

基于遗传算法的身管-弹丸接触碰撞网络模型 优化研究¹⁾

彭 静* 罗 灿[†] 马 佳*,²⁾ 黎科先* 黄 著*

* (长沙理工大学土木工程学院, 长沙 410114)

[†] (长沙理工大学汽车与机械工程学院, 长沙 410114)

摘要 火炮作为一种复杂多体系统, 是陆军核心火力支援装备. 弹炮间隙引起的身管-弹丸接触碰撞现象, 直接影响火炮系统射击精度. 针对身管-弹丸复杂表面接触碰撞问题, 传统的知识驱动建模策略难以较好地兼顾建模精度与预测效率. 文章结合有限元数值模拟与人工神经网络方法, 建立身管-弹丸接触碰撞神经网络模型, 并开展模型综合性能评估: (1) 建立身管内膛与弹丸前定心部接触碰撞有限元弹塑性动力学模型, 分析不同初始碰撞速度下各物理量变化规律, 构建网络模型训练所需多工况样本集; (2) 引入多样性评价指标, 为全面综合的接触碰撞模型性能评估奠定基础; (3) 考虑神经网络超参数设置对所建模型预测精度及稳定性的重要影响, 采用遗传算法开展合理超参数设置研究, 重点关注遗传算法相关参数设置对所建模型预测性能的影响. 仿真结果表明: 随着超参数优化方案的改进, 所建身管-弹丸复杂表面接触碰撞神经网络模型的预测精度和稳定性显著提升, 进一步验证了研究策略的有效性.

关键词 接触碰撞, 数据驱动, 超参数, 遗传算法

中图分类号: O3

文献标识码: A

DOI: 10.6052/0459-1879-24-212

CSTR: 32045.14.0459-1879-24-212

GENETIC ALGORITHM-BASED OPTIMIZATION OF THE BARREL-PROJECTILE CONTACT/IMPACT NEURAL NETWORK MODEL¹⁾

Peng Jing* Luo Can[†] Ma Jia*,²⁾ Li Kexian* Huang Zhu*

* (School of Civil Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

[†] (School of Automotive and Mechanical Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

Abstract As a complex multibody system, artillery serves as the core firepower support equipment of the army. The contact/impact phenomenon arising from the clearance between the barrel and projectile, directly impacts the firing accuracy of the artillery and holds significant research importance. Traditional knowledge-driven modeling methods struggle to balance the accuracy and efficiency when handling the complex surface contact/impact process between the barrel and projectile. This work proposes the integration of the artificial neural network technique with the finite element simulation to develop a neural network-based contact force model. A comprehensive performance evaluation of the

2024-05-06 收稿, 2024-08-26 录用, 2024-08-27 网络版发表.

1) 国家自然科学基金(12002065), 湖南省自然科学基金(2021JJ40556, 2024JJ5007), 国家留学基金委博士后项目(202008430121)和长沙市自然科学基金(kq2402006)资助.

2) 通讯作者: 马佳, 副教授, 主要研究方向为复杂系统动力学与控制. E-mail: j.ma@csust.edu.cn

引用格式: 彭静, 罗灿, 马佳, 黎科先, 黄著. 基于遗传算法的身管-弹丸接触碰撞网络模型优化研究. 力学学报, 2024, 56(10): 2974-2986

Peng Jing, Luo Can, Ma Jia, Li Kexian, Huang Zhu. Genetic algorithm-based optimization of the barrel-projectile contact/impact neural network model. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2024, 56(10): 2974-2986

established model used for the barrel-projectile contact/impact process will be conducted. Initially, a finite element elastic-plastic dynamics model will be established to analyze the interaction process between the barrel and projectile. Changes of physical quantities under different initial contacting velocities will be analyzed and employed to build a multi-condition sample set for subsequent network training process. After that, a range of evaluation indicators will be introduced to facilitate a thorough and unified assessment of the contact force model, including mean square error (MSE), relative square error (RSE), relative absolute error (RAE), symmetric mean absolute percentage error (sMAPE) and determination coefficient (R^2). Considering the significant effects of network hyperparameter settings on the prediction accuracy and stability of the model, the genetic algorithm (GA) will be utilized to obtain optimal hyperparameter settings, focusing on the influence of relevant GA parameters on the prediction performance of the established contact force model. Simulation results demonstrate that with the improved hyperparameter optimization strategy, the prediction accuracy and stability of the proposed neural-network-based contact force model for the interaction process between the barrel and projectile are significantly improved, which further verifies the great necessity of research efforts towards refining hyperparameter settings to enhance the overall performance and generalization ability of the established model.

Key words contact/impact process, data-driven model, hyperparameter setting, genetic algorithm

引言

火炮作为现代战争中各机械化军队使用最为广泛的武器装备,具有威力大、射程远、持续作战强和机动灵活等特点。火炮的射击过程是高温、高压火药燃气推动弹丸沿身管轴向高速运动的过程,伴随着大量的高度非线性接触碰撞现象,皆会对身管产生瞬态激励作用,身管及火炮其他部件反过来作用于弹丸的膛内运动过程,进一步造成身管柔性振动与弹丸膛内运动的相互耦合,形成弹丸起始扰动,降低火炮系统射击精度。开展身管-弹丸接触碰撞问题研究有利于明确弹丸膛内受力状态和运动规律、完善弹炮耦合理论,对火炮射击精度分析及结构优化设计具有重要意义。

针对身管-弹丸接触碰撞问题的研究,总体经历了从单一身管或弹丸到弹炮相互耦合的过程^[1-3]。早期的理论解析建模较少考虑膛线影响,主要原因在于线膛火炮膛线条数众多,内膛截面呈现类似齿形的不规则形状,导致难以直接建立身管-弹丸接触碰撞模型^[4]。后续研究逐渐将身管简化为梁模型,此时身管-弹丸接触碰撞过程便可转换为移动载荷问题^[5]。随着多体系统动力学领域的快速发展,一系列基于 Hertz 准静态理论的接触碰撞模型被逐渐应用于含间隙机构动力学建模仿真过程^[6-10],也为弹炮相互作用研究提供了一种新的解决方案。刘雷^[11]结合准静态光滑球体 Lankarani-Nikravesh (L-N) 接触碰撞模型和有限段法建立了弹炮耦合系统动力学模型,研究了弹带、前定心部与身管内膛的接触碰撞过程。陈光宋^[12]利用 L-N 模型模拟了火炮发射过程弹丸

前定心部与身管内膛、摇架前后衬瓦与身管外壁间的接触碰撞过程。马佳^[13]结合 Winkler 弹性地基模型和 L-N 接触模型,建立一种法向混合解析接触力模型,模拟弹丸前定心部与身管之间的接触碰撞过程。然而,前述研究较少考虑身管膛线对接触碰撞检测的影响,且此类基于理想 Hertz 理论的准静态接触碰撞模型的应用前提与身管-弹丸相互作用系统存在明显矛盾^[14-15],因而所得接触碰撞响应的精度较低,无法指导火炮系统射击精度分析及结构优化设计研究。

身管-弹丸接触碰撞问题的显著特点在于接触表面的复杂性,计算仿真技术的进步促使复杂结构有限元建模理论飞速发展,也为考虑膛线的身管-弹丸接触碰撞数值模拟奠定基础^[16-17]。李淼等^[18]借助非线性有限元计算程序,研究了膛内运动起始阶段弹丸与身管间相互作用过程,获得了弹炮间隙以及弹丸初始姿态对膛内起始运动的影响。马佳等^[19]以某大口径火炮为原型,建立了线膛身管-弹丸弹塑性接触碰撞有限元模型,并从响应收敛性和罚因子设置两方面对模型的有效性进行了验证分析。相比于前述理论解析建模方法,通过合理的前处理设置,有限元方法可获得高精度接触碰撞响应结果。然而考虑到接触碰撞区域的小网格尺寸要求与身管-弹丸结构本身的大尺寸特性耦合关系,全身管-弹丸接触碰撞模型的网格数量巨大。此外,由于仿真计算步长受限于离散模型最小网格尺寸,即使针对身管-弹丸单次接触碰撞仿真,使用性能较好的仿真平台也需耗费相当长时间^[20],因而现阶段无法利用有限元手段实现弹丸膛内接触碰撞响应的快速在线预测。尽管如

