

基于贝叶斯神经网络分析质子引发的散裂反应产生的同位素截面

马春旺,彭丹

(河南师范大学 物理学院,河南 新乡 453007)

摘要:质子散裂反应产物截面数据是许多核应用领域的关键基础数据,不论在实验还是理论上,获得精确、完整的能量依赖的散裂产物截面都具有很大的挑战.运用贝叶斯神经网络方法(Bayesian Neural network, BNN)学习现有的质子散裂反应产生的同位素截面,并做出预测. BNN 预测结果与实验测量截面吻合的很好,并展现出较好的模型泛化能力,可为核天体物理、加速器驱动的亚临界系统、质子治疗等领域提供参考价值.

关键词:贝叶斯神经网络;质子;散裂反应;截面

中图分类号:O571

文献标志码:A

散裂反应是指相对论运动的轻粒子(例如,质子、中子、 α 粒子)轰击重靶核,产生大量的强子、轻核并可能伴随裂变碎片的一种核相互作用过程.反应的入射能量为每核子 $10^8 \sim 10^{13}$ eV.由于它在航空航天器件检测^[1]、加速器驱动的亚临界系统(Accelerator-Driven System, ADS)核废料嬗变^[2-3]、质子治疗^[4-5]、第 3 代放射性核束工厂^[6-7]的核实验设计等领域的重要应用,引起了人们对散裂反应研究的兴趣.

为了优化实验参数,提高核能利用率,避免质子治疗的副作用以及了解天体物理中重元素的核合成过程,准确预测散裂反应的产物截面具有重要意义.研究散裂反应的理论模型和半经验公式有很多.理论模型大概分为 2 类:1)基于描述核内级联过程的微观输运模型,如相对论量子分子动力学模型(QMD)^[8],计算模拟程序 CRISP^[9]等;2)基于描述余核退激过程的平衡态统计理论模型,如统计退激程序 ABLA07^[10]等.经验公式有 SPACS 参数化公式^[11]以及由 Webber 等提出的半经验公式^[12]等.随着更多散裂反应实验的出现,这些半经验公式也在随之不断的修正和改进.虽然高能蒙特卡洛模拟程序能够实现这些理论模型的计算功能,但是由于不同模型所侧重的关键点不同,它们适用的能区和反应不同,不能实现所有的物理过程,而且往往计算量庞大,运行时间漫长.因此,希望寻找一种新的方法来预测散裂截面.

机器学习能够学习大数据特征并做出预测,应用十分广泛,如数据挖掘、医疗诊断等.贝叶斯方法为解决基础科学中的实验和理论问题提供了有力的工具.针对标准神经网络在建模上难以控制模型的复杂度和缺乏分析结果的工具,贝叶斯方法通过定义一些超参数的模糊先验来控制模型的复杂度,并采用马尔可夫链蒙特卡洛算法(MCMC)优化模型控制参数,实现了对神经网络模型中不同部分复杂度的控制,避免过拟合现象^[13-14].近年来, BNN 方法已被用于核质量^[15-16]、核半径^[17]、 β 衰变半衰期^[18]和核裂变产额^[19]的理论预测中,并取得成功.本文运用 BNN 建模预测方法实现对质子散裂反应产生的同位素截面的预测.

1 贝叶斯学习

1.1 贝叶斯方法

贝叶斯方法的主要原理是在给定数据样本的情况下,对模型中所有未知量建立后验概率分布.定义好模

收稿日期:2019-10-26;修回日期:2019-11-13.

基金项目:国家自然科学基金(U1732135;1197509)

作者简介(通信作者):马春旺(1980-),男,河南长葛人,河南师范大学特聘教授,博士生导师,主要从事重离子核反应研究, E-mail: machunwang@126.com.

