斯先验轨迹模型。通过反向传播优化复合损失函数，MuPINN能够在满足模拟数据约束的同时，确保输出轨迹的物理一致性，从而优化轨迹拟合误差且实现物理上可行的轨迹重建。

网络结构设计采用双分支神经网络分别对xz平面与yz平面上的μ子轨迹投影进行建模与重建，有效融合物理先验信息，提升μ子轨迹重建精度。

$$\sigma_\theta^2(z)=\left(\frac{13.6}{\beta cp}\right)^2\cdot\frac{L}{L_{\text{rad}}}\cdot\left[1+0.038\ln\left(\frac{L}{L_{\text{rad}}}\right)\right]^2 \tag{7}$$

式中：β为μ子的相对速度；c为光速；p为μ子的动量；L表示穿透材料长度即厚度；L_{rad}为材料的辐射长度。

设导数$\theta_x(z)$和$\theta_y(z)$表示轨迹斜率：

$$\theta_x(z)=\frac{\mathrm{d}f_x}{\mathrm{d}z},\ \theta_y(z)=\frac{\mathrm{d}f_y}{\mathrm{d}z} \tag{8}$$

式中：x_0、y_0、z_0是μ子入射点坐标；x_1、y_1、z_1是μ子出射点坐标；$f_x(z_0)$、$f_y(z_0)$是预测的入射点x、y坐标，$f_x(z_1)$、$f_y(z_1)$是预测的出射点x、y坐标。

利用CRY库结合Geant4蒙特卡罗模拟软件，模拟天然宇宙射线μ子在不同材料和尺寸中的穿透过程，生成训练与测试数据集。沿z轴将轨迹区间离散为等间距采样点，记录μ子在各深度处的坐标，每条轨迹包含多个轨迹点，供MuPINN训练与测试使用。

每个分支采用多层全连接神经网络（Fully Connected Network，FCN），分别预测在给定深度Z下的$x(z)$和$y(z)$坐标。网络输入特征包括以下三类：1）探测器输入特征：入射点坐标、出射点坐标、入射与出射方向向量；2）物理参数特征：材料辐射长度、平均μ子速度、平均μ子动量；3）轨迹变量特征：轨迹深度Z。

网络隐藏层采用三层结构，分别为64、32、16个神经元，每层使用修正线性单元（Rectified Linear Unit，ReLU）激活函数以增强非线性表达能力。两分支的输出层分别预测给定深度Z处的$x(z)$和$y(z)$坐标，采用线性激活函数以支持连续回归输出，构建完整的μ子轨迹。网络参数通过最小化复合损失函数进行优化，复合损失函数如下：

$$L=\lambda_1 L_{\text{data}}+\lambda_2 L_{\text{phy}}+\lambda_3 L_{\text{bc}} \tag{5}$$

数据项损失用于衡量神经网络预测轨迹与模拟数据之间的拟合误差，通过计算所有给定深度Z上预测的$x(z)$和$y(z)$点坐标与模拟数据的均方误差（Mean Squared Error，MSE）定义如下：

$$L_{\text{data}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\ [(f_x(z_i;\ \theta_x)-x_i)^2+(f_y(z_i;\ \theta_y)-y_i)^2] \tag{6}$$

式中：N是μ子事件数据的数量；f_x和f_y是预测μ子在Z处的x、y坐标；x_i、y_i是Geant4蒙特卡罗模拟的x、y对应坐标。

物理项损失基于高斯散射模型，约束预测轨迹的导数即散射角满足多重库伦散射的统计分布。μ子的散射角近似服从均值为0的高斯分布，其方差表达式为：

则物理项损失定义为轨迹导数的均方误差：

$$L_{\text{phy}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[\left(\frac{\mathrm{d}f_x}{\mathrm{d}z}(z_i)\right)^2+\left(\frac{\mathrm{d}f_y}{\mathrm{d}z}(z_i)\right)^2\right]/\sigma^2(z_i) \tag{9}$$