此,若能将现有大量有限元离线数据与新型数据挖掘方法有效结合,建立接触碰撞在线预测模型,即可实现兼具精度与效率的身管-弹丸接触碰撞响应预测。

近年来,互联网、大数据和云计算等新一代信息技术的发展,促使人工智能领域快速提升,基于数据驱动的建模方法应运而生。数据驱动建模可利用机器学习技术,挖掘隐藏于大量激励与响应下的复杂多元非线性映射关系^[21-23],并利用所得关系预测未来系统响应。尽管神经网络模型已在多领域取得良好效果,但是当前关于网络超参数的合理选择方面关注度不足。超参数被称为人工神经网络的调节旋钮,其设置严重影响所建模型的性能和效率。现有研究大多依赖网格搜索法^[24-25]和随机搜索法^[26-27],此二者皆属于“试错法”范畴,不仅耗时且严重依赖设计人员调试经验。为提高网络训练效率及预测性能,非常有必要开展人工神经网络超参数的快速获取方法研究。一般而言,“如何获得合理设置”问题可转化为最优化问题,遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[28-29]因其优异的全局搜索能力,被广泛应用于优化领域,将其与神经网络相结合有助于获取神经网络模型超参数的较优设置。

鉴于现有知识驱动建模方法的局限性,本论文拟结合有限元数值模拟与人工神经网络方法,建立身管-弹丸复杂表面接触碰撞神经网络模型。考虑神经网络超参数设置对所建网络模型预测精度及稳定性的重要影响,拟以单隐藏层神经网络为例,重点讨论隐藏层节点数和网络初始权值偏置合理设置的必要性。采用遗传算法开展合理的网络超参数设置研究,重点关注遗传算法相关参数选择对所建模型预测性能的影响。

1 身管-弹丸接触碰撞有限元模型

火炮发射过程内膛环境恶劣,现阶段尚不具备实测条件。为建立身管-弹丸接触碰撞神经网络模型,本文拟借助数值模拟手段生成其所需多工况样本集。以某口径火炮为研究对象,采用有限元仿真软件 Abaqus6.14 分别建立如图 1 所示身管、弹丸数值仿真计算模型。考虑计算效率问题,仅构建包裹弹丸前定心部的部分身管。弹体施加法向平动速度以及绕弹尾的转动角速度从而模拟膛内斜碰过程。身管外表面全约束,左右侧面自由。采用平衡主从接触搜索法进行潜在接触节点的搜索,利用罚函数方法开展二者接触碰撞分析。鉴于弹丸前定心部网格相对于

身管内膛网格稀疏,选择其表面为主面,身管内膛表面为从面。此外,碰撞和摩擦皆属于高度非线性问题,为建立高精度的身管-弹丸接触碰撞模型,本研究暂未考虑摩擦效应。弹丸材料采用双线性硬化模型,身管塑性本构采用 Johnson-Cook 模型^[30]描述。具体的材料设置以及有限元模型仿真精度验证可参考文献^[14, 31]。

图 2 列举了几种初始碰撞速度下,身管内膛与弹丸前定心部接触碰撞数值模拟结果。由现有文献可知^[12],弹丸与身管内膛间的最大接触碰撞速度大约处于 3~5 m/s 范围内。考虑到身管磨损、弹丸偏心以及强装药情况影响,本文研究的初始碰撞速度范围设置为 0.5~8.1 m/s,每隔 0.1 m/s 开展一次仿真分析。此外,为模拟实际弹炮斜碰现象,弹体施加绕弹尾坐标系的转角速度 1 rad/s。由图 2 可知,随着初始碰撞速度的增大,接触碰撞变形和接触碰撞力也随之增加。相应的结束时刻与初始时刻的速度差异越大,能量损失也越显著,符合物理规律。图 3 展

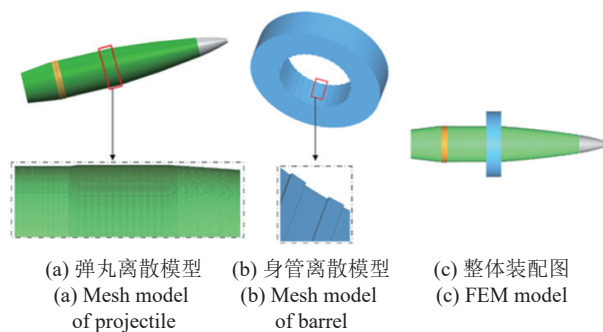


图 1 身管-弹丸法向接触碰撞有限元模型

Fig. 1 Normal contact/impact FEM model between the barrel and projectile

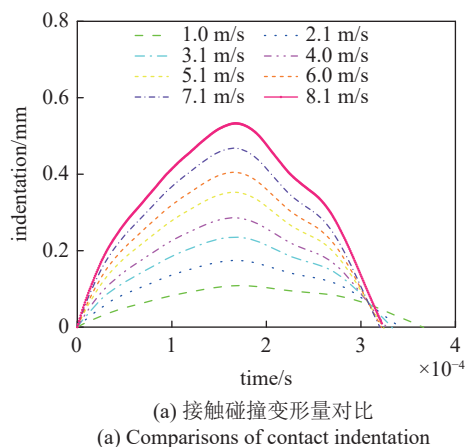
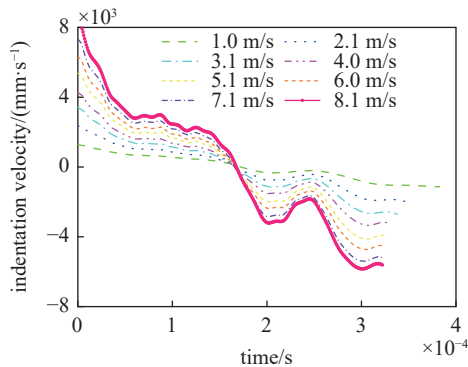


图 2 身管内膛与弹丸前定心部不同初速仿真结果

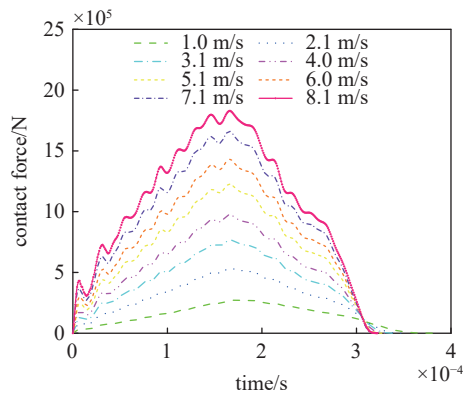
Fig. 2 Simulation results of the contact/impact process between the barrel and projectile under different initial contacting velocities

示了某一初速下最大接触碰撞压缩时刻, 弹丸、身管接触碰撞 von Mises 应力云图. 统计可知: 此时与弹丸相互作用的膛线条数大约占其总数的一半, 符合现场回收弹丸表面统计情况. 在后续网络模型训练过程中, 选择接触碰撞变形量、速度为输入, 相应的接触碰撞力为模型输出.



(b) 接触碰撞速度对比

(b) Comparisons of contact indentation velocity



(c) 接触碰撞力对比

(c) Comparisons of contact force

图 2 身管内膛与弹丸前定心部不同初速仿真结果 (续)

Fig. 2 Simulation results of the contact/impact process between the barrel and projectile under different initial contacting velocities (continued)

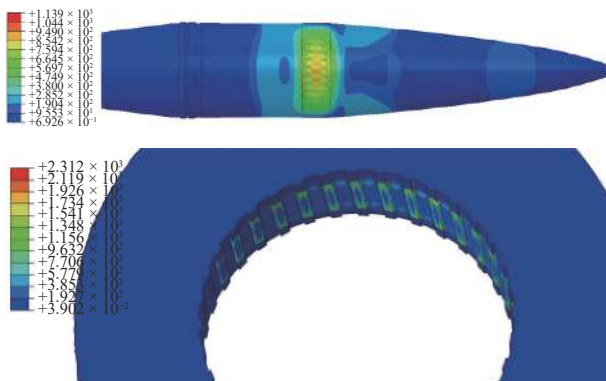


图 3 身管-弹丸 von Mises 应力云图

Fig. 3 von Mises stress nephogram of barrel and projectile

2 网络模型性能评价指标

一般而言, 均方误差 (MSE) 用于评估所建神经网络模型的响应预测性能. 然而, 除了 MSE 之外, 还有许多其他的评价指标. 为了获得更加全面的模型性能评估结果, 本文拟采用如下指标: 均方误差 (MSE)、相对平方误差 (RSE)、相对绝对误差 (RAE)、对称平均绝对百分比误差 (sMAPE) 和决定系数 (R^2), 综合量化所建身管-弹丸接触碰撞神经网络模型的预测性能.

