

基于人工神经网络与遗传算法的 Al-Mg-Si 系合金强度预测模型

李灵鑫¹, 江海涛¹, 武晓燕¹, 李 军^{1,2}, 田世伟¹

(1. 北京科技大学 工程技术研究院, 北京 100083)

(2. 蔚来汽车(安徽)有限公司, 安徽 合肥 230000)

摘要: 为了研究 Al-Mg-Si 系合金热处理制度和合金成分对力学性能的影响规律, 采用人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 和遗传算法 (genetic algorithm, GA) 相结合的方法, 构建了 Al-Mg-Si 系合金强度预测模型 (ANN-GA 模型)。通过单因素和双因素分析, 研究了合金元素含量和热处理工艺参数对铝合金抗拉强度的影响规律。结果表明, 随着 Si 含量的增加, 铝合金的抗拉强度呈现先降低后升高的趋势; 随着 Mg 含量的增加、Cu 含量的增加或者 Fe 含量的减少, 铝合金的抗拉强度整体上呈现升高的趋势。双因素分析更能反映输入参数对铝合金抗拉强度的影响。Mg/Si 比、Mg+Si 总量和时效时间对 Al-Mg-Si 系合金力学性能的影响显著。铝合金的硬度随时间的变化趋势与 ANN-GA 模型的计算结果一致, 峰值时效时间为 29 h, 相对误差为 11.86%。

关键词: Al-Mg-Si 系合金; 人工神经网络; 遗传算法; 强度

中图分类号: TG146.21

文献标识码: A

文章编号: 1002-185X(2023)03-0929-08

近年来, 随着材料基因组计划(materials genome initiative, MGI)^[1-2]的发展, 许多学者通过人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 来建立铝合金的力学性能预测模型。Natrayan 等^[3]通过人工神经网络预测 AA6061/Al₂O₃/SiC/Gr 铝基复合材料硬度和抗拉强度, 预测准确度高达 95%。Mahmoud 等人^[4]使用回归分析和人工神经网络模型预测由各种改性剂和晶粒细化剂生产的铝硅合金的硬度和强度之间的相关性。Vaira 等人^[5]建立了人工神经网络模型来预测搅拌摩擦焊(FSW) 铝合金 AA1100 的抗拉强度。这些研究表明, 人工神经网络具有自学习、高容错、高度非线性描述能力等优点, 非常适合处理材料领域复杂的多元非线性问题^[6-10]。遗传算法是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法^[11]。其本质是一种高效率、并行处理、全局搜索的方法, 它能在搜索过程中自动获取并积累有关搜索空间的知识, 且自适应的控制搜索过程以达到最优解^[12]。Song 等人^[13]通过人工神经网络结合遗传算法对 7175 铝合金的热处理工艺进行优化, 且通过该方法得到了适用于 7175 铝合金的最优工艺。Vijian 等人^[14]通过多元线性回归模型和遗传算法优化 LM24 铝合金的挤压铸造工艺参数。

Esmaeili 等人^[15]采用人工神经网络对 Al/SiC 纳米复合粉体的机械合金化过程进行建模, 并通过遗传算法进行优化。结果表明, 人工神经网络与遗传算法相结合, 是优化材料加工工艺的强大工具。遗传算法强大的全局最优解搜索能力可以完善人工神经网络在寻优方面存在的不足。

然而, 目前多数基于人工神经网络来预测铝合金力学性能的研究只是针对特定的铝合金牌号进行的, 在不同牌号的铝合金之间应用往往存在局限性, 且将人工神经网络模型视为“黑箱”, 更加注重人工神经网络预测的准确性, 缺少对输入参数与输出参数之间定量关系的研究。因此, 本研究通过人工神经网络和遗传算法相结合的方法, 将合金元素含量、固溶温度、固溶时间、时效温度以及时效时间作为模型的输入参数, 构建了 Al-Mg-Si 系合金强度预测模型 (ANN-GA 模型), 并对 ANN-GA 模型的输入参数与输出参数之间定量关系进行了深入研究, 为 Al-Mg-Si 系合金的实际生产和理论研究提供指导。

1 ANN-GA 模型的建立

通过文献调研的方法, 获得 115 组 Al-Mg-Si 系合

收稿日期: 2022-03-23

基金项目: 中央高校基本科研业务费 (FRF-TP-19-083A1)