式中：N是μ子事件数据的数量；z_i是采样深度。

边界项损失确保预测轨迹在探测器位置匹配模拟数据，定义为：

$$L_{\text{bc}}=(f_x(z_0)-x_0)^2+(f_y(z_0)-y_0)^2+(f_x(z_1)-x_1)^2+(f_y(z_1)-y_1)^2 \tag{10}$$

每个分支网络采用5层全连接结构，其中隐藏层包含三层（图6），分别具有64、32和16个神经元，每层使用ReLU激活函数。输出层包含一个神经

元，预测对应的x或y坐标，采用Tanh线性激活函数以支持连续回归输出。数据集按70%训练集和30%测试集的比例划分，采用分层抽样确保数据分布均衡。训练采用Adam优化器，初始学习率为0.01，并使用指数衰减策略。复合损失函数中的超参数L_{data}、L_{phy}和L_{bc}初始设置为1、1、10。每轮训练从训练集中随机采样事件，输入对应特征，输出预测轨迹点$x(z)$和$y(z)$。在测试集上评估MSE，若验证损失连续20轮无提升，则提前停止训练。

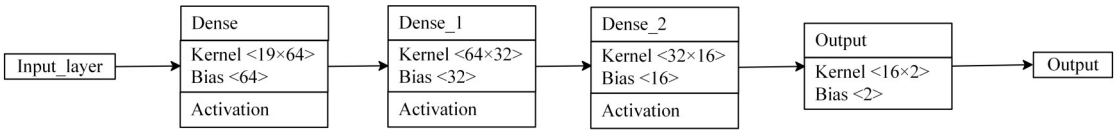


图6 MuPINN网络结构图
Fig.6 Diagram of MuPINN network architecture

图7中显示了训练过程中训练集与验证集的损失变化趋势，训练损失与验证损失均在50迭代轮次内快速下降，并在30迭代轮次后趋于收敛，且二者始终保持较小间隔，表明模型在拟合训练数据的同时具有良好的泛化能力，未出现明显过拟合现象。这验证了MuPINN网络在当前参数配置下能够稳定地进行轨迹学习与预测。§4将使用模型预测的μ子轨迹进行散射成像。

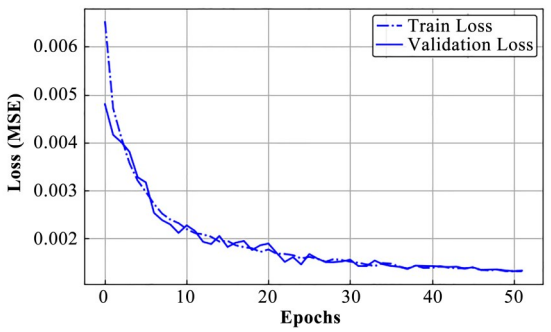


图7 MuPINN训练和验证损失
Fig.7 Diagram of MuPINN train loss and validation loss

4 结果

图8和图9展示了MuPINN和PoCA算法在不同体素分辨率和μ子事件数下对乏燃料干式贮存罐进行μ子散射成像的结果。图中左边两列为实验组，缺失一个燃料组件；右边两列是对照组，保持24个燃料组件完整。其中左一列和右一列使用5 mm成像体素尺寸，左二列和右二列使用10 mm成像体素尺寸。

图8为在10^5个μ子事件下的MuPINN和PoCA算法重建成像图，PoCA算法对缺陷结构的识别能力显著低于MuPINN，图像边界模糊、组件结构不清晰，且密度重建分布存在显著噪声和不均匀性，难以有效分辨燃料组件缺失与否。而MuPINN生成的图像结构清晰，燃料组件边界准确，整体密度分布符合实际构型，实验组与对照组对比明显能区分出缺失燃料组件。在散射角重建、成像对比度、边缘识别方面均优于PoCA算法，即使在低通量下仍具备良好的细节恢复能力。

