

DOI: 10.11883/bzycj-2021-0218

# 基于 ANN-GA 协同寻优的动态 拉伸试样尺寸优化方法\*

王清华<sup>1</sup>, 徐 丰<sup>2,3</sup>, 郭伟国<sup>1</sup>

- (1. 西北工业大学航空学院, 陕西 西安 710072;
2. 西北工业大学航天学院, 陕西 西安 710072;
3. 西北工业大学青岛研究院, 山东 青岛 266200)

**摘要:** 材料动态拉伸力学性能测试中, 动态拉伸试样的几何尺寸对测试结果的准确性与有效性有着较大影响。为对动态拉伸试样的结构进行优化设计, 以使其在动态拉伸过程中更好地满足一维应力与变形均匀等基本假设。首先, 建立了量化的试样测量准确度指标, 即应力平衡达到时间、变形均匀度、非轴向应力相对水平、过渡段相对变形。然后, 对试样结构参数进行正交试验设计, 通过数值模拟的方法得到了关于试样尺寸与测量准确度指标的正交试验数据库, 并对正交试验数据库进行多目标正交试验矩阵分析, 得到了试样结构参数对各测量准确度指标影响的主次顺序和规律。最后, 以正交试验数据库为训练集, 采用人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 协同遗传算法 (genetic algorithm, GA) 的全局寻优方法对试样的结构尺寸进行优化设计, 得到了试样的最优结构尺寸, 并对最优尺寸的有效性进行了验证。结果表明, 优化后的试样结构在材料动态拉伸力学性能测试精度上的表现明显得以提升。因此, 采用 ANN-GA 协同优化的方法对动态拉伸试样的结构进行优化具有可行性和有效性。

**关键词:** 霍普金森杆; 尺寸效应; 试样设计; 机器学习; 遗传算法

中图分类号: O383; TB302.3

国标学科代码: 13035

文献标志码: A

## A method of geometry optimization for dynamic tensile specimen based on artificial neural network and genetic algorithm

WANG Qinghua<sup>1</sup>, XU Feng<sup>2,3</sup>, GUO Weiguo<sup>1</sup>

- (1. School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, Shaanxi, China;
2. School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, Shaanxi, China;
3. Qingdao Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Qingdao 266200, Shandong, China)

**Abstract:** The split Hopkinson tensile bar is one of the most commonly used apparatuses to test the dynamic tensile mechanical properties of materials at the high strain rates from  $10^2 \text{ s}^{-1}$  to  $10^3 \text{ s}^{-1}$ , in which the specimens with a dog-bone shape are usually used. The dimensions of the specimen used are critical to ensure the basic assumptions during dynamic tensile process, such as one-dimensional stress state and uniform deformation of the specimen etc. And whether these assumptions can be satisfied would affect the measurement accuracy of the dynamic tensile properties directly. So, it is urgent to study the influence of the specimen structural parameters on the stress and deformation states of the specimen during the dynamic tensile tests. At the same time, developing and establishing an effective method which can realize the global optimization of specimen structural parameters in the entire parameter space is crucial. In order to actualize the above research objectives, indicators which can quantify the measurement accuracy of the dynamic tensile tests were firstly proposed, namely the time required to

\* 收稿日期: 2021-05-28; 修回日期: 2021-09-10

基金项目: 国家自然科学基金(11702224, 11872051)

第一作者: 王清华(1993—), 男, 博士研究生, [QinghuaWang@mail.nwpu.edu.cn](mailto:QinghuaWang@mail.nwpu.edu.cn)

通信作者: 徐 丰(1985—), 男, 博士, 副研究员, [xufeng@nwpu.edu.cn](mailto:xufeng@nwpu.edu.cn)

reach the stress equilibrium, the deformation uniformity, the relative level of the non-axial stress, and the relative deformation of the transition zones. Orthogonal tests with 6 factors and 5 levels were then designed for the important structural parameters of the dog-bone shaped sheet tensile specimens. According to the rules of the orthogonal test design, 25 dynamic tensile specimens with different structural dimensions were obtained. The commercial finite element software ABAQUS/Explicit was used to establish a finite element model of the split Hopkinson tensile bar, and dynamic tensile test simulations were performed on the dynamic tensile specimens obtained from the orthogonal test design. An orthogonal test dataset with the specimen structural parameters as the input and the measurement accuracy indicators as the output was then constructed. Multi-objective orthogonal test matrix analysis was carried out on the orthogonal test dataset to obtain the influence order as well as the influence law of the structural parameters of the tensile specimens on the measurement accuracy indicators of tests. Taking the orthogonal test dataset as the training dataset, an artificial neural network (ANN) model was used to fit the nonlinear relationship which can predict the measurement accuracy indicators of the test by using the structural parameters of the specimen, and then the fitness function in the genetic algorithm (GA) was established by using this model. Finally, the structural parameters of the dynamic tensile specimen were optimized using the ANN-GA collaborative optimization method, and the optimal structural dimensions of the dynamic tensile specimen were obtained as the result of the optimization. Finite element simulation results show that the optimal structural dimensions obtained by the ANN-GA optimization method are valid. The results of this study demonstrate the practicability and effectiveness of the ANN-GA method in the structural optimization of dynamic tensile specimens. On the other hand, it can provide guidance for the specimen design in the dynamic tensile mechanical properties tests of materials, and can also provide a reference for the validity analysis of the experimentally measured mechanical properties.

**Keywords:** split Hopkinson bar; geometry effect; specimen design; machine learning; genetic algorithm

高性能合金、聚合物、复合材料广泛应用于航空航天、国防工程等领域,在服役过程中不可避免地承受爆炸、冲击等动态载荷。由于材料在动态载荷下往往表现出不同于(准)静态的力学性能<sup>[1-2]</sup>,因此,研究材料的动态力学性能对于结构安全设计和强度校核等具有重要意义。

目前,研究材料在高应变率( $10^2 \sim 10^3 \text{ s}^{-1}$ )下力学性能的典型实验装置为分离式霍普金森杆(split Hopkinson bar, SHB),特别地,对于材料动态拉伸性能的测试常采用分离式霍普金森拉杆(split Hopkinson tensile bar, SHTB)<sup>[3-4]</sup>。SHTB在结构上的改进主要表现在两方面:(1)脉冲的激励方式,目前广泛采用的激励方式源自Ogawa<sup>[5]</sup>的设计,通过套在入射杆上的管状子弹撞击入射杆前端的法兰产生加载脉冲;(2)试样的设计,不同于压缩试样,拉伸试样的结构一般分为连接段、过渡段和标距段3部分<sup>[6]</sup>,连接段常采用螺纹、销钉、胶粘等连接形式实现与杆的相连。对于薄板等无法或不便进行车削加工的型材,螺纹连接在进行试样设计时明显不适用,只能选择基于胶粘或销钉等片状试样所适用的连接形式,其中,结构简单且连接组装效率高的连接形式当数销钉连接。

