基于神经网络预测重核 α 衰变半衰期

卜炫德, 吴迪, 白春林*

四川大学物理学院, 成都 610065

*联系人, E-mail: bclphy@scu.edu.cn

收稿日期: 2021-11-09; 接受日期: 2022-02-23; 网络出版日期: 2022-04-18

国家自然科学基金(编号: 11575120, 11822504)资助项目

摘要 基于全连接前馈神经网络(FNN)训练了一组模型对超重核 α 衰变的半衰期进行描述. 模型的输入数据包括质量数 A 、中子数 N 、质子数 Z 以及 α 衰变的 Q 值等, 通过对比理论值和实验值发现, 本模型在重核区与实验值符合得很好, 而且在整个数据空间, 本模型预测的精确度相比广义液滴模型理论计算提高10%–20%, 获得了更好的对 α 衰变半衰期的描述.

关键词 α 衰变, 半衰期, 重核, 全连接神经网络

PACS: 23.60.+e, 27.90.+b, 07.05.Mh, 21.10.Tg

1 引言

重核和超重元素的合成是核物理的前沿领域. 随着束流装置、探测系统和分析方法的发展, 重核和超重元素的合成上取得了重大的进展. 在重核方面, 一些重要的锕系缺中子核素被合成^[1–3]; 在超重元素方面, 实验已经合成了118号元素^[4]. 近年来, 一系列缺中子重核素被合成, 例如²⁰⁵Ac^[5], ^{214–216, 221}U^[3, 6–8], ^{219, 220, 222–224}Np^[1, 2, 9–11], ^{220, 221}Pa^[12, 13], ²³⁶Bk^[14], ²⁴⁰Es^[14]和²²⁴Md^[15]. 在这些研究中, α 衰变是一种重要手段, 通过对 α 衰变的研究, 可以得到原子核的基态半衰期、结合能、壳结构信息, 是重核合成的重要鉴别手段.

对 α 衰变的理论研究始于19世纪, Gamow^[16], Gurney和Condon^[17]等人最早通过量子隧穿效应对 α 衰

变进行解释. 近几十年, 有很多著名的模型被发展以研究原子核 α 衰变的半衰期, 如广义液滴模型(GLDM)^[18–21]、新Geiger-Nuttall律(NGNL)模型^[22]、密度依赖的团簇模型(DDCM)^[23–31]、多道团簇模型(MCCM)^[32, 33]、通用衰变律(GLDM)^[34, 35]、四次波函数方法^[36, 37]以及四因子模型^[38]. 一些经验公式^[39–41]也能达到不错的精度. 以上这些理论和实验符合得很好, 提高了对于原子核放射现象的认识. 此外, 考虑各种形变效应的多维限制(Multidimensionally-Constrained), 密度泛函理论有望能给出超重核的 α 衰变信息^[42].

机器学习(ML)因为其强大的拟合和预测能力以及快速的计算速度, 成为处理复杂系统的一种有效工具. 近年来, 核物理研究中已经有很多神经网络应用的成功案例^[43–54]. 特别地, 近期机器学习中的高斯

引用格式: 卜炫德, 吴迪, 白春林. 基于神经网络预测重核 α 衰变半衰期. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2022, 52: 252005

Bu X D, Wu D, Bai C L. Prediction of α -decay half-lives for superheavy nuclei based on neural network (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2022, 52: 252005, doi: [10.1360/SSPMA-2021-0312](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2021-0312)

方法(Gauss Process)成功地用于研究缺中子铜系核^[55]. 本文将使用机器学习中的另一种算法, 前馈全连接神经网络算法(FNN), 研究 $84 \leq Z \leq 118$ 的角动量 $L = 0$ 的重核 α 衰变半衰期, 该方法已成功地应用于研究原子核的电荷半径和 β 缓发中子发射^[52,53].