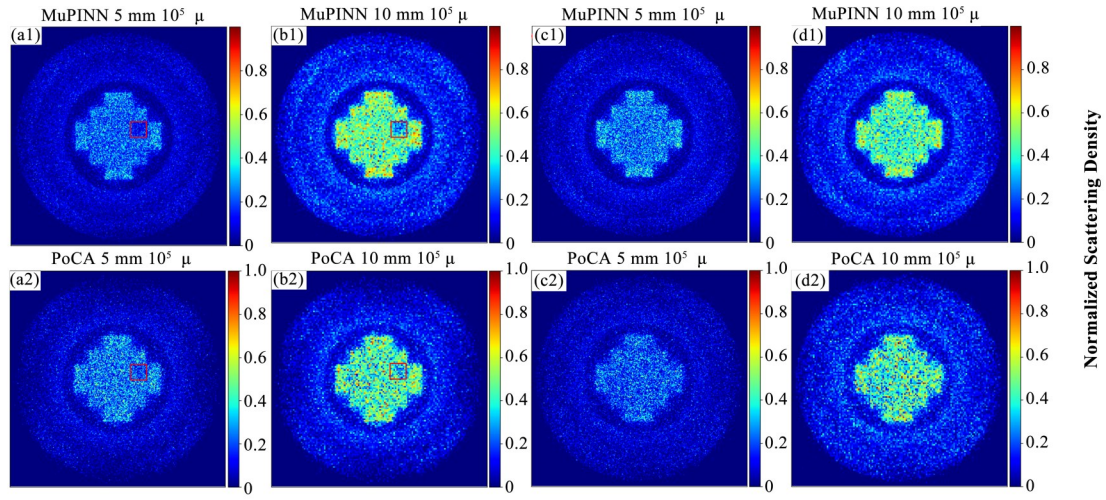


图8 10^5次μ子事件的乏燃料干式贮存罐MuPINN和PoCA对比成像，方框位置为缺失燃料组件（彩图见网络版） (a) 实验组5 mm体素的成像，(b) 实验组10 mm体素的成像，(c) 对照组5 mm体素的成像，(d) 对照组10 mm体素的成像
Fig.8 Images of DSC muon tomography using MuPINN and PoCA with 10^5 μ events, which the boxed area indicates the missing fuel assembly (color online) (a) and (b) show the experimental group's reconstructions with 5 mm and 10 mm voxel sizes, (c) and (d) show the corresponding reconstructions for the control group