动态拉伸试样的结构尺寸对实验测得的材料动态拉伸性能具有一定的尺寸效应,即在相同的加载工况下对同种材料进行动态拉伸测试,采用不同尺寸的拉伸试样所测得的动态拉伸力学性能有一定的差异<sup>[7-8]</sup>。事实上,动态拉伸试样尺寸对实验测得材料动态拉伸力学性能的影响长时间以来都备受关注,相应的试样结构尺寸优化工作也在不断地进行<sup>[9-14]</sup>。以往采用的试错法或控制变量法因其自身的局限性,难以实现试样结构参数对材料动态拉伸力学性能测量准确度影响规律的深层次挖掘,此外,由于样本空间极为有限,使试样结构优化无法在整个参数空间内进行,从而只能得到试样结构尺寸的次优解。

鉴于现有优化方法的局限性,本文中以SHTB中基于销钉连接形式的片状拉伸试样为例,介绍一种针对动态拉伸试样结构尺寸优化的人工神经网络(artificial neural network, ANN)与遗传算法(genetic algorithm, GA)协同寻优的优化方法。首先,提出量化的、能够衡量试样测量准确度的指标,即应力平衡达到时间、变形均匀度、非轴向应力相对水平以及过渡段相对变形。然后,对试样结构参数进行正交试验设计并通过数值模拟建立关于试样结构尺寸与测量准确度指标的正交试验数据库。采用多目标正交

试验矩阵分析法对正交试验数据库进行数据挖掘, 得到试样结构参数对各项测量准确度指标影响的主次顺序和规律。以正交试验数据库为训练集对 ANN 进行训练, 得到能够根据试样结构尺寸准确预测相应测量准确度指标的 ANN 模型, 并基于该模型构建 GA 中的适应度函数。最后, 通过 GA 寻优得到片状动态拉伸试样的最优结构尺寸, 并对最优结构尺寸的有效性进行验证。

## 1 材料动态拉伸力学性能测试

### 1.1 动态拉伸测试原理

材料动态拉伸力学性能测试的典型实验装置为 SHTB, 其测试原理如图 1 所示。撞击管自右向左运动并撞击位于入射杆前端的法兰产生沿入射杆右行的拉伸入射波。当入射波到达试样与入射杆的界面时, 一部分以压缩波的形式发射回入射杆形成左行的反射波, 另一部分透过试样继续以拉伸波的形式沿透射杆传播形成透射波。反射波  $\varepsilon_r(t)$  和透射波  $\varepsilon_t(t)$  可分别由粘贴在入射杆和透射杆上的应变片测得, 试样的应变率、应变和应力可通过下式计算获得<sup>[15]</sup>:

$$\begin{cases} \dot{\varepsilon}(t) = -\frac{2c}{l_g} \varepsilon_r(t) \\ \varepsilon(t) = -\frac{2c}{l_g} \int_0^t \varepsilon_r(t) dt \\ \sigma(t) = E \left( \frac{A_{\text{bar}}}{A_s} \right) \varepsilon_t(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\dot{\varepsilon}$  为试样应变率,  $\varepsilon$ 、 $\sigma$  分别为试样应变和应力,  $E$ 、 $c$  分别为杆的弹性模量和弹性波速,  $l_g$  为试样标距段长度,  $A_{\text{bar}}$ 、 $A_s$  分别为杆和试样的截面积。

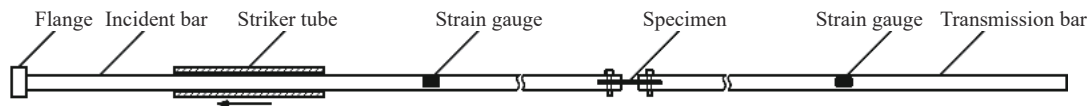


图 1 分离式霍普金森拉杆装置

Fig. 1 The split Hopkinson tensile bar device

### 1.2 片状动态拉伸试样形式

#### 1.2.1 试样尺寸参数与正交试验设计

以销钉连接形式为例, 片状动态拉伸试样的结构如图 2 所示。试样结构分为标距段 (gauge section)、过渡段 (transition section) 和连接段 (connection section) 3 部分。连接段中心位置开有销钉孔并配合销钉实现与杆的连接, 标距段为试样变形和受力的测量区域, 而过渡段则用于连接段与标距段间的过渡连接。试样尺寸参数及其惯用值<sup>[7,16-19]</sup>见表 1。

正交试验设计法简称正交法, 是一种使用正交表 (一种按特定规则设计的表格) 来设计试验, 并利用正交表的特点对试验结果进行分析的试验方法<sup>[20]</sup>。采用正交法产生的样本分散度高、均匀性好, 代表性强<sup>[21]</sup>。以结构参数的惯用值为中间水平, 以结构参数作为因素, 建立的六因素五水平正交表  $L^{25}(5)^6$  见表 2。正交表不仅为多目标正交试验矩阵分析提供了样本, 也为神经网络训练提供了示例。

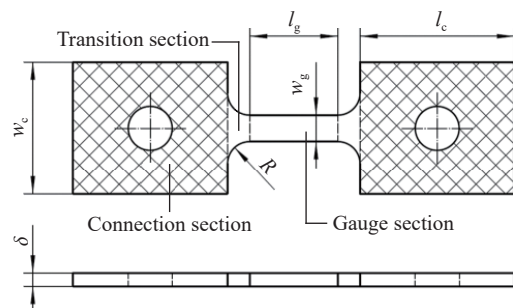


图 2 基于销钉连接的拉伸试样结构

Fig. 2 The structure of tensile specimens based on the pin connection

表 1 片状动态拉伸试样结构参数及其惯用值

Table 1 Structural parameters of the sheet specimen used for dynamic tensile tests and the reference values

$l_g/\text{mm}$	$w_g/\text{mm}$	$l_c/\text{mm}$	$w_c/\text{mm}$	$R/\text{mm}$	$\delta/\text{mm}$
12.0	4.0	18.0	16.0	3.0	2.0

表 2 试样结构参数正交表与模拟结果

Table 2 Orthogonal table of the specimen structural parameters and the simulation results

