



基于神经网络和遗传算法的板材 韧性断裂准则参数优化及成形极限预测

董国疆^{1,2}, 陈志伟¹, 赵长财¹, 李潇逸¹, 杨卓云¹

(1. 燕山大学 先进锻压成形技术与科学教育部重点实验室, 秦皇岛 066004;
2. 燕山大学 河北省特种运载装备重点实验室, 秦皇岛 066004)

摘要: 为有效预测 AA7075-T6 板材变形破裂问题, 设计 10 种不同应力状态的板材拉伸试样, 通过方程组法获取 BP 神经网络的样本数据, 建立基于神经网络与遗传算法(BP+GA 法)的韧性断裂准则参数预测模型, 并依据方程组法最优试样组合方案以及优化后的断裂参数, 绘制 AA7075-T6 板材成形极限曲线。通过缺口试样误差评估比较方程组法和 BP+GA 法的断裂预测精度, 并应用半球形刚模胀形试验对方程组法和 BP+GA 法两种断裂参数标定方法绘制的成形极限曲线(FLC)进行验证。结果表明: 方程组法筛选后的最佳试样组合方案接近于 BP+GA 法搜索得到的全局最优解; 通过 BP+GA 法绘制的 AA7075-T6 板材理论成形极限曲线为成形极限实测数据点集的下轮廓, 预测结果趋近安全; 而缺少平面应变至双向等拉区域的试验样本导致理论 FLC 产生较大差距, 从而反映了 Lou-Huh 准则参数求解对测试试样应力状态具有较高的敏感性。研究结果为高强铝板断裂理论参数分析和成形极限预测提供了借鉴和数据依据。

关键词: 韧性断裂准则; BP 神经网络; 遗传算法; 高强铝板; 成形极限预测

文章编号: 1004-0609(2021)-02-0419-14

中图分类号: TG389

文献标志码: A

引文格式: 董国疆, 陈志伟, 赵长财, 等. 基于神经网络和遗传算法的板材韧性断裂准则参数优化及成形极限预测[J]. 中国有色金属学报, 2021, 31(2): 419-432. DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-36539

DONG Guo-jiang, CHEN Zhi-wei, ZHAO Chang-cai, et al. Parameter optimization of ductile fracture criteria based on neural network and genetic algorithm and forming limit prediction for sheet metal[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2021, 31(2): 419-432. DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-36539

随着航空、航天、车辆制造等领域对冲压零部件轻量化需求的不断提高, 高强铝板壳构件得到了广泛关注和应用。但是高强铝板在室温下成形易发生破裂, 因此, 准确预测断裂发生时刻及损伤演化, 对于工艺制定和模具设计具有重要意义。近年来, 韧性断裂准则在高强铝板断裂预测方面受到重点关注^[1-2]。

从微观层面上看, 金属材料的韧性断裂是孔洞形核、长大和聚集的综合结果。自 20 世纪 60 年代以来, 国内外学者对金属材料的韧性断裂现象进行了深入的研究, 并相继提出了多种韧性断裂准则,

例如 Cockcroft-Latham 准则^[3]、Rice 准则^[4]、Oh 准则^[5]、Oyane 准则^[6]和 Clift 准则^[7]等。这些准则自提出以来先后应用于实际工程问题, 取得了预期的效果。DUAN 等^[8]通过 Cockcroft-Latham 准则预测 Mn18Cr18N 坯料的锻造开裂行为; ZHAN 等^[9]通过韧性断裂准则预测了金属旋压成形及管材弯曲成形中的破裂问题。然而, 上述韧性断裂准则不能完全描述金属板材断裂预测所需的广泛应力状态下的韧性断裂行为。BAO 等^[10]进行了 AA2024-T351 板材和棒材的多种应力状态的试验, 将应力三轴度的变化范围扩展到-0.3 至 0.95。XUE 等^[11-12]报道

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51775481); 河北省自然科学基金资助项目(E2019203418)

收稿日期: 2020-02-25; **修订日期:** 2020-10-16

通信作者: 董国疆, 教授, 博士; 电话: 13780479660; E-mail: dgj@ysu.edu.cn

了 Lode 角对韧性断裂的依赖性,证实了 Lode 角参数与应力三轴度共同影响金属材料的韧性断裂。LOU 等^[13-14]在 2012 年和 2013 年提出了一种微观机制启发的宏观韧性断裂准则(简称 Lou-Huh 准则),其假设微观孔洞的生长受应力三轴度的影响,微观孔洞的聚集受最大剪应力的控制,微观孔洞的剪切连接导致金属材料最终断裂。Lou-Huh 2013 准则的表达式如式(1)所示,其能够在较大的应力三轴度范围($-1/3 \leq \eta \leq 2/3$)内有效预测材料的成形极限。

$$\left(\frac{2}{\sqrt{3+L^2}}\right)^{C_1} \left(\frac{\langle 1+3\eta \rangle}{2}\right)^{C_2} \bar{\varepsilon}_f = C_3, \quad (1)$$

$$\langle 1+3\eta \rangle = \begin{cases} 0 & \text{when } 1+3\eta < 0 \\ 1+3\eta & \text{when } 1+3\eta \geq 0 \end{cases}$$

式中: C_1 、 C_2 和 C_3 为断裂参数; $\bar{\varepsilon}_f$ 为断裂应变; η 为应力三轴度; L 为 Lode 参数。

在应用韧性断裂准则预测高强铝板的断裂问题前,首先需要确定准则中的断裂参数。通常,需要进行一系列不同应力状态的拉伸试验,并通过方程组法^[15-16]或曲面拟合法^[17]等优化选取和求解方式获取断裂参数。断裂参数的不同数值组合对金属材料断裂预测的精度产生直接影响。因此,如何获取更为符合高强铝板变形规律的断裂参数成为了热点问题。

近年来, BP 神经网络在解决工程实际问题得到了广泛应用。BP 神经网络的非线性映射能力、泛化能力和容错能力使其计算能力远超前于常规回归算法^[18]。但是 BP 神经网络的收敛过程存在不稳定性,且容易陷入局部最优解等问题^[19],因此,很多学者采用具有全局搜索能力的遗传算法(Genetic algorithm)对 BP 神经网络进行优化(简称 BP+GA 法)。OKTEM 等^[20]采用神经网络结合遗传算法方法对零件端铣面的最小表面粗糙度进行预测,结果表明预测值与试验测量值具有很好的一致性。李彬等^[21]提出了一种基于遗传算法优化小波神经网络的机床热误差补偿模型,通过试验论证表明该模型具有精度高等优点。卢建中等^[22]提出了一种基于改进遗传算法优化 BP 神经网络的短时交通流预测方法,发现该方法对短时交通流预测具有较好的预测精度。然而,在韧性断裂参数求解过程中,尚未有学者开展过 BP 神经网络结合遗传算法对韧性断裂准则参数优化方面的研究。

因此,本文设计 10 种不同形状和缺口的 AA7075-T6 高强铝板单向拉伸试样,采用 BP+GA 法对韧性断裂准则参数进行优化,进而绘制 AA7075-T6 高强铝板理论成形极限图,并通过半球形刚模胀形试验验证,以期为高强铝板成形断裂分析的参数求解提供借鉴。

1 断裂相关状态变量的获取

本文作者选取厚度为 2 mm 的 AA7075-T6 板材,表 1 列出了材料化学组成。设计了 10 种不同缺口及形状的拉伸试样,包括单向拉伸试样(D-BS)、剪切缺口试样(SNS1、SNS2 和 SNS3)、圆弧缺口试样(ANS1、ANS2 和 ANS3)和三角缺口试样(TNS1、TNS2 和 TNS3),其形状及尺寸如图 1 所示。通过改变试样的尺寸结构使其断裂起始区域呈不同的应力状态,各试样断裂起始区域的目标应力状态也如图 1 所示,以期涉及纯剪切应力状态($\eta=0$)到平面应变状态($\eta=1/\sqrt{3}$)范围。分别制备与板材轧制方向呈 0° 、 45° 和 90° 的单向拉伸试样,并沿板材轧制方向制备九种缺口试样,并进行拉伸试验。借鉴文献[16]中采用的有限元逆向法确定不同试样的拉伸速度(如图 1 所示),确保观测变形区的应变速率趋于一致,即 0.01 s^{-1} 。拉伸试验采集到的各试样拉伸力程曲线如图 2 所示。

表 1 AA7075-T6 板材化学组成

Table 1 Chemical compositions of AA7075-T6 sheet (mass fraction, %)

Si	Fe	Cu	Mn	Mg	Cr	Zn	Ti	Al
0.23	0.31	1.65	0.22	2.36	0.24	5.72	0.10	Bal.