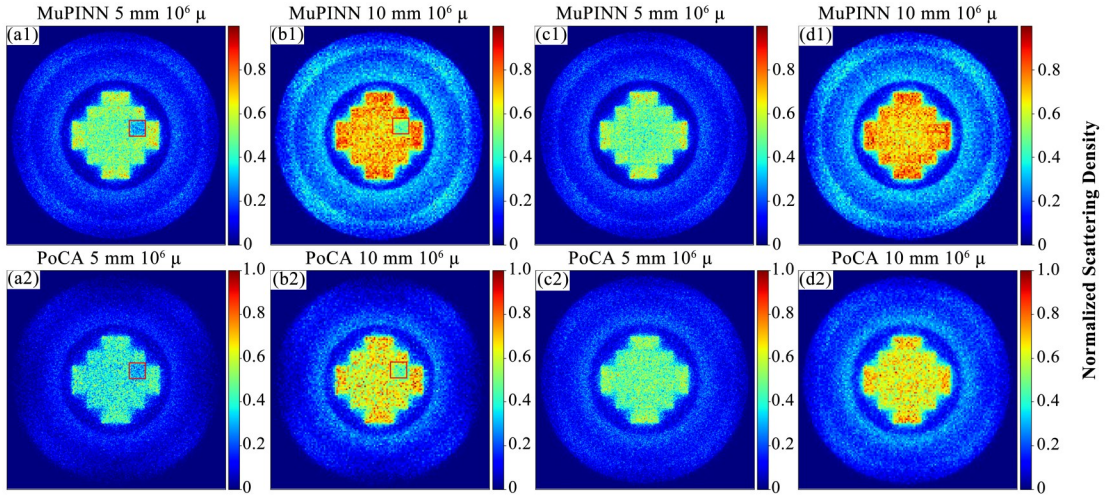


图9 10^6次μ子事件的乏燃料干式贮存罐MuPINN和PoCA对比成像，方框位置为缺失燃料组件（彩图见网络版） (a) 实验组5 mm体素的成像，(b) 实验组10 mm体素的成像，(c) 对照组5 mm体素的成像，(d) 对照组10 mm体素的成像

Fig.9 Images of DSC muon tomography using MuPINN and PoCA with 10^6 μ events, which the boxed area indicates the missing fuel assembly (color online) (a) and (b) show the experimental group's reconstructions with 5 mm and 10 mm voxel sizes, (c) and (d) show the corresponding reconstructions for the control group

图9是在10^6个μ子事件下的两种算法成像图。随着事件数的增加，两种算法的成像质量得到整体改善，但MuPINN的性能优势进一步凸显，重建图像的边缘锐利度、密度分布连续性以及结构完整性明显优于PoCA。MuPINN可准确重现DSC内部结构细节，包括燃料组件之间的缝隙、外围结构轮廓等，成像质量稳定、对缺陷敏感性高。相比之下，PoCA虽在高通量下能分辨出缺失组件位置，但组件边界仍显模糊，且内部散射重建不均，成像对比度低，难以满足高精度识别需求。

进一步评估两种算法在缺陷检测能力方面的差异，图10上方展示了缺失一个燃料组件的DSC模型图，沿着缺失燃料组件中心的横截面，即y=82 mm方向的散射密度分布曲线对比图。图下方为对应横截面上MuPINN与PoCA重建结果的平均散射密度分布。从结果中可以看出，MuPINN相较于PoCA算法表现出更好的密度重建连续性与边界敏感性。在缺失燃料组件的区域，即图中第三行第五列的位置，MuPINN能准确呈现出密度凹陷，与实际物理结构一致。而PoCA重建曲线看不出缺陷位置，密度分布与其他位置差距很小，存在虚假高散射区域，难以区分完整组件与缺失区域。此外，MUPINN在组件边缘位置的散射密度上升段的斜率更高，体现出更好的空间分辨能力，能有效分辨燃料组件间的缝隙。

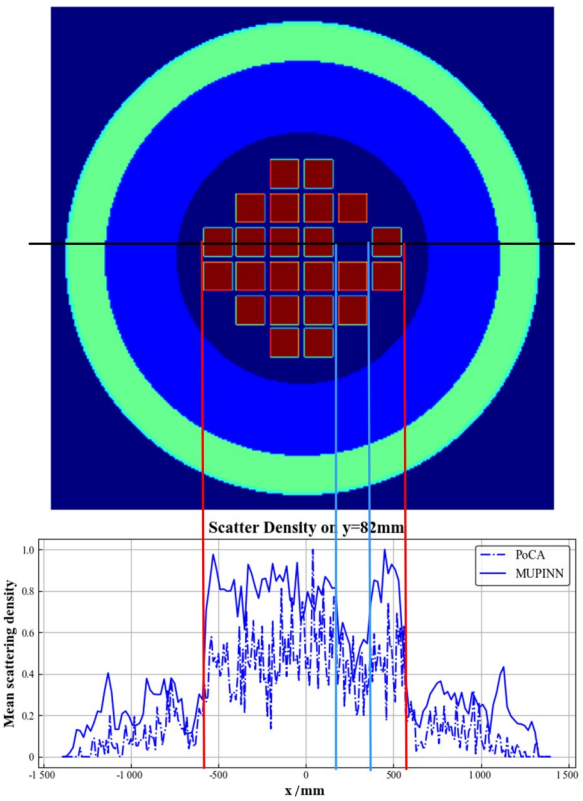


图10 缺失一个燃料组件的DSC μ子成像散射密度对比（彩图见网络版）

Fig.10 Scattering density comparison image of muon tomography of DSC missing with one fuel assembly (color online)