序号	结构参数/mm						$t/\mu\text{s}$	$\bar{\sigma}_m/\%$	$s^2/10^{-3}$	$\bar{D}_d/\%$
	$l_g$	$w_g$	$l_c$	$w_c$	$R$	$\delta$				
01	6.0	2.0	16.0	14.0	0.5	1.0	18.05	4.55	2.241	0.57
02	6.0	3.0	17.0	15.0	1.0	1.5	18.50	6.11	2.176	3.54
03	6.0	4.0	18.0	16.0	2.0	2.0	19.00	5.90	1.776	7.23
04	6.0	5.0	19.0	17.0	3.0	2.5	18.00	5.76	1.874	11.44
05	6.0	6.0	20.0	18.0	4.0	3.0	19.50	6.17	1.412	15.58
06	8.0	2.0	18.0	17.0	1.0	3.0	18.50	2.94	1.930	2.01
07	8.0	3.0	19.0	18.0	2.0	1.0	19.50	2.59	0.865	4.83
08	8.0	4.0	20.0	14.0	3.0	1.5	20.00	3.33	0.765	8.47
09	8.0	5.0	16.0	15.0	4.0	2.0	20.00	4.29	0.753	12.17
10	8.0	6.0	17.0	16.0	0.5	2.5	21.01	8.42	4.844	1.90
11	10.0	2.0	20.0	15.0	2.0	2.5	22.00	1.68	0.807	3.73
12	10.0	3.0	16.0	16.0	3.0	3.0	22.00	2.63	0.651	6.54
13	10.0	4.0	17.0	17.0	4.0	1.0	23.12	1.91	0.414	9.65
14	10.0	5.0	18.0	18.0	0.5	1.5	21.99	6.32	3.203	1.19
15	10.0	6.0	19.0	14.0	1.0	2.0	21.00	6.88	2.925	2.34
16	12.0	2.0	17.0	18.0	3.0	2.0	23.50	1.39	0.357	5.17
17	12.0	3.0	18.0	14.0	4.0	2.5	24.00	1.99	0.316	8.14
18	12.0	4.0	19.0	15.0	0.5	3.0	21.32	5.21	1.972	1.06
19	12.0	5.0	20.0	16.0	1.0	1.0	21.99	4.58	1.852	1.70
20	12.0	6.0	16.0	17.0	2.0	2.0	23.00	4.46	1.651	4.18
21	14.0	2.0	19.0	16.0	4.0	1.5	26.00	0.94	0.146	6.99
22	14.0	3.0	20.0	17.0	0.5	2.0	24.51	3.53	1.295	0.74
23	14.0	4.0	16.0	18.0	1.0	2.5	25.11	3.93	1.205	1.77
24	14.0	5.0	17.0	14.0	2.0	3.0	25.03	3.95	0.805	4.00
25	14.0	6.0	18.0	15.0	3.0	1.0	25.50	3.39	0.750	5.18

### 1.2.2 基本假设与测量准确度指标

根据 SHTB 的测试原理和一维弹性应力波理论, 实验测得材料动态拉伸力学性能的有效性和准确性要求试样在整个动态拉伸过程中需满足以下 4 个基本假设<sup>[8,12,22-23]</sup>。

- (1) 应力平衡假设: 拉伸试样标距段前后端面上的应力大小相等。
- (2) 变形均匀假设: 动态拉伸过程中试样标距段沿轴向均匀变形。
- (3) 一维应力假设: 杆与试样中的应力状态为轴向上的一维应力。
- (4) 过渡段零变形假设: 动态拉伸过程中过渡段在轴向上不变形。

与 4 个基本假设相对应, 提出了可以量化试样测量准确度的指标。为了便于说明, 图 3 为试样有限元模型, 具体地, 图 3(a) 为试样的全模型, 图 3(b) 为标距段与过渡段的 1/4 模型。图 3(b) 中, 点  $P_1$ 、 $P_2$  为试样中心轴线上过渡段与连接段的交点, 点  $G_1$ 、 $G_2$  为试样中心轴线上标距段与过渡段的交点。

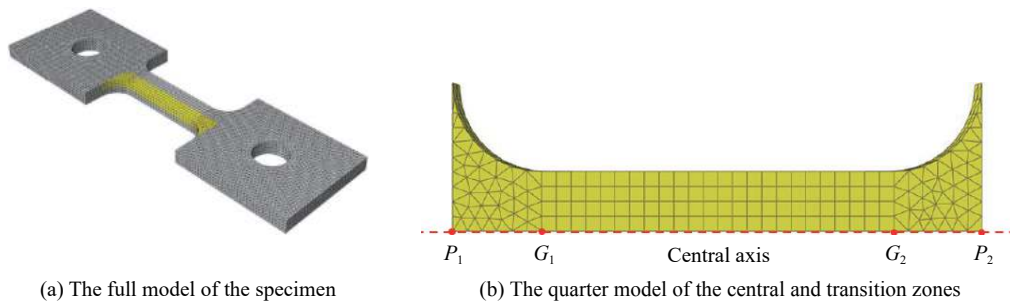


图 3 销钉连接拉伸试样的有限元模型

Fig. 3 The finite element models of the pin-connected tensile specimen

(1) 应力平衡达到时间: 自入射波到达试样标距段前端面起直至应力平衡判据<sup>[24]</sup> $\Delta\sigma$  小于 5% 的时间间隔  $t$ 。判据  $\Delta\sigma$  的具体形式为:

$$\Delta\sigma = \frac{2(\sigma_2 - \sigma_1)}{\sigma_2 - \sigma_1} \quad (2)$$

式中:  $\sigma_1$ 、 $\sigma_2$  分别为图 3(b) 中  $G_1$ 、 $G_2$  点的轴向应力。

(2) 变形均匀度: 单波加载结束后点  $G_1$ 、 $G_2$  间各节点轴向应变的方差  $s^2$ 。 $s^2$  的具体形式为:

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})^2 \quad (3)$$

式中:  $\varepsilon_i$  为节点  $i$  上的轴向应变,  $\bar{\varepsilon}$  为各节点轴向应变的均值,  $n$  为节点个数。

(3) 非轴向应力相对水平: 试样中心点处轴向应力达到峰值时点  $G_1$ 、 $G_2$  间各节点法向应力与轴向应力比值的均值  $\bar{\sigma}_m$ 。 $\bar{\sigma}_m$  的具体形式为:

$$\bar{\sigma}_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\sigma_{2i}}{\sigma_{1i}} \quad (4)$$

式中:  $\sigma_{2i}$ 、 $\sigma_{1i}$  分别为节点  $i$  上法向应力和轴向应力,  $n$  为节点个数。

(4) 过渡段相对变形: 单波加载结束后, 过渡段轴向变形占全段(过渡段+标距段)轴向变形的比重  $\bar{D}_d$ 。 $\bar{D}_d$  的具体形式为:

$$\bar{D}_d = \frac{D_1 + D_2}{D_1 + D + D_2} \quad (5)$$

式中:  $D_1$ 、 $D_2$  分别为点  $P_1$ 、 $G_1$  之间及点  $P_2$ 、 $G_2$  之间的轴向变形,  $D$  为点  $G_1$ 、 $G_2$  之间的轴向变形。

## 2 SHTB 动态拉伸有限元模拟

### 2.1 模型建立

SHTB 的动态拉伸有限元模拟采用商用有限元软件 ABAQUS(Explicit)。入射杆长为 2 800 mm, 直径为 20 mm; 透射杆长为 1 200 mm, 直径为 20 mm; 撞击管外径为 28 mm, 内径为 20.5 mm, 长度为 500 mm; 法兰长 10 mm, 外径为 28 mm; 销钉直径为 5 mm, 长度为 25 mm, 头部为边长 5.2 mm、厚度 3.5 mm 的正六棱柱体。在试样及其连接区域对网格进行细化, 其他区域由于只是起到激励和传播波形的作用而不做细化处理, 网格效果如图 4 所示, 四面体网格类型为 C3D4, 六面体网格类型为 C3D8R。撞击管与法兰、试样与杆、销钉与杆、销钉与试样间接触面的接触属性均设置为摩擦