图 3 所示为 AA7075-T6 板单向拉伸试样的断口微观形貌。由图 3 可以看出,试样变形区无明显颈缩现象,晶粒面和棱角呈现冰糖状形貌,且有少量韧窝,韧窝尺寸较小,且深度较浅,说明 AA7075-T6 板的塑性变形能力差,具有韧性断裂特征,但韧性较差。

与板材轧制方向呈 0° 、 45° 和 90° 的工程应力-应变曲线如图 4(a)所示,各方向的工程应力-应变曲线并无明显差异。将与板材轧制方向呈 0° 的工程应力-工程应变曲线转换为真应力-真应变曲线,如图

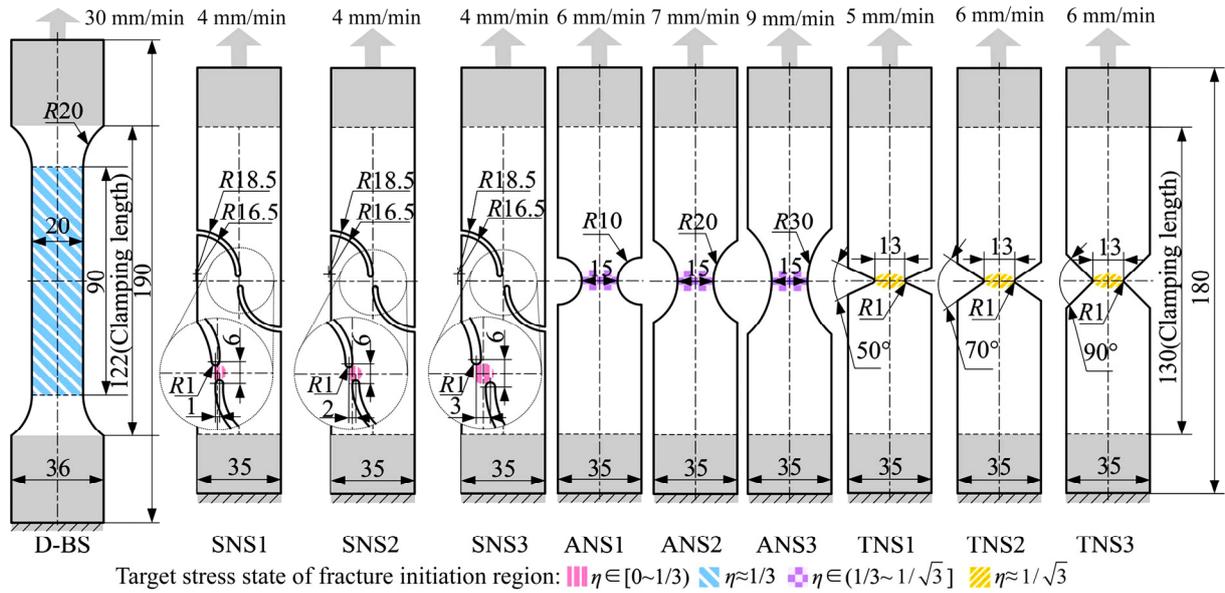


图 1 AA7075-T6 板材拉伸试样形状及其尺寸

Fig. 1 Shapes and sizes of tensile specimens for AA7075-T6 sheet (Unit: mm)

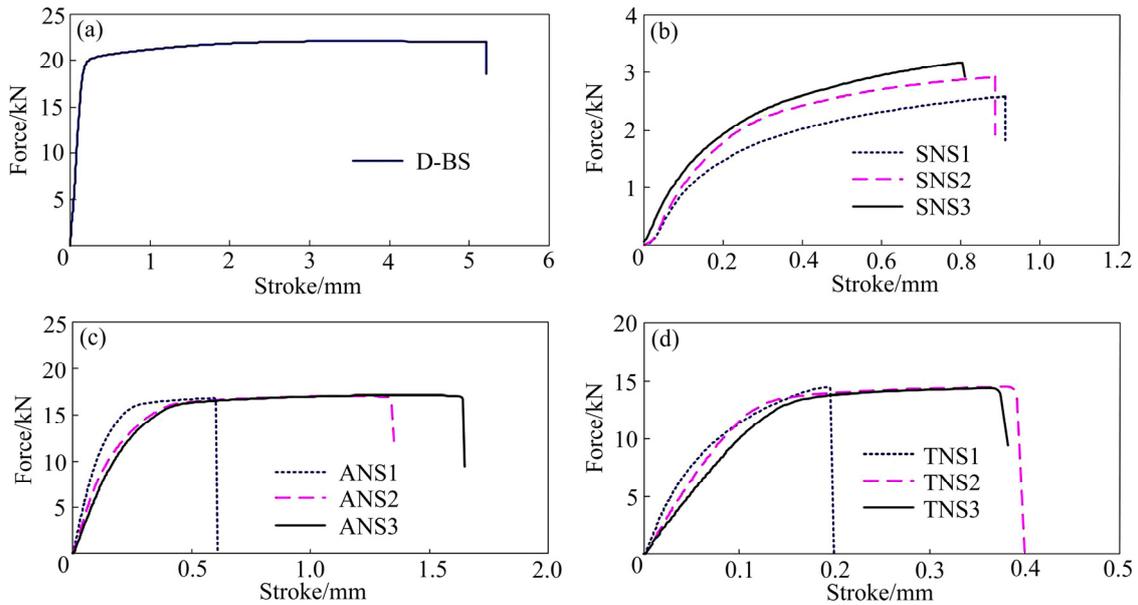


图 2 AA7075-T6 板材试样拉伸-力程曲线

Fig. 2 Tensile force-stroke curves of tensile specimens for AA7075-T6 sheet: (a) Dog-bone specimen; (b) Shear notch specimens; (c) Arc notch specimens; (d) Triangle notch specimens

4(b)所示。通过式(2)和 Swift 模型(式(3))分别对真应力-真应变曲线的弹性阶段和塑性硬化阶段进行拟合, 得到弹性模量 E 、强度系数 K 和硬化指数 n , 拟合结果如图 4(b)。

$$\sigma = E\varepsilon_e \quad (2)$$

$$\sigma = K(\varepsilon_p + \varepsilon_0)^n \quad (3)$$

式中: E 为弹性模量(MPa); ε_e 为弹性应变; ε_p 为塑

性应变; ε_0 为材料屈服点对应的应变值; K 为强度系数(MPa); n 为硬化指数。

应用软件 ABAQUS 对单向拉伸试样及 9 种缺口试样的拉伸过程进行仿真。将试样定义为可变形的均质实体, 单元类型选取 C3D8R。AA7075-T6 板材材料属性定义为图 4(b)所示拟合曲线数据, 其中板材各向异性行为依据 Hill'48 准则采取面内同

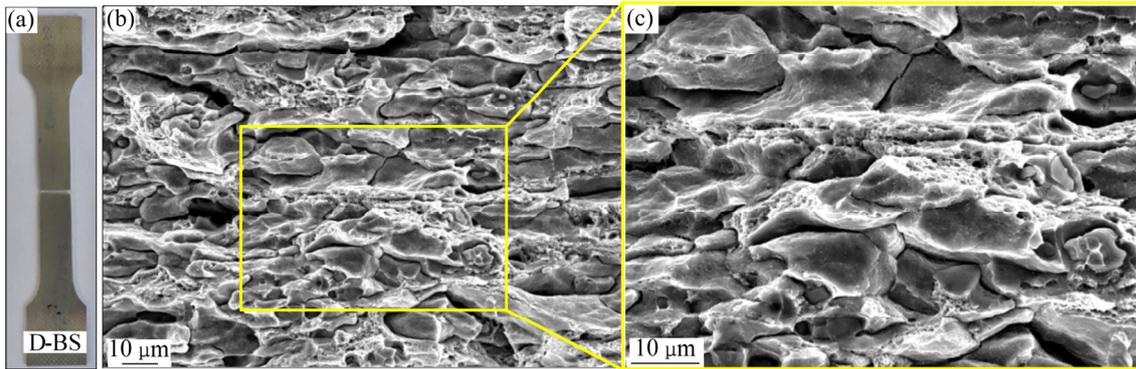


图3 AA7075-T6 板材单向拉伸试样断口微观形貌

Fig. 3 Fracture morphologies of uniaxial tensile specimen of AA7075-T6 sheet: (a) Specimen for tensile test; (b) Fracture morphology; (c) Magnifying fracture morphology