作者简介: 李灵鑫, 男, 1998 年生, 硕士生, 北京科技大学工程技术研究院, 北京 100083, E-mail: lilingxin2020@163.com

金的成分、热处理工艺和力学性能数据。采用留出法对数据集进行划分，即将数据集划分成训练集和测试集 2 个相互独立的部分，其中训练集为 95 组，测试集为 20 组。对数据集进行归一化处理，避免神经网络在训练过程中，受数值较大的输入参数的影响，并且提高神经网络的收敛速度。采用的归一化算法为最大-最小标准化方法^[16]：

$$y = \frac{(y_{\max} - y_{\min})(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} + y_{\min} \quad (1)$$

式中， x 为输入数据集， y 为归一化数据集， x_{\max} 和 x_{\min} 分别表示输入数据集的最大值和最小值， y_{\max} 和 y_{\min} 分别为归一化数据集的最大值和最小值。通过式 (1)，将输入数据集归一化到[-1, 1]区间。采用包含 1 层隐含层的 3 层神经网络，其中，输入层为 10 个节点，输出层为 1 个节点，以合金元素含量 (Mg、Si、Cu、Fe、Mn、Cr)、固溶温度、固溶时间、时效温度和时效时间为输入，以屈服强度或抗拉强度为输出。Tansig 函数为非线性函数，定义域为全体实数，值域在-1~1 之间，映射范围广，因此选择 Tansig 函数作为激活函数。根据经验公式来计算神经网络隐含层节点数，常用的确定隐含层神经元数的公式有^[17]：

$$n_1 = \sqrt{(m+1)} + \alpha \quad (2)$$

$$n_2 = \log_2 m \quad (3)$$

$$n_3 = \sqrt{ml} \quad (4)$$

式中， $n_i(i=1, 2, 3)$ 为隐含层节点数， m 为输入层节点

数， l 为输出层节点数， α 为 1~10 的常数，将输入层节点数 ($m=10$) 和输出层节点数 ($l=1$) 分别代入上述 3 个公式，得到 $n_1=3.31+\alpha$, $n_2=3.3219$, $n_3=3.16$ 。分别对不同隐含层节点数 ($n=3, 4, 5, 6$) 进行分析，确定一个最佳的隐含层节点数。将学习率设置为 0.01，迭代次数设置为 1000，训练要求精度设置为 0.001。在 MATLAB 中提供多种训练函数，与其它训练方法相比，Levenberg-Marquardt 方法的训练速度较快，因此，本研究采用 Levenberg-Marquardt 训练方法。

通过遗传算法来寻找优化后神经网络模型的最优值，将优化后的神经网络模型作为遗传算法的适应度函数，图 1 为 ANN-GA 模型流程图。经过多次的调整，设置遗传算法的个体数目为 60，代沟为 0.95，交叉概率为 0.7，变异概率为 0.01，最大遗传代数为 100。

2 结果与讨论

2.1 优化和评估 ANN-GA 模型

铝合金的屈服强度预测模型与抗拉强度预测模型的优化过程完全相同，现以抗拉强度的 ANN-GA 模型优化过程为例，分别对不同隐含层节点数 ($n=3, 4, 5, 6$) 的 ANN-GA 模型重复训练 1000 次，并求出 1000 次循环中最大的决定系数 R^2 和回归系数 R 。决定系数 R^2 和回归系数 R 的范围都在[0, 1]内，两者越接近于 1，表明模型的性能越好^[18]，其具体结果如表 1 所示。