2 FNN模型简介

前馈全连接神经网络由输入层、隐藏层和输出层构成, 每一层均由若干神经元组成. 输入层接收神经网络的输入并将其传给隐藏层, 隐藏层将来自输入层的结果经激活函数做非线性处理后传给输出层, 输出层将隐藏层的数据经激活函数处理后得到模型的最终结果. 数学上, 第 l 层网络的输出可以进行如下表示:

$$z^{(l)} = f(0.08w^{(l)}z^{(l-1)} + 0.08b^{(l)}), \quad (1)$$

其中, f 为该层的激活函数, 输入层和输出层为恒等映射 $f(x) = x$; 隐藏层为双曲正切函数 $\tanh(x)$, 可将神经元的输入映射到 $[-1, 1]$; w 和 b 分别为权重矩阵和偏置矩阵, 其矩阵大小分别为 $m^{(l)} \times m^{(l-1)}$ 和 $m^{(l)} \times 1$. 权重矩阵和偏置矩阵存储了网络的所有参数, 可以通过给定的优化算法优化得到; $z^{(l)}$ 和 $z^{(l-1)}$ 分别为第 l 层和第 $l-1$ 层的输出, 对应 $m^{(l)} \times 1$ 和 $m^{(l-1)} \times 1$ 的矩阵. 网络的参数个数 M_p 可以通过如下公式计算得到:

$$M_p = \sum_{i=2}^n m^{(i)} \times m^{(i-1)} + \sum_{i=2}^n m^{(i)}, \quad (2)$$

其中, n 为网络总的层数, $m^{(l)}$ 为第 l 层神经元的个数. 在训练过程中, 为了定量描述模型结果与数据集的偏离程度, 使用均方误差(Mean Squared Error, MSE)作为损失函数

$$\text{Loss}(T_{1/2}, z) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_{1/2,i}^{\text{exp}} - z_i^{(l)})^2, \quad (3)$$

其中, N 表示数据个数. 在训练过程中, 使用Adam (Adaptive Moment Estimation)优化算法^[56]最小化该损失函数. Adam优化算法是对随机梯度下降算法的推广, 可以通过自适应地调节学习率来提高训练效率, 在机器学习中被人们广泛使用.

在本工作中, 选取单隐藏层的网络结构, 其中, 输入层、隐藏层和输出层的神经元个数分别为3, 40和1. 由式(2)可知, 网络参数的个数为201.

3 数据预处理

本工作研究原子核的 α 衰变时仅考虑 N, Z, A, Q 值对半衰期的影响, 选择核数据时采用NUBASE 2016^[57,58]的数据, 在该数据中共有275个 $84 \leq Z \leq 118$ 且轨道角动量为零的核素. 模型训练过程中使用这275个核的数据, 随机选取训练集以训练模型, 剩下核的数据放入测试集中用于检验模型的正确性, 前后所述两个数据集大小之比为4:1. 由于本文处理的数据集较小, 训练集选取的合理与否对模型的准确性有很大影响. 为此, 在训练中, 随机选择了100次数据集, 并取训练集和测试集的MSE差别最小的模型作为最终的模型, 这样可以避免过拟合. 此外, 为了更进一步检验模型的预测能力, 从新一期的核数据(<https://www.nndc.bnl.gov/>)^[59]中又找出10个新的 $L = 0$ 的核的数据进行检验, 这10个核的数据不参与模型的训练, 只在模型最终训练成后用于计算.

由于本研究中, 数据集较小, 模型的训练效果和预测能力与输入层的数据形式密切相关, 为了得到更佳的训练效果需要对原始数据进行预处理, 即使输入量接近真实的规律. 为此, 需要使用某种程度上反映 α 衰变半衰期规律的经验公式^[39,40]. 已有的经验公式中, α 衰变的 Q 值、原子核的质子数 Z 和质量数 A 用来计算半衰期, 半衰期与 Q 值成负相关, 与 Z 和 A 成正相关. 对源数据作如下处理:

$$x_1 = 0.5 \times Z^{1/2} A^{1/6}, \quad (4)$$

$$x_2 = Z / (1.6 \times (Q - 0.03)^{1/2}) - 35, \quad (5)$$

$$x_3 = 2 \exp\left(\frac{-\theta^2}{0.0004}\right), \quad (6)$$

其中, $\theta = \frac{N-Z}{A} - 0.16$. 得到的网络输入层的输入向量为 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$. 其中, x_1 和 x_2 中 A, Z, Q 的处理根据已有的经验公式Royer公式引入^[39], 其中的参数0.5, 1.6, 0.03和35是根据模型效果进行优化后得到的结果. x_3 项 $(N - Z)/A$ 以对称能相关的形式对半衰期进行修正, 在 N 较小时值比较大, 对模型的预测影响较大; 随着 N 的增加, 函数值越来越小, 对模型的预测影响减小, 进而达到对模型预测效果提高的目的.

4 结果和分析

图1展示了得到最终模型时训练集和测试集, 以及后来补充的10个核素的 N 和 Z 分布.