事件利用率定义为用于图像重建的有效μ子事件数量占总采集事件数量的比例，可评价μ子成像算法的有效数据利用能力。表1中，在相同事件数量下，MuPINN的有效事件利用率提升了超过40%，这些有效事件对成像区域内的结构贡献更为充分，使得散射信息得以更高效地重建成像结果。而PoCA算法由于其对轨迹散射点的近似模拟和严格的几何条件筛选，导致大量事件被舍弃。

PoCA算法的筛选过程分为两个阶段，首先通过Geant4模拟筛选有效事件，仅保留同时穿过上三层入射探测器与下三层出射探测器的μ子事件，以确保入射与出射轨迹均被完整测量。随后，通过计算两条轨迹之间的最短距离，取其连线中点作为PoCA散射点。为避免不合理的散射位置引入噪声，对PoCA点的空间坐标设置了预定义阈值：$x, y \in (-1\,500, 1\,500)$ mm，$z \in (-2\,000, 2\,000)$ mm。该阈值基于DSC的几何尺寸覆盖罐体全区域并留有10%缓冲区，以容纳散射偏差。若PoCA点超出阈值和缓冲区域，则事件被舍弃，避免无效散射贡献。

其次，在散射角筛选阶段，结合莫里哀理论对MCS的统计特征进行约束。以乏燃料组件层厚度约386 cm、平均μ子动量约3 GeV·c^{-1}为条件，对应的RMS投影散射角约为0.14 rad。为抑制过小角度噪声事件和异常大角度散射事件，本文将PoCA的散射角筛选范围设置为：$\theta \in (0.001, 0.2)$ rad。在上述约束下，经统计PoCA算法的事件利用率约为35%。

表1　PoCA和MuPINN算法事件利用率对比
Table 1　Event utilization comparison between PoCA and MuPINN

算法 Algorithm	总事件数 Total event count	有效事件数 Valid event count	事件利用率 Event utilization / %
PoCA	10^5	35 152	35.15
MuPINN	10^5	75 519	75.52
PoCA	10^6	349 943	34.99
MuPINN	10^6	754 786	75.48

结构相似性指数（Structural Similarity Index Measure，SSIM）是一种用于评估图像重建质量性能的有效指标，如图11所示，SSIM通过亮度、对比度和结构相似性三个维度综合衡量两幅图像的差异。研究中采用Geant4蒙特卡罗模拟生成的真实密度图作为参考标准图像，分别与PoCA、ML/EM、MuPINN三种算法的重建结果进行SSIM计算。首先测量两幅图像的亮度值，随后通过对比度测量和结构比较，得出最终的相似性分数。结果如表2所示，PoCA算法的重建图像与真实图之间的SSIM值为0.285，其在重现图像细节和整体一致性方面表现较差。ML/EM算法基于最大似然估计与期望最大化迭代原理，通过迭代计算散射角概率密度函数得到最优密度分布，有效抑制了散射噪声，其重建图像的SSIM达到0.313。然而，该算法计算量大、收敛速度较慢，内存占用约3 400 MB，20次迭代重建时间约120 s。相比之下，MuPINN算法在保持低内存消耗的同时显著提升了重建速度，其SSIM值进一步提升至0.353，在保留图像结构细节和保持整体一致性方面具有明显优势。