分析表 1 的性能评价结果可以得出，隐含层节点数

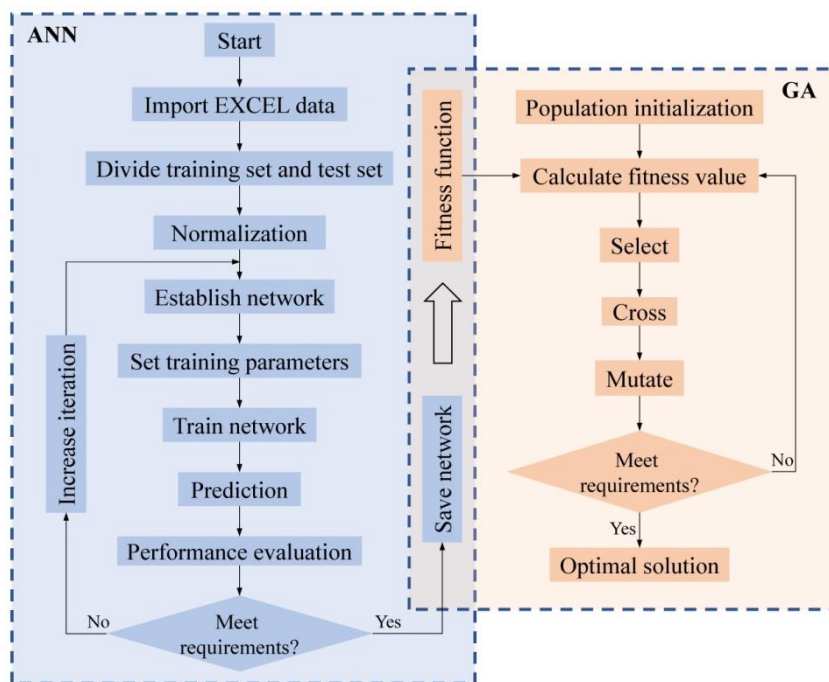


图 1 ANN-GA 模型流程图

Fig.1 ANN-GA model flow chart

表1 不同隐含层节点数的 ANN-GA 模型性能评价结果

Table 1 Performance evaluation results of ANN-GA model with different hidden layer nodes

Number of hidden layer nodes	Number of cycles (meet $R^2 > 0.96$)	R^2 value	R (training)	R (validation)	R (test)	R (all)
3	179	0.9762	0.977	0.66813	0.75983	0.89983
4	31	0.9658	0.9866	0.93604	0.74784	0.95273
5	382	0.9772	0.99001	0.96005	0.86317	0.9639
6	736	0.9609	0.99533	0.66092	0.36965	0.88544

为5时,模型的决定系数 R^2 最大,且各数据集的回归系数 R 都在较高的水平,模型的综合性能最好。因此,最终确定抗拉强度 ANN-GA 模型的隐含层节点数为5。

图2为隐含层节点数为5时,Al-Mg-Si系合金抗拉强度预测值和真实值的对比图。可以直观地看出,优化后的 ANN-GA 模型预测结果与真实值的误差较小,决定系数 R^2 为0.9772。图3为 ANN-GA 模型的 Regression 图,训练集、测试集、验证集以及所有数据集的回归系数 R 都在0.85以上,因此,优化后的 ANN-GA 模型具有较高的拟合精度。

2.2 单因素及双因素对铝合金强度的影响

基于优化后的 ANN-GA 模型,通过权值矩阵和神经元之间的阈值建立 Al-Mg-Si 系合金抗拉强度和屈服强度与输入参数之间的定量关系。抗拉强度 (UTS) 和屈服强度 (YS) 与隐含层的公式分别为:

$$UTS = \frac{2}{1 + e^{-2(1.0415E_1 + 0.9658E_2 - 1.3021E_3 + 0.9000E_4 + 1.4728E_5 + 1.3446)}} - 1 \quad (5)$$

$$YS = \frac{2}{1 + e^{-2(1.1981F_1 + 1.1387F_2 + 0.7054F_3 - 1.1825F_4 + 1.1470F_5 - 0.0995)}} - 1 \quad (6)$$

式中, E_i 和 F_i 是隐含层中每个神经元的输出,可以通过输入层和隐含层之间的定量关系来计算,即下式:

