第53卷 第11期
2025年11月

华南理工大学学报（自然科学版）
Journal of South China University of Technology
（Natural Science Edition）

Vol. 53 No. 11
November 2025

doi：10. 12141/j. issn. 1000-565X. 240364

基于搅拌摩擦焊工艺参数分析的整车碰撞时序预测

谢正超[1] 刘锦灿[1] 李双[1] 李文锋[2] 赵晶[2†]

（1. 华南理工大学 机械与汽车工程学院，广东 广州 510640；2. 东北大学 机械工程与自动化学院，辽宁 沈阳 110819）

摘 要：在汽车轻量化与高安全性需求下，搅拌摩擦焊成为了车身关键结构制造的核心技术，对提升碰撞能量吸收能力至关重要。但传统显式动力学模型优化搅拌摩擦焊工艺参数时，需大量重复有限元计算，存在计算耗时久、资源消耗大的问题，制约了设计效率。为此，该文提出基于搅拌摩擦焊工艺参数分析的整车碰撞时序预测方法，以兼顾优化效率与碰撞安全性。首先，归纳旋转速度、焊接速度与焊件弹性模量的映射关系，构建参数集；然后，以某白车身为对象，用混合壳单元离散白车身零部件集合，设定正碰工况，构建整车显式动力学模型；接着，设计时序预测代理模型，用显式动力学响应数据进行训练，结合高维数据解耦器与罚函数，面向观测点变形量与应变量的最小化目标，形成代理模型的更新流程。经迭代后，代理模型预测结果的均方根误差与损失趋近于零，精度可靠。相较于传统方法，所提出的方法节省了50%的计算时间。该方法实现了轻量化与高安全性的协同优化，为车身设计及搅拌摩擦焊工艺参数迭代提供了一种高效的技术手段，对缩短汽车研发周期、提升安全性能具有工程价值。

关键词：车身设计；车辆碰撞安全性；搅拌摩擦焊；工艺优化；代理网络模型；有限元法

中图分类号：U463.8 **文章编号：**1000-565X（2025）11-0132-09

搅拌摩擦焊（Friction Stir Welding，FSW）是一种金属焊接技术，它通过在金属工件之间施加力和摩擦热来实现焊接[1-2]。该技术不需要融化金属，而是通过搅拌两个金属工件的表面来实现焊接，具体方法是：将旋转的搅拌头插入焊接工件，并沿焊接方向移动，利用搅拌头与焊件之间的摩擦产生的热量，使得焊件达到可塑性状态。这个过程中，通过精心设计搅拌摩擦焊的工艺参数，如旋转速度、压入量和进给速度，制定不同的焊接策略，可使焊件处于不同的晶体状态，并赋予焊接部位独特的机械强度[3]。从车身碰撞安全性的角度而言，通过探索整车前纵梁后部结构中的搅拌摩擦焊部位对碰撞能量吸收的影响规律，可以籍由特定搅拌摩擦焊来提高整车碰撞时的安全性[4]。

通过揭示不同搅拌摩擦焊工艺方案下的整车碰撞动力学过程，可获得碰撞过程中对应的搅拌摩擦焊参数组合，从而得到碰撞安全性最佳的焊接策略。在碰撞仿真研究方面，张立强[5]基于显式动力学方法对前纵梁结构和前防撞梁吸能盒进行了优化；王凯迪等[6]对车门质量、刚度、一阶模态响应等优化指标进行计算，解决了传统独立有限元模型求解慢、优化效率低的问题；Liu[7]基于一种无监督

收稿日期：2024-07-15

基金项目：国家重点研发计划项目（2019YFE0110700）

Foundation item：Supported by the National Key Research and Development Program of China（2019YFE0110700）

作者简介：谢正超（1978—），男，教授，博士生导师，主要从事有限元数值分析、车辆动力学分析与控制等研究。E-mail：zxie@scut. edu. cn

† **通信作者：**赵晶（1987—），男，博士，教授，主要从事整车有限元分析与整车动力学研究。E-mail：zhaoj@mail. neu. edu. cn

学习方法，结合显式动力学方法开展了车辆模型碰撞安全性的研究；Zhang 等[8]以某混合材料车身为研究对象，采用近似模型方法对 Kriging 代理模型和径向基函数代理模型进行显式动力学拟合，实现了轻量化与安全性的协同优化。

显式动力学方法可以有效解决整车碰撞的动力学求解问题，但需要耗费大量的计算时间与计算资源，尤其是在开展基于显式动力学的优化工作时，对同一显式动力学模型的重复运算将使得计算量显著增加。鉴于此，有学者基于已有的显式动力学求解数据来训练神经网络模型，使后续优化工作可基于代理模型来快速进行，解决了原有模型的低效问题[9-12]。在这方面，Ibrahim 等[13]针对永磁同步电机提出了一种代理模型，Nguyen 等[14]提出了面向电力系统的机器学习代理模型，Fu 等[15]围绕微波滤波器的多物理场优化问题提出了一种神经网络代理模型，Zhu 等[16]基于黑盒模型可解释性提出了一种基于模糊的局部代理模型。

目前，有关碰撞工况下基于神经网络的整车摩擦焊接工艺参数优化鲜见报道。鉴于此，文中提出一种面向整车碰撞仿真的时序预测方法，用以提升基于搅拌摩擦焊的整车碰撞安全性分析的效率，从而解决面向整车碰撞安全性的搅拌摩擦焊工艺参数优化问题。