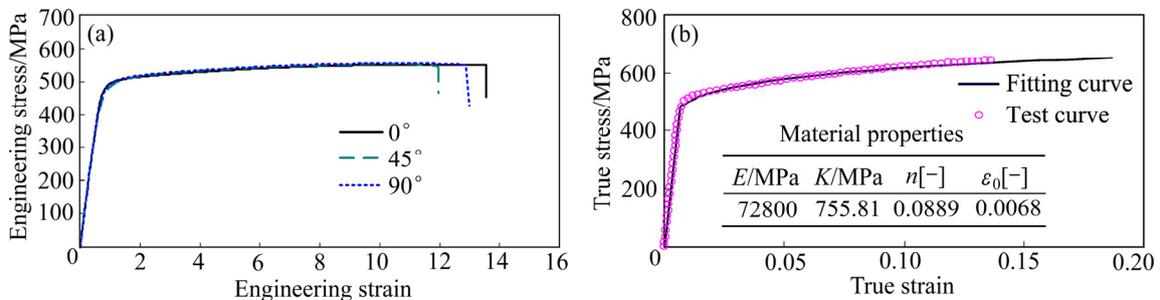


图4 AA7075-T6 板材应力-应变曲线

Fig. 4 Stress-strain of AA7075-T6 sheet: (a) Engineering stress-strain curves along different direction; (b) True stress-strain curve and fitting curve

性且厚向异性假设, 厚向异性系数如表2所示。从仿真结果中提取各试样断裂起始区域的应力三轴度、Lode 参数和等效塑性应变历程数据, 提取步骤如下:

1) 将试样完全失去承载能力时对应的位移确定为断裂位移, 并对应仿真同一位移时刻确定为断裂起始时刻;

2) 仿真输出断裂起始时刻的等效塑性应变云图。对应试样拉伸断裂实际断口位置, 选取仿真环境中等效塑性应变值最大的若干单元作为断裂起始区域^[16-17];

表2 AA7075-T6 板材厚向异性系数

Table 2 Thickness-anisotropy coefficients of AA7075-T6 sheet

r_0	r_{45}	r_{90}	\bar{r}
0.5116	0.6605	0.7979	0.6576

3) 提取仿真试样断裂起始区域若干单元从塑性变形开始到断裂起始时刻的状态变量历程数据, 包括应力三轴度、Lode 参数和等效塑性应变, 提取结果如图5所示。

2 韧性断裂准则参数优化

为得到符合 AA7075-T6 板材变形规律的断裂参数, 采用 BP 神经网络结合遗传算法对韧性断裂准则的断裂参数进行优化。

BP 神经网络是一种多层体系结构, 由输入层、输出层和隐含层(隐含层为一层或多层)所组成, 如图6所示。BP 神经网络的构建需要足够多的训练样本才能够进一步开展。因此, 首先依据 10 种拉伸试样的断裂相关状态变量求解获得足够多的断裂参数 C_1 、 C_2 和 C_3 。然后再分别计算这些断裂参数对应的断裂预测误差。将断裂参数 C_1 、 C_2 和 C_3 作为 BP 神经网络的输入层(输入层节点数为 3), 将

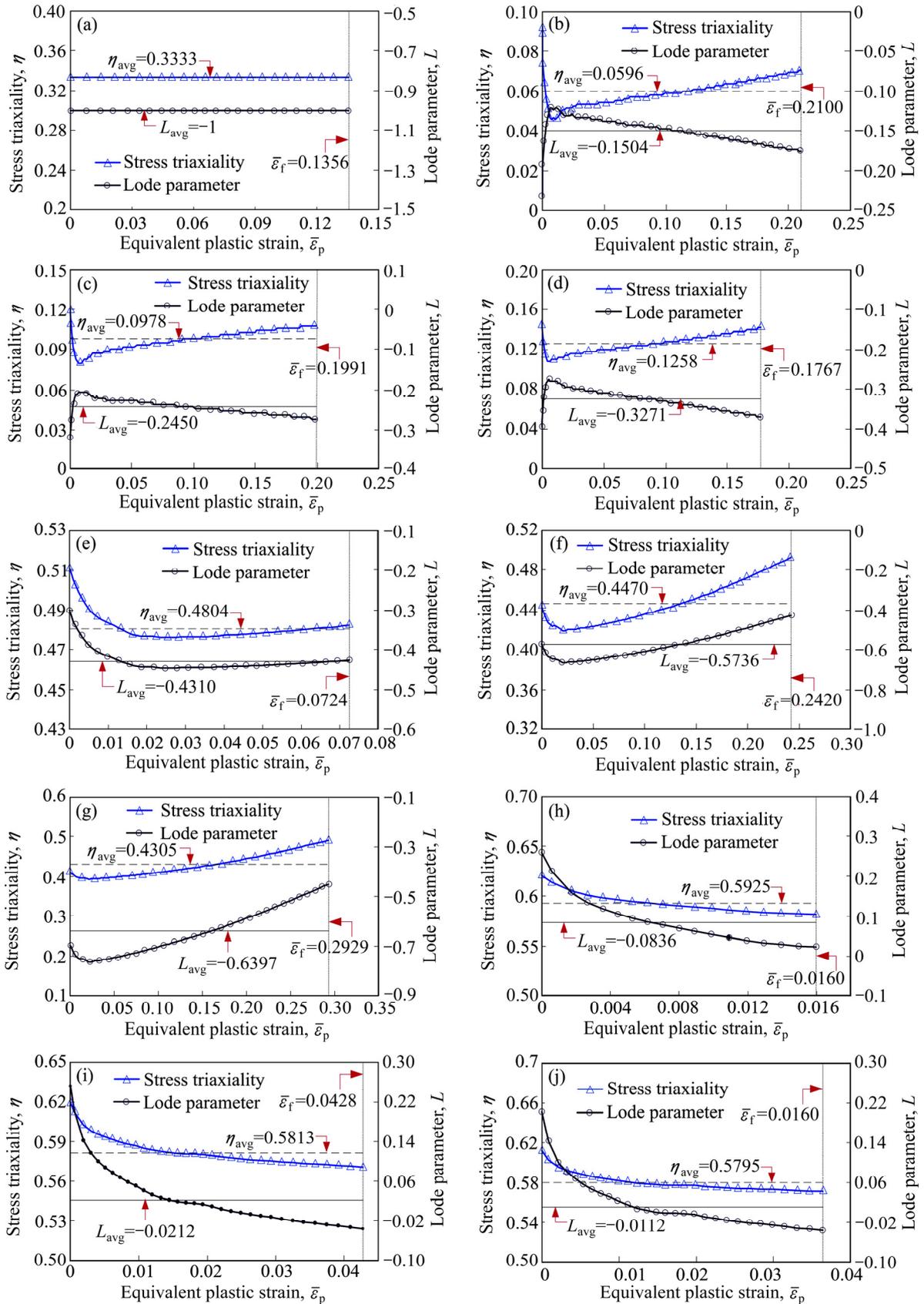


图 5 应力三轴度、Lode 参数随等效塑性应变历程变化曲线

Fig. 5 History curves of stress triaxiality and lode parameter changing with equivalent plastic strain: (a) D-BS; (b) SNS1; (c) SNS2; (d) SNS3; (e) ANS1; (f) ANS2; (g) ANS3; (h) TNS1; (i) TNS2; (j) TNS3