图 1 (网络版彩图)训练集(蓝绿色)、测试集(白色)以及补充的10个数据(红色)原子核分布

Figure 1 (Color online) The distributions of the nuclei in training set (teal), testing set (white), and the supplementary data (red).

为了衡量模型预测值与半衰期实验值间的偏差, 计算了半衰期对数的平均绝对值偏差 $\bar{\sigma}$ 和均方根偏差 $\sqrt{\sigma^2}$, 其定义为

$$\bar{\sigma} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\log_{10} T_{1/2}^{\text{exp},i} - \log_{10} T_{1/2}^{\text{cal},i}|, \quad (7)$$

$$\sqrt{\sigma^2} = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log_{10} T_{1/2}^{\text{exp},i} - \log_{10} T_{1/2}^{\text{cal},i})^2 \right]^{1/2}. \quad (8)$$

最终偏差结果如表 1 所示, 其中训练集为196个数据, 测试集为79个数据. 本模型的训练集、测试集以及总数据集的半衰期对数的平均绝对偏差分别为0.329, 0.389和0.346; 而相应的均方根偏差为0.437, 0.477和0.459. 文献[60]中, 使用GLDM2[61], Royer[39]等模型对 α 衰变的半衰期进行了大量计算, 为了进行系统研究, 本文引用该文献用GLDM2的结果进行对比. 文献[60]中使用GLDM2模型计算了114个 $Z \geq 84$ 的轨道角动量为零的原子核的 α 衰变的半衰期, 其平均绝对偏差和均方根偏差分别为0.394和0.496. 对于这114个核, 本文模型得到的平均绝对误差和均方根误差分别为0.329和0.399, 我们的模型将均方根偏差减小约20%. 此外, 从表 1 还可以看出, 模型整体对114核数据集表现更好, 而对训练集和总数据集表现较差, 因为这两个数据集中 $Z \geq 106$ 的核仅有66个, 即使加入 x_3 项后, $Z \leq 105$ 区域的模型精度仍有待提高.

为了更进一步了解FNN模型的功能, 图 2 给出了FNN和GLDM2共同研究的114个核的实验值与预测

值差值. 可以看出, ML-FNN模型的偏差基本控制在 ± 0.6 之内. FNN计算结果在中子数为155–180区域表现得更好, 该区域对应 $Z \geq 106$ 超重核区. 此外, 10个新补充的核素理论值是使用以前的275个数据训练出的模型计算得到的, 可以看到偏差控制在 ± 0.6 之内.

图 3 展示了FNN和GLDM2模型对Pa, Rg和Cn三个同位素链的 α 衰变半衰期的计算结果. 其中FNN和GLDM2分别用橙色实心圆形和绿色上三角形表示, 实验结果用蓝色方块. 在图 3(a)中, 给出了Pa同位素链的 α 衰变半衰期的结果, 对于该同位素链, GLDM2模型整体高估了实验结果, 其中对 $N=125$ 的核素高估

表 1 不同模型和数据集中的偏差值

Table 1 The MAE and RMSE values of different models and data sets

Model and data set	$\bar{\sigma}$	$\sqrt{\sigma^2}$
FNN-training set	0.329	0.437
FNN-testing set	0.389	0.477
FNN-whole275	0.346	0.459
FNN-114	0.329	0.399
GLDM2	0.394	0.496

图 2 (网络版彩图) 114个核素以及新补充的10个核素半衰期的理论和实验结果之差, ML-FNN和GLDM2模型计算[60]的 α 衰变半衰期和实验结果的差值, 实验数据来自文献[57–59]和<https://www.nndc.bnl.gov/>

Figure 2 (Color online) For 114 nuclei and the new supplementary 10 nuclei, the difference of half-lives between theoretical results obtained by ML-FNN and GLDM2 models [60] and experimental data. The experimental data are from refs. [57–59] and <https://www.nndc.bnl.gov/>.

图 3 (网络版彩图) Pa (a), Rg (b)和Cn (c)三个同位素链的 α 衰变半衰期. 实验结果 [57,58]用蓝色方块标记, ML-FNN和GLDM2 [49]模型的结果分别用橙色实心圆和绿色上三角形标记

Figure 3 (Color online) The α -decay half-lives in three isotopic chains Pa (a), Rg (b), and Cn (c). Experimental values [57, 58], ML-FNN and GLDM2 [49] are labelled by squares, closed circles, and triangles, respectively.