1　整车碰撞过程的时序构建

基于选定的整车构型，首先开展如下数据采集流程。

(1)构建搅拌摩擦焊的参数集合。图 1 所示为搅拌摩擦焊的原理，不同摩擦头采用不同的旋转速度 ω、焊接速度 v、压入量 d，由此可以得到不同刚度 K 的焊接接头。考虑到搅拌摩擦焊工艺中压入量对焊件机械强度影响不大[3]，且压入量为 0.7 mm 时焊件强度较高，因此将压入量统一设置为为 0.7 mm。焊接工艺参数与焊件机械强度的关系如表 1 所示。

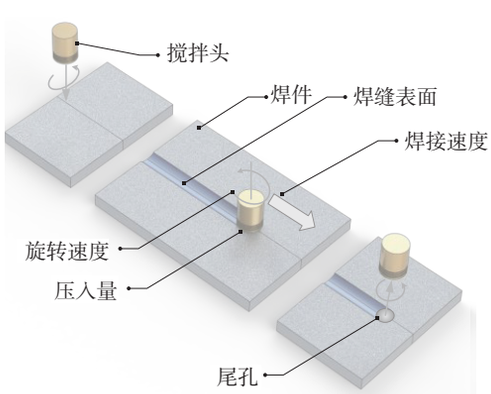


图 1　搅拌摩擦焊原理示意图

Fig. 1　Schematic diagram of the principle of FSW

表 1　焊接工艺参数与焊件机械强度的关系

Table 1　Relationship between welding process parameters and the mechanical strength of welded parts

序号	旋转速度/(r·min^{-1})	焊接速度/(mm·min^{-1})	压入量/mm	弹性模量/MPa
1	1 200	250	0.70	22.98
2	1 200	350	0.70	53.18
3	1 200	450	0.70	25.69
4	1 500	250	0.70	67.60
5	1 500	350	0.70	72.56
6	1 500	450	0.70	71.66
7	1 800	250	0.70	45.07
8	1 800	350	0.70	54.53
9	1 800	450	0.70	64.90
10	2 100	250	0.70	96.45
11	2 100	350	0.70	72.11
12	2 100	450	0.70	112.67

(2)采用四边形与三角形混合的壳单元对整车 619 个零部件进行离散；确定碰撞类型为正碰，碰撞速度为 15.6 m/s 且与刚体墙壁发生碰撞，构建基于搅拌摩擦焊的整车显式动力学模型。

(3)采用搅拌摩擦焊焊件来模拟车身焊点部位，其中主要关注的焊点部位为车身前纵梁后部、A 柱边梁及其加强构件，对于该部位的焊接结构，定义摩擦焊连接件刚度组合序列 $\delta(K_1,K_2,\cdots,K_M)$；

(4)求解显式动力学模型，收集上述零部件的力学响应序列 $\delta(\mathcal{D}_\alpha(k),\mathcal{F}_\alpha(k))$ 以及搅拌摩擦焊焊接接头的力学响应序列 $\delta(\mathcal{D}_\beta(k),\mathcal{F}_\beta(k))$，$\mathcal{D}_\alpha(k)$、$\mathcal{D}_\beta(k)$、$\mathcal{F}_\alpha(k)$、$\mathcal{F}_\beta(k)$ 分别为零部件位移、焊接接头位移、零部件受到的载荷、焊接接头受到的载荷，其中 k 为采样时间点，α 和 β 分别代表零部件与焊接接头。

(5)建立时序预测代理模型，并将整车碰撞显式动力学的解数据作为模型训练数据，完成对模型的训练。

(6)结合时序预测代理模型，从整车模型中设置主要坐标点，并提取坐标点的实时碰撞响应数据，输入至代理模型中，求得显式动力学模型与代理模型之间的求解误差，当误差 e 低于容差 e_0 时，停止求解显式动力学模型，并使用代理模型求得剩余时间内的整车碰撞响应数据。

图 2 所示为上述时序预测模型的求解流程。

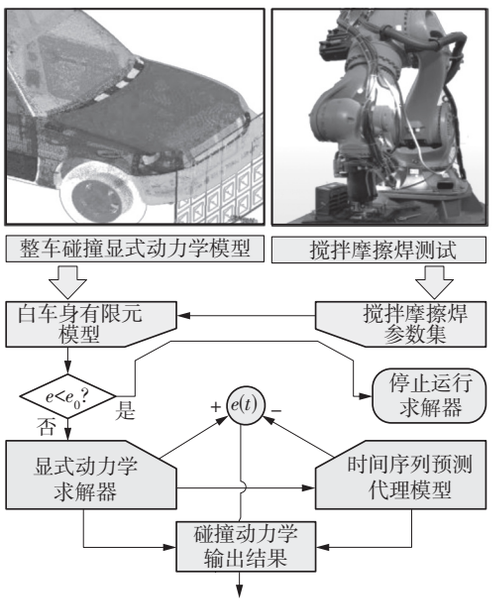


图2 基于时序预测的显式动力学求解示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the explicit dynamic solution based on time series prediction

2 时序预测模型的构建

2.1 时序预测单元

时序预测模型基于长短期记忆(Long Short-Term Memory，LSTM)网络构建，应用了LSTM模型中的遗忘门、记忆门与输出门的概念，将任意时刻t由显式动力学求解器传递的白车身碰撞动力学结果输入门结构中，更新网络模型，并输出下一时刻t+1的碰撞动力学预测结果。