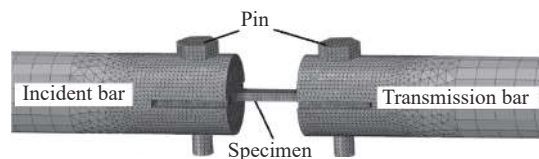


图 4 试样与杆端的网格模型

Fig. 4 Mesh of the specimen and bar ends

因数为 0.2 的面-面接触。采用施加初始速度场的方法代替高压气体驱动实现子弹与法兰的碰撞, 调整子弹初始速度场的幅值, 使得试样应变率位于  $[1\ 500\ \text{s}^{-1}, 2\ 000\ \text{s}^{-1}]$ 。

模拟时, 假定杆、撞见管以及销钉材料为 45 钢, 试样材料为 AA7075-T6 铝合金。由于在实际测试中, 杆、撞击管、销钉始终处于弹性段, 而试样先经历弹性阶段再屈服进入塑性流动段, 因此 45 钢采用线弹性模型, 而 AA7075-T6 采用线弹性模型和 Johnson-Cook 塑性本构模型。

Johnson-Cook 模型描述了一定温度和应变率下材料等效流动应力与等效塑性应变之间的关系, 其具体形式为:

$$\sigma = (A + B\varepsilon^N) \left[ 1 + C \ln\left(\frac{\dot{\varepsilon}}{\dot{\varepsilon}_0}\right) \right] \left[ 1 - \left(\frac{\theta - \theta_r}{\theta_m - \theta_r}\right)^\beta \right] \quad (6)$$

式中:  $\sigma$  为等效流动应力,  $\varepsilon$  为等效塑性应变,  $\dot{\varepsilon}$ 、 $\dot{\varepsilon}_0$  分别为实验加载应变率和参考应变率,  $\theta$ 、 $\theta_m$ 、 $\theta_r$  分别为实验温度、材料熔点及参考温度;  $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $N$  和  $\beta$  为与材料属性相关的常数。材料 Johnson-Cook 模型(不考虑温度项)及线弹性模型参数<sup>[25]</sup>见表 3。

表 3 模拟用材料模型参数

Table 3 Parameters of the material model used for simulations

材料	密度/(kg·m <sup>-3</sup> )	弹性模量/GPa	泊松比	Johnson-Cook 模型参数			
				A/MPa	B/MPa	N	C
45钢	7 850	210	0.30				
AA7075-T6	2 800	71	0.33	473	210	0.3813	0.033

## 2.2 模型验证

为了验证 2.1 节中建立的数值模型是否能够有效、准确地模拟真实实验, 对  $1\ 200\ \text{s}^{-1}$  应变率下 AA7075-T6 动态拉伸力学性能的实验测试结果<sup>[25]</sup>与模拟结果以及模拟所采用的 Johnson-Cook 模型进行了对比, 结果如图 5 所示。可以看出, 模拟所得材料动态拉伸力学性能虽然存在较明显的抖动, 但其与实验实测所得材料动态拉伸力学性能在趋势上基本一致, 且与所采用的材料模型也基本吻合。因此, 2.1 节中建立的数值模型不仅可以准确反映试样被定义的材料模型, 也能够准确模拟真实实验, 数值模型具有很好的拟真性。而造成模拟结果曲线存在明显抖动的原因可能是, 模拟中没有考虑波形整形问题, 且有限元模型的接触条件过于理想, 导致波形中相当宽频范围内的各频率成分均能够在试样、销钉及杆的接触面间有效传播, 从而导致反射波与透射波因较严重的波形弥散而出现明显的抖动; 又由于 Hopkinson 杆测量的间接属性, 即材料应力-应变曲线需由反射波和透射波解算得到, 见式(1), 尤其是透射波, 其构型将直接决定应力-应变曲线中应力成分的构型, 因此, 反射波与透射波的抖动直接造成了应力-应变曲线的抖动。此外, 需要说明的是, 图 5 横纵坐标中的应变和应力对于实验和模拟结果曲线分别为真实应变、真实应力, 而对于 Johnson-Cook 模型曲线则分别为等效塑性应变和等效流动应力。

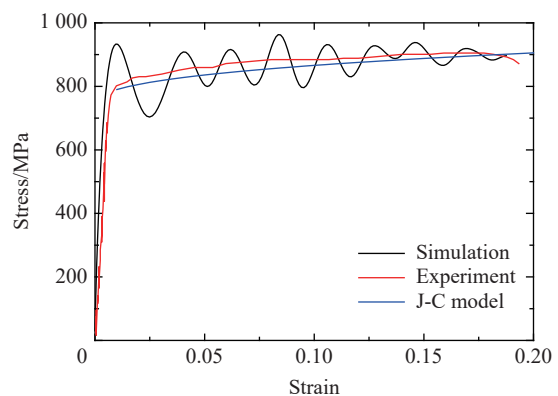


图 5 材料动态拉伸力学性能数值模拟、实验以及模型对比  
Fig. 5 Comparison of the dynamic tensile mechanical properties from simulation, experiment and material model

## 2.3 模拟结果

1.2.2 节中的正交试验设计得到了 25 组尺寸各异的试样, 利用 2.1 节中建立的数值模型对各组试样进行动态拉伸模拟, 得到了各组试样所对应的测量准确度指标, 结果见表 2。

### 3 试样尺寸效应分析

多目标正交试验矩阵分析属于数据挖掘的一种, 该方法可以根据正交表的特点计算出正交试验中各因素、各水平对试验指标的影响权重, 而根据权重的大小可以确定各因素对试验指标影响的主次顺序和规律。正交试验矩阵分析方法的详细介绍见文献 [26]。

正交试验数据库结构如图 6 所示, 数据结构一共分 3 层: 指标层、因素层和水平层。设正交试验设计涉及  $l$  因素  $m$  水平, 且因素  $A_i$  的第  $j$  个水平对应的某指标的均值为  $k_{ij}$ , 对于指标越小越好的情况, 令  $K_{ij} = 1/k_{ij}$ ,  $T_i = 1/\sum_{j=1}^m K_{ij}$ ,  $Q_i = q_i/\sum_{i=1}^l q_i$  ( $q_i$  为因素  $A_i$  在不同水平下  $K_{ij}$  值的极差), 则与关于该指标的指标层矩阵  $K$ 、因素层矩阵  $T$ 、水平层矩阵  $Q$  的具体形式为:

$$K = \begin{bmatrix} K_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ K_{1m} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & K_{21} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & K_{2m} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & K_{l1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & K_{lm} \end{bmatrix}, \quad T = \begin{bmatrix} T_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & T_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & T_l \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} Q_1 \\ Q_2 \\ \vdots \\ Q_l \end{bmatrix} \quad (7)$$