断裂预测误差作为输出层(输出层节点数为10),如图6所示。经过足够多的样本对网络进行训练,建立断裂参数与断裂预测误差之间的函数映射关系。BP神经网络构建好后,通过遗传算法进行韧性断裂准则参数寻优。

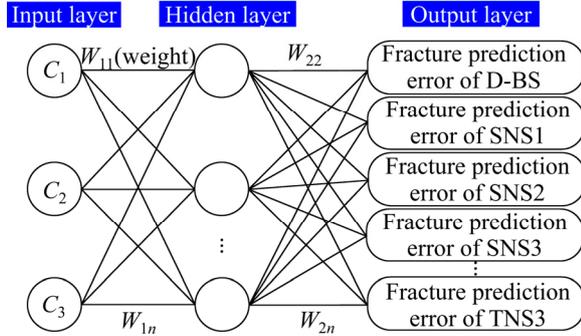


图6 BP神经网络原理图

Fig. 6 Schematic diagram of BP neural network

2.1 BP神经网络样本集获取

2.1.1 断裂参数求解

前文已获取了10种试样的应力三轴度、Lode参数和断裂应变(断裂起始时刻的等效塑性应变),可采用方程组法求解断裂参数 C_1 、 C_2 和 C_3 。由式(1)可知,只需3个试样联立方程求解即可得到一组断裂参数。本文设计了10种不同缺口的拉伸试样,为了得到更多的BP神经网络的样本数据,依据排列组合原则,将10种拉伸试样任选3种形成一组,共可划分为120种试样组合方案,并通过方程组法将其全部求解。由图5可知,AA7075-T6板材各拉伸试样的应力三轴度和Lode参数随着等效塑性应变而不断变化。本文借鉴文献[16-17, 23]的做法,通过式(4)和式(5)求解各拉伸试样的平均应力三轴度和平均Lode参数,结果如表3所示。将表3中的数据代入式(1),通过方程组法求解得到120组断裂参数 C_1 、 C_2 和 C_3 ,其结果如图7所示,图中横坐标为120种试样组合方案编号 $X_{u,v,w}$,其中, u 、 v 和 w 分别为试样组合方案中试样的编号,编号数字由表3确定,且 $u \neq v \neq w$, $(u, v, w) \in i = [1, 10]$ 。例如, $X_{1,2,3}$ 代表 D-BS+SNS1+SNS2 试样组合, $X_{1,3,10}$ 代表 D-BS+SNS2+TNS3 试样组合, $X_{8,9,10}$ 代表 TNS1+TNS2+TNS3 试验组合。

$$\eta_{avg} = \frac{1}{\bar{\epsilon}_f} \int_0^{\bar{\epsilon}_f} \eta(\bar{\epsilon}_p) d\bar{\epsilon}_p \quad (4)$$

表3 试样断裂应变、平均应力三轴度和平均Lode参数
Table 3 Average Lode parameter, average stress triaxiality and fracture strain of all tensile specimens

i	Type	$\bar{\epsilon}_f$	η_{avg}	L_{avg}
1	D-BS	0.1356	0.3333	-1.0000
2	SNS1	0.2100	0.0596	-0.1504
3	SNS2	0.1991	0.0978	-0.2450
4	SNS3	0.1767	0.1258	-0.3271
5	ANS1	0.0724	0.4804	-0.4310
6	ANS2	0.2420	0.4470	-0.5736
7	ANS3	0.2929	0.4305	-0.6397
8	TNS1	0.0160	0.5925	0.0836
9	TNS2	0.0428	0.5813	0.0212
10	TNS3	0.0364	0.5795	0.0112

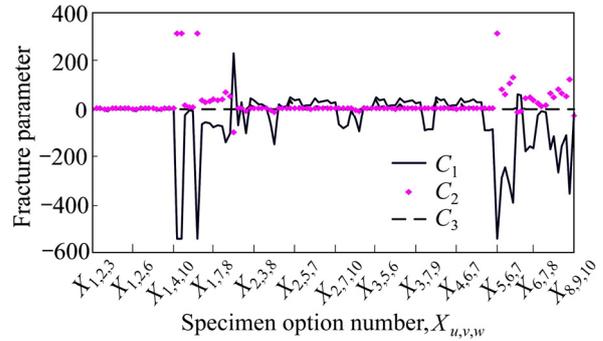


图7 120种试样组合方案求解结果

Fig. 7 Calculation results of 120 kinds of specimen options

$$L_{avg} = \frac{1}{\bar{\epsilon}_f} \int_0^{\bar{\epsilon}_f} L(\bar{\epsilon}_p) d\bar{\epsilon}_p \quad (5)$$

式中: η_{avg} 为平均应力三轴度; L_{avg} 为平均Lode参数。

2.1.2 断裂预测误差分析

求解 Lou-Huh 准则理论断裂应变。首先,将各试样的平均应力三轴度和平均Lode参数,以及断裂参数 C_1 、 C_2 和 C_3 代入 Lou-Huh 准则解析表达式(式(1)),即解得120组试样组合方案对应的 Lou-Huh 准则理论断裂应变 $\bar{\epsilon}_{f,cal}$,如式(6)所示。然后,将实测和仿真联合分析提取的各试样断裂应变值 $\bar{\epsilon}_{f,exp}$ (见表3)代入式(7),求解理论断裂应变和试验断裂应变之间的断裂预测误差 δ ,同时,计算误差均值 δ_{avg} 和方差 s^2 ,如式(8)和(9)所示。其中,误差

均值 δ_{avg} 用以评价断裂参数的理论预测精度, 方差 s^2 用以评价断裂参数对各试样相对误差的离散程度。

$$\bar{\varepsilon}_{f,cal} = C_3 \sqrt{\left[\left(\frac{2}{\sqrt{3+L_{avg}^2}} \right)^{C_1} \left(\frac{1+3\eta_{avg}}{2} \right)^{C_2} \right]} \quad (6)$$

$$\delta = \frac{|\bar{\varepsilon}_{f,exp} - \bar{\varepsilon}_{f,cal}|}{\bar{\varepsilon}_{f,exp}} \times 100\% \quad (7)$$

$$\delta_{avg} = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} \delta^i \quad (8)$$

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^{10} (\delta - \delta_{avg})^2}{10} \quad (9)$$

式中: i 为试样编号, 取值范围为 $i=[1, 10]$ 。试样组合方案编号为 $X_{u,v,w}$, 且 $u \neq v \neq w$, $(u, v, w) \in i$ 。

通过上述计算得到 Lou-huh 准则理论断裂应变与实测断裂应变两者的断裂预测误差, 如图 8 所示,

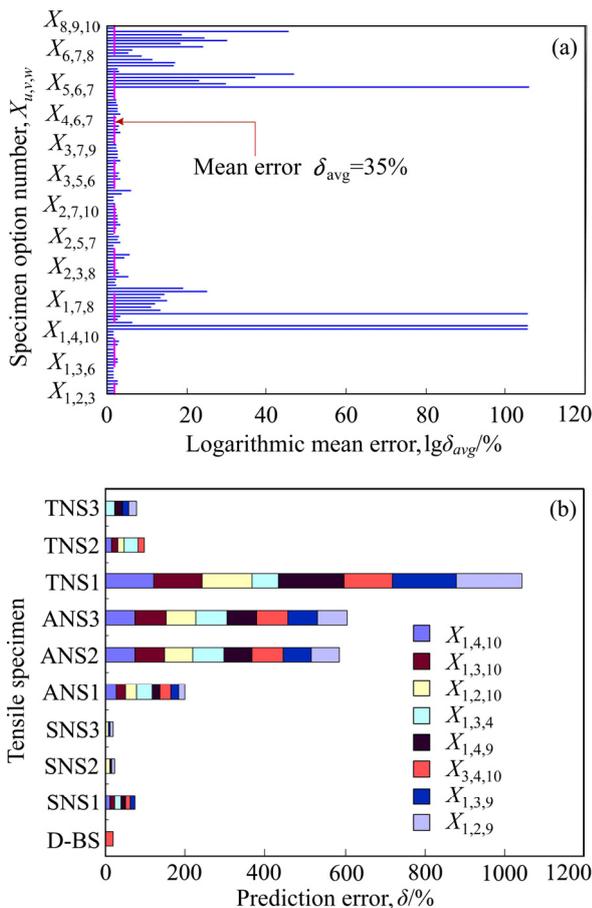


图 8 Lou-Huh 准则断裂预测误差分布图
 Fig. 8 Error distribution diagrams of Lou-Huh criterion: (a) Logarithmic mean error distribution diagram; (b) Error stacked chart for specimen options of mean error under 35%