上一时刻(t−1时刻)的网络状态C_{t-1}由预测模型根据当前时刻t的状态输入s_t与上一时刻的输出h_{t-1}共同决定。构造定义为遗忘门的Sigmoid函数$\sigma(s_t,h_{t-1})$如下：

$$f_t=\sigma\left(W_f\cdot[h_{t-1},x_t]+b_f\right) \tag{1}$$

式中：$f_t\in[0,1]$为遗忘门输出，并与预测网络t−1时刻的单元状态相乘，进而决定对上一时刻预测网络的继承程度；W_f为遗忘门权重；b_f为遗忘门偏移值。

在确定上一时刻继承信息的基础上，定义记忆门，进一步决定基于当前时刻状态生成的新模型信息，分别包含2个决策——生成信息的采用程度i_t与生成信息的内容$\widetilde{C}_t$。记忆门定义如下：

$$\begin{cases} i_t=\sigma\left(W_i\cdot[h_{t-1},x_t]+b_i\right) \\ \widetilde{C}_t=\tanh(W_C\cdot[h_{t-1},x_t]+b_C) \end{cases} \tag{2}$$

式中，对应的Sigmoid函数σ决定了所生成的模型信息的采用程度；W_i、W_C、b_i、b_C分别为记忆门的输出权重与偏移量。最后，定义输出门，综合预测网络上一时刻单元状态与当前时刻单元状态的输出值C_t，得

$$C_t=f_t\odot C_{t-1}+i_t\odot\widetilde{C}_t \tag{3}$$

式中，$\odot$表示元素级乘法。

2.2 时序预测模型的架构

基于所构建的时序预测单元，形成图3预测架构中的LSTM层。图3所示的时序预测网络架构包括焊接工艺参数优化模型和整车碰撞预测网络两大模块。

2.2.1 焊接工艺参数优化模型

(1)显式动力学数值模型

显式动力学数值模型用于生成整车碰撞动力学响应的数据集。

(2)搅拌摩擦焊优化模型

搅拌摩擦焊优化模型由整车碰撞响应数据集训

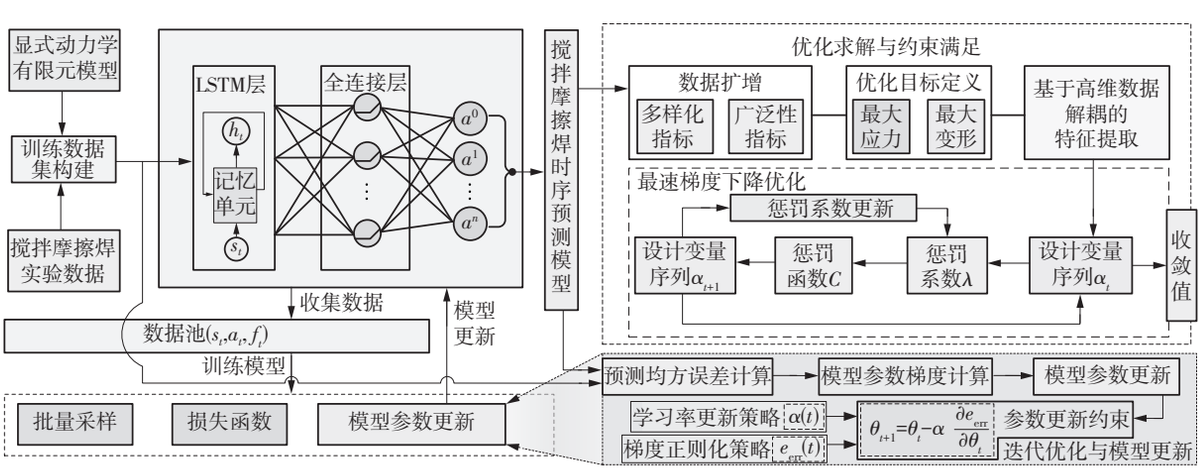


图3 基于搅拌摩擦焊整车碰撞时序预测架构的工艺参数优化示意图

Fig. 3 Schematic diagram of friction stir welding parameter optimization based on crash time-series prediction framework

练得到，在预测网络误差收敛前接受来自显式动力学模型的数据，在预测网络误差收敛后接受来自预测网络的预测值。该模型基于整车碰撞响应评估不同焊接工艺参数下的碰撞安全性。

(3)安全性评价指标评估函数

安全性评价指标评估函数将整车零部件刚度序列与焊接工艺参数之间的关系近似为代理映射函数Ψ。

2.2.2　整车碰撞预测网络

(1)高维数据解耦器

高维数据解耦器实现焊接工艺参数$\mathcal{D}$与碰撞动力学响应$\mathcal{F}$两组高维数据集之间的关系解耦。对于任意两组力学响应数据$\left\{\mathcal{D}_i(k_j),\mathcal{F}_i(k_j)\right\}$和$\left\{\mathcal{D}_i(k_{j^*}),\mathcal{F}_i(k_{j^*})\right\}(i=\alpha,\beta)$，若符合以下条件，则视为两组解耦数据：

$$\frac{\partial\mathcal{F}_i(k_1)}{\partial\mathcal{D}_i(k_2)}=\frac{\partial\mathcal{F}_i(k_2)}{\partial\mathcal{D}_i(k_1)}=\cdots=\frac{\partial\mathcal{F}_i(k_M)}{\partial\mathcal{D}_i(k_{M-1})}=0 \tag{4}$$

若存在任意一组输入$\mathcal{D}_i(k_j)$，对于所有输出序列$\mathcal{F}_i(k_{j^*})$，式(4)都成立，则认为该输入可被解耦处理，其中下标j表示任意序列位置，下标j^*表示另外一组进行耦合关系对比的序列位置，$j,j^*=1,\cdots,M$。