由式 (7), 影响指标值的权重矩阵  $W$  可定义为:

$$W = KTQ \quad (8)$$

将表 2 中的数据代入式 (8), 得到结构参数  $l_g, w_g, l_c, w_c, R, \delta$  (按顺序) 对测量精度指标  $t, s^2, \bar{\sigma}_m, \bar{D}_d$  的权重矩阵依次为:

$$W_t = \begin{bmatrix} 0.1374 \\ 0.1291 \\ 0.1161 \\ 0.1123 \\ 0.1013 \\ 0.0108 \\ 0.0108 \\ 0.0108 \\ 0.0109 \\ 0.0106 \\ 0.0192 \\ 0.0187 \\ 0.0191 \\ 0.0197 \\ 0.0193 \\ 0.0103 \\ 0.0104 \\ 0.0102 \\ 0.0104 \\ 0.0102 \\ 0.0272 \\ 0.0277 \\ 0.0268 \\ 0.0267 \\ 0.0259 \\ 0.0136 \\ 0.0136 \\ 0.0135 \\ 0.0134 \\ 0.0139 \end{bmatrix}, \quad W_{s^2} = \begin{bmatrix} 0.0297 \\ 0.0307 \\ 0.0352 \\ 0.0458 \\ 0.0670 \\ 0.0397 \\ 0.0410 \\ 0.0355 \\ 0.0256 \\ 0.0188 \\ 0.0165 \\ 0.0124 \\ 0.0134 \\ 0.0137 \\ 0.0174 \\ 0.0153 \\ 0.0167 \\ 0.0116 \\ 0.0150 \\ 0.0153 \\ 0.0329 \\ 0.0442 \\ 0.0756 \\ 0.1014 \\ 0.1476 \\ 0.0198 \\ 0.0154 \\ 0.0166 \\ 0.0134 \\ 0.0179 \end{bmatrix}, \quad W_{\bar{\sigma}_m} = \begin{bmatrix} 0.0282 \\ 0.0373 \\ 0.0414 \\ 0.0456 \\ 0.0511 \\ 0.1220 \\ 0.0833 \\ 0.0692 \\ 0.0564 \\ 0.0479 \\ 0.0088 \\ 0.0080 \\ 0.0085 \\ 0.0082 \\ 0.0090 \\ 0.0131 \\ 0.0132 \\ 0.0121 \\ 0.0146 \\ 0.0133 \\ 0.0296 \\ 0.0339 \\ 0.0447 \\ 0.0503 \\ 0.0542 \\ 0.0229 \\ 0.0187 \\ 0.0177 \\ 0.0179 \\ 0.0187 \end{bmatrix}, \quad W_{\bar{D}_d} = \begin{bmatrix} 0.0145 \\ 0.0189 \\ 0.0237 \\ 0.0274 \\ 0.0297 \\ 0.0242 \\ 0.0188 \\ 0.0158 \\ 0.0146 \\ 0.0153 \\ 0.0077 \\ 0.0080 \\ 0.0081 \\ 0.0073 \\ 0.0064 \\ 0.0068 \\ 0.0063 \\ 0.0066 \\ 0.0057 \\ 0.0056 \\ 0.3476 \\ 0.1671 \\ 0.0792 \\ 0.0516 \\ 0.0361 \\ 0.0111 \\ 0.0096 \\ 0.0091 \\ 0.0090 \\ 0.0083 \end{bmatrix} \quad (9)$$

由权重矩阵, 试样结构参数对各测量准确度指标影响的主次顺序及规律见表 4。

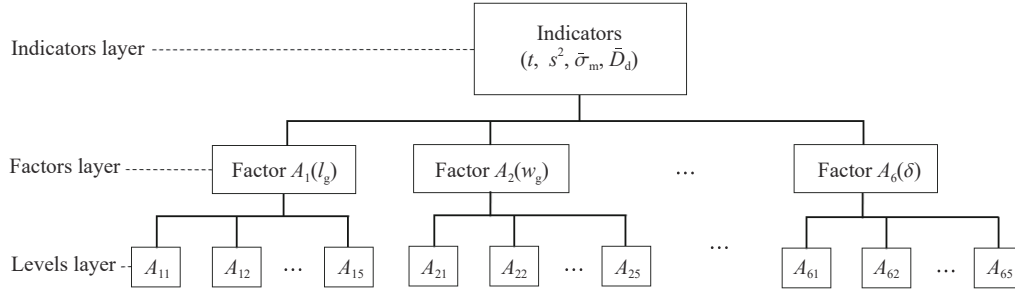


图 6 正交试验数据库结构示意图

Fig. 6 Data structure of the orthogonal test database

表 4 试样结构参数对测量精度指标影响的主次顺序及规律

Table 4 The influence order and law of the specimen structural parameters on the measurement accuracy indicators

指标	主次顺序	关键因素	规律
$t$	$l_g, R, l_c, \delta, w_g, w_c$	$l_g, R$	$l_g, R$ 与 $t$ 呈正相关
$s^2$	$R, l_g, w_g, \delta, w_c, l_c$	$R, l_g$	$R, l_g$ 与 $s^2$ 呈负相关
$\bar{\sigma}_m$	$w_g, R, l_g, \delta, w_c, l_c$	$w_g, R$	$w_g$ 与 $\bar{\sigma}_m$ 呈正相关, $R$ 与 $\bar{\sigma}_m$ 呈负相关
$\bar{D}_d$	$R, l_g, w_g, \delta, l_c, w_c$	$R, l_g$	$R$ 与 $\bar{D}_d$ 呈正相关, $l_g$ 与 $\bar{D}_d$ 呈负相关

## 4 试样尺寸的 ANN-GA 协同优化

### 4.1 ANN 模型

#### 4.1.1 模型建立与训练

为实现在整个参数空间内对试样的结构尺寸进行寻优所需要解决的最关键问题是建立试样结构参数与测量准确度指标间的非线性映射关系, 而这一映射关系很难通过解析法获得。以 ANN 为代表的人工智能或机器学习方法在非线形建模方面取得了丰硕的成果, 无论建模效率还是建模精度均不逊于解析模型<sup>[27-28]</sup>。因此, 本文中采用 ANN 拟合试样结构参数与测量精度指标之间的非线性映射关系。

典型的 ANN 模型如图 7 所示, 模型从结构上共分为 3 层: 输入层、隐含层和输出层。神经网络的学习训练机制可以概括为信息正向传递、误差反向传播, 其中, 信息的传播机制如下:

$$O_i^{(l)} = S \left( \sum_{j=1}^{n_l} \omega_{ij} O_j^{(l-1)} \right) \quad i = 1, 2, \dots, n_{be} \quad (10)$$

式中:  $O_j^{(l-1)}$ 、 $O_i^{(l)}$  分别为  $(l-1)$  层(前一层)第  $j$  个神经元和  $l$  层(后一层)第  $i$  个神经元的输出,  $\omega_{ij}$  为连接  $O_j$  和  $O_i$  的权重,  $n_l$  为前一层神经元的个数,  $n_{be}$  为后一层神经元的个数,  $S(x)$  为激活函数。

针对本文中的具体问题, 输入层神经元对应试样的结构参数, 个数为 6; 输出层神经元对应试样的测量准确度指标, 个数为 4; 隐含层神经元个数与训练集迭代次数通过试错法分别确定为 13 个和 230 次。损失函数  $L_s$ 、激活函数  $S(x)$  以及基于两者的权重更新规则  $\Delta\omega_{ij}$  如下:

$$\begin{cases} L_s = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (Y_i - Y'_i)^2 \\ S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \\ \Delta\omega_{ij} = \alpha M_i O_i^{(l)} (1 - O_i^{(l)}) O_j^{(l-1)} \end{cases} \quad (11)$$