(1) 均方误差: 通常用于评估回归模型的预测精度, 表示预测结果与原始数据对应点误差平方和的均值. MSE 值与模型的预测精度成反比关系, 即 MSE 值越小, 表明模型的预测性能越好. 然而, 需要注意的是, MSE 指标易受数据异常值影响

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

其中, y_i 为第 i 个样本的实际值, $\hat{y}_i$ 是其对应的预测值, N 为样本数量.

(2) 相对平方误差: 模型预测误差平方和除以实际值与实际平均值的总平方误差. 同样地, RSE 值越小, 表明模型的预测精度越高

$$RSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

其中, 实际平均值 $\bar{y}$ 如下

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (3)$$

(3) 相对绝对误差: 表示预测模型的绝对误差和除以实际值与实际平均值的绝对误差和. 与 RSE 相似, RAE 值越小, 表示所建模型的预测精度越高

$$RAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|}{\sum_{i=1}^N |y_i - \bar{y}|} \quad (4)$$

(4) 对称平均绝对百分比误差: 用于评估模型预测准确性的度量指标, 通过绝对误差除以绝对实际值与绝对预测值的平均值, 然后计算绝对百分比误

差的平均百分比. $sMAPE$ 值越低, 表示模型的预测性能越好. 需要注意的是, $sMAPE$ 指标对接近于 0 的样本值较为敏感

$$sMAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{(|y_i| + |\hat{y}_i|)/2} \times 100\% \quad (5)$$

(5) 决定系数: 常用于评估回归模型的拟合优度. 当回归模型与数据的拟合效果较好时, R^2 的取值范围在 0~1 之间, 数值越接近 1 表示所建模型的拟合效果越好

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

显然, R^2 与 RSE 间存在如下函数关系

$$R^2 = 1 - RSE \quad (7)$$

下一小节, 将利用上述各指标综合评估所建身管-弹丸复杂表面接触碰撞神经网络模型的响应预测性能.

3 仿真结果

针对身管-弹丸复杂表面相互作用过程, 本小节拟基于神经网络算法, 建立相应的接触碰撞模型, 量化膛内运动过程弹炮相互法向作用力. 考虑神经网络超参数设置对所建网络模型预测精度及稳定性的重要影响, 本小节拟以单隐藏层神经网络为例, 重点讨论隐藏层节点数和网络初始权值偏置合理设置的必要性. 首先, 3.1 节比较了不同隐藏层节点数设置下的接触碰撞神经网络模型预测性能, 以凸显节点数合理设置的必要性; 然后, 为提升所建网络模型的预测性能, 3.2 节采用遗传算法开展节点数设置优化研究, 重点讨论遗传算法相关参数设置对所建模型预测性能的影响; 基于节点数优化结果, 3.3 节研究了初始权重与偏置的合理设置, 以进一步提升所建接触碰撞神经网络模型的预测稳健性. 尽管出于运行成本考虑, 仿真算例皆以单隐藏层神经网络为例, 但需说明的是, 本文所提研究策略不受网络架构限制.

3.1 隐藏层节点数设置影响

网络架构的合理设计对于提升神经网络模型的预测性能至关重要. 针对单隐藏层神经网络, 隐藏层

节点数过多易导致模型在训练数据上过度拟合, 从而降低其在全新数据上的泛化性能; 相反, 节点数过少, 模型可能无法准确捕捉输入与输出变量间的复杂非线性关系, 导致欠拟合现象的发生. 因此, 隐藏层节点数的设置需要兼顾模型拟合能力和泛化性能, 从而确保神经网络模型的高精度预测.

如图 4 所示, 本小节分别建立了隐藏层节点数为 2, 5, 10, 15 和 20 的接触碰撞神经网络模型, 并对其在全新测试数据集上的预测性能开展随机测试. 训练神经网络的数据集来源于前述多工况身管-弹丸接触碰撞有限元仿真, 其中样本总数量为 26330, 训练集占 70%, 验证集和测试集各 15%. 分别选用 Tan-sigmoid 函数以及 Purelin 线性函数为隐藏层和输出层的激活函数, 利用 Levenberg-Marquardt (L-M) 反向传播算法作为神经网络模型的学习算法. 为确保测试结果的客观性, 分别采用均方误差 (MSE)、相对平方误差 (RSE)、相对绝对误差 (RAE)、对称平均绝对百分比误差 ($sMAPE$) 和决定系数 (R^2) 多种指标开展所建模型预测性能评估. 其中, 前 4 个指标值越小、最后一个指标值越接近于 1, 表明所建模型的预测性能越好.

观察图 4 可得, 对于构建接触碰撞模型而言, 神经网络隐藏层节点数并非越多越好, 合理的节点数设置对于提升所建模型的预测性能至关重要. 为选取合适的网络架构, 下一步将以隐藏层节点数为设计

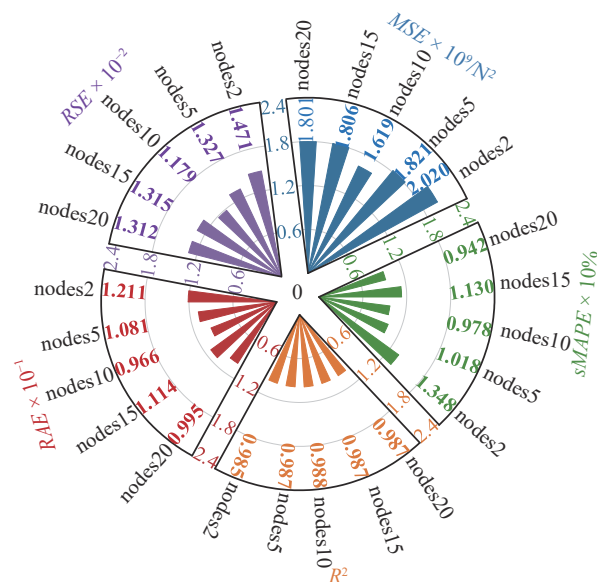


图 4 不同隐藏层节点数设置对接触碰撞网络模型预测性能影响

Fig. 4 Effect of different hidden layer node settings on the prediction performance of the contact/impact network models

变量, 网络预测性能为目标函数, 搭建最优化问题数学模型, 并借助遗传算法开展超参数优化设计研究。

3.2 接触碰撞神经网络模型隐藏层节点数优化研究

遗传算法作为一种全局优化方法, 具备在复杂搜索空间中快速寻找全局最优解的能力。其灵感来源于达尔文的自然选择, 该算法通过迭代改进一系列潜在解, 利用适应度评估进行选择, 并采用生物遗传学中的交叉和变异操作生成新一代解决方案, 从而使子代群体向更适应环境的方向进化, 最终获得对应优化问题的最优解。然而, 目前关于遗传算法相关参数选择 (如迭代次数、种群大小以及种群初始化方法等) 对神经网络超参数最终优化结果影响的研究较为有限。因此, 本节将针对这一局限性展开相应的研究。后续仿真算例皆是基于选择概率 0.95, 交

叉概率 0.7, 变异概率 0.01 的设置开展。

3.2.1 迭代次数影响

迭代次数是遗传算法中的一个关键参数, 直接影响优化性能。迭代次数设置过小可能导致算法提前终止, 无法收敛到全局最优解, 而过大设置虽可保证优化结果, 但却急剧增加了运行成本, 造成资源浪费。为平衡计算成本与优化性能, 选取合适的迭代次数尤为重要。本小节以初始种群数 40 为基础, 比较了 4 种不同迭代次数 (50, 100, 200 和 400) 设置下, 基于遗传算法优化隐藏层节点数所建网络模型在全新数据集上的预测性能, 具体结果如图 5 所示。