(2)LSTM时序预测单元

基于图3所示LSTM时序预测单元，设计4个门结构，用于预测碰撞动力学响应。

(3)预测网络模型更新

为保证碰撞动力学响应预测的准确性，对预测网络与搅拌摩擦焊的代理模型进行优化，主要思路如图3所示。将整车碰撞动力学响应收集于数据池中，通过“批量采样–损失函数–反向传播”的方式进行优化器模型的训练和更新，以保证预测网络的准确性。

3　基于整车碰撞时序预测模型的搅拌摩擦焊工艺优化策略

3.1　碰撞安全性指标的定义

在碰撞安全性与车身轻量化的多目标优化中，通过寻找可行的摩擦焊连接件刚度组合序列$\delta(K_1,K_2,\cdots,K_M)$，并基于图3的搅拌摩擦焊优化模型，明确不同刚度组合序列$\delta(K_1,K_2,\cdots,K_M)$与旋转速度$\omega$、焊接速度$v$、压入量$d$之间的关系，形成两者之间的代理映射函数$\Psi$，将刚度组合序列转化成连接件的刚度组合序列：

$$\Psi\left(\omega_p,v_p,d_p\right):\left[\omega_p,v_p,d_p\right]\rightarrow K_p \tag{5}$$

式中，$1\leqslant p\leqslant M$。通过代理模型，将每组刚度组合序列$\delta(K_1,K_2,\cdots,K_M)$转化为以下关于搅拌摩擦焊工艺参数的优化问题：

$$\begin{cases}\mathcal{D}_i^*(k_j^{\mathrm{o}})=\min\limits_{k_j^{\mathrm{o}}\in k_j}\left\{\mathcal{F}_i^{\mathrm{o}}(k_j)\right\},\quad \mathcal{F}_i^{\mathrm{o}}(k_j)\in\mathcal{S}\\ \mathcal{D}_i^*(k_j^{\mathrm{o}})=\max\limits_{k_j^{\mathrm{o}}\in k_j}\left\{\mathcal{F}_i^{\mathrm{o}}(k_j)\right\},\quad \mathcal{F}_i^{\mathrm{o}}(k_j)\in\mathcal{M}\end{cases} \tag{6}$$

式中，$\mathcal{S}$与$\mathcal{M}$分别为碰撞安全性参数与整车质量参数，上标o表示在该输入参数下安全性与轻量化都能达到最优。对于未解耦的数据结构关系，则在式(6)的基础上取次优值。

3.2　工艺参数优化策略的设计

图3给出了搅拌摩擦焊工艺参数优化设计的流程，主要包括数据采集、时序模型训练、优化求解、约束满足与模型更新5个部分。其中，时序模型构建与数据采集处理已在前文述及，本节主要从优化求解、约束满足、模型更新3个方面探讨工艺参数优化策略的设计。

首先，通过数据扩增，保证时序预测模型可以处理大部分的工况。数据扩增可通过设计如下的指标实现：

$$\begin{cases}H=-\sum\limits_{i=1}^{n}p_i\log_2 p_i\\ S_{\mathrm{DI}}=\dfrac{1}{n}\sum\limits_{i=1}^{n}\dfrac{c_i}{C}\end{cases} \tag{7}$$

式中，H为数据多样化指标，S_{DI}为广泛性指标，n为类别的数量，p_i为第i类样本占总样本的比例，c_i为第i类碰撞速度下的数据样本数，C为总样本数。

在此基础上，定义优化所考虑的约束目标(文中主要考虑碰撞后的观测点最大应力与最大变形)，并基于式(4)给出的高维数据解耦器实现对设计变量X的解耦。

对于设计变量X，构建以下罚函数：

$$L(X)=f(X)+\sum_{i=1}^{m}\lambda_i\max(0,g(X))^2 \tag{8}$$

式中：$L(X)$为罚函数；λ_i为惩罚系数；$f(X)$为目标优化函数，文中设定为观测点的最大变形与最大应变的最小化；$g(X)$为优化约束。

通过设计惩罚系数更新规则，确保每次更新后检查约束，若不满足，则增加惩罚系数，以逐步逼近满足约束的解。在迭代过程中，通过计算设计变量优化梯度

$$\nabla f(X)\approx\frac{f(X+\epsilon)-f(X)}{\epsilon} \tag{9}$$

实现对设计变量的优化，可得

$$X_{t+1} = X_t + \alpha \nabla f(X_t) \tag{10}$$

式(9)和式(10)中，ϵ为与设计变量相关的迭代增量，下标t为优化迭代次数，α为学习率。α采用指数衰减的学习率更新方法获得，即

$$\alpha_t = \alpha_0 \exp(-\upsilon t) \tag{11}$$

式中，α_0为初始学习率，υ为衰减系数。

由于采用了时序预测模型来代替有限元模型，以求得给定设计变量X_t下的整车碰撞响应，从而完成优化过程，因此，在考虑额外的设计变量时，需要对时序预测模型进行更新来保证优化结果的准确性。

图3示出了面向时序预测的迭代优化与模型更新流程。通过计算时序预测响应与有限元模型之间的均方误差e_{err}，可得

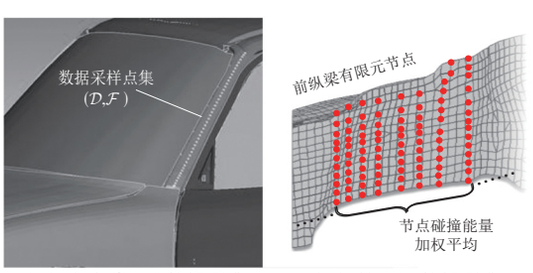
$$\theta_{t+1} = \theta_t - \alpha \frac{\partial e_{\mathrm{err}}}{\partial \theta_t} \tag{12}$$