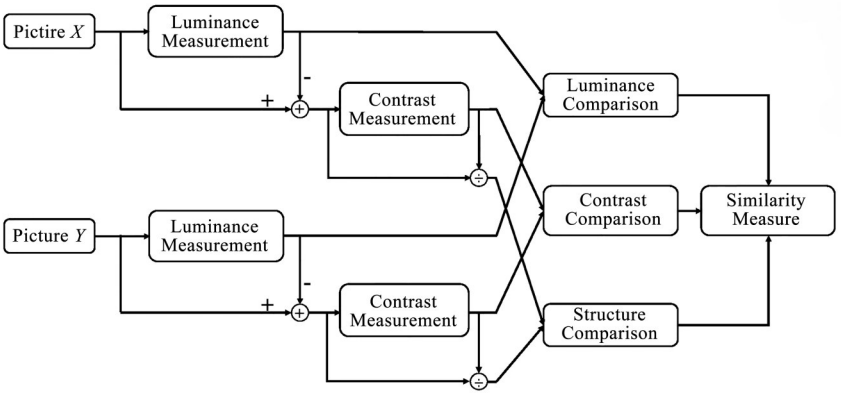


图11　SSIM计算图解
Fig.11　Illustration of SSIM computation

峰值信噪比（Peak Signal-to-Noise Ratio，PSNR）是一项衡量图像重建质量的指标，主要用于反映重建图像与参考图像在像素值上的一致性程度，如式（11）所示：

$$\mathrm{PSNR} = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{\mathrm{MAX}_\mathrm{I}^2}{\mathrm{MSE}}\right) \tag{11}$$

其中，MAX_I=255是8位图像中像素的最大可能值。通过计算重建图像与真实图像之间的MSE，进一步以对数形式量化图像的信噪比，计算公式如式（12）所示：

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{mn}\sum_{i=0}^{m-1}\sum_{i=0}^{n-1}\left[I(i,j) - K(i,j)\right] \tag{12}$$

式中：m和n分别是图像的长和宽；$I(i,j)$是原始图像的像素值；$K(i,j)$是重建图像的像素值。研究中同样采用Geant4模拟生成的密度图作为参考标准，分别与PoCA和MuPINN算法的重建结果进行PSNR计算。结果如表2所示，PoCA重建图像的PSNR值为18.2 dB，其在图像保真度方面存在较大误差，噪声影响显著；ML/EM算法通过迭代优化使PSNR提升至20.1 dB，说明其在像素层面重建上具有一定改进；相比之下，MuPINN重建图像的PSNR提升至21.5 dB，反映出其在图像还原及细节重建方面具有更好的表现。

表2　10^5次μ子事件下MuPINN与PoCA、ML/EM算法的性能对比
Table 2　Performance comparison of MuPINN, PoCA and ML/EM algorithms with 10^5 μ events

算法 Algorithm	内存消耗 Memory consumption	重建速度 Reconstruction time / s	结构相似性指数 SSIM	峰值信噪比 PSNR / dB
PoCA	~500 MB	2.8	0.285	18.2
ML/EM	~3 400 MB	120	0.313	20.1
MuPINN*	~1 600 MB	21.5	0.353	21.5

注：*表示数值为推理和重建阶段的性能指标，包括模型载入、体素重建及处理等过程的资源消耗与时间开销，不包含模型训练阶段的计算成本
Note: * Indicates inference and reconstruction performance including model loading, voxel reconstruction, and image processing, excluding the model training phase

5　结语

在低通量条件下，PoCA难以准确识别缺失组件等局部缺陷，成像边界模糊且密度不均；而MuPINN在成像对比度、结构还原和细节辨识方面表现更优，重建密度分布、事件利用率，以及SSIM和PSNR指标均优于PoCA。μ子通量提升后，两种算法的成像质量都整体改善，但MuPINN的性能更加突出，重建图像更清晰且边界结构完整准确，能完整呈现包括钢罐结构和燃料组件间缝隙等细节。PoCA重建效果仍受到事件利用率和散射密度估计精度的限制，即便采用高散射角事件阈值筛选也仅能识别部分缺陷。综合评估，MuPINN在重建图像质量、数据利用效率和缺陷识别等方面均优于PoCA，尤其在低通量条件下更具实用性和应用前景。未来工作中，计划引入基于μ子动量测量约束，将动量特征嵌入MuPINN的输入通道，以实现对能谱变化更敏感的散射估计，从而进一步提升模型的成像精度。