分析图 5 结果可知: 拟合线斜率 k 的增加表明网络预测越来越接近真实值。当迭代次数小于 200 时, 模型的拟合能力逐步提高, 这表明增加迭代

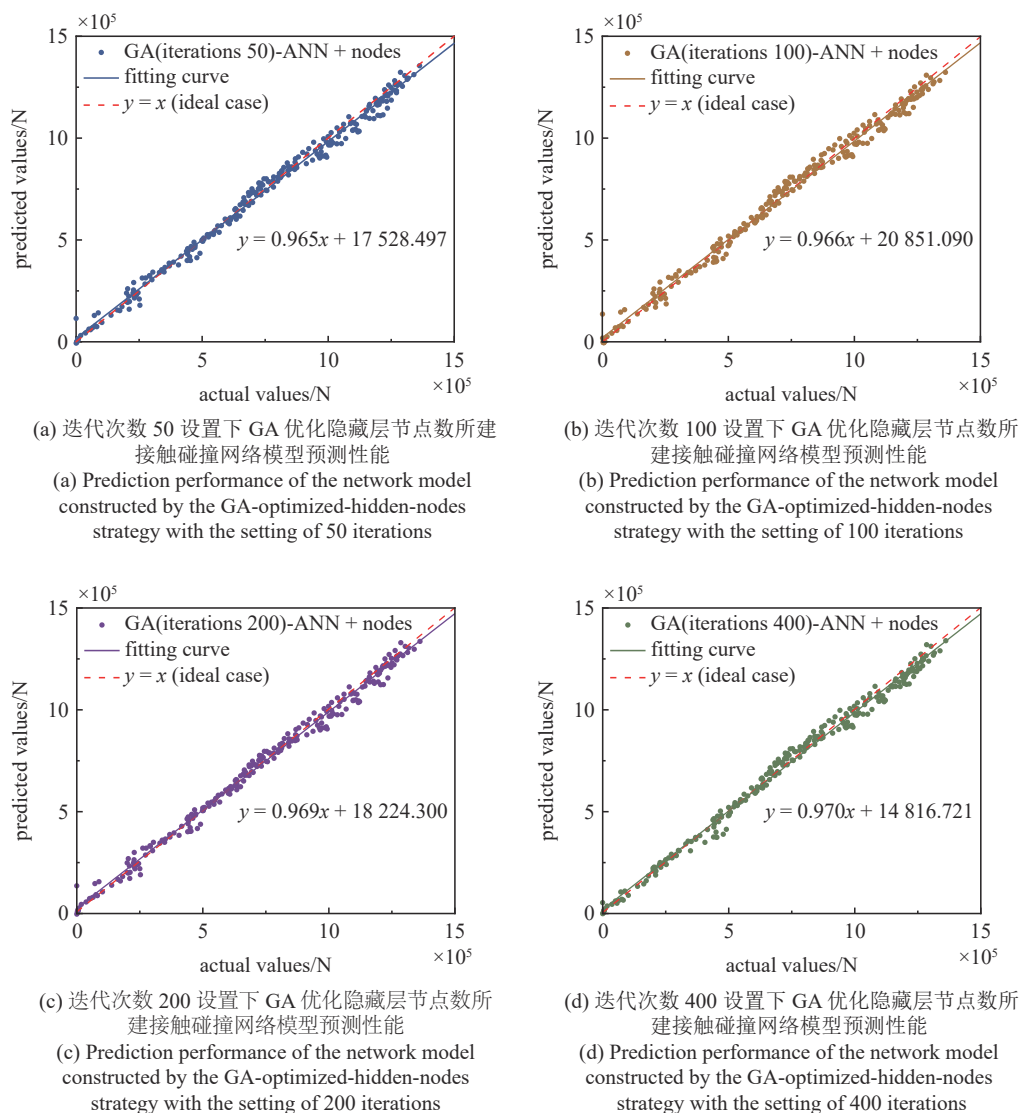


图 5 不同 GA 迭代次数设置对接触碰撞网络模型预测性能影响

Fig. 5 Effect of different iteration settings of GA on the prediction performance of the neural-network-based contact/impact model

次数有助于提高所建接触碰撞神经网络模型的预测性能. 然而, 随着迭代次数进一步地成倍增加, 模型的预测性能并未显著提高, 而与此同时, 运行成本却大幅提升. 为进一步评估不同迭代次数对所建接触碰撞模型预测性能影响, 图 6 展示了上述 4 种迭代次数设置下, 随机 5 次运行过程中所建网络的预测性能变化.

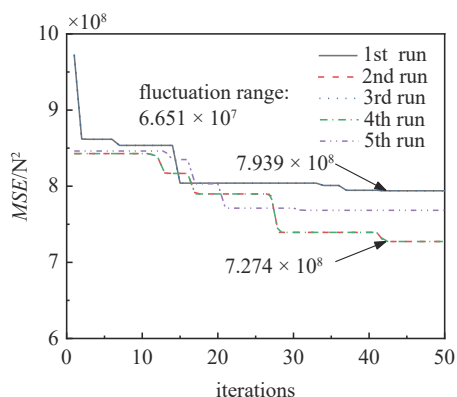
观察图 6 易得: 当迭代次数设置为 50 时, 多次运行结果间的波动性较弱, 但整体预测性能较差, 表明遗传算法尚未充分收敛到较优的隐藏层节点数; 随着迭代次数增加到 100, 所建网络模型的预测性能有所提升, 但多次运行结果间波动性有较大幅度增加; 将迭代次数增加至 200 时, 预测结果准确度和稳定性都有所提升; 进一步增加迭代次数至 400, 此时

虽然最佳预测性能与 200 次迭代时相同, 但最差预测性能得到改善, 同时多次运行间的波动性也减小, 表明遗传算法已收敛至稳定解.

图 7 对比了迭代次数为 200 和 400 设置下, 5 次随机运行平均时间. 观察易知, 后者相比于前者需额外增加 98.5% 的运行成本. 迭代次数的增加虽然有利于进一步提升网络的预测性能, 但相应的训练成本却急剧上升. 为平衡预测精度和运行效率之间的显著矛盾, 宜选取 200 为最佳迭代次数.

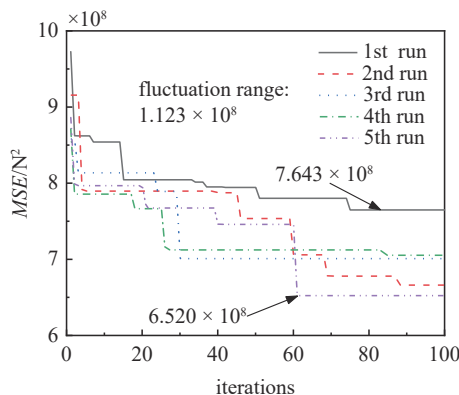
3.2.2 初始种群规模设置影响

在 3.2.1 节中, 我们对比了不同迭代次数设置下, 遗传算法优化隐藏层节点数所建立的接触碰撞神经网络模型的预测性能和运行效率, 并最终确定迭代次数 200 为最佳的参数设置. 本小节将基于此结果,



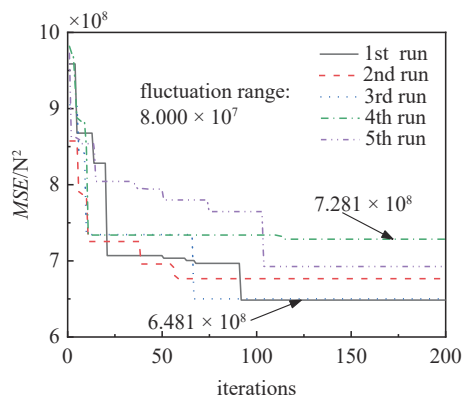
(a) 迭代次数 50 设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能演变图

(a) Prediction performance evolution curve of the network model under the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 50 iterations



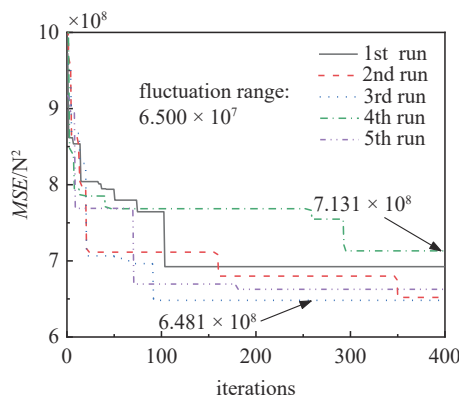
(b) 迭代次数 100 设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能演变图