由此得到了 BP 神经网络的输出层样本数据。

由图 8(a)可知, 不同试样组合方案的理论预测结果存在很大差异, 大部分试样组合方案的预测精度较好(误差均值小于 35%), 而另一部分试样组合方案预测精度很差。基于此, 选出图 8(a)中误差均值小于 35%的试样组合方案进行下一步分析, 如图 8(b)所示。试样组合方案得到的断裂参数对各试样预测结果存在明显离散差异, 对部分试样预测精度较高, 而对另一部分试样预测结果较差, 从而需要借助方差值对试样组合方案进一步筛选。因此, 依据下述规则选取试样组合方案: 通过误差分析, 选择试样组合方案的预测误差在合理范围(误差均值小于 35%), 且预测结果离散程度最小的试样组合方案。由此选出方程组法的 D-BS+SNS2+SNS3 试样组合方案(编号 $X_{1,3,4}$), 与后续的 BP+GA 法优化断裂参数对比研究。

2.2 BP 神经网络设计

采用 Matlab 神经网络函数 Newff 创建 BP 神经网络, 采用 Tan-Sigmoid 函数作为传递函数。设置最大迭代次数为 100 次, 学习速率为 0.01。BP 神经网络流程图如图 9 所示。

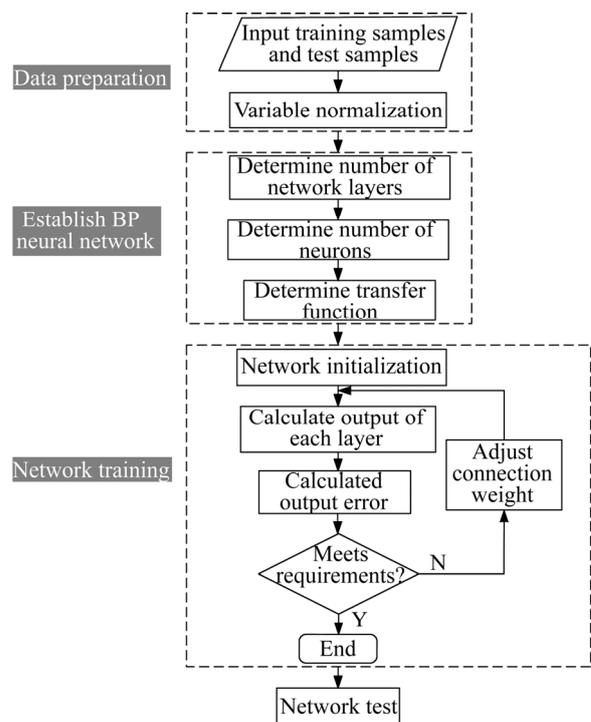


图 9 BP 神经网络流程图
 Fig. 9 Flow chart of BP neural network

已获得的 BP 神经网络的样本数据和训练样本选取存在以下问题:

1) 求解得到的断裂参数对应的断裂预测结果差异很大;

2) 训练样本中存在预测结果差的样本是否会影 响 BP 神经网络判定精度尚未知;

3) 训练样本中数据学习排序是否会影响神经网络的泛化能力(即神经网络在训练完成以后输入其训练样本之外的新数据时,获得正确输出的能力)尚未知。

为此,尝试设置训练样本为以下 4 种样本集:

1) 依据预测误差大小顺序,将位于第 11~120 的试样组合方案作为训练样本;

2) 将训练样本集 1)的样本数据首尾倒置作为训练样本;

3) 依据预测误差大小顺序,将位于第 11~39 的试样组合方案(断裂预测误差均值小于 100%)作为训练样本;

4) 将训练样本集 3)的样本数据首尾倒置作为训练样本。

依据预测误差大小顺序,将位于第 1~10 的试样组合方案作为测试样本。设置隐含层层数为 1 层,隐含层节点数为 8。依次输入 4 种训练样本集的数据至神经网络,训练结束后导入测试样本集,并通过式(10)计算测试样本集目标值与神经网络输出值之间的相对误差 δ' 。4 种训练样本集对应的相对误差如表 4 所示。与训练样本集 3)和 4)相比,训练样本集 1)和 2)的误差均值更大。造成这一结果的原因是训练样本集 1)和 2)中包含有断裂预测误差很大的数据(断裂预测误差最高达 $6.7 \times 10^{106}\%$),而这些数据不足以表征 AA7075-T6 板材材料性能的主要或基本特征,样本的质量对 BP 神经网络的泛化能力

造成了很大的影响。训练样本集 3)和 4)相差不大且相对误差较小,说明在冗杂的样本数据中进行合理采样,能够提高 BP 神经网络的泛化能力。因此,在后续研究中采用训练样本集 3)。

$$\delta' = |Y_{\text{target}} - Y_{\text{output}}| \quad (10)$$

式中: Y_{target} 为测试样本集目标值; Y_{output} 为 BP 神经网络输出值。

增加 BP 神经网络层数能够提高模型的精度,但同时也会增加 BP 神经网络的复杂程度,增加 BP 神经网络的学习和预测时间。因此,本文采用单隐含层的 BP 神经网络。隐含层节点数的确定缺乏完整的理论指导,通常依据经验公式(11)来确定隐含层的节点数^[19,21],其中, w 取 1~10 范围内的整数。为此,分别设置隐含层节点数为 5~14 范围内的整数,并通过式(10)计算不同隐含层节点数情况时输出测试样本的相对误差,从而确定更为合理的隐含层节点数。误差结果如表 5 所示,当隐含层节点数为 7 时, BP 神经网络相对精确。因此,最终确定隐含层节点数为 7。

$$z = \sqrt{x + y} + w \quad (11)$$

式中: z 为隐含层节点数; x 为输入层节点数; y 为输出层节点数; w 为 1~10 之间的整数。

2.3 BP 神经网络结合遗传算法断裂参数优化

BP 神经网络构建后,采用能够搜索得到全局最优解的遗传算法进行下一步参数寻优。将求解 BP 神经网络模型的最小值作为目标函数,采用遗传算法对目标函数进行寻优,即求解出预测误差极小域对应的断裂参数。遗传算法寻优步骤: 1) 随机生成初始种群,即将断裂参数取值随机组合形成种群中

表 4 不同训练样本集对应的测试输出样本的相对误差

Table 4 Relative errors of test output samples corresponding to different training sample sets

Training sample set	Relative error of different sample/%										Average error/%
	D-BS	SNS1	SNS2	SNS3	ANS1	ANS2	ANS2	TNS1	TNS2	TNS3	
1	15.90	2.6×10^{104}	3.2×10^{90}	1.3×10^{80}	46.49	28.45	72.60	1.3×10^4	5.5×10^3	6329.15	2.6×10^{103}
2	1.6×10^{103}	2.1×10^{90}	3.5×10^{79}	160.01	22.47	32.33	3.6×10^4	1.1×10^4	7.2×10^3	18.72	1.6×10^{102}
3	20.95	3.14	3.50	2.19	3.49	1.02	0.79	29.12	23.75	37.26	12.52
4	22.49	3.36	4.84	3.18	3.91	1.12	1.40	32.37	28.84	44.31	14.58

表 5 BP 神经网络模型的隐含节点数及与其对应的测试输出样本的相对误差

Table 5 Number of hidden nodes of BP neural network model and relative errors of corresponding test output samples