得尤其多. 对 $N=121, 122$ 和 124 的核素, FNN模型都非常好地符合了实验结果, 但对于 $N=125$ 的核素, FNN模型略低估了实验结果. 图 3(b)中给出Rg同位素链的 α 衰变半衰期, 除 $N=171$ 的核素外, GLDM2模型都整体高估实验结果. 相较于GLDM2模型的计算结果, FNN模型对该同位素链的每个核素 α 衰变半衰期的计算都有改进, 尤其是 $N=167-171$ 的同位素, FNN模式下非常完美地符合了实验结果. 图 3(c)给出了Cn同位素链的 α 衰变半衰期. 在该同位素链中, GLDM2模型高估了 $N=165$ 和 169 的核素, 但低估了 $N=171, 172$ 和 173 的核素. 而FNN模型几乎完美地符合了该同位素链中除 $N=172$ 外的核素. 图 3表明, FNN模型相较于GLDM2模型有显著的改进.

5 总结

本文用前馈全连接神经网络(FNN)训练模型研究了原子核的 α 衰变的半衰期. 通过对这些原子核数据的预处理和模型构建, 只通过较少的核数据便可得到非常有效的预测效果. 本文得到的FNN模型相比于GLDM2模型的结果提高了20%左右的精度. 而且FNN模型在超重核区域表现更好.

虽然目前的模型还略显粗糙, 但本模型凭其强大的拟合能力已经体现出其应用在该领域的巨大潜力, 通过进一步的发展可以获得更准确的预测. 今后将考虑配对能等其他物理量对半衰期预测的修正, 更加精确地预测 α 衰变的半衰期.

参考文献

- 1 Zhang Z Y, Gan Z G, Yang H B, et al. New isotope ^{220}Np : Probing the robustness of the $N=126$ shell closure in neptunium. *Phys Rev Lett*, 2019, 122: 192503
- 2 Ma L, Zhang Z Y, Gan Z G, et al. Short-lived α -emitting isotope ^{222}Np and the stability of the $N=126$ magic shell. *Phys Rev Lett*, 2020, 125: 032502
- 3 Zhang Z Y, Yang H B, Huang M H, et al. New α -emitting isotope ^{214}U and abnormal enhancement of α -particle clustering in lightest uranium isotopes. *Phys Rev Lett*, 2021, 126: 152502
- 4 Oganessian Y T, Utyonkov V K, Lobanov Y V, et al. Synthesis of the isotopes of elements 118 and 116 in the ^{249}Cf and $^{245}\text{Cm}+^{48}\text{Ca}$ fusion reactions. *Phys Rev C*, 2006, 74: 044602
- 5 Zhang Z Y, Gan Z G, Ma L, et al. α decay of the new neutron-deficient isotope ^{205}Ac . *Phys Rev C*, 2014, 89: 014308
- 6 Khuyagbaatar J, Yakushev A, Düllmann C E, et al. New short-lived isotope ^{211}U and the mass surface near $N=126$. *Phys Rev Lett*, 2015, 115: 242502
- 7 Ma L, Zhang Z Y, Gan Z G, et al. α -decay properties of the new isotope ^{216}U . *Phys Rev C*, 2015, 91: 051302
- 8 Yang H B, Zhang Z Y, Wang J G, et al. Alpha decay of the new isotope ^{215}U . *Eur Phys J A*, 2015, 51: 88