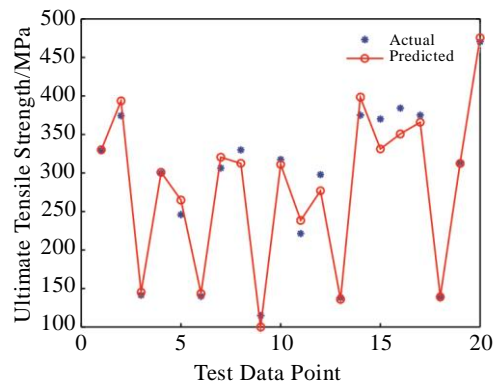


图2 抗拉强度预测值与真实值对比图

Fig.2 Comparison of predicted and actual tensile strength

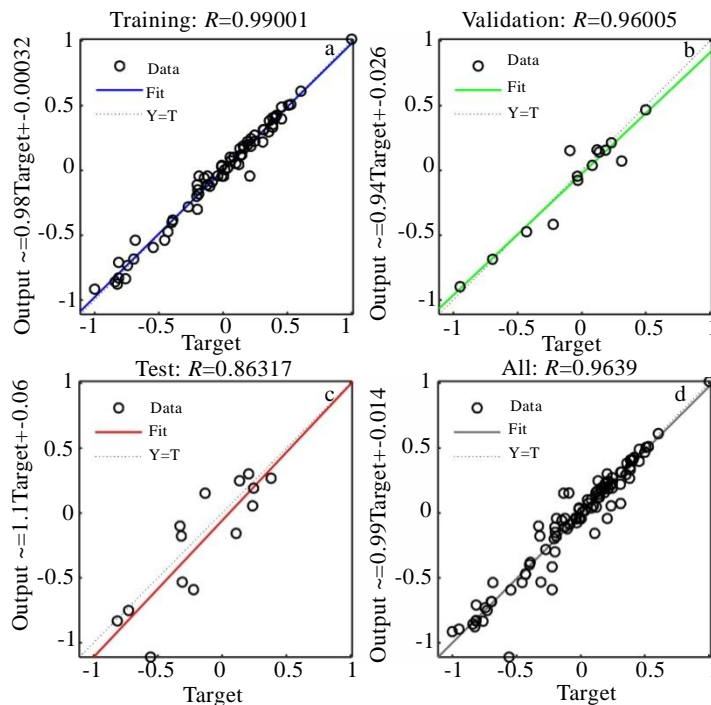


图3 ANN-GA 模型的 Regression 图

Fig.3 Regression diagrams of ANN-GA model

$$E_i = \frac{2}{1 + e^{-2(aM_1 + bM_2 + cM_3 + dM_4 + eM_5 + fM_6 + gM_7 + hM_8 + iM_9 + jM_{10} + k)}} - 1 \quad (7)$$

$$F_i = \frac{2}{1 + e^{-2(aN_1 + bN_2 + cN_3 + dN_4 + eN_5 + fN_6 + gN_7 + hN_8 + iN_9 + jN_{10} + k)}} - 1 \quad (8)$$

式中, $M_j (j=1, 2, \dots, 10)$ 和 $N_j (j=1, 2, \dots, 10)$ 为输入参数, 字母 ($a \sim j$) 为权值矩阵, k 是阈值, 具体参数见表 2 和表 3。 T_s 表示固溶温度, t_s 表示固溶时间, T_a 表示时效温度, t_a 表示时效时间。

输入变量对屈服强度和抗拉强度的影响一致, 因此本研究以抗拉强度为例, 分析了单因素及双因素对其的影响, 其结果如图 4~图 8 所示。

图 4 为合金元素 Mg、Si、Cu 和 Fe 的含量对铝合金抗拉强度的影响, 随着 Mg 含量的增加, 铝合金的抗拉强度整体上呈现增加的趋势, 虽然 Mg 含量在 0.997% (质量分数) 以上, 铝合金的抗拉强度有下降的趋势, 但下降趋势不明显。而随着 Si 含量的增加, 铝合金的抗拉强度呈现先降低后增加的趋势。Mg 元素和 Si 元素作为 Al-Mg-Si 系合金中最主要的合金元素, 形成 Mg_2Si 平衡相, 在铝合金时效过程中, 析出亚稳相 β'' 产生时效硬化的作用^[19]。Al-Mg-Si 系合金的抗拉强度随 Cu 含量的增加而增加。研究表明, Cu 元素能够促进时效过程中 β'' 相的形成^[20], 在 Al-Mg-Si

系合金中添加一定量的 Cu 元素, 可以提高铝合金的抗拉强度。从图中可以看出 Fe 含量的增加会使得铝合金的抗拉强度降低。因为 Fe 元素在合金凝固过程中易与 Al 及其它合金元素化合, 形成粗大的硬脆性针状或针片状富铁相, 这些硬脆相可成为应力集中源, 严重割裂基体, 从而降低铝合金的抗拉强度^[21]。

图 5 为固溶时间、时效时间、固溶温度和时效温度对铝合金抗拉强度的影响。从图 5 可以看出, 随着固溶温度和时效温度的升高, 铝合金的抗拉强度都呈现下降的趋势; 而随着固溶时间或时效时间的增加, 铝合金的抗拉强度都呈现先增加后下降的趋势, 分别在 177 min 和 32 h 达到峰值抗拉强度。