Node number in hidden layer	Relative error of different sample/%										Average error/%
	D-BS	SNS1	SNS2	SNS3	ANS1	ANS2	ANS2	TNS1	TNS2	TNS3	
5	8.46	10.95	13.01	19.47	46.11	2.26	62.91	138.02	24.79	49.42	37.54
6	15.45	4.06	4.43	27.66	49.76	5.38	64.39	144.80	17.56	42.97	37.65
7	22.20	5.27	6.09	3.51	3.02	1.03	0.87	13.49	21.99	31.72	10.92
8	20.95	3.14	3.50	2.19	3.49	1.02	0.79	29.12	23.75	37.26	12.52
9	13.40	4.30	2.86	2.36	1.85	1.23	0.79	33.69	22.64	37.17	12.03
10	21.57	11.84	3.20	32.15	46.78	3.36	63.18	136.73	25.35	52.21	39.64
11	13.48	9.74	6.27	33.12	49.86	4.92	64.03	150.76	24.25	55.99	41.24
12	15.79	3.95	3.12	4.22	9.49	3.53	1.65	74.51	25.56	44.91	18.67
13	9.40	10.81	4.88	33.70	48.23	3.41	63.34	132.89	24.98	50.28	38.19
14	6.93	6.54	2.67	4.31	5.24	1.78	2.01	47.25	26.54	41.69	14.50

不同个体的染色体; 2) 建立适用度函数, 评价种群中每个个体的优劣, 区分出优秀个体和低劣个体; 3) 将每代优秀个体保留, 并进行交叉和变异操作; 4) 确定最优解, 并输出对应的断裂参数。流程如图 10 所示。

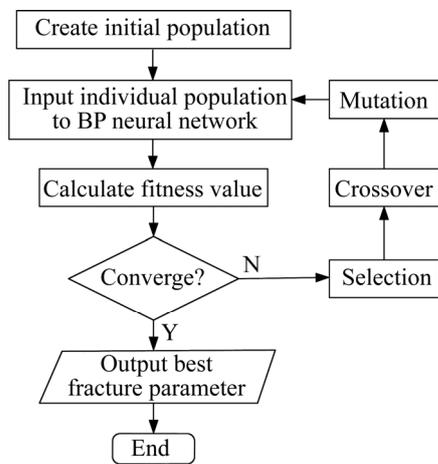


图 10 遗传算法流程图

Fig. 10 Flow chart of genetic algorithm

参考文献[24]给出的遗传算法种群规模为 10~160, 同时满足适当的迭代收敛速度。设置初始化种群数为 60, 最大遗传代数为 100 代, 交叉概率选择为 0.8, 变异概率选择为 0.2, 遗传算法进化过程在 MATLAB 软件中编程实现。将 BP 神经网络的目标值作为个体的适应度值。依据文献[25]对

Lou-Huh 2013 准则断裂参数的研究, 在 MATLAB 程序中将断裂参数 C_1 、 C_2 和 C_3 约束到如下范围:

$$\begin{cases} -30.7739 \leq C_1 \leq 30.7739 \\ -11.3577 \leq C_2 \leq 11.3577 \\ 0 \leq C_3 \leq 0.2 \end{cases} \quad (12)$$

图 11 所示为经过 95 次进化后搜索得到的最优解, 也就是得到 10 种试样的预测误差的极小域, 此时与其对应的断裂参数 C_1 、 C_2 和 C_3 分别为 4.3822、2.2133 和 0.1346。BP 神经网络结合遗传算法优化后参数的预测误差如图 12 所示, 优化后的参数的断裂预测结果和 D-BS+SNS2+SNS3 断裂的预测结果比较接近, 而 BP 神经网络结合遗传算法

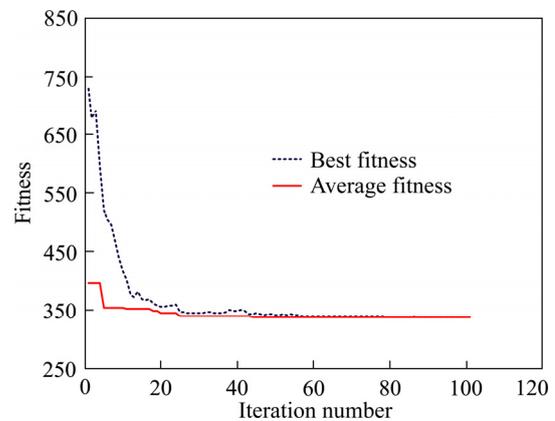


图 11 遗传算法优化 BP 神经网络适应度曲线

Fig. 11 Fitness curves of BP neural network optimized by genetic algorithm

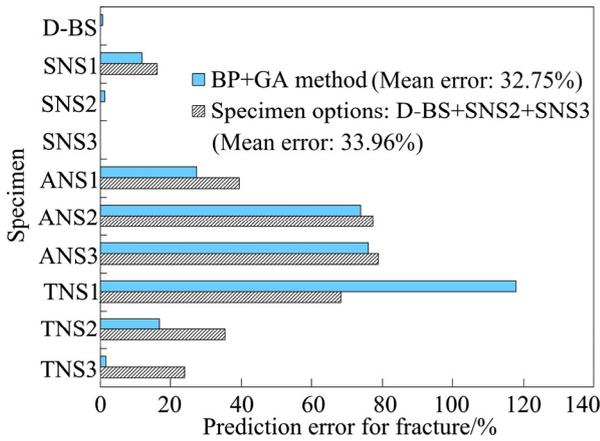


图 12 BP+GA 法最优解与方程组法断裂预测误差对比
Fig. 12 Comparison of fracture prediction errors between optimal solution of BP+GA method and equations method

优化后的断裂预测误差降低了 1.21%。方程组法的参数筛选方式也是基于优化思想的数据统计，因此方程组法筛选获取的最优参数与 BP+GA 法搜索得到的全局最优解较为接近，这也间接证明了本文建立的 BP+GA 法模型的可行性。

3 成形极限分析

依据 BP+GA 法求解的 AA7075-T6 板材断裂参数，由 Lou-Huh 准则绘制理论成形极限曲线，并采用半球形刚模胀形试验对比验证。

3.1 Lou-Huh 准则成形极限分析

当板材变形处于双拉应力状态时，令应力比 $\alpha = \sigma_2 / \sigma_1$ ，应变比 $\beta = \varepsilon_2 / \varepsilon_1$ 。在比例加载条件下，由增量理论可得 $\alpha = (2\beta + 1) / (2 + \beta)$ 。由此，应力三轴度、Lode 参数和断裂应变可分别表示为

$$\eta = \frac{\sigma_m}{\sigma_{eq}} = \frac{\alpha + 1}{3\sqrt{\alpha^2 - \alpha + 1}} \quad (13)$$

$$L = 2\alpha - 1 \quad (14)$$

$$\bar{\varepsilon}_f = \varepsilon_1 \sqrt{\frac{2(1+r)(2+r)}{3(1+2r)}} \sqrt{\beta^2 + \frac{2r}{1+r}\beta + 1} \quad (15)$$

将式(13)、式(14)和式(15)代入 Lou-Huh 准则解析表达式(式(1))可得

$$\left(\frac{2}{\sqrt{(2\alpha - 1)^2 + 3}} \right)^{C_1} \left(\frac{\sqrt{\alpha^2 - \alpha + 1} + \alpha + 1}{2\sqrt{\alpha^2 - \alpha + 1}} \right)^{C_2} \times \left(\varepsilon_1 \sqrt{\frac{2(1+r)(2+r)}{3(1+2r)}} \sqrt{\beta^2 + \frac{2r}{1+r}\beta + 1} \right) = C_3 \quad (16)$$

因此，依据 Lou-Huh 准则绘制的双拉应力状态成形极限曲线可由式(17)确定：

$$\begin{cases} -r/(1+r) < \beta < 1 \\ \alpha = \frac{(1+r)\beta + r}{1 + (1+\beta)r} \\ \left(\frac{2}{\sqrt{(2\alpha - 1)^2 + 3}} \right)^{C_1} \left(\frac{\sqrt{\alpha^2 - \alpha + 1} + \alpha + 1}{2\sqrt{\alpha^2 - \alpha + 1}} \right)^{C_2} \times \left(\varepsilon_1 \sqrt{\frac{2(1+r)(2+r)}{3(1+2r)}} \sqrt{\beta^2 + \frac{2r}{1+r}\beta + 1} \right) = C_3 \\ \varepsilon_2 = \beta\varepsilon_1 \end{cases} \quad (17)$$