- 9 Sun M D, Liu Z, Huang T H, et al. New short-lived isotope ^{223}Np and the absence of the $Z=92$ subshell closure near $N=126$. *Phys Lett B*, 2017, 771: 303–308
- 10 Yang H B, Ma L, Zhang Z Y, et al. Alpha decay properties of the semi-magic nucleus ^{219}Np . *Phys Lett B*, 2018, 777: 212–216
- 11 Huang T H, Zhang W Q, Sun M D, et al. Identification of the new isotope ^{224}Np . *Phys Rev C*, 2018, 98: 044302
- 12 Huang T H, Zhang W Q, Sun M D, et al. α -decay chain of the short-lived isotope ^{220}Pa established using a digital pulse processing technique. *Phys Rev C*, 2017, 96: 014324
- 13 Auranen K, Uusitalo J, Badran H, et al. Exploring the boundaries of the nuclear landscape: α -decay properties of ^{221}Pa . *Phys Rev C*, 2020, 102: 034305
- 14 Konki J, Khuyagbaatar J, Uusitalo J, et al. Towards saturation of the electron-capture delayed fission probability: The new isotopes ^{240}Es and ^{236}Bk . *Phys Lett B*, 2017, 764: 265–270
- 15 Pore J L, Gates J M, Orford R, et al. Identification of the new isotope ^{244}Md . *Phys Rev Lett*, 2020, 124: 252502
- 16 Gamow G. Zur quantentheorie des atomkernes. *Z Physik*, 1928, 51: 204–212
- 17 Gurney R W, Condon E U. Wave mechanics and radioactive disintegration. *Nature*, 1928, 122: 439
- 18 Royer G, Remaud B. A geometrical model for the fusion of identical nuclei. *J Phys G-Nucl Phys*, 1982, 8: L159–L164
- 19 Royer G. Alpha emission and spontaneous fission through quasi-molecular shapes. *J Phys G-Nucl Part Phys*, 2000, 26: 1149–1170
- 20 Zhang H F, Zuo W, Li J, et al. α decay half-lives of new superheavy nuclei within a generalized liquid drop model. *Phys Rev C*, 2006, 74: 017304
- 21 Bao X, Zhang H, Zhang H, et al. Systematical calculation of α decay half-lives with a generalized liquid drop model. *Nucl Phys A*, 2014, 921: 85–95
- 22 Ren Y, Ren Z. New Geiger-Nuttall law for α decay of heavy nuclei. *Phys Rev C*, 2012, 85: 044608
- 23 Buck B, Merchant A C, Perez S M. New look at α decay of heavy nuclei. *Phys Rev Lett*, 1990, 65: 2975–2977
- 24 Buck B, Merchant A C, Perez S M. α decay calculations with a realistic potential. *Phys Rev C*, 1992, 45: 2247–2253
- 25 Qian Y, Ren Z Z. Systematic calculations on exotic α -decay half-lives of nuclei with $N=125, 126, 127$. *Nucl Phys A*, 2011, 852: 82–91
- 26 Xu C, Ren Z. Global calculation of α -decay half-lives with a deformed density-dependent cluster model. *Phys Rev C*, 2006, 74: 014304
- 27 Xu C, Ren Z Z. Favored α -decays of medium mass nuclei in density-dependent cluster model. *Nucl Phys A*, 2005, 760: 303–316
- 28 Mohr P. α -decay properties of $^{296}118$ from double-folding potentials. *Phys Rev C*, 2017, 95: 011302
- 29 Bai D, Ren Z Z. Woods-Saxon-Gaussian potential and alpha-cluster structures of alpha + closed shell nuclei. *Chin Phys C*, 2018, 42: 124102
- 30 Ismail M, Adel A. Prediction of α -decay chains and cluster radioactivity of $^{300-304}121$ and $^{302-306}122$ isotopes using the double-folding potential. *Phys Rev C*, 2020, 101: 024607
- 31 Bai D, Ren Z Z. α -cluster structures above double shell closures via double-folding potentials from chiral effective field theory. *Phys Rev C*, 2021, 103: 044316
- 32 Ni D D, Ren Z Z. Theoretical description of fine structure in the α decay of heavy odd-odd nuclei. *Phys Rev C*, 2013, 87: 027602
- 33 Ni D D, Ren Z Z. Effects of nuclear collective vibrations on the α -decay fine structure of vibrational nuclei with $A \approx 220$. *Phys Rev C*, 2020, 101: 044308
- 34 Qi C, Xu F R, Liotta R J, et al. Universal decay law in charged-particle emission and exotic cluster radioactivity. *Phys Rev Lett*, 2009, 103: 072501
- 35 Qi C, Liotta R, Wyss R. Recent developments in radioactive charged-particle emissions and related phenomena. *Prog Particle Nucl Phys*, 2019, 105: 214–251
- 36 Xu C, Röpke G, Schuck P, et al. α -cluster formation and decay in the quartetting wave function approach. *Phys Rev C*, 2017, 95: 061306
- 37 Yang S, Xu C, Röpke G, et al. α decay to a doubly magic core in the quartetting wave function approach. *Phys Rev C*, 2020, 101: 024316
- 38 Bai D, Ren Z Z, Röpke G. α clustering from the quartet model. *Phys Rev C*, 2019, 99: 034305
- 39 Royer G. Analytic expressions for alpha-decay half-lives and potential barriers. *Nucl Phys A*, 2010, 848: 279–291
- 40 Denisov V Y, Khudenko A A. α -decay half-lives: Empirical relations. *Phys Rev C*, 2009, 79: 054614
- 41 Denisov V Y, Khudenko A A. Erratum: α -decay half-lives: Empirical relations [Phys. Rev. C 79, 054614 (2009)]. *Phys Rev C*, 2010, 82: 059901
- 42 Meng X, Lu B N, Zhou S G. Ground state properties and potential energy surfaces of ^{270}Hs from multidimensionally-constrained relativistic mean field model. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2020, 63: 212011
- 43 Clark J W, Li H. Application of support vector machines to global prediction of nuclear properties. *Int J Mod Phys B*, 2006, 20: 5015–5029
- 44 Utama R, Piekarewicz J, Prosper H B. Nuclear mass predictions for the crustal composition of neutron stars: A Bayesian neural network approach. *Phys Rev C*, 2016, 93: 014311
- 45 Ma Y F, Su C, Liu J, et al. Predictions of nuclear charge radii and physical interpretations based on the naive Bayesian probability classifier. *Phys*