(b) Prediction performance evolution curve of the network model under the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 100 iterations



(c) 迭代次数 200 设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能演变图

(c) Prediction performance evolution curve of the network model under the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 200 iterations



(d) 迭代次数 400 设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能演变图

(d) Prediction performance evolution curve of the network model under the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 400 iterations

图 6 不同 GA 迭代次数设置下所建接触碰撞神经网络模型预测性能演变曲线图

Fig. 6 Evolution of the prediction performance for the neural-network-based contact/impact model under different GA iterations

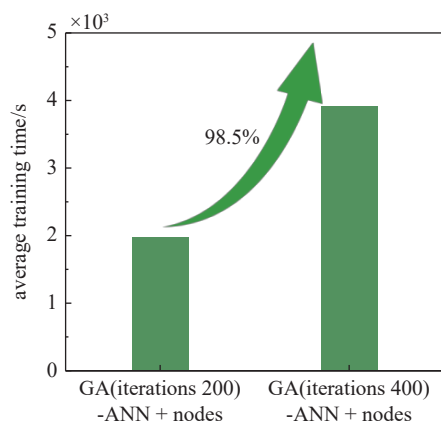
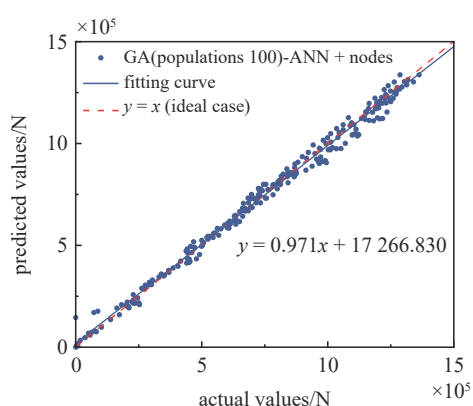


图 7 迭代次数为 200 和 400 下 GA 优化隐藏层节点数的平均运行时间对比

Fig. 7 Comparison of average running time for GA optimizing the number of hidden nodes under the setting of 200 and 400 iterations

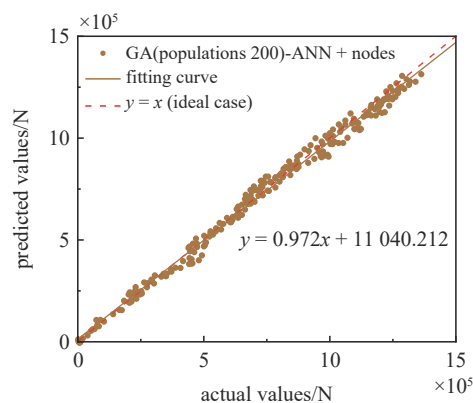
进一步讨论初始种群规模对神经网络接触碰撞模型的影响。

种群规模一直是进化类算法需要重点考虑的因素之一, 小种群数可能导致个体多样性不足, 网络极易过早收敛且难以达到最优解; 相反, 大规模种群则会带来过重计算负担, 导致收敛速度缓慢等问题。为了应对种群规模对模型预测精度和运行效率的双重影响, 本小节拟引入一种具有周期性初始化的可变种群策略。该策略旨在实现每个周期内种群规模呈线性下降趋势变化, 而在新的周期开始时, 通过随机添加存储的优秀子代个体, 实现种群的重新初始化^[32]。其中最小种群数设置为 10, 最大种群设置为 400, 变化周期为 40, 即每隔 40 代, 种群数实现一次周期性变化。图 8 展示了 4 种不同种群数设置下 (前 3 种为



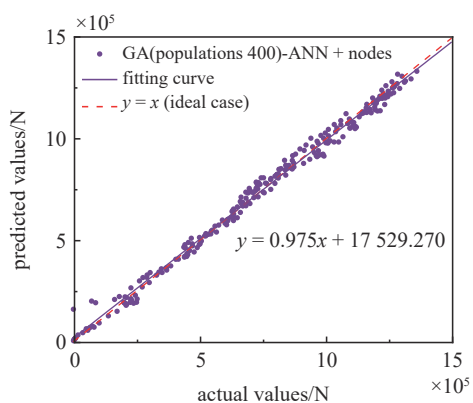
(a) 100 种群数设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能

(a) Prediction performance of the network model constructed by the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 100 populations



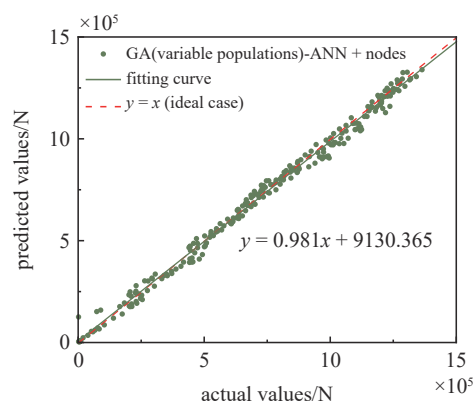
(b) 200 种群数设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能

(b) Prediction performance of the network model constructed by the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 200 populations



(c) 400 种群数设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能

(c) Prediction performance of the network model constructed by the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 400 populations



(d) 可变种群策略设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能

(d) Prediction performance of the network model constructed by the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of variable populations

图 8 不同 GA 种群策略设置对接触碰撞网络模型预测性能影响

Fig. 8 Effect of different GA population settings on the prediction performance of the neural-network-based contact/impact model

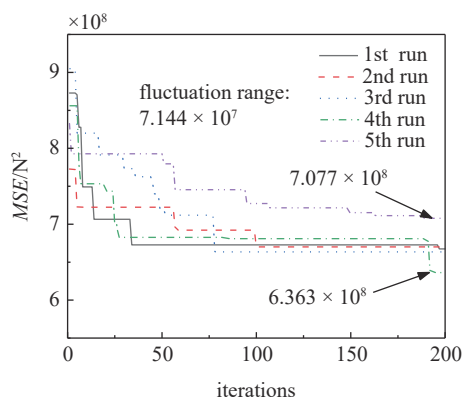
固定种群 100, 200 和 400, 最后一种为可变种群策略), 采用遗传算法优化隐藏层节点数所建立的接触碰撞神经网络模型的预测性能对比. 观察图 8 可知, 针对固定种群设置, 随着种群数目的增加, 模型预测性能有所提高, 然而进一步增加种群数量只会导致计算成本的大幅增加, 对所建网络模型的预测性能改善有限. 相比之下, 基于可变种群策略, 采用遗传算法优化隐藏层节点数所建立的接触碰撞神经网络模型表现出更加优异的性能.

为全面评估不同种群策略对所建接触碰撞模型预测性能的影响, 图 9 展示了 4 种不同初始种群数设置下 (前 3 种为固定种群 100, 200 和 400, 最后一种为可变种群策略), 随机 5 次运行过程中的网络预测性能变化, 对应的隐藏层节点数优化结果汇总于

表 1 中.

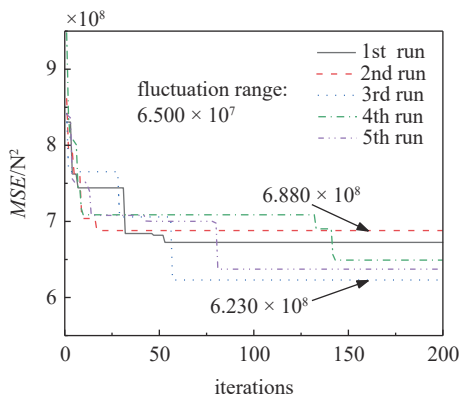
观察图 9 可知, 随着种群规模的增加, 通过固定种群策略训练所得的神经网络接触碰撞模型的预测性能逐渐提升. 表明增加初始种群数量有助于提升个体多样性, 进而促进了更优个体的产生, 然而, 这也导致了不同优化结果之间的较大波动性. 当种群数为 200 时, 尽管多次运行间的稳定性较高, 但是模型整体预测性能较差; 随着种群数目的增加, 所建模型的最佳预测性能得到明显提升, 但是大种群也伴随着更多的可能性, 从而导致模型的稳定性不足. 相比而言, 可变种群策略能够在性能和稳定性方面取得较好的平衡.