将通过 BP+GA 法和 D-BS+SNS2+SNS3 试样组合方案得到的断裂参数分别代入式(17)，得到 AA7075-T6 板材理论成形极限曲线(Forming limit curve, FLC)如图 13 所示。

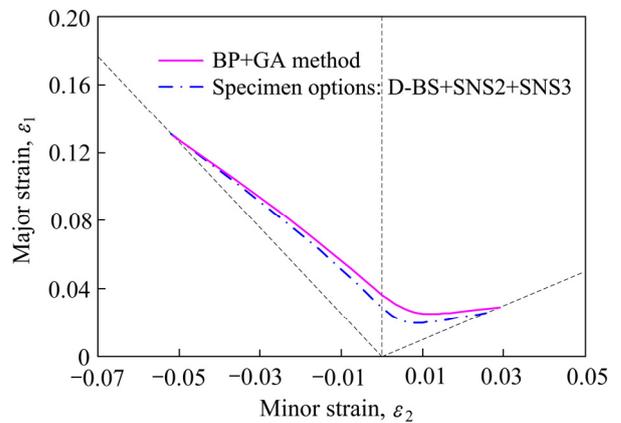


图 13 Lou-Huh 准则 AA7075-T6 板材理论成形极限曲线
Fig. 13 FLC of AA7075-T6 sheet based on Lou-Huh criterion

3.2 成形极限试验分析

设计 AA7075-T6 板材半球形刚模胀形试验，模具结构如图 14 所示。制备不同规格“骨头”试样，以及直径为 d 200 mm 的圆形试样，并在试样表面电解腐蚀方形网格。试验中，“骨头”试样与冲头之间不做润滑。圆形试样与冲头之间采取多种润滑

方案, 从而获取试样测试区域不同的应力状态。具体润滑方案如下: 1) 无润滑; 2) 聚乙烯薄膜润滑; 3) 凡士林+聚乙烯薄膜润滑; 4) 凡士林+聚乙烯薄膜+凡士林润滑。

试样胀形破裂后, 使用网格应变测量系统对破裂区域进行应变测量, 提取断口区域极限主应变, 并将断裂极限应变点绘制于理论成形极限图, 如图 14(d)所示。经过 BP+GA 法优化断裂参数绘制的理论 FLC 更加接近于试验极限应变数据点, 这一结果与图 12 的误差分析结果相一致。

综合图 14 和 12 误差分析结果表明, Lou-Huh 准则在预测 AA7075-T6 板材断裂情况时的准确性不是很高, 预测误差均值大于 32.75%。分析其原因有以下内容值得关注, 一方面是在韧性断裂 Lou-Huh 准则参数求解过程中, 仅包含纯剪切应力状态($\eta=0$)至平面应变状态($\eta=1/\sqrt{3}$)的拉伸试验, 可以看到此区域的 BP+GA 法理论 FLC 与实测

极限应变数据非常吻合, 并紧贴实测数据点下限(见图 14(d)), 这说明只要样本条件充分, Lou-Huh 准则可在此应力状态区间准确判定 AA7075-T6 板材的破裂现象; 然而, 另一方面由于缺少平面应变($\eta=1/\sqrt{3}$)至双向等拉应力状态($\eta=2/3$)区域的样本数据, 导致此区域的理论 FLC 与实测极限应变数据点相差很大, 这说明韧性断裂 Lou-Huh 准则的参数求解对测试试样的应力状态具有高度的敏感性, 虽然通过多组方程可求解出诸多断裂三参数, 但是它们是存在适用区间的, 本文研究内容更加明确的反映了这一特征。因此, 在后续研究中应增设反映平面应变至双向等拉区域特征的单向拉伸试样, 或者设计较为简单便捷的板材力学性能试验, 补充这一应力三轴度范围的试验点并引入理论模型参数求解, 以此提高此应力状态区域理论 FLC 的判定精度。从另一个角度讲, 在求解 Lou-Huh 准则断裂参数时, 拉伸试验数据涵盖的应力状态对 Lou-Huh 准

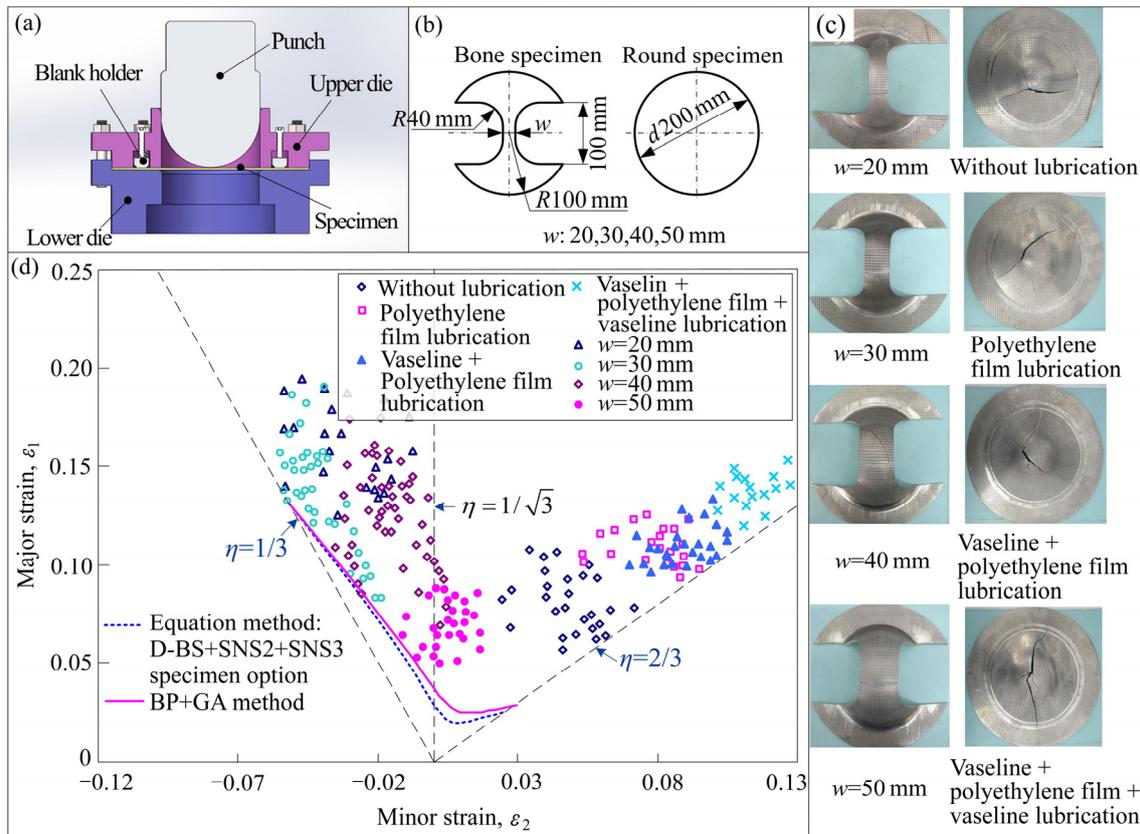


图 14 AA7075-T6 板材理论成形极限曲线及试验极限主应变数据点

Fig. 14 Theoretical FLC of AA7075-T6 sheet and limit principal strain obtained by punch-stretch test: (a) Die diagram of punch-stretch test; (b) Specimens diagram of punch-stretch test (mm); (c) Specimens after fractured; (d) Forming limit curves of AA7075-T6 sheet and experimental limit principal strain

则的断裂预测精度尤为重要,特别是简单拉伸试验较难观测获取的平面应变状态和双向等拉应力状态。也可以说,仅仅依靠单向拉伸试样和本文提供的简单缺口试样,难以在极限应变第一象限中得到令人满意的理论 FLC。

4 结论

1) 设计并开展 AA7075-T6 板材 10 种缺口试样的单向拉伸试验,采用试验与仿真对标提取断裂相关状态变量历程数据;建立了基于 BP 神经网络结合遗传算法的韧性断裂准则参数预测模型,并获取优化断裂参数。

2) 对比分析 BP+GA 法与方程组法的断裂预测精度,结果表明,方程组法筛选获取的最优参数(D-BS+SNS2+SNS3 试样组合方案)与 BP+GA 法搜索得到的全局最优解较为接近。