型参数 ω 的先验分布后,通过观察样本数据 $D = \{(x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_n, t_n)\}$, 其中 x_k 和 t_k ($k = 1, 2, \dots, n$) 分别代表输入和输出数据, n 是训练数据的数量, 运用贝叶斯原理得到参数的后验分布

$$p(\omega/D) = p(D/\omega)p(\omega)/p(D),$$

式中, $p(\omega)$ 是参数 ω 的先验分布, 表达了对模型参数值的最初信念. 当数据信息不充足时, 先验分布的变化很小并决定着最终的预测结果, 随着数据量增大, $p(\omega)$ 的影响将逐渐减弱. 本文每个模型参数的先验分布都设置成均值为 0 的高斯分布形式. 这些高斯分布的精度(方差的倒数) 设置为伽马分布. 该方法可以使采样精度在较大范围内变化, 并在采样过程中自动寻找最优的精度值. $p(\omega/D)$ 是未知参数的可能概率分布, 叫作后验概率分布; $p(D)$ 是一个归一化常数, 保证了后验分布为有效的概率密度, 并且积分为 1; $p(D/\omega)$ 是似然函数. 它包含了由观测得到的模型参数 ω 的信息, 通过对数据的观察来影响先验概率分布, 由高斯分布 $\exp(-\chi^2/2)$ 给出, 其中

$$\chi^2 = \sum_{n=1}^N \left(\frac{t_n - y(x, \omega)}{\Delta t_n} \right)^2,$$

式中, 标准差 Δt_n 是与第 n 个观测值相关的噪声误差; 前馈神经网络的函数

$$y(x, \omega) = a + \sum_{j=1}^H b_j \tan h(c_j + \sum_{i=1}^I d_{ji} x_i),$$

式中, ω 定义了所有的模型参数, a, b_j, c_i, d_{ji} 分别对应于输出层的偏置、权重和隐藏层的偏置、权重, H 和 I 分别代表隐藏神经元的数量和输入参数的个数. 图 1 展示了具有单个隐层, 3 个隐藏神经元($H = 3$), 2 个输入变量($I = 2$) 和一个输出变量($O = 1$) 的神经网络示意图.

1.2 预测

确定好模型结构和权值先验后, 在给定样本数据和模型假设下, 进行贝叶斯推理, 获得更新后的模型参数的后验概率. 由于感兴趣的量是新输入值 x^{new} 对应的模型预测值 t^{new} , 并非神经网络参数的后验分布, 同样在本文的建模预测中, 希望得到任一质子散裂反应系统产生的同位素截面值. 根据模型预测均方误差的最优估计原则, 一个新输入 x^{new} 多对应的模型预测值 t^{new} 可以通过求后验分布的数学期望, 并采用马尔可夫链蒙特卡洛法(MCMC)算法近似处理得到

$$t^{\text{new}} = \int y(x^{\text{new}}, \omega) p(\omega/D) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K y(x^{\text{new}}, \omega_k).$$

2 结果与讨论

质子引发的散裂反应的产物截面数据在 ADS, 核天体, 核医学等领域有着重要的应用. 由于散裂反应涉及的入射能量范围广、靶核种类丰富、粒子输出通道众多, 因此, 基于有限的实验测量数据, 利用 BNN 方法建模预测质子散裂反应的产物截面有着重要意义. 样本数据来自 19 个发表过的质子散裂反应, 包括小质量、中等质量和大质量系统, 反应能量从每核子 200 MeV 到 1 500 MeV, 共 3 438 个数据点^[20-29] (见表 1).

2.1 最优网络结构的选择

根据上述介绍的贝叶斯学习理论, 在贝叶斯神经网络方法(Bayesian Neural network, BNN)建模前, 需要首先确定网络结构和网络参数的先验分布. 先验分布采用上节介绍的高斯分布. 本文的网络结构设置 7 个输入, 分别为炮弹核的质量数、质子数、入射能量和反应产物的质量数、质子数、中子丰度 $N - Z$ 和对能项 $B_p = (-1)^Z + (-1)^N \cdot A^{-1/2}$, 即 $x_i = (A_p, Z_p, E, A, Z, N - Z, B_p)$, 使用单个隐层和 1 个输出 $t_k = \lg \sigma_k$, 其中 σ_k 代表实验测量截面. 输出截面取对数的目的是削弱模型的共线性、异方差性, 并确保模型不会给出无意义的负值.