式中，θ_t为模型参数θ在第t次迭代时的状态。

本节所提出的工艺参数优化策略基于MathWorks & Optimization Toolbox实现。此外，由图3可知，显式动力学有限元模型通过时序预测网络生成相应的代理模型，由代理模型预测获得显式动力学有限元模型的相应值。代理模型经过优化算法调用后，生成基于显式动力学有限元模型的搅拌摩擦焊工艺参数优化结果。

4 基于安全性优化的设计

基于所提出的时序预测方法，开展整车碰撞安全性多目标优化分析。图4所示为案例研究中的数据采集区域，主要进行白车身A柱以及前纵梁数据的采集。



(a) 白车身A柱数据采集　(b) 前纵梁数据采集

图4 数据采集区域

Fig. 4 Data collection area

首先，为了确定所提出的方法的有效性，对时序预测模型的收敛性与效率进行分析。在明确收敛性与效率的前提下，对关键观测点的碰撞响应时序预测精度进行验证。在模型精度与性能得到验证的基础上，开展整车碰撞多目标优化分析，从而获得最优的搅拌摩擦焊工艺参数组合。

4.1 模型收敛性分析

采用反向传播方法对图3所示预测架构进行训练，以整车碰撞模型观测点的位移响应为关注变量，通过均方根误差(Root Mean Square Error，RMSE)与损失两个指标判断训练的收敛性。如图5所示，经过200次迭代后，RMSE与损失趋向于零。

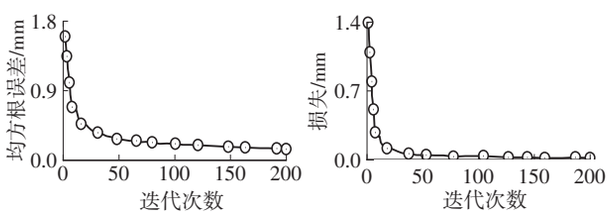


图5 训练过程的收敛性分析

Fig. 5 Convergence analysis of training process

网络损失收敛时，以整车碰撞模型观测点的载荷响应为关注变量，预测网络模型的绝对均方根误差(Absolute Root Mean Square Error，ARSME)A_{RMSE}按下式计算：

$$A_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{\sum_{i=1}^{n}\mathcal{F}_i}\sum_{i=1}^{n}\left(\mathcal{F}_i - f(\mathcal{D}_i)\right)^2} \times 100\% \tag{13}$$

相应的绝对均方根误差如图6所示。可以看出，对于不同观测点的预测结果，其ARSME均维持在5.1%~5.6%的水平，表明对于不同的观测节点，预测网络在收敛状态下的准确性得到了保证。

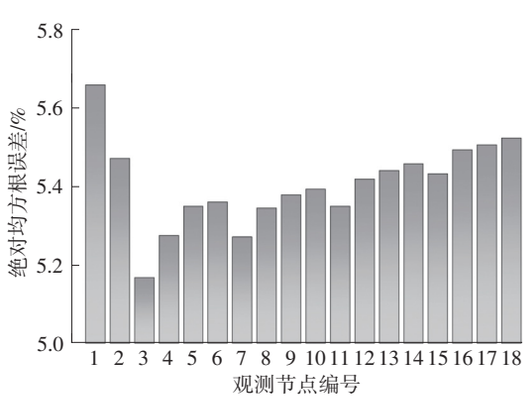


图6 绝对均方根误差直方图

Fig. 6 Histogram of absolute root mean square error

4.2 模型效率分析

传统的有限元法为了获得较高的分析精度，需要不断细化网格。即使合理简化结构，如忽略倒角

结构、圆孔结构等，本质上也是避免模型在复杂的结构细节处进行网格的细化，从而减少网格数量。然而，为保证有限元分析的精度，网格是需确保达到一定数量的。

基于表2提供的整车碰撞工况参数，考虑白车身由均质6061铝合金构成，其物理参数如表1所示，通过显式动力学有限元分析求解40 km/h车速下发生100%正碰时的动力学响应。

表2　整车碰撞工况参数

Table 2　Parameters of whole vehicle crash condition

参数	取值	参数	取值
整备质量/kg	1 500	泊松比	0.33
材料密度/(kg·m^{-3})	2 700	碰撞车速/(km·h^{-1})	40
杨氏模量/GPa	68.9	碰撞类型	100% 正碰

表3给出了不同单元尺寸下有限元法求解得到的整车某观测点的变形量、最大应力以及相应的求解时间。由表3可知，随着单元尺寸的缩小，求解结果趋向于收敛至确定值，相应的求解时间显著增加。区别于传统的有限元分析方法，文中提出的整车碰撞时序预测方法利用神经网络拟合碰撞仿真模型，大大减少了求解时间。这对于需要重复进行碰撞仿真计算的优化任务而言，是非常有益的。

表3　传统有限元法计算结果

Table 3　Results obtained by the traditional finite element method

单元尺寸/mm	变形量/mm	最大应力/MPa	求解时间[1)]
0.030	8.76×10^{-3}	283	17τ
0.020	3.23×10^{-4}	318	37τ
0.010	3.67×10^{-4}	328	133τ
0.008	7.04×10^{-3}	330	208τ
0.005	6.87×10^{-3}	360	521τ
0.004	6.80×10^{-3}	366	820τ
0.003	6.80×10^{-3}	366	$1\,445\tau$
时序预测	6.83×10^{-3}	360	τ