3) 采用半球形刚模胀形试验验证理论 FLC,结果显示, BP+GA 法理论 FLC 在单向拉伸至平面应变区域内与实测极限应变点非常接近,并紧贴实测数据点下限;而缺少平面应变至双向等拉区域的试验样本,导致理论 FLC 产生较大差距,从而反映了 Lou-Huh 准则参数求解对测试试样应力状态具有较高的敏感性。

REFERENCES

- [1] CAO J, FUGUO L, XINKAI M, et al. Study of fracture behavior for anisotropic 7050-T7451 high-strength aluminum alloy plate[J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2017, 128/129: 445–458.
- [2] QIAN Ling-yun, FANG Gang, ZENG Pan, et al. Experimental and numerical investigations into the ductile fracture during the forming of flat-rolled 5083-O aluminum alloy sheet[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2015, 220: 264–275.
- [3] COCKCROFT M G, LATHAM D J. Ductility and the workability of metals[J]. *Journal of the Institute of Metals*, 1968, 96(1): 33–39.
- [4] RICE J R, TRACEY D M. On the ductile enlargement of voids in triaxial stress fields[J]. *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, 1969, 17(3): 201–217.
- [5] OH S I, CHEN C C, KOBAYASHI S. Ductile fracture in axisymmetric extrusion and drawing—Part 2: Workability in extrusion and drawing[J]. *Journal of Engineering for Industry*, 1977, 101(1): 36–44.
- [6] OYANE M, SATO T, OKIMOTO K, et al. Criteria for ductile fracture and their applications[J]. *Journal of Mechanical Working Technology*, 1980, 4(1): 65–81.
- [7] CLIFT S E, HARTLEY P, STURGESS C E N, et al. Fracture prediction in plastic deformation processes[J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 1990, 32(1): 1–17.
- [8] DUAN Xin-wang, ZHANG Xiu-zhi, WEI Xin-peng, et al. Application of ductile fracture criterion in hot forging damage of Mn18Cr18N steel[J]. *Advanced Materials Research*, 2010, 139/141: 510–515.
- [9] ZHAN Mei, GU Chuang-guo, JIANG Zhi-qiang, et al. Application of ductile fracture criteria in spin-forming and tube-bending processes[J]. *Computational Materials Science*, 2009, 47(2): 353–365.
- [10] BAO Y, WIERZBICKI T. On fracture locus in the equivalent strain and stress triaxiality space[J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2004, 46(1): 81–98.
- [11] XUE L. Damage accumulation and fracture initiation in uncracked ductile solids subject to triaxial loading[J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2007, 44(16): 5163–5181.
- [12] XUE L, WIERZBICKI T. Ductile fracture initiation and propagation modeling using damage plasticity theory[J]. *Engineering Fracture Mechanics*, 2008, 75(11): 3276–3293.
- [13] LOU Y, HUH H, LIM S, et al. New ductile fracture criterion for prediction of fracture forming limit diagrams of sheet metals[J]. *International Journal of Solids & Structures*, 2012, 49(25): 3605–3615.
- [14] LOU Y, HUH H. Extension of a shear-controlled ductile fracture model considering the stress triaxiality and the lode parameter[J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2013, 50(2): 447–455.
- [15] WIERZBICKI T, BAO Y, LEE Y, et al. Calibration and evaluation of seven fracture models[J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2005, 47(4): 719–743.
- [16] LOU Y, HUH H. Prediction of ductile fracture for advanced high strength steel with a new criterion: Experiments and simulation[J]. *Journal of Materials Processing Tech*, 2013, 213(8): 1284–1302.
- [17] 穆磊. 面向先进高强钢的韧性断裂预测模型研究与应

- 用[D]. 北京: 北京科技大学, 2018: 58-59.
- MU Lei. Study on a ductile fracture prediction model for advanced high strength steel and its application[D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2018.
- [18] 张 璐. 基于人工神经网络和遗传算法的塑料质感优化设计研究[D]. 天津: 天津大学, 2018.
- ZHANG Lu. The optimal design of plastic texture based on artificial neural networks and genetic algorithm[D]. Tianjin: Tianjin University, 2018.
- [19] 孙戈清. BP 神经网络优化算法研究及在故障诊断中的应用[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2018.
- SUN Ge-qing. Resarch on BP neural network optimization algorithm and its application in fault diagnosis[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2018.
- [20] OKTEM H, ERZURUMLU T, ERZINCANLI F. Prediction of minimum surface roughness in end milling mold parts using neural network and genetic algorithm[J]. *Materials and Design*, 2006, 27(9): 735-744.
- [21] 李 彬, 张 云, 王立平, 等. 基于遗传算法优化小波神经网络数控机床热误差建模[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(21): 215-220.
- LI Bin, ZHANG Yun, WANG Li-ping, et al. Modeling for CNC machine tool thermal error based on genetic algorithm optimization wavelet neural networks[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55(21): 215-220.
- [22] 卢建中, 程 浩. 改进 GA 优化 BP 神经网络的短时交通流预测[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2015, 38(1): 127-131.
- LU Jian-zhong, CHENG Hao. Short-term traffic flow forecast based on modified GA optimized BP neural network[J]. *Journal of Hefei University of Technology (Natural Science Edition)*, 2015, 38(1): 127-131.
- [23] QIAN Ling-yuan, FANG Gang, ZENG Pan, et al. Experimental and numerical investigations into the ductile fracture during the forming of flat-rolled 5083-O aluminum alloy sheet[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2015, 220: 264-275.
- [24] 刘晓霞. 种群规模对遗传算法性能影响的研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2010.
- LIU Xiao-xia. The influence of population size on the performance of genetic algorithm[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2010.
- [25] YANG Zhuo-yun, ZHAO Chang-cai, DONG Guo-jiang, et al. Forming limit prediction of AA7075-T6 sheet based on ductile fracture criterion and the error analysis of parameters calibration[J]. *International Journal of Material Forming*, 2020. DOI: 10.1007/s12289-019-01528-w.

Parameter optimization of ductile fracture criteria based on neural network and genetic algorithm and forming limit prediction for sheet metal

DONG Guo-jiang^{1,2}, CHEN Zhi-wei¹, ZHAO Chang-cai¹, LI Xiao-yi¹, YANG Zhuo-yun¹

(1. Key Laboratory of Advanced Forging and Stamping Technology and Science, Ministry of Education, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;

2. Hebei Key Laboratory of Special Delivery Equipment, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: In order to effectively predict AA7075-T6 sheet deformation problem, the 10 sheet tensile specimens for different stress states were designed, according to the equations method to obtain sample data of BP neural network. A fracture parameter prediction model of ductile fracture criterion based on neural network and genetic algorithm (BP+GA) was established. The forming limit curves of AA7075-T6 sheet were drawn based on the optimal specimen option by the equations method and the fracture parameters optimized by the BP+GA method. The fracture prediction accuracies of equations method and BP+GA method were compared by evaluating the fracture prediction error of notched specimen, and the forming limit curves drawn by the equations method and the BP+GA method were verified by punch-stretch test. The results show that the optimal specimen option selected by the equations method is close to the global optimal solution obtained by the BP+GA method. The theoretical forming limit curve (FLC) of AA7075-T6 sheet drawn by BP+GA method is the lower profile of the experimental data point set, and the predicted result is safe. However, the lack of tensile specimens from plane strain to biaxial-equal tension stress regions results in a large gap between the theoretical FLC and test data, which reflects that the parameter calculation for Lou-Huh criterion has a high sensitivity to the stress state of the test specimen. The research result provides reference and data basis for fracture parameters analysis and forming limit prediction of high strength aluminum sheet.

Key words: ductile fracture criterion; BP neural network; genetic algorithm; high strength aluminum sheet; forming limit prediction

Foundation item: Project(51775481) supported by the National Natural Science Foundation of China; Project (E2019203418) supported by the National Natural Science Foundation of Hebei Province, China

Received date: 2020-02-25; **Accepted date:** 2020-10-16

Corresponding author: DONG Guo-jiang; Tel: +86-13780479660; E-mail: dgj@ysu.edu.cn

(编辑 李艳红)