为了确定单个隐层包含的最优神经元个数, 分析比较了使用不同隐藏单元的建模测试结果. 从表 1 数据中挑选 18 个反应系统的实验数据作为训练集, 用剩余反应数据作为验证集. 这里, 分别选择了 1 000 MeV/u $^{208}\text{Pb} + p$, 1 000 MeV/u $^{56}\text{Fe} + p$ 和 800 MeV/u $^{197}\text{Au} + p$ 的数据作为验证集的 3 个试验案例, 隐藏单元数从 45 到 47 变化, 结果如图 2~4 所示.

图 2 展示了²⁰⁸Pb 以每核子 1 000 MeV 的能量轰击质子产生的同位素截面的预测结果.图 2 表明 46 个隐藏单元更符合实验数据,但是随着产物的质子数 Z 增大并接近炮弹核的质子数时,BNN 模型高估了较重同位素的截面值,而当它变得比炮弹核更重时,预测结果变得很差.这可能跟训练数据中丰中子核素的截面数据缺失有关.

图 3 展示了⁵⁶Fe 以每核子 1 000 MeV 的能量轰击质子产生的同位素截面的预测结果.可以看出,除了 45 个隐藏单元对轻核(Z=9)的预测略微高估了 1 个数量级外,这 3 个模型都很好地区分了实验数据.由于训练数据中⁵⁶Fe+p 反应有 4 个轰击能量,分别是 300、500、750 和 1 500 MeV/u,因此即使改变一两个隐藏单元,BNN 模型仍然能够做出准确的预测.这鼓励开展更多的散裂实验,获得更多反应截面数据来进一步提高 BNN 模型的预测能力.

表 1 19 种发表过的质子引发的散裂反应产生的同位素截面实验数据

Tab.1 The number of measured fragments in 19 measured X+p spallation reactions

反应系统	E/(MeV·u ⁻¹)	数据量	质子数范围	参考文献
³⁶ Ar+p	361	42	9~17	[20]
	545	42	9~17	
	765	38	9~17	
⁴⁰ Ar+p	352	45	9~17	[20]
⁴⁰ Ca+p	356	48	10~20	[21]
	565	54	10~20	
	763	54	10~20	
⁵⁶ Fe+p	300	128	10~27	[22]
	500	136	10~27	
	750	148	8~27	
	1 000	152	8~26	
¹³⁶ Xe+p	1 500	157	8~27	[23]
	200	96	48~55	
	500	271	41~56	
¹⁹⁷ Au+p	1 000	604	3~56	[25]
	800	352	60~80	[26]
²⁰⁸ Pb+p	500	249	69~83	[27]
	1 000	458	61~82	[28]
²³⁸ U+p	1 000	364	74~92	[29]

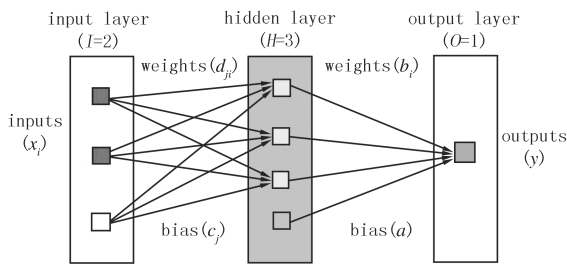
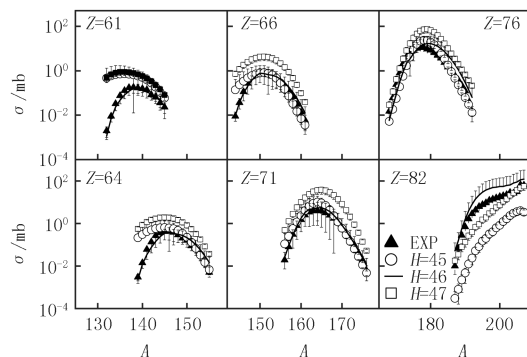


图 1 具有 1 个隐层, 3 个隐藏神经元(H=3), 2 个输入变量(I=2)和 1 个输出(O=1)的神经网络的示意图

Fig.1 A schematic diagram of a neural network with single hidden layer, three hidden neurons(H=3), two inputs(I=2) and one outputs(O=1)