- Rev C, 2020, 101: 014304
- 46 Neufcourt L, Cao Y, Nazarewicz W, et al. Bayesian approach to model-based extrapolation of nuclear observables. *Phys Rev C*, 2018, 98: 034318
- 47 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. *Phys Rev C*, 2019, 99: 064307
- 48 Wang Z A, Pei J, Liu Y, et al. Bayesian evaluation of incomplete fission yields. *Phys Rev Lett*, 2019, 123: 122501
- 49 Ma C W, Peng D, Wei H L, et al. Isotopic cross-sections in proton induced spallation reactions based on the Bayesian neural network method. *Chin Phys C*, 2020, 44: 014104
- 50 Ma C W, Peng D, Wei H L, et al. A Bayesian-neural-network prediction for fragment production in proton induced spallation reaction. *Chin Phys C*, 2020, 44: 124107
- 51 Wu X H, Zhao P W. Predicting nuclear masses with the kernel ridge regression. *Phys Rev C*, 2020, 101: 051301
- 52 Wu D, Bai C L, Sagawa H, et al. Calculation of nuclear charge radii with a trained feed-forward neural network. *Phys Rev C*, 2020, 102: 054323
- 53 Wu D, Bai C L, Sagawa H, et al. β -delayed one-neutron emission probabilities within a neural network model. *Phys Rev C*, 2021, 104: 054303
- 54 Qiao C Y, Pei J C, Wang Z A, et al. Bayesian evaluation of charge yields of fission fragments of ^{239}U . *Phys Rev C*, 2021, 103: 034621
- 55 Yuan Z, Bai D, Ren Z, et al. Theoretical predictions on α -decay properties of some unknown neutron-deficient actinide nuclei using machine learning. *Chin Phys C*, 2022, 46: 024101
- 56 Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv: 1412.6980
- 57 Wang M, Audi G, Kondev F G, et al. The AME 2016 atomic mass evaluation (II). Tables, graphs and references. *Chin Phys C*, 2017, 41: 030003
- 58 Audi G, Kondev F G, Wang M, et al. The NUBASE 2016 evaluation of nuclear properties. *Chin Phys C*, 2017, 41: 030001
- 59 Wang M, Huang W J, Kondev F G, et al. The AME 2020 atomic mass evaluation (II). Tables, graphs and references. *Chin Phys C*, 2021, 45: 030003
- 60 Cui J P, Xiao Y, Gao Y H, et al. α -decay half-lives of neutron-deficient nuclei. *Nucl Phys A*, 2019, 987: 99–111
- 61 Zhang H F, Royer G. α particle preformation in heavy nuclei and penetration probability. *Phys Rev C*, 2008, 77: 054318

Prediction of α -decay half-lives for superheavy nuclei based on neural network

BU XuanDe, WU Di & BAI ChunLin*

College of Physics, Sichuan University, Chengdu 610065, China

We trained a set of models based on the fully connected feed-forward neural network (FNN) to predict the α -decay half-lives of the superheavy nuclei (SHN). The model was trained with input data set of Q values of α -decay, neutron and proton numbers (N , Z), etc. By comparing the predicted half-lives and the experimental values, the accuracy of the trained neural network can be enhanced by about 10%–20% than the general liquid drop model (GLDM2), and in the superheavy regions, the prediction of neural network model is in good agreement with the experimental values.

α -decay, half-life, superheavy nuclei, fully connected neural network

PACS: 23.60.+e, 27.90.+b, 07.05.Mh, 21.10.Tg

doi: 10.1360/SSPMA-2021-0312