作者贡献声明　吴禹非负责文章撰写、模拟和成像处理；李雨芃和陈欣南负责具体模拟指导和文章检查；高春宇负责数据分析指导；唐晨阳和卢巧灵负责协助数据处理；许思垚负责软件完成；汤秀章负责设计、指导和检查。

参考文献

1　Tioukov V, Alexandrov A, Bozza C, *et al*. First muography of stromboli volcano[J]. Scientific Reports, 2019, **9**(1): 6695. DOI: 10.1038/s41598-019-43131-8.

2　George E P. Cosmic rays measure overburden of tunnel [J]. Commonwealth Engineer, 1955(455): 455 – 457.

3　Morishima K, Kuno M, Nishio A, *et al*. Discovery of a big void in Khufu's Pyramid by observation of cosmic-ray muons[J]. Nature, 2017, **552**(7685): 386 – 390. DOI: 10.1038/nature24647.

4　苏宁, 刘圆圆, 王力, 等. 秦始皇陵地宫宇宙射线缪子吸收成像模拟研究[J]. 物理学报, 2022, **71**(6): 064201.
SU Ning, LIU Yuanyuan, WANG Li, *et al*. Simulation study of cosmic-ray muon absorption imaging for the underground palace of the Mausoleum of the First Qin Emperor[J]. Acta Physica Sinica, 2022, **71**(6): 064201.

5　Ambrosino F, Anastasio A, Bross A, *et al*. Joint measurement of the atmospheric muon flux through the Puy de Dôme volcano with plastic scintillators and Resistive Plate Chambers detectors[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 2015, **120**(11): 7290 – 7307. DOI: 10.1002/2015jb011969.

6　Han R, Yu Q, Li Z, *et al*. Cosmic muon flux measurement and tunnel overburden structure imaging[J]. Journal of Instrumentation, 2020, **15**(6): P06019. DOI: 10.1088/1748-0221/15/06/p06019.

7　Sossong M, Blanpied G, Kumar S, *et al*. Muon tomography imaging algorithms for nuclear threat detection[C]//Nuclear Threats and Security Challenges. Dordrecht: Springer, 2015: 229 – 243.

8　Poulson D, Durham J M, Guardincerri E, *et al*. Cosmic ray muon computed tomography of spent nuclear fuel in dry storage casks[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2017, **842**: 48 – 53.

DOI: 10.1016/j.nima.2016.10.040.

9 Borozdin K N, Hogan G E, Morris C, *et al*. Radiographic imaging with cosmic-ray muons[J]. Nature, 2003, **422** (6929): 277. DOI: 10.1038/422277a.

10 Kaiser R. Muography: overview and future directions[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2019, **377**(2137): 20180049. DOI: 10.1098/rsta.2018.0049.

11 Tioukov V, De Lellis G, Strolin P, *et al*. Muography with nuclear emulsions - stromboli and other projects[J]. Annals of Geophysics, 2017, **60**(1): S0111. DOI: 10.4401/ag-7386.

12 Morris C L, Alexander C C, Bacon J D, *et al*. Tomographic imaging with cosmic ray muons[J]. Science & Global Security, 2008, **16**(1 – 2): 37 – 53. DOI: 10.1080/08929880802335758.

13 Bae J, Montgomery R, Chatzidakis S. Nuclear material accountancy using momentum-informed muon scattering tomography[J]. Annals of Nuclear Energy, 2024, **197**: 110240. DOI: 10.1016/j.anucene.2023.110240.