实心三角形代表实验数据, 圆圈、实线和空心矩形分别表示使用 45、46 和 47 个隐藏单元的 BNN 模型测试结果

图 2 BNN 模型对测试反应系统 1 000 MeV/u ²⁰⁸Pb+p 的预测
Fig.2 BNN predictions for fragment cross sections of 1 000 MeV/u ²⁰⁸Pb+p spallation reaction

图 4 展示了¹⁹⁷Au 以每核子 800 MeV 的能量轰击质子产生的同位素截面的预测结果. 虽然结果表明 46 个隐藏单元能够更好地再现实验数据,但当产物的质子数 Z 增大到 74 时,BNN 模型对于较重核素的预测高估了大约 1 个数量级.比起前 2 个试验模型,更希望看到图 3 的预测结果.因为在现有的实验系统中,该反应只有 1 个能量,因此训练集中没有该反应的靶核和轰击能量的信息.该试验模型对实验数据的成功再现,表明了 BNN 模型的可靠性.

3 个试验案例都表明 46 个隐藏单元的测试结果最佳,因此选择 7-46-1 作为本文的最优网络结构.

2.2 质子散裂反应产物截面的预测

确定好最优网络结构 7-46-1 和模型参数的先验信息后,使用 1 000 MeV/u ²⁰⁸Pb+p 反应的数据作为测

试集,用除了测试集外的剩下 18 个反应的数据作为训练集训练网络,并做出预测.下面是训练好的 BNN 模型对 1 000 MeV/u $^{136}\text{Xe}+p$, 763 MeV/u $^{40}\text{Ca}+p$, 1 000 MeV/u $^{238}\text{U}+p$ 以及实验未测系统 1 000 MeV/u $^{232}\text{Th}+p$ 反应产生的同位素截面的预测,并将结果与现有的实验数据以及 SPACS 参数化公式的预测结果对比.

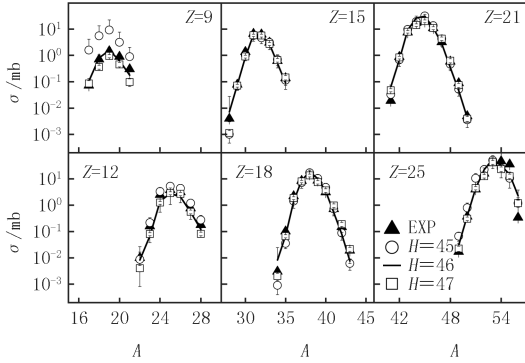


图3 与图1类似,但是对测试反应系统1 000 MeV/u $^{56}\text{Fe}+p$ 的预测
Fig.3 Similar as Fig.1, but for the 1 000 MeV/u $^{56}\text{Fe}+p$ spallation reaction

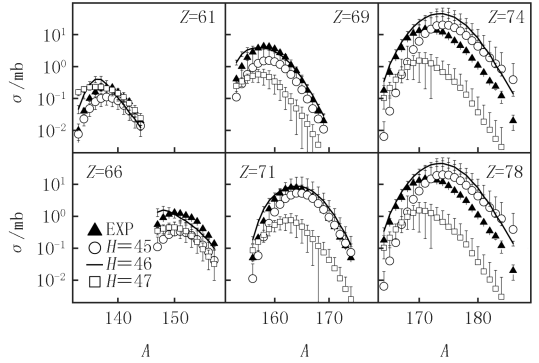


图4 与图1类似,但是用800-MeV/u $^{197}\text{Au}+p$ 反应的实验数据作为测试集
Fig.4 Similar as Fig.1, but for 800-MeV/u $^{197}\text{Au}+p$ spallation reaction

图 5 展示了 BNN 模型对 1 000 MeV/u $^{136}\text{Xe}+p$ 反应产生的同位素截面的预测结果.该反应的实验数据是最全的,产物的质子数范围从 $Z=6$ 到 $Z=54$.可以看到 BNN 无论对轻核还是重核的截面预测都与实验值吻合的都很好,而 SPACS 参数化公式大大低估了对轻核的预测.对中重核素的预测,BNN 模型和 SPACS 参数化公式具有很好的一致性.