1)τ为所提出的时序预测方法在表1参数下的求解时间。

4.3　模型准确性分析

图7所示为显式动力学求解结果与时序预测模型结果的对比。观测点1与观测点2位于前纵梁，观测点3位于车身A柱部位。根据图7结果，可以在时间步数0~75时采用显式动力学软件进行求解，基于求解结果更新预测模型，并尝试最小化预测误差；待时间步数达75时(此时预测误差低于给定阈值)，切换成时序预测模型进行求解。这样可节省50%的求解时间，有效提高求解效率。

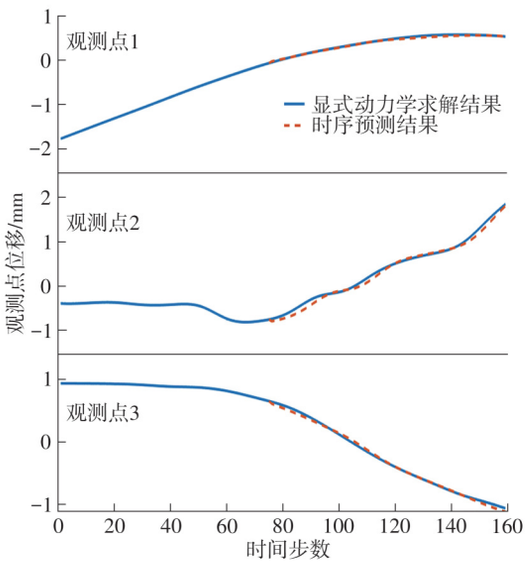


图7　碰撞动力学预测结果对比

Fig. 7　Comparison of prediction results of collision dynamics

4.4　搅拌摩擦焊工艺参数优化分析

图8示出了基于时序预测模型的搅拌摩擦焊前纵梁焊点工艺优化流程，其中的响应曲面为不同焊接头旋转速度和焊接速度下A柱最大变形量的响应曲面。在曲面内，采用图3所示神经网络优化方法从任意起点的工艺组合运用最速下降算法，经优先迭代步后，近似得到最优的工艺组合。

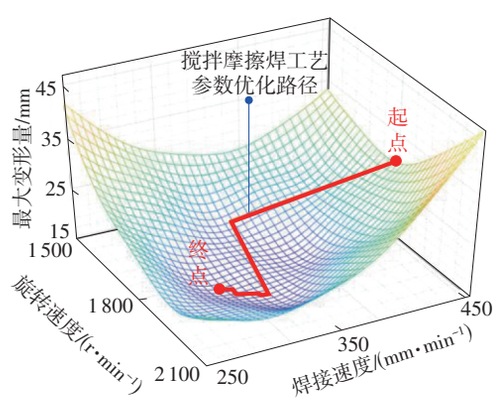


图8　搅拌摩擦焊工艺参数优化流程

Fig. 8　Optimization process of friction stir welding parameters

图9示出了图8所示优化过程在响应迭代步数下的A柱最大变形量。可以看出，A柱最大变形量趋于最小值时，发生碰撞后前纵梁的吸能效果最显著。结合图8优化结果可知，在旋转速度为1 800 r/min、焊接速度为350 mm/min的情况下，前纵梁的吸能效果最好。

为了更好地了解焊点强度对前纵梁吸能特性和A柱加速度响应的影响，采取2种工艺组合，在3个焊点强度下开展研究，得到图10和图11所示结

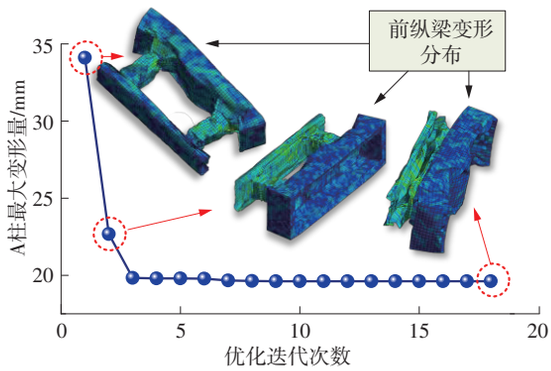


图9　前纵梁吸能特性优化过程

Fig. 9　Optimization process of energy absorption performance of front longitudinal beam

果。工艺组合Ⅰ设定为：旋转速2 100 r/min、焊接速度450 mm/min、弹性模量112 MPa；工艺组合Ⅱ设定为：旋转速度1 800 r/min、焊接速度350 mm/min、弹性模量54 MPa。

对前纵梁采取工艺组合Ⅰ，对焊点采取工艺组合Ⅱ，此时前纵梁焊点强度大于A柱焊点强度，由图10和图11可知此时前纵梁的吸能特性最差，且A柱的加速度响应最大。相反，对前纵梁采取工艺组合Ⅱ，对焊点采取工艺组合Ⅰ，此时前纵梁焊点强度小于A柱焊点强度，由图10和图11可知此时A柱的加速度响应为小，前纵梁吸能特性最佳。