14 Cai X Y, Li Z D, Liu J T, *et al*. A new algorithm to improve imaging quality for muon tomography[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2024, **1066**: 169616. DOI: 10.1016/j.nima.2024.169616.

15 肖万成, 罗思远, 何列, 等. 基于缪子成像技术对浅层与深层地质结构的模拟研究[J]. 核技术, 2024, **47**(9): 090201. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2024.hjs.47.090201.
XIAO Wancheng, LUO Siyuan, HE Lie, *et al*. Simulation study on shallow and deep geological structure based on Muzi imaging technology[J]. Nuclear Techniques, 2024, **47**(9): 090201. DOI: 10.11889/j. 0253-3219.2024. hjs. 47. 090201.

16 Schultz L J, Blanpied G S, Borozdin K N, *et al*. Statistical Reconstruction for cosmic ray muon tomography[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, **16**(8): 1985−1993. DOI: 10.1109/TIP.2007.901239.

17 Wang G, Schultz L J, Qi J. Bayesian Image Reconstruction for Improving Detection Performance of Muon Tomography[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, **18**(5): 1080 − 1089. DOI: 10.1109/TIP.2009.2014423.

18 Pezzotti L, Cifarelli D, Corradetti D, *et al*. A new method for structural diagnostics with muon tomography and deep learning[J]. Journal of Instrumentation, 2025, **20**(6): P06005. DOI: 10.1088/1748-0221/20/06/P06005.

19 高春宇, 汤秀章, 陈欣南, 等. 基于卷积神经网络的μ子散射成像材料识别方法研究[J]. 原子能科学技术, 2023, **57**(2): 353 – 361. DOI: 10.7538/yzk.2022.youxian.0055.
GAO Chunyu, TANG Xiuzhang, CHEN Xinnan, *et al*. Convolutional neural network algorithm for material discrimination in muon scattering tomography[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2023, **57**(2): 353 – 361. DOI: 10.7538/yzk.2022.youxian.0055.

20 何伟波. 基于机器学习的高Z物质宇宙线μ子成像方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2019.
HE Weibo. Radiography of high-Z material with cosmic ray muon based on machine learning[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2019.

21 张海峰, 罗思远, 刘相满, 等. 基于LSTM回归算法的缪子定位模拟研究[J]. 核技术, 2025, **48**(2): 020202. DOI: 10.11889/j.0253-3219.2025.hjs.48.230485. CSTR: 32193.14.hjs.CN31-1342/TL.2025.48.230485.
ZHANG Haifeng, LUO Siyuan, LIU Xiangman, *et al*. Simulation study of muon localization based on the LSTM regression algorithm[J]. Nuclear Techniques, 2025, **48**(2): 020202. DOI: 10.11889/j. 0253-3219.2025. hjs.48.230485. CSTR: 32193.14.hjs.CN31-1342/TL.2025. 48.230485.

22 Bethe H A. Moliere's theory of multiple scattering[J]. Physical Review, 1953, **89**(6): 1256.

23 Agostinelli S, Allison J, Amako K, *et al*. GEANT4—a simulation toolkit[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A, 2003, **506**(3): 250 – 303.

24 Hagmann C, Lange D, Verbeke J, *et al*. Cosmic-ray shower library (CRY), version 1.7[R]. UCRL-TM-229453. Livermore, CA: Lawrence Livermore National Laboratory, 2012.

25 陈欣南, 汤秀章, 陈雁南, 等. 新型大面积宇宙射线缪子成像检测装置研制[J]. 核电子学与探测技术, 2022, **42** (5): 885 – 891. DOI: 10.3969/j. issn. 0258-0934.2022. 05.022.
CHEN Xinnan, TANG Xiuzhang, CHEN Yannan, *et al*. Development of A new tomography detection device with cosmic ray muon[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2022, **42**(5): 885 – 891. DOI: 10.3969/j.issn. 0258-0934.2022.05.022.