图 6 展示了 BNN 模型对小系统 763 MeV/u $^{40}\text{Ca}+p$ 反应产生的同位素截面的预测结果.可以看到, BNN 模型和 SPACS 参数化公式都能很好地再现实验数据,而对于实验测量之外的核素的预测, BNN 模型的预测值略高于 SPACS 参数化公式的预测结果,需要更广泛的实验数据和更可靠的理论模型来帮助判断哪个曲线更符合实际.

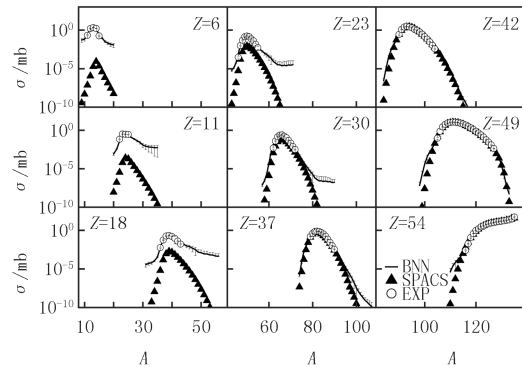


图5 BNN模型对1 000 MeV/u $^{136}\text{Xe}+p$ 反应的产物截面的预测(实线),并与实验测量截面(圆圈)和SPACS公式的理论计算截面(三角形)对比
Fig.5 BNN predictions (solid line) for selected fragments with $Z=6-54$ in the 1 000 MeV/u $^{136}\text{Xe}+p$ spallation reaction, compared to the experimental data (circles) and the SPACS results (triangles)

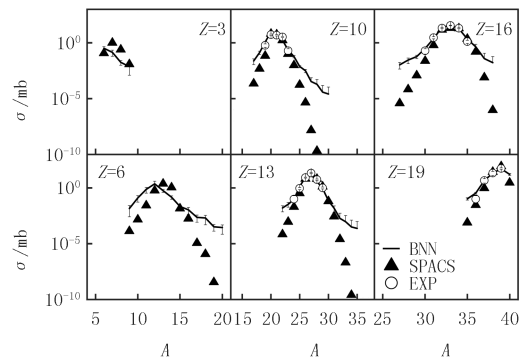


图6 与图5相似,但对763 MeV/u $^{40}\text{Ca}+p$ 的预测
Fig.6 Similar as Fig.5, but for the 763 MeV/u $^{40}\text{Ca}+p$ spallation reaction

图 7 表示了 BNN 模型对大系统 1 000 MeV $^{238}\text{U}+p$ 反应产生的同位素截面的预测结果.该系统的实验数据非常少,只有 $Z>74$ 的同位素截面数据.可以看到,在实验测量范围内, BNN 模型和 SPACS 参数化公式都符合实验值.随着产物的质子数增大, BNN 曲线尾部展现出非物理的上升.这可能与训练集中丰中子核素的信息不足有关.

图 8 说明该 BNN 模型同样也适用于尚无实验测量系统 1 000 MeV/u $^{232}\text{Th}+p$ 反应产生的同位素截面的预测,并与 SPACS 的预测结果对比. ^{232}Th 吸收 2 个质子和一个中子后可以转化为 ^{233}Th (钍基核燃料).该

反应的预测结果展示了与图 7 相似的趋势.进一步表明 BNN 需要更多丰中子核素的截面数据,来提高 BNN 模型的预测能力.

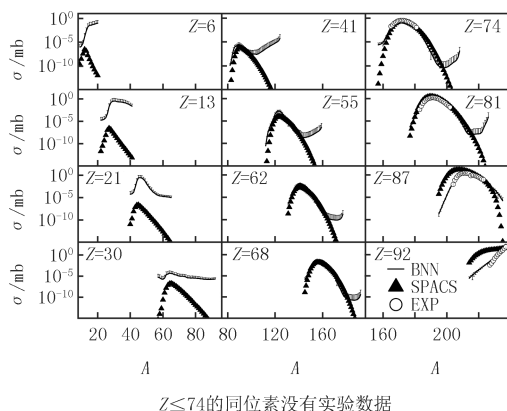


图7 与图5类似,但对1 000 MeV/u $^{238}\text{U}+p$ 的预测

Fig. 7 Similar as Fig. 5, but for the 1 000 MeV/u $^{238}\text{U}+p$ spallation reaction