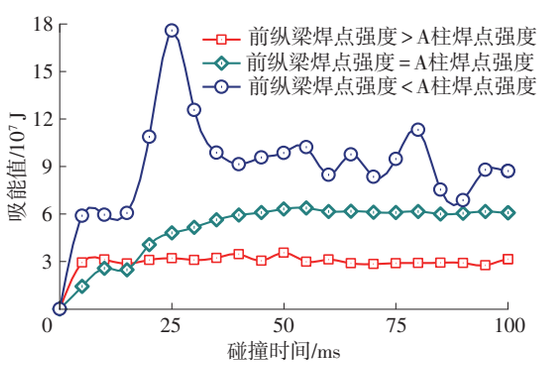


图10　焊点强度对前纵梁吸能特性的影响

Fig. 10　Influence of solder joint strength on energy absorption of front longitudinal beam

碰撞过程中，在A柱承受的初始加速度载荷相同的情况下，A柱的载荷变化在优化前后存在较大差异，主要体现在A柱承受载荷的收敛值上，这表明所提出的优化方法可以有效降低A柱承受载荷的波动范围。

将前纵梁焊点低刚度、A柱焊点高刚度这一优化方案应用于整车碰撞显式动力学分析中，验证其有效性，得图12所示结果。

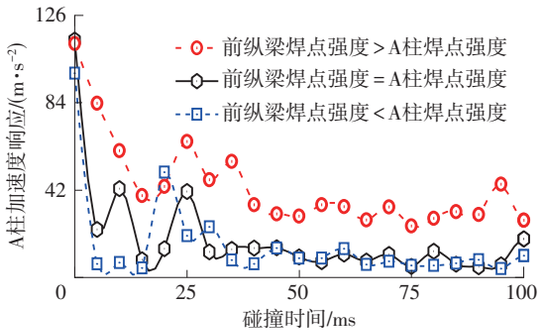


图11　焊点强度对A柱加速度响应的影响

Fig. 11　Influence of solder joint strength on acceleration response of A pillar

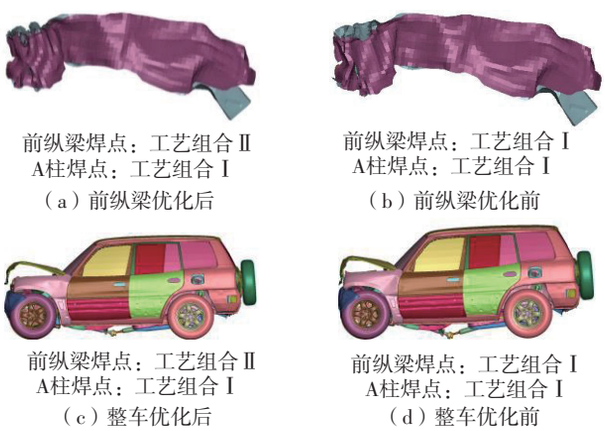


图12　整车碰撞变形状态

Fig. 12　Patterns of vehicle crash deformation

图12展示了前纵梁和整车在搅拌摩擦焊参数优化前后的碰撞变形状态。相比优化前，优化后的碰撞变形区域主要集中在车身前端，对比图12(c)与图12(d)可看出，A柱向后挤压变形的情况得到了改善。此外，优化后的前纵梁，其前端在发生碰撞后呈波纹状，表现出了良好的吸能特性。

图13所示为优化前后碰撞过程中的A柱轮廓的变形量分布。可以看出，在发生碰撞后，优化前后的A柱边界都侵入了驾驶室内部，但是相比优化

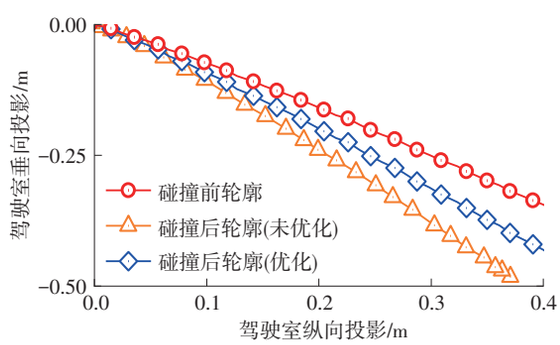


图13　碰撞过程中的A柱变形量分布

Fig. 13　Deformation distribution of A pillar during collision

前，优化后A柱变形侵入量明显减少，说明碰撞安全性提高。

总体而言，通过搅拌摩擦焊形成合理的焊点组合，有助于白车身结构形成变形可控的前纵梁结构，通过前纵梁具备的包含材料渐进、折弯和褶皱等设计特征的吸能结构，可大大提升车身的安全性能，有效吸收碰撞能量，降低冲击力的传递，从而在碰撞中保护车内人员的安全。

5　结语

文中研究了面向搅拌摩擦焊工艺参数优化的整车碰撞时序预测方法，通过将搅拌摩擦焊工艺参数(如旋转速度与焊接速度)与焊接部位强度之间的关系进行建模，构建了整车的显式动力学有限元模型，并形成了相应的整车碰撞时序预测模型，有效减少了整车碰撞响应特性的计算成本。案例分析结果表明，优化后的搅拌摩擦焊工艺参数组合通过降低前纵梁焊点强度并增大A柱焊点强度，大大提升了前纵梁的吸能效果，降低了碰撞对车内空间的侵入量，从而提高了整车的碰撞安全性。文中方法为车身设计和工艺参数优化提供了一种新的技术手段，有效减少了计算成本，为汽车结构设计中的安全性优化提供了理论支持。

参考文献：

[1] LIU F C，LIAO K，NAKATA K. Joining of metal to plastic using friction lap welding [J]. Materials & Design，2014，54：236-244.