式中:  $Y_i$ 、 $Y_i'$  分别为输出层第  $i$  神经元的预测值与对应的真实值,  $m$  为输出层神经元的个数;  $\Delta\omega_{ij}$  为神经元  $i$  与神经元  $j$  之间连接权重的更新量,  $\alpha$  为学习率,  $M_i$  为神经元  $i$  的预测误差,  $O_i^{(l)}$ 、 $O_j^{(l-1)}$  分别为后一层神经元  $i$  与前一层的神经元  $j$  的输出。

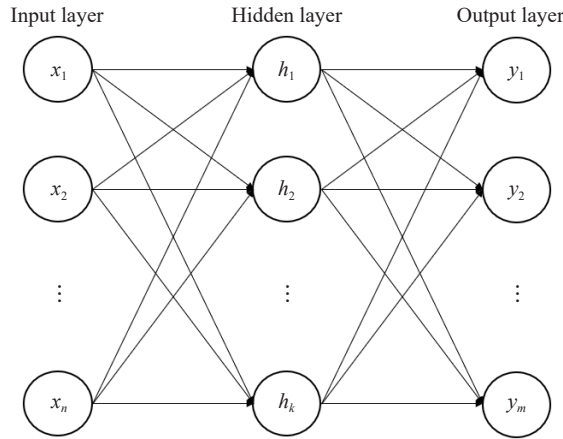


图 7 神经网络模型结构示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the neural network model structure

4.1.2 模型有效性验证

为了验证网络模型的泛化性能, 设置了表 5 所列有别于训练集的 3 组试样作为验证集。验证集上模型的预测值与相应的真实值之间的对比见表 6。可以看出, 验证集上模型预测值与真实值之间的最大相对误差仅 10.48%, 平均误差低至 6.03%。这说明, 4.1.1 节中训练的网络模型具有较强的泛化能力, 可以根据试样结构准确预测对应的测量精度指标, 模型具有有效性。

表 5 验证集

Table 5 Validation data set

编号	结构参数/mm						$t/\mu\text{s}$	$\bar{\sigma}_m/\%$	$s^2/10^{-3}$	$\bar{D}_d/\%$
	$l_g$	$w_g$	$l_c$	$w_c$	$R$	$\delta$				
01	6.0	3.0	18.0	15.0	2.0	1.5	16.0	4.45	1.018	7.02
02	8.0	2.0	16.0	14.0	3.0	1.0	18.5	1.24	0.275	7.59
03	10.0	4.0	19.0	17.0	1.0	2.5	21.0	5.43	1.946	2.34

表 6 验证集真实值与预测值的对比

Table 6 Comparison of the true and predicted values of the validation dataset

编号	$t$			$\bar{\sigma}_m$			$s^2$			$\bar{D}_d$		
	真实值/ $\mu\text{s}$	预测值/ $\mu\text{s}$	误差/%	真实值/%	预测值/%	误差/%	真实值/ $10^{-3}$	预测值/ $10^{-3}$	误差/%	真实值/%	预测值/%	误差/%
01	16.00	15.62	2.38	4.45	4.87	9.44	1.018	1.072	5.30	7.02	6.73	4.13
02	18.50	17.36	6.16	1.24	1.37	10.48	0.275	0.261	5.09	7.59	8.18	7.77
03	21.00	20.78	1.05	5.43	4.99	8.10	1.946	1.778	8.63	2.34	2.43	3.85

4.2 GA 寻优

GA 是模拟生物进化论中的自然选择和遗传学中的生物进化的计算模型, 是一种通过模拟自然进化过程、原理简单且应用广泛的最优解搜索方法<sup>[29]</sup>。GA 通过适应度函数的构建实现与 ANN 的协同, 基于 ANN 构建的适应度函数如下:

$$F = \frac{I_1}{\left(\sum_{i=1}^v I_{1i}\right)/v} + \frac{I_2}{\left(\sum_{i=1}^v I_{2i}\right)/v} + \frac{I_3}{\left(\sum_{i=1}^v I_{3i}\right)/v} + \frac{I_4}{\left(\sum_{i=1}^v I_{4i}\right)/v} \quad (12)$$

式中:  $I_1 \sim I_4$  分别为具有任意结构尺寸的试样经 ANN 预测所得的试样测量准确度指标,  $\left(\sum_{i=1}^v I_{1i}\right)/v \sim \left(\sum_{i=1}^v I_{4i}\right)/v$  分别为表 2 中相应测量准确度指标的均值,  $v = 25$ 。ANN-GA 协同优化整体方案流程如图 8 所示。

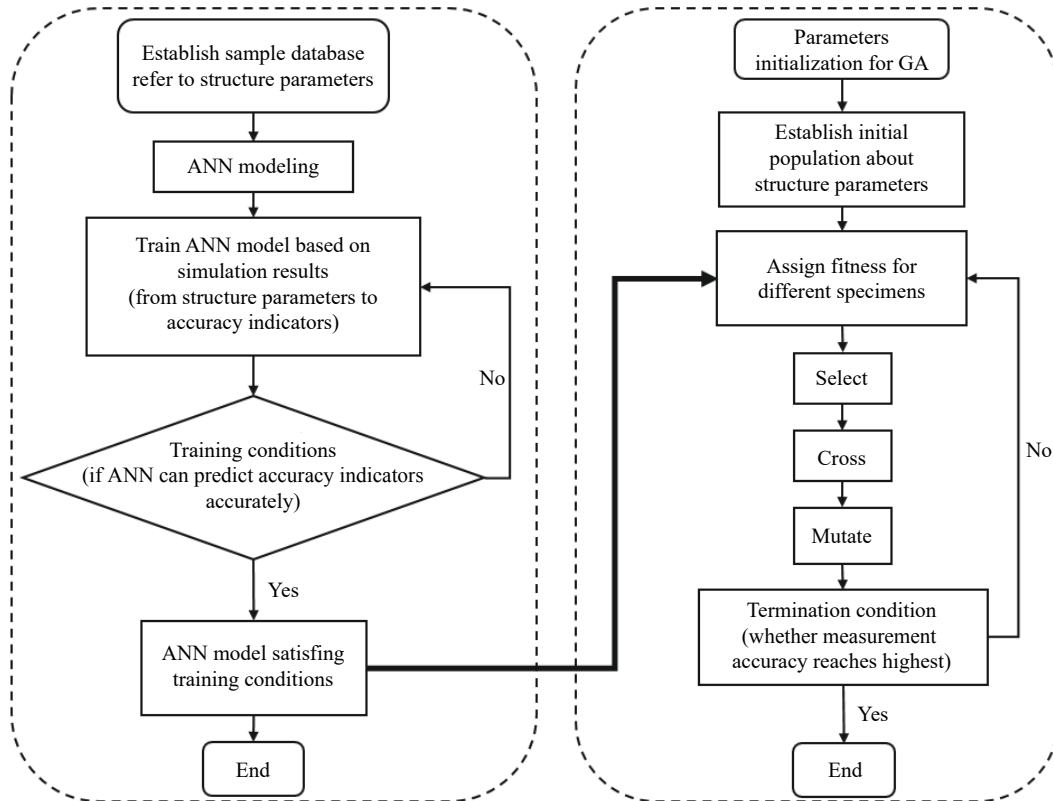


图 8 神经网络与遗传算法协同优化方案

Fig. 8 Collaborative optimization scheme of neural network and genetic algorithm

### 4.3 优化结果与有效性验证

GA 模拟进化进行寻优的过程如图 9 所示, 纵坐标记录了每一代中最优个体的适应度值, 即最小适应度值。模拟进化过程中, 每代最优个体的适应度值先迅速减小, 后趋于稳定, 最终达到收敛, 表明以式 (11) 为适应度函数的遗传算法可有效实现试样结构尺寸的寻优。