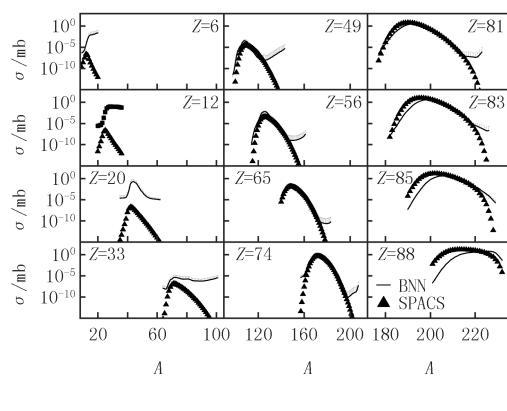


图8 与图5类似,但对1 000 MeV/u $^{232}\text{Th}+p$ 的预测

Fig. 8 Similar as Fig. 5, but for the 1 000 MeV/u $^{232}\text{Th}+p$ spallation reaction

3 总 结

本文提出利用 BNN 建模预测方法直接模拟质子散裂截面,得到反应系统与反应截面的映射关系,分析了入射能量 200 MeV/u 到 1 500 MeV/u 的质子引发的散裂反应产生的同位素截面.通过测试反应的同位素截面分布曲线,确定了最优网络结构 7-46-1.该网络结构包含 7 个输入 $x_i = \{A_p, Z_p, E, A, Z, N-Z, B_p\}$,分别为炮弹核的质量数、质子数和单核子入射能量以及产物的质量数、质子数、中子丰度和对能,单个隐层包含 46 个神经元和 1 个输出.经过与实验数据对比,证明 BNN 方法能够用来预测质子散裂截面,尤其对电荷数较小的同位素截面的预测能力优于 SPACS 公式.由于训练数据缺少丰中子核素的截面信息,BNN 模型高估了对丰中子碎片的截面预测.这说明模型的泛化能力需要进一步提高.未来更多散裂反应实验、更精确的实验测量和可靠理论模型有助于提高 BNN 方法的预测精度和模型泛化能力.该方法为散裂反应的产物截面的预测提供了一种新的工具,可为核物理、质子治疗和核技术等领域的研究提供参考.

参 考 文 献

- [1] JIE W, CHEN H S, CHEN Y W, et al. China Spallation Neutron Source: Design, R&D, and outlook[J]. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research, 2009, 600(1): 10-13.
- [2] GOKHALE P A, DEOKATTEY S, KUMAR V. Accelerator driven systems (ADS) for energy production and waste transmutation: International trends in R&D[J]. Progress in Nuclear Energy, 2006, 48(2): 91-102.
- [3] YANG L, ZHAN W L. New concept for ADS spallation target: Gravity-driven dense granular flow target[J]. Science China Technological Sciences, 2015, 58(10): 1705-1711.
- [4] SHIH H A, KNOPF A, PARODI K, et al. PET/CT Treatment Verification after Proton Therapy in Abdominopelvic Tumor Sites[J]. Inter. J. Radi. Oncology Biology Physics, 2008, 72(1): S642.
- [5] ELSSER S T, SCHULZ-ERTNER D. Heavy-ion tumor therapy: Physical and radiobiological benefits[J]. Review of Modern Physics, 2010, 82(1): 383-425.
- [6] YANG J C, XIA J W, XIAO G Q, et al. High Intensity heavy ion Accelerator Facility (HIAF) in China[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research, 2013, 317: 263-265.
- [7] KUBO T, ISHIHARA M, INABE N, et al. The RIKEN radioactive beam facility[J]. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research, 1992, 70(1/2/3/4): 309-319.
- [8] BASS S A, BELKACEM M, BLEICHER M, et al. Microscopic Models for Ultrarelativistic Heavy Ion Collisions[J]. Progress in Particle and Nuclear Physics, 1998, 41(8): 255-369.
- [9] DEPPMAN A, ANDRADE-II E, GUIMARAES V, et al. Proton-induced fission on ^{241}Am , ^{238}U , and ^{237}Np at intermediate energies[J]. Physical Review C, 2013, 88(2): 41.
- [10] KELIC A, RICCIARDI M V, SCHMIDT K H. ABLA07-towards a complete description of the decay channels of a nuclear system from

spontaneous fission to multifragmentation[EB/OL].[2019-10-12].<https://arxiv.org/abs/0906.4193>.