图 10 进一步对比了固定种群数 (400) 和可变种群设置下, 5 次随机运行过程中遗传算法优化隐藏



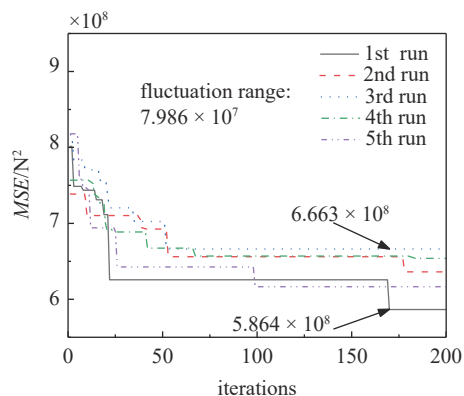
(a) 100 种群数设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能演变图

(a) Prediction performance evolution curve of the network model under the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 100 populations



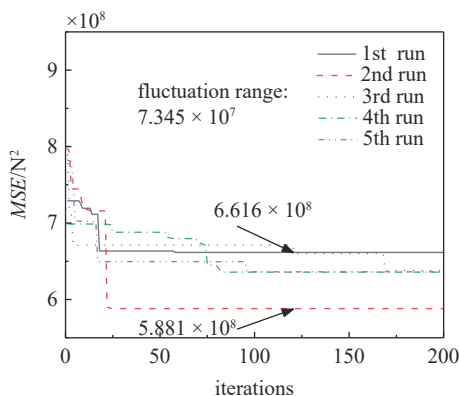
(b) 200 种群数设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能演变图

(b) Prediction performance evolution curve of the network model under the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 200 populations



(c) 400 种群数设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能演变图

(c) Prediction performance evolution curve of the network model under the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of 400 populations



(d) 可变种群策略设置下 GA 优化隐藏层节点数所建网络模型预测性能演变图

(d) Prediction performance evolution curve of the network model under the GA-optimized-hidden-nodes strategy with the setting of variable populations

图 9 不同 GA 初始种群策略下所建接触碰撞神经网络模型预测性能演变曲线图

Fig. 9 Evolution of prediction performance for the neural-network-based contact/impact model under different GA initial population strategies

表 1 不同初始种群策略下遗传算法优化隐藏层节点数的结果对比

Different population strategies	Optimization results for the number of hidden nodes				
	hidden nodes				
	1st run	2nd run	3rd run	4th run	5th run
fixed population (100)	12	13	11	11	10
fixed population (200)	12	11	10	12	10
fixed population (400)	12	10	11	10	12
variable populations	11	10	10	11	10

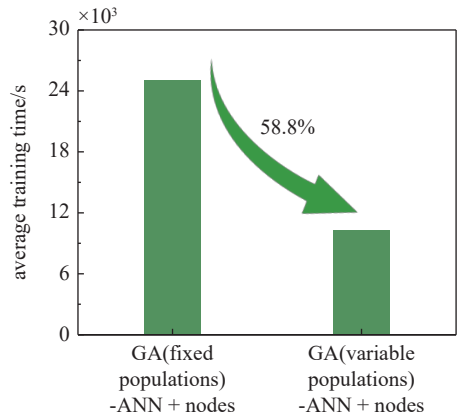


图 10 定种群 (400) 和可变种群设置下 GA 优化隐藏层节点数的平均运行时间对比

Fig. 10 Comparison of average running time for GA optimizing the number of hidden layer nodes under the fixed population (400) and variable population settings

层节点数所需平均运行成本. 采用可变种群策略的遗传算法在网络运行效率方面表现更为出色, 大约可节省将近 60% 的计算成本. 表 1 展示了基于上述两种种群策略的遗传算法在 5 次随机运行中对网络隐藏层节点数的优化结果. 观察易知, 可变种群策略获得的隐藏层节点数更加稳定. 综合考虑预测精度、运行成本以及预测稳定性, 建议选择迭代次数为 200、采用可变种群策略的遗传算法对网络隐藏层节点数开展优化, 对应优化结果范围为 10~11.

为进一步检验上述策略的有效性, 我们以隐藏层节点数 10 为例搭建模型. 随机开展 5 次测试, 以评估所建模型在全新数据集上的真实预测性能, 结果汇总于图 11 中.

虽然相比于其他节点设置 (图 4), 10 节点下的各指标性能占优. 但是观察图 11 可知, 无论针对

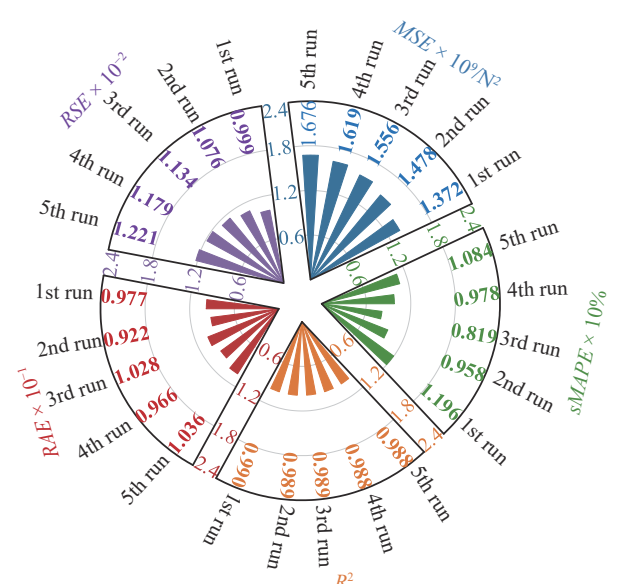


图 11 初始权重偏置设置对所建接触碰撞神经网络模型预测性能的影响

Fig. 11 Effect of initial weight and bias settings on the prediction performance of the neural-network-based contact/impact model

哪种评价指标, 不同次运行间的结果仍存在明显波动, 其主要原因在于神经网络初始值的不当设置. 目前神经网络训练过程大多基于梯度下降类算法, 该类算法对初值设置较为敏感, 而神经网络初值 (主要包含网络初始权值和偏置) 通常为随机选取, 不当的初始设置极易导致网络陷入局部最优. 为提升所建神经网络接触碰撞模型的预测稳定性, 有必要进一步开展针对网络初始权值和偏置的合理设置研究.

3.3 接触碰撞神经网络模型初始权值与偏置设置优化研究

如上节所示, 即使采用了优化的网络架构, 所建立的神经网络接触碰撞模型在多次运行中仍然面临较大的预测结果波动性, 这一现象主要源于神经网络训练过程中初值选取的随机性. 为了进一步提升预测结果的稳定性, 本小节拟以网络初始权值和偏置为设计变量, 网络预测性能为目标函数, 构建最优化问题数学模型, 并采用遗传算法开展优化研究. 由于在优化开始之前, 全局最优的位置是未知的, 因此在种群初始化阶段, 应尽量确保初始种群均匀覆盖可行解空间^[33]. 鉴于此, 本小节拟将正交试验方法与遗传算法种群初始化相结合, 从而进一步提升所建接触碰撞神经网络模型的响应预测

性能.

图 12 对比了采用两种不同种群初始化方法 (随机和正交) 情况下, 通过遗传算法优化网络初始权值和偏置后所建立的接触碰撞神经网络模型的预测性能. 在随机 5 次运行中, 考虑种群正交初始化策略所建立的接触碰撞模型表现出更优越的预测性能和稳定性.

图 13 进一步对比了当隐藏层节点数为 10, 网络初始权值偏置随机设置下所建接触碰撞模型, 与采

用正交初始化策略的遗传算法优化网络初始权值与偏置设置所建接触碰撞神经网络模型, 在全新数据集上的预测表现. 其中, 颜色越深代表相应的预测指标值越高. 观察易知, 采用正交初始化方法所建立的接触碰撞模型的各项预测指标皆超越了随机初始化初始权值与偏置设置的模型, 且模型稳定性得到显著提升.

