问题描述：

现有中子/γ辐射屏蔽结构设计通常将元素含量和材料密度视为确定性变量。然而，在实际工程中，上述参数往往存在不确定性，例如材料密度可能在一定范围内波动，元素含量也可能因生产批次不同而变化，这些不确定性将会影响屏蔽结构的重量、体积和剂量率等结果的鲁棒性。并且传统优化方法无法充分应对这些不确定性，可能导致设计的屏蔽结构在实际应用中表现不佳。因此，本文提出了一种基于贝叶斯神经网络（Bayesian neural network, BNN）的辐射屏蔽多目标稳健优化方法, 该方法结合LHS采样、Bayes by Backprop训练的BNN、NSGA-II遗传算法及Sobel序列生成技术，能有效解决了传统确定性优化方法在参数不确定性下的鲁棒性问题。首先，将屏蔽材料厚度设为设计变量，将屏蔽材料元素含量和密度作为具有不确定性的非设计变量。通过拉丁超立方采样方法（LHS）与蒙特卡罗粒子输运程序，构建射线初始入射角度、屏蔽材料厚度、密度、元素含量与重量、体积和透射率之间的数据集，确保参数空间的广泛覆盖，并为后续的优化提供了充分的数据支持。在此基础上，采用Bayes by Backprop算法训练BNN，建立输入与输出参数之间的映射关系，并结合模拟统计方法和BNN模型的随机预测能力，构建基于BNN预测结果均值和标准差的稳健优化目标函数。在优化初期，通过输入随机生成的输入参数样本，利用BNN稳健优化目标函数预测生成包含随机输入与输出的初代样本，这些初代样本代表了广泛的可能设计方案，为优化提供了多样的起点。随后，将输入参数分离为设计变量（屏蔽材料厚度）和非设计变量（屏蔽材料密度、元素含量）两组，利用NSGA-II遗传算法优化设计变量，同时通过Sobel序列打乱重组并施以扰动的方法，确保非设计变量在特定区间内合理分布，以处理参数空间中的不确定性，保证其在优化迭代过程中的随机性。紧接着，再将处理好的两组数据随机结合形成子代，经过循环迭代最终得到考虑上述参数随机不确定性的Pareto解集。在整个优化过程中，尽管LHS在初始阶段可实现参数的均匀采样，但经遗传算法选择和重组后，可能会出现一些样本的偏离或集中。NSGA-II遗传算法和Sobel序列结合处理样本的方法有助于在优化过程中生成高质量的多样性样本，减少优化结果对参数变化和不确定性的敏感性，提升结果的鲁棒性。最后，通过三个算例验证所提出方法的有效性，结果表明采用所提方法得到的屏蔽结构重量、体积和剂量率具有较强的鲁棒性，显著提高了屏蔽结构设计在实际应用中的可靠性和有效性，可为实际工程问题中提供指导。