- [11] SCHMITT C, SCHMIDT K H, KELIC-HEIL A. Erratum; SPACS: A semi-empirical parameterization for isotopic spallation cross sections [Phys.Rev.C 90,064605 (2014)] [J]. Physical Review C, 2016, 94(3):039901.
- [12] WEBBER W R, KISH J C, SCHRIER D A. Total charge and mass changing cross sections of relativistic nuclei in hydrogen, helium, and carbon targets[J]. Physical Review C, 1990, 41(2):520-532.
- [13] GAZULA S, CLARK J W, BOHR H. Learning and prediction of nuclear stability by neural networks[J]. Nuclear Physics A, 1992, 540(1/2):1-26.
- [14] GERNOETH K A, CLARK J W, PRATER J S, et al. Neural network models of nuclear systematics [J]. Physics Letters B, 1993, 300(1/2):1-7.
- [15] ATHANASSOPOULAS S, MAVROMMATIS E, GERNOETH K A, et al. Nuclear mass systematics using neural networks[J]. nuclear physics, 2004, 743(4):222-235.
- [16] NIU Z M, LIANG H Z. Nuclear mass predictions based on Bayesian neural network approach with pairing and shell effects[J]. Physics Letters B, 2018, 778:48-53.
- [17] UTAMA R, CHEN W C, PIEKAREWICZ J. Nuclear charge radii; density functional theory meets Bayesian neural networks[J]. Journal of Physics G Nuclear & Particle Physics, 2016, 43(11):114002.
- [18] NIU Z M, LIANG H Z, SUN B H, et al. Predictions of nuclear β -decay half-lives with machine learning and their impact on r -process nucleosynthesis[J]. Physical Review C, 2019, 99:064370.
- [19] WANG Z A, PEI J C, LIU Y, et al. Bayesian Evaluation of Incomplete Fission Yields[J]. Physics Review Letters, 2019, 123:122510.
- [20] KNOTT C N, ALBERGO S N, CACCIA Z N, et al. Interactions of relativistic ^{36}Ar and ^{40}Ar nuclei in hydrogen: Isotopic production cross sections[J]. Physical Review C, 1997, 56(1):398-406.
- [21] CHEN C X, SOUTOUL A, COSTA S, et al. Systematics of isotopic production cross sections from interactions of relativistic ^{40}Ca in hydrogen[J]. Physical Review C, 1997, 56(56):517-518.
- [22] VILLAGRASACANTON C, BOUDARD A, DUCRET J E, et al. Spallation residues in the reaction $^{56}\text{Fe} + p$ at 0.3A, 0.5A, 0.75A, 1.0A, and 1.5A GeV[J]. Physical Review C, 2007, 75(4):4603.
- [23] PARADELA C. Isotopic production cross sections of residual nuclei in the spallation reaction ^{136}Xe (200 A MeV) + p[J]. Physical Review C, 2017, 95(4):044606.
- [24] GIOT L, ALCANTARA-NUNEZ J A, BENLLIURE J, et al. Isotopic production cross sections of the residual nuclei in spallation reactions induced by ^{136}Xe projectiles on proton at 500 A MeV[J]. Nuclear Physics A, 2013, 899:116-132.
- [25] NAPOLITANI P, SCHMIDT K H, TASSAN-GOT L, et al. Measurement of the complete nuclide production and kinetic energies of the system $^{136}\text{Xe} + \text{hydrogen}$ at 1 GeV per nucleon[J]. Physical Review C, 2007, 76(6):064609.
- [26] BENLLIURE J, ARMBRUSTER P, BERNAS M, et al. Isotopic production cross sections of fission residues in ^{197}Au -on-proton collisions at 800 A MeV[J]. Nuclear Physics A, 2001, 683(1/2/3/4):513-539.
- [27] AUDOUIN L, TASSAN-GOT L, ARMBRUSTER P, et al. Evaporation residues produced in spallation of ^{208}Pb by protons at 500 A MeV [J]. Nuclear Physics A, 2006, 768(1/2):1-21.
- [28] ENQVIST T, WLAZŁO W, ARMBRUSTER P, et al. Isotopic yields and kinetic energies of primary residues in 1 A GeV $^{208}\text{Pb} + p$ reactions[J]. Nuclear Physics A, 2001, 686(1):481-524.
- [29] TALEB J, SCHMIDT K H, TASSAN-GOT L, et al. Evaporation residues produced in the spallation reaction $^{238}\text{U} + p$ at 1 A GeV[J]. Nuclear Physics A, 2003, 724(3):413-430.