任意选取 3 种不同初速下的接触碰撞过程, 基于上述正交初始策略构建的接触碰撞模型, 开展接

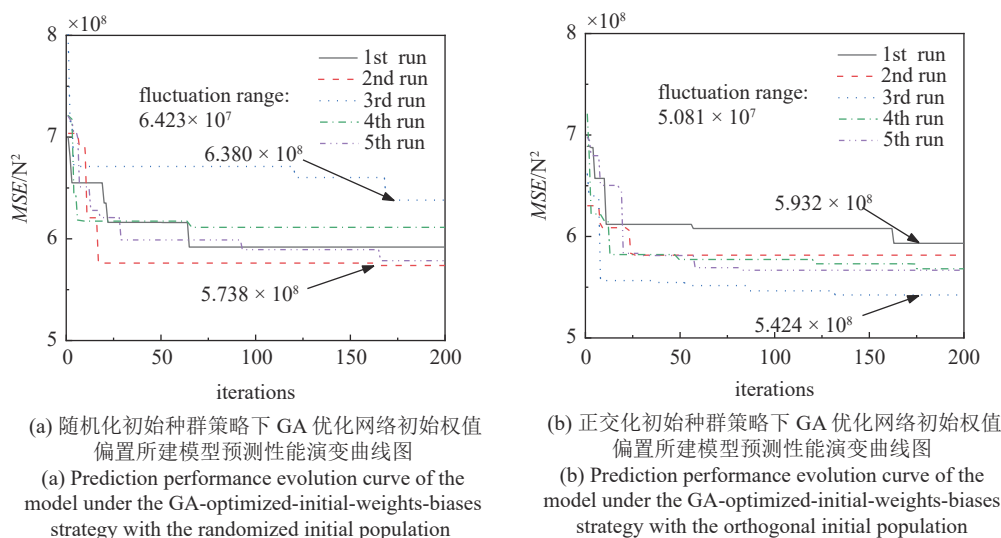


图 12 不同种群初始化方法下所建接触碰撞网络模型预测性能演化曲线图

Fig. 12 Prediction performance evolution curve of the neural-network-based contact/impact model under different population initialization methods

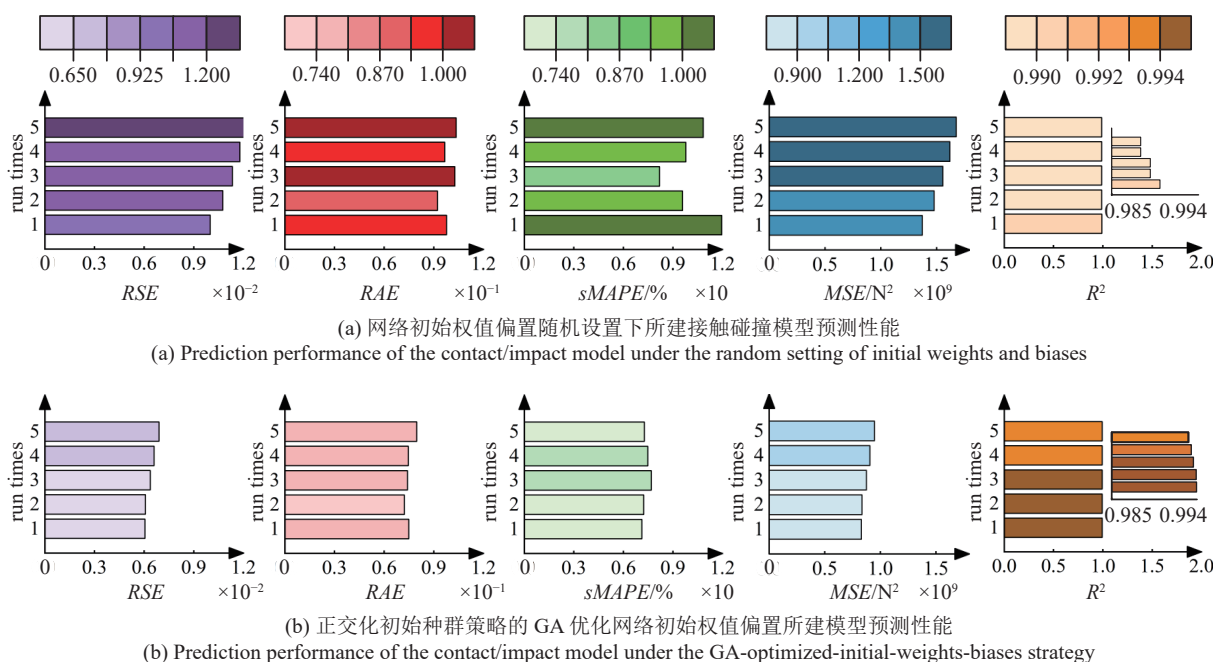


图 13 网络初始权值偏置随机设置所建模型与正交化 GA 优化初始权值偏置所建接触碰撞网络模型预测性能对比

Fig. 13 Model prediction performance comparisons under different initial values setting strategies

触碰撞响应预测. 以对应有限元全新仿真结果为参照, 对比分析所建网络模型真实预测性能. 如图 14 所示, 预测值与参考值之间呈现良好一致性, 进一步证明了本文研究策略的有效性.

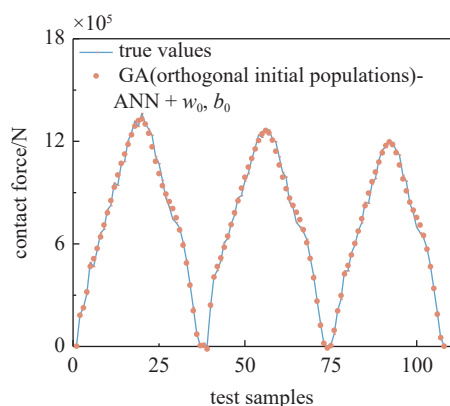


图 14 正交化 GA 优化初始权重偏置所建接触碰撞网络模型预测性能评估

Fig. 14 Performance evaluation of the contact/impact model under the GA-optimized-initial-weights-biases strategy with the orthogonal initial population

4 结论

针对身管-弹丸复杂表面接触碰撞问题, 本工作结合有限元数值模拟与人工神经网络方法, 建立了身管-弹丸接触碰撞神经网络模型. 以单隐藏层神经网络为例, 采用遗传算法开展合理网络超参数的设置研究, 重点关注了遗传算法相关参数设置对建模型预测性能的影响. 主要结论如下:

(1) 遗传算法相关参数选择对神经网络超参数的优化结果具有较大影响;

(2) 接触碰撞网络模型的良好预测性能与超参数的合理设置密切相关, 进一步表明了本文研究的必要性.

未来工作将进一步考虑不同优化算法 (如蚁群算法、粒子群算法等) 以及不同网络类型 (如卷积神经网络、循环神经网络等) 对身管-弹丸复杂表面接触碰撞数据驱动模型预测性能的影响. 也可添加接触碰撞能量损失、接触碰撞时间等物理量作为网络输出, 进一步丰富完善接触碰撞响应预测模型. 此外, 热应力对接触碰撞响应的影响也是一个不容忽视的问题.

参 考 文 献

1 杨国来, 王丽群. 火炮系统分析与优化. 北京: 科学出版社, 2023

(Yang Guolai, Wang Liqun. Gun Systems Analysis and Optimization. Beijing: Science Press, 2023 (in Chinese))

2 曹兵, 郭瑞, 杜忠华. 兵器科学与技术丛书: 弹药设计理论. 北京: 北京理工大学出版社, 2016 (Cao Bing, Guo Rui, Du Zhonghua. The Theory of Projectile Launching Process. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2016 (in Chinese))

3 钱林方, 陈光宋, 侯保林. 火炮弹道学. 北京: 北京理工大学出版社, 2023 (Qian Linfang, Chen Guangsong, Hou Baolin. Ballistics of Artillery. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2023 (in Chinese))

4 刘雷, 陈运生, 杨国来. 基于接触模型的弹炮耦合问题研究. 兵工学报, 2006, 27(6): 984-987 (Liu Lei, Chen Yunsheng, Yang Guolai. A study on the projectile-barrel coupling based on contact model. *Acta Armamentarii*, 2006, 27(6): 984-987 (in Chinese))

5 刘宁, 杨国来. 移动质量作用下轴向运动悬臂梁振动特性分析. 振动与冲击, 2012, 31(3): 102-105 (Liu Ning, Yang Guolai. Vibration property analysis of axially moving cantilever beam considering the effect of moving mass. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(3): 102-105 (in Chinese))