[2] 王龙权，周海涛. 7xxx高强铝合金搅拌摩擦焊研究进展 [J]. 焊接，2023(10)：47-54.
WANG Longquan，ZHOU Haitao. Research progress in friction stir welding of 7xxx high strength aluminum alloys [J]. Welding & Joining，2023(10)：47-54.

[3] LI Y，BI X，XU M，et al. Optimization of friction lap joining parameters and exploration connection mechanism of CFRPA6/6061-T6 aluminum alloy hybrid structures [J]. Composite Structures，2023，325：117566/1-12.

[4] 张军峰. 基于搅拌摩擦焊的铝合金汽车前纵梁耐撞性研究 [D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2022.

[5] 张立强. 基于正碰CAE分析的车身纵梁结构优化设计 [J]. 计算机辅助工程，2018，27(3)：69-72.
ZHANG Liqiang. Structure optimization design of vehicle longitudinal beam based on CAE analysis of frontal impact [J]. Computer Aided Engineering，2018，27(3)：69-72.

[6] 王凯迪，李迪，冷杨松，等. 基于径向基函数神经网络模型的车门结构多目标优化 [J]. 山东理工大学学报(自然科学版)，2021，35(2)：77-82.
WANG Kaidi，LI Di，LENG Yangsong，et al. Multi-objective optimization of door structure based on RBF neural network model [J]. Journal of Shandong University of Technology (Natural Science Edition)，2021，35(2)：77-82.

[7] LIU Z. A statistical method to substructure crash simulation model [C]//SAE Technical Papers. Warrendale：SAE，2022：2021-01-5107.

[8] ZHANG S，SONG H，CAI K，et al. Multiobjective optimization design for lightweight and crash safety of body-in-white based on entropy weighted grey relational analysis and MNSGA-Ⅱ [J]. IEEE Access，2022，10：67413-67436.

[9] 陈延展. 基于机器学习与智能优化的车身薄壁结构轻量化设计 [D]. 长沙：湖南大学，2022.

[10] 张功学，牛顾根，王德雨，等. 径向基神经网络模型的白车身轻量化设计 [J]. 机械设计与制造，2020(11)：60-63，68.
ZHANG Gong-xue，NIU Gu-gen，WANG De-yu，et al. Lightweight design of body-in-white based on radial basis neural etwork model [J]. Machinery Design & Manufacture，2020(11)：60-63，68.

[11] MEISTER F，PASSERINI T，MIHALEF V，et al. Deep learning acceleration of total Lagrangian explicit dynamics for soft tissue mechanics [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering，2020，358：112628/1-17.

[12] KOHAR C P，GREVE L，ELLER T K，et al. A machine learning framework for accelerating the design process using CAE simulations：an application to finite element analysis in structural crashworthiness [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering，2021，385：114008/1-37.

[13] IBRAHIM I，SILVA R，LOWTHER D A. Application of surrogate models to the multiphysics sizing of permanent magnet synchronous motors [J]. IEEE Transactions on Magnetics，2022，58(9)：7401604/1-4.

[14] NGUYEN H T，KIM Y-J，CHIO D-H. Sample-efficient learning for a surrogate model of three-phase distribution system [J]. IEEE Transactions on Power Systems，2024，39(1)：2361-2364.

[15] FU J，JIN J，YANG J，et al. Feature-assisted neural network surrogate-based multiphysics optimization for

microwave filters [J]. IEEE Microwave and Wireless Technology Letters, 2024, 34(5): 474-477.
[16] ZHU X, WANG D, PEDRYCY W, et al. Fuzzy rule-based local surrogate models for black-box model explanation [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2024, 31(6): 2056-2064.

Time Series Prediction of Vehicle Crash Based on Process Parameters Analysis of Friction Stir Welding

XIE Zhengchao[1] *LIU Jincan*[1] *LI Shuang*[1] *LI Wenfeng*[2] *ZHAO Jing*[2]
(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, Guangdong, China; 2. School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China)

Abstract: Under the demands for vehicle lightweighting and high safety, friction stir welding has become the core technology for the manufacturing of key vehicle body structures, and it is crucial for the enhancement of collision energy absorption capacity. However, when the traditional explicit dynamic model is used to optimize the process parameters of friction stir welding, a large number of repeated finite element calculations are required, thus leading to such problems as long calculation time and high resource consumption, which restricts the design efficiency. To solve these problems, this paper proposes a time series prediction method of vehicle crash based on the process parameters analysis of friction stir welding, which balances the optimization efficiency and crash safety. During the investigation, first, the mapping relationships between rotational speed, welding speed and the elastic modulus of welded parts are summarized, and a parameter set is constructed. Next, by taking a body-in-white as the object, the set of body-in-white components with mixed shell elements is discretized and the frontal crash condition is set to establish a vehicle explicit dynamic model. Then, a time series prediction surrogate model is designed, and is trained with explicit dynamic response data, with the combination of a high-dimension data decoupler and a penalty function, thus finally forming a surrogate model update process toward the goal of minimizing the deformation and strain of observation points. After iteration, the root mean square error and loss of the surrogate model's prediction results approach zero, which means that the model accuracy is reliable. In addition, compared with the traditional method, the proposed method saves 50% of the calculation time. This method achieves the collaborative optimization of lightweighting and high safety of vehicles, provides an efficient technical means for vehicle body design and the iteration of friction stir welding process parameters, and has engineering value for shortening the research and development cycle and improving the safety performance of vehicles.

Key words: vehicle body design; vehicle impact safety; friction stir welding; process optimization; surrogate network model; finite element method