Isotopic cross section predictions based on bayesian neural network method in proton-induced spallation reaction

Ma Chunwang, Peng Dan

(College of Physics, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)

Abstract: Fragments productions in Spallation reactions are key infrastructure data for various applications. A Bayesian-neural-network (BNN) approach is established to predict the fragment cross sections in the proton induced spallation reaction for systems. The predicted results of BNN show a good agreement to the measured results. The established method is suggested to benefit the related researches of nuclear astrophysics, nuclear radioactive beam source, ADS, proton therapy, etc.

Keywords: Bayesian neural network; proton; spallation; cross section



本期专家介绍



肖鸿民,西北师范大学数学与统计学学院统计学教授,博士,美国《数学评论》评论员,全国工业统计学教学研究会理事.2014.10—2015.10 由国家留学委派出,访问美国佐治亚州立大学.主要研究方向为保险精算、金融统计及风险管理.在 *Insurance: Mathematics and Economics*, *Communications in Statistics-Simulation and Computation*, *Computers and Mathematics with Applications*, *Communications in Statistics-Theory and Methods*, *应用数学学报*, *工程数学学报* 等 SCI 及国内学术刊物上公开发表论文 40 余篇,参编著作 3 部.主持完成国家自然科学基金项目“基于保单进入过程的风险系统的建构与应用研究”(71261023),参与完成国家自然科学基金项目 4 项(10471057,10871086,71061012,71471148).获得甘肃省教学成果奖、甘肃省高校科技进步一等奖、甘肃省高校社科成果二等奖、西北师大教学成果奖等,指导学生参加全国数学建模比赛并获得国家一等奖.

马春旺,河南师范大学特聘教授,博士生导师,现任河南师范大学物理学院副院长.主要从事重离子核反应物理研究.2002 年毕业于河南师范大学物理学教育专业,2008 年博士毕业于中国科学院研究生院(现中国科学院大学),先后入选河南省科技创新杰出青年、河南省教育厅高校科技创新人才计划、河南省教育厅学术技术带头人,兼任中国核物理学会理事、河南省核学会副理事长、河南省物理学会理事.在炮弹碎裂反应、丰中子核素结构和性质的实验和理论方面开展了系统研究,在 *Prog Part Nucl Phys*, *Phys Lett B*, *Phys Rev C* 等国际核物理顶级期刊发表论文 60 余篇,主持国家自然科学基金项目 4 项.



尹艳红,河南师范大学化学化工学院教授,博士,动力电源及关键材料国家地方联合工程实验室副主任,动力电源及关键材料河南省协同创新中心副主任,新能源材料与器件学科带头人,中国硅酸盐学会固态离子学分会理事,河南省科技创新杰出青年,河南省高校科技创新人才,河南省青年骨干教师.主要从事新型能源器件及关键材料等方面的研究.在 *J Power Sources*, *Electrochimica Acta* 等国内外学术期刊发表 SCI, EI 论文 30 余篇;获授权国家发明专利 7 项;获河南省科技进步二等奖 1 项;主持完成国家自然科学基金项目 2 项,河南省重点攻关、河南省基础与前沿技术研究等省级项目 5 项、横向项目 2 项.