图 10 为 ANN-GA 协同优化后的试样结构与尺寸, 优化后的试样与惯用尺寸试样测量准确度指标的对比见表 7。可以看出, 优化后试样的各项测量准确度指标都有所降低, 尤其应力平衡达到时间和非轴向应力相对水平平均大幅减小, 表明尺寸优化后的试样在测量准确度上的表现显著提高, ANN-GA 协同寻优的动态拉伸试样尺寸优化方法切实有效。此处需要说明的是, 图 10 中试样最优尺寸具有材料相关属性。事实上, 动态拉伸过程中试样过渡段相对变形、标距段变形均匀度等在很大程度上受材料动态属性的影响。因此, 图 10 中试样最优尺寸适用于性能和 AA7075-T6 型铝合金相近或类似的材料。而对于硬化相对 AA7075-T6 不明显的材料, 动态拉伸过程中过渡段相对变形将变得不明显, 此时适当增大试样的过渡段半径将有利于动态拉伸过程中变形的均匀度和应力的一维性。其他性能差距悬殊的材料可采用本文方法在替换样本集后重新建模寻优得到。

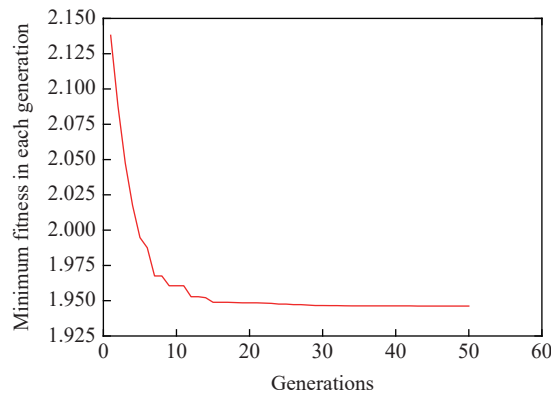


图 9 GA 模拟进化寻优过程

Fig. 9 Optimization process simulated by GA

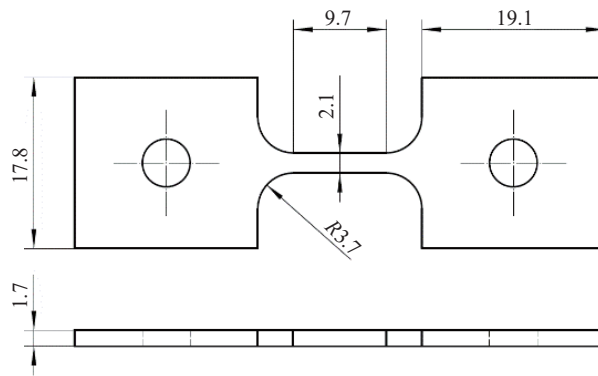


图 10 优化后试样结构及尺寸(单位: mm)

Fig. 10 Optimized specimen structure and dimensions (unit: mm)

表 7 优化前后试样测量准确度指标对比

Table 7 Comparison of the measurement accuracy indicators of specimens before and after optimization

$t$			$\bar{\sigma}_m$			$s^2$			$\bar{D}_d$		
优化前/ $\mu\text{s}$	优化后/ $\mu\text{s}$	减小/%	优化前/%	优化后/%	减小/%	优化前/ $10^{-3}$	优化后/ $10^{-3}$	减小/%	优化前/%	优化后/%	减小/%
27.0	21.0	22.2	2.4	1.57	34.6	0.871	0.803	7.8	5.57	5.16	7.9

## 5 结 论

以 SHTB 中销钉连接形式的片状拉伸试样为实例, 提出了一种 ANN-GA 协同以实现在整个参数空间内对动态拉伸试样结构尺寸进行优化的优化方法。首先, 基于 SHTB 的测试原理提出了可以量化试样测量准确度的指标。然后, 对试样结构参数进行正交试验设计并通过有限元模拟建立了正交试验数据库。对正交试验数据库应用多目标正交试验矩阵分析得到了试样结构参数对测量准确度指标影响的主次顺序和规律。最后, 以正交试验数据库为训练集, 采用 ANN-GA 协同寻优得到了试样的最优结构尺寸。通过上述工作可以得出以下结论。

(1) 采用多目标正交试验矩阵分析的数据挖掘方法可对动态拉伸试样结构参数影响试样测量准确度指标的机制和规律进行基于数据驱动的深层次挖掘。

(2) ANN 模型可有效应用于试样结构尺寸与测量准确度指标之间的非线性建模, 训练后的 ANN 可根据试样结构尺寸准确预测具有该尺寸的试样所对应的测量准确度指标。