6 王庚祥, 马道林, 刘洋等. 多体系统碰撞动力学中接触力模型的研究进展. 力学学报, 2022, 54(11): 1-28 (Wang Gengxiang, Ma Daolin, Liu Yang, et al. Research progress of contact force models in the collision mechanics of multibody system. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(11): 1-28 (in Chinese))

7 Ma J, Bai M, Wang J, et al. A novel variable restitution coefficient model for sphere-substrate elastoplastic contact/impact process. *Mechanism and Machine Theory*, 2024, 202: 105773

8 万琦, 刘更, 宋春雨等. 含多个间隙的舵机传动系统动力学特性研究. 西北工业大学学报, 2020, 38(5): 994-1000 (Wan Qi, Liu Geng, Song Chunyu, et al. Research on dynamic characteristic of rudder transmission system with multiple clearance joints. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2020, 38(5): 994-1000 (in Chinese))

9 马佳, 揭豪, 白梦昊等. 基于无量纲分析的法向恢复系数模型研究. 力学学报, 2023, 55(4): 982-990 (Ma Jia, Jie Hao, Bai Menghao, et al. Research on normal restitution coefficient based on dimensionless analyses. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2023, 55(4): 982-990 (in Chinese))

10 何泽鹏, 张雁, 赵良玉等. 弹架间隙对导弹发射扰动的影响特性研究. 动力学与控制学报, 2021, 19(2): 54-60 (He Zepeng, Zhang Yan, Zhao liangyu, et al. Study on the influences of the clearance on missile launching disturbance. *Journal of Dynamics and Control*, 2021, 19(2): 54-60 (in Chinese))

11 刘雷. 弹丸-身管耦合系统动力学模型. 振动与冲击, 2007, 26(6): 121-124 (Liu Lei. Dynamic model of the projectile barrel coupling system. *Journal of Vibration and Shock*, 2007, 26(6): 121-124 (in Chinese))

12 陈光宋. 弹炮耦合系统动力学及关键参数识别研究. [博士论文]. 南京: 南京理工大学, 2016 (Chen Guangsong. The study on the dynamic of the projectile-barrel coupled system and the corresponding key parameters. [PhD Thesis]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2016 (in Chinese))

13 马佳. 中大口径身管内膛与弹丸前定心部接触碰撞问题研究. [博士论文]. 南京: 南京理工大学, 2019 (Ma Jia. Research on contact-impact events between barrel and bourrelet of medium-large caliber howitzers. [PhD Thesis]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2019 (in Chinese))

- 14 彭澎. 弹丸定心部与身管接触碰撞模拟实验测试方法研究. [博士学位论文]. 南京: 南京理工大学, 2020 (Peng Peng. Research on measurement method of contact impact simulation experiment between barrel and bourrelet of guns. [PhD Thesis]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2020 (in Chinese))
- 15 缪伟, 尹强, 钱林方. 弹丸定心部-身管接触模型及其应用. 振动与冲击, 2024, 43(6): 157-170 (Miao Wei, Yin Qiang, Qian Linfang. Modeling of the bourrelet-barred contact problem and its application. *Journal of Vibration and Shock*, 2024, 43(6): 157-170 (in Chinese))
- 16 葛建立, 杨国来, 陈运生等. 基于弹塑性接触/碰撞模型的弹炮耦合问题研究. 弹道学报, 2008, 20(3): 103-106 (Ge Jianli, Yang Guolai, Chen Yunsheng, et al. A study on projectile-barrel coupling problem based on elastoplastic contact/impact model. *Journal of Ballistics*, 2008, 20(3): 103-106 (in Chinese))
- 17 邹利波, 于存贵, 冯广斌等. 弹丸连续挤进过程中身管膛壁受力和磨损分析. 北京理工大学学报, 2021, 41(5): 487-493 (Zou Libo, Yu Cungui, Feng Guangbin, et al. Analysis of the friction and wear of the barrel bore during the continuous engraving. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2021, 41(5): 487-493 (in Chinese))
- 18 李淼, 钱林方, 孙河洋. 某大口径火炮弹带热力耦合挤进动力学数值模拟研究. 兵工学报, 2016, 37(10): 1803-1811 (Li Miao, Qian Linfang, Sun Heyang, et al. Research on coupled thermo-mechanical model during rotating band engraving process. *Acta Armamentarii*, 2016, 37(10): 1803-1811 (in Chinese))
- 19 马佳, 陈光宋, 吉磊等. 身管内膛与弹丸前定心部接触碰撞响应分析. 弹道学报, 2019, 31(4): 74-81 (Ma Jia, Chen Guangsong, Ji Lei, et al. Analysis on contact/impact response between barrel and bourrelet. *Journal of Ballistics*, 2019, 31(4): 74-81 (in Chinese))
- 20 Ma J, Chen G, Ji L, et al. A general methodology to establish the contact force model for complex contacting surfaces. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 140: 106678
- 21 邱宏蕴, 王志霞, 丁北等. 一类双层薄膜结构振动能量采集器的数据驱动建模方法及应用. 力学学报, 2023, 55(10): 2189-2198 (Qiu Hongyun, Wang Zhixia, Ding Bei, et al. Data-driven modeling and application of vibration energy harvester with double film. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2023, 55(10): 2189-2198 (in Chinese))
- 22 姚淇, 李全通, 杜秋月等. 基于数据驱动的全线控底盘纵臂式悬架系统研究. 力学学报, 2022, 54(7): 1880-1895 (Yao Qi, Li Quantong, Du Qiuyue, et al. Research on training arm suspension system of full X-by-wire control chassis based on Data drive. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(7): 1880-1895 (in Chinese))
- 23 谢博, 陈是扞, 徐明坤等. 基于优化多核极限学习机的车轮多边形磨损识别. 力学学报, 2022, 54(7): 1797-1806 (Xie Bo, Chen Shiqi-an, Xu Mingkun, et al. Polygonal wear identification of wheels based on optimized multiple kernel extreme learning machine. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(7): 1797-1806 (in Chinese))
- 24 Bagherzadeh F, Shafighfar T, Khan RMA, et al. Prediction of maximum tensile stress in plain-weave composite laminates with interacting holes via stacked machine learning algorithms: A comparative study. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 195: 110315
- 25 Priyadarshini I, Cotton C. A novel LSTM-CNN-grid search-based deep neural network for sentiment analysis. *The Journal of Supercomputing*, 2021, 77(12): 13911-13932
- 26 Yu W, Kim IY, Mechefske C. Analysis of different RNN autoencoder variants for time series classification and machine prognostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 149: 107322
- 27 Li X, Li J, Zhao C, et al. Gear pitting fault diagnosis with mixed operating conditions based on adaptive 1D separable convolution with residual connection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 142: 106740
- 28 王鹏, 杨绍普, 刘永强等. 高速列车磁流变半主动悬挂控制策略研究. 力学学报, 2023, 55(4): 1004-1018 (Wang Peng, Yang Shaopu, Liu Yongqiang, et al. Research on control strategy of magnetorheological semi-active suspension for high-speed train. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2023, 55(4): 1004-1018 (in Chinese))
- 29 Li X, Chang L, Cao Y, et al. Physics-supervised deep learning-based optimization (PSDLO) with accuracy and efficiency. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2023, 120(35): e2309062120
- 30 西禹, 张强, 张欣钥等. 增材制造 TC4 钛合金的动态力学行为研究. 力学学报, 2022, 54(2): 425-444 (Xi Yu, Zhang Qiang, Zhang Xinyao, et al. Dynamic mechanical behavior of additive manufacturing TC4 alloy. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(2): 425-444 (in Chinese))
- 31 曾志银, 高小科, 刘朋科等. 炮钢材料动态本构模型及其验证. 兵工学报, 2015, 36(11): 2038-2044 (Zeng Zhiyin, Gao Xiaoke, Liu Pengke, et al. Dynamic constitutive model of gun steel material and its verification. *Acta Armamentarii*, 2015, 36(11): 2038-2044 (in Chinese))
- 32 Koumoussis VK, Katsaras CP. A saw-tooth genetic algorithm combining the effects of variable population size and reinitialization to enhance performance. *IEEE Transactions Evolutionary Computation*, 2006, 10(1): 19-28
- 33 Sun K, Zheng D, Song H, et al. Hybrid genetic algorithm with variable neighborhood search for flexible job shop scheduling problem in a machining system. *Expert Systems with Applications*, 2023, 215: 119359