(3) 协同基于 ANN 构建的适应度函数, GA 可实现动态拉伸试样结构参数寻优过程的收敛, ANN-GA 协同优化方法对于动态拉伸试样结构尺寸优化切实有效。

### 参考文献:

- [1] 蔡明, 陈伟, 陈利强, 等. TC8 钛合金的动态力学性能及本构关系 [J]. *机械工程材料*, 2020, 44(12): 80–84. DOI: 10.11973/jxgccl202012015.  
CAI M, CHEN W, CHEN L Q, et al. Dynamic mechanical properties and constitutive relation of TC8 titanium alloy [J]. *Materials for Mechanical Engineering*, 2020, 44(12): 80–84. DOI: 10.11973/jxgccl202012015.
- [2] 杨建兴, 张江涛, 乔炎亮, 等. 硅橡胶动态压缩性能 SHPB 测试方法及其本构模型研究 [J]. *高分子通报*, 2021(4): 27–34. DOI: 10.14028/j.cnki.1003-3726.2021.04.004.  
YANG J X, ZHANG J T, QIAO Y L, et al. SHPB test method for the dynamic compressive properties and dynamic constitutive model of silicon rubber [J]. *Polymer Bulletin*, 2021(4): 27–34. DOI: 10.14028/j.cnki.1003-3726.2021.04.004.
- [3] FENG F, HUANG S Y, MENG Z H, et al. A constitutive and fracture model for AZ31B magnesium alloy in the tensile state [J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2014, 594: 334–343. DOI: 10.1016/j.msea.2013.11.008.
- [4] LIU Z, DONG Y, MAO P L, et al. Dynamic tensile and compressive properties of vacuum and ordinary die-casting AT72 magnesium alloy at high strain rates [J]. *Journal of Magnesium and Alloys*, 2013, 1(2): 150–162. DOI: 10.1016/j.jma.2013.07.004.
- [5] OGAWA K. Impact-tension compression test by using a split-Hopkinson bar [J]. *Experimental Mechanics*, 1984, 24(2): 81–86. DOI: 10.1007/BF02324987.
- [6] HARDING J, WOOD E O, CAMPBELL J D. Tensile testing of materials at impact rates of strain [J]. *Journal of Mechanical Engineering Science*, 1960, 2(2): 88–96. DOI: 10.1243/JMES\_JOUR\_1960\_002\_016\_02.
- [7] HUH H, KANG W J, HAN S S. A tension split Hopkinson bar for investigating the dynamic behavior of sheet metals [J]. *Experimental Mechanics*, 2002, 42(1): 8–17. DOI: 10.1007/BF02411046.
- [8] VERLEYSSEN P, DEGRIECK J, VERSTRAETE T, et al. Influence of specimen geometry on split Hopkinson tensile bar tests on sheet materials [J]. *Experimental Mechanics*, 2008, 48(5): 587–589. DOI: 10.1007/s11340-008-9149-x.
- [9] VERLEYSSEN P, BENEDICT V, VERSTRAETE T, et al. Numerical study of the influence of the specimen geometry on split Hopkinson bar tensile test results [J]. *Latin American Journal of Solids and Structures*, 2009, 6(3): 285–298. DOI: 10.1007/s12205-009-0371-6.
- [10] XU W F, HUANG X C, HAO Z M, et al. Effect of the geometric shapes of specimens on impact tensile tests [J]. *Journal of Zhejiang University: Science A*, 2010, 11(10): 817–821. DOI: 10.1631/jzus.A1000139.
- [11] SUN X, SOULAMI A, CHOI K S, et al. Effects of sample geometry and loading rate on tensile ductility of TRIP800 steel [J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2012, 541: 1–7. DOI: 10.1016/j.msea.2011.12.115.
- [12] ROTBAUM Y, RITTEL D. Is there an optimal gauge length for dynamic tensile specimens? [J]. *Experimental Mechanics*, 2014, 54(7): 1205–1214. DOI: 10.1007/s11340-014-9889-8.
- [13] PRABOWO D A, KARIEM M A, GUNAWAN L. The effect of specimen dimension on the results of the split-Hopkinson tension bar testing [J]. *Procedia Engineering*, 2017, 173: 608–614. DOI: 10.1016/j.proeng.2016.12.114.
- [14] NGUYEN K H, LEE C W, SHIN H, et al. A study on the effects of specimen geometry on measurement accuracy of dynamic constitutive properties of metals using SHTB [J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2020, 21(9): 1687–1695. DOI: 10.1007/s12541-020-00368-y.
- [15] 郭伟国, 李玉龙, 索涛. 应力波基础简明教程 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2007: 131–132.
- [16] BAYRAMIN B, ŞİMŞİR C, EFE M. Dynamic strain aging in DP steels at forming relevant strain rates and temperatures [J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2017, 704: 164–172. DOI: 10.1016/j.msea.2017.08.006.
- [17] JIANG B H, CAO L B, ZHU F. Dynamic tensile behavior of polypropylene with temperature effect [J]. *Composites Part B: Engineering*, 2018, 152: 300–304. DOI: 10.1016/j.compositesb.2018.08.133.
- [18] BARDELCHIK A, SALISBURY C P, WINKLER S, et al. Effect of cooling rate on the high strain rate properties of boron steel [J].

- International Journal of Impact Engineering*, 2010, 37(6): 694–702. DOI: 10.1016/j.ijimpeng.2009.05.009.
- [19] SMERD R, WINKLER S, SALISBURY C, et al. High strain rate tensile testing of automotive aluminum alloy sheet [J]. *International Journal of Impact Engineering*, 2005, 32(1/2/3/4): 541–560. DOI: 10.1016/j.ijimpeng.2005.04.013.
- [20] 徐仲安, 王天保, 李常英, 等. 正交试验设计法简介 [J]. *科技情报开发与经济*, 2002, 12(5): 148–150. DOI: 10.3969/j.issn.1005-6033.2002.05.084.
- XU Z A, WANG T B, LI C Y, et al. Brief introduction to the orthogonal test design [J]. *Sci/Tech Information Development & Economy*, 2002, 12(5): 148–150. DOI: 10.3969/j.issn.1005-6033.2002.05.084.
- [21] 陈建华, 周晨佳, 王雪, 等. 基于正交试验的高速井泵优化设计 [J]. *排灌机械工程学报*, 2021, 39(5): 457–463. DOI: 10.3969/j.issn.1674-8530.19.0227.
- CHEN J H, ZHOU C J, WANG X, et al. Optimization design of high-speed well pump based on orthogonal experiment [J]. *Journal of Drainage and Irrigation Machinery*, 2021, 39(5): 457–463. DOI: 10.3969/j.issn.1674-8530.19.0227.
- [22] DAVIES E D H, HUNTER S C. The dynamic compression testing of solids by the method of the split Hopkinson pressure bar [J]. *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, 1963, 11(3): 155–179. DOI: 10.1016/0022-5096(63)90050-4.
- [23] VERLEYSSEN P, DEGRIECK J. Non-homogeneous and multi-axial stress distribution in concrete specimens during split Hopkinson tensile tests [J]. *Computers & Structures*, 2000, 77(6): 669–676. DOI: 10.1016/S0045-7949(00)00022-5.
- [24] SONG B, CHEN W. Dynamic stress equilibration in split Hopkinson pressure bar tests on soft materials [J]. *Experimental Mechanics*, 2004, 44(3): 300–312. DOI: 10.1007/BF02427897.
- [25] ZHANG D N, SHANGGUAN Q Q, XIE C J, et al. A modified Johnson-Cook model of dynamic tensile behaviors for 7075-T6 aluminum alloy [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2015, 619: 186–194. DOI: 10.1016/j.jallcom.2014.09.002.
- [26] 周玉珠. 正交试验设计的矩阵分析方法 [J]. *数学的实践与认识*, 2009, 39(2): 202–207.
- ZHOU Y Z. A matrix analysis of orthogonal design [J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2009, 39(2): 202–207.
- [27] 何龙, 张冉阳, 赵刚要, 等. 基于 BP 神经网络的 GH5188 高温合金本构模型 [J]. *特种铸造及有色合金*, 2021, 41(2): 223–226.
- HE L, ZHANG R Y, ZHAO G Y, et al. Constitutive model of GH5188 superalloy based on BP neural network [J]. *Special Casting & Nonferrous Alloys*, 2021, 41(2): 223–226.
- [28] NARAYANA P L, LEE S W, PARK C H, et al. Modeling high-temperature mechanical properties of austenitic stainless steels by neural networks [J]. *Computational Materials Science*, 2020, 179: 109617. DOI: 10.1016/j.commatsci.2020.109617.
- [29] 王小平, 曹立明. 遗传算法: 理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002: 1–15.

(责任编辑 张凌云)