Al-Mg-Si 系合金中各种因素对抗拉强度的影响是复杂且存在联系的, 研究了 Mg 含量和 Si 含量、时效温度和时效时间以及固溶温度和固溶时间对铝合金抗拉强度的综合影响。图 6 为 Mg 和 Si 的含量对铝合金抗拉强度的影响, 在等高线图上的红色直线为 Mg/Si 比为 1.73 的直线。可以看出, 红色直线两侧都出现了强度的峰值, 但红色直线右侧 (Mg/Si 比小于 1.73, 即 Si 元素过剩) 的等高线比红色直线左侧 (Mg/Si 比大于 1.73, 即 Mg 元素过剩) 稀疏, 通过优化 Mg 元素和 Si 元素成分来提高铝合金强度的途径主要有 2 种,

表 2 输入层与隐含层之间的系数值 (抗拉强度)

Table 2 Coefficient value between input layer and hidden layer (tensile strength)

	M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	M_6	M_7	M_8	M_9	M_{10}	
	Mg	Si	Cu	Fe	Mn	Cr	T_s	t_s	T_a	t_a	
	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k
1	0.0180	-1.3249	0.1224	0.1281	1.3235	-1.0038	0.1105	0.6116	-1.0461	-0.4559	-1.7225
2	1.2733	-0.1248	0.4831	0.9045	-0.4024	-1.4928	1.2158	2.3520	3.0473	0.1900	1.9296
3	-0.8605	-1.2901	0.3900	-0.3372	0.3909	0.3213	-0.5579	0.7872	1.7251	-1.4155	-1.5644
4	-0.8244	0.7843	-0.3060	-2.4206	-0.4511	0.9274	-0.9626	1.1773	-1.4541	-1.1354	-1.2949
5	-0.7793	-2.4875	1.0718	0.5933	0.3577	1.4407	-1.2787	-1.8495	0.6463	-0.2346	-2.1892

表 3 输入层与隐含层之间的系数值 (屈服强度)

Table 3 Coefficient value between input layer and hidden layer (yield strength)

	N_1	N_2	N_3	N_4	N_5	N_6	N_7	N_8	N_9	N_{10}	
	Mg	Si	Cu	Fe	Mn	Cr	T_s	t_s	T_a	t_a	
	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k
1	0.6268	-0.3888	1.4335	-0.0543	-0.9589	0.6117	-0.2367	0.5915	0.5941	0.2584	-2.1204
2	0.7586	0.0370	-0.3598	-2.3682	0.7927	0.0843	0.8144	0.2709	0.3781	0.1514	-0.5656
3	-0.6554	-0.4924	-0.2750	0.6831	0.2913	0.1616	-0.8404	-1.6714	0.4228	1.1451	0.2092
4	0.4652	-0.2158	0.5452	-0.6375	0.3963	0.1794	-0.6811	-1.3195	0.0521	-0.3250	-1.2363
5	0.7806	0.5866	-0.2144	-0.0929	0.8655	-0.2759	-1.7409	-1.8549	0.8550	0.2573	2.0726

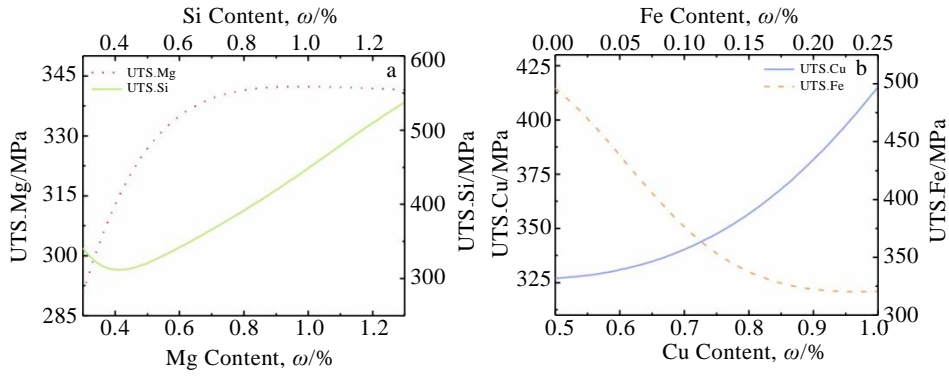


图4 Mg、Si、Cu 和 Fe 的含量对铝合金抗拉强度的影响

Fig.4 Effect of Mg, Si (a) and Cu, Fe (b) contents on tensile strength of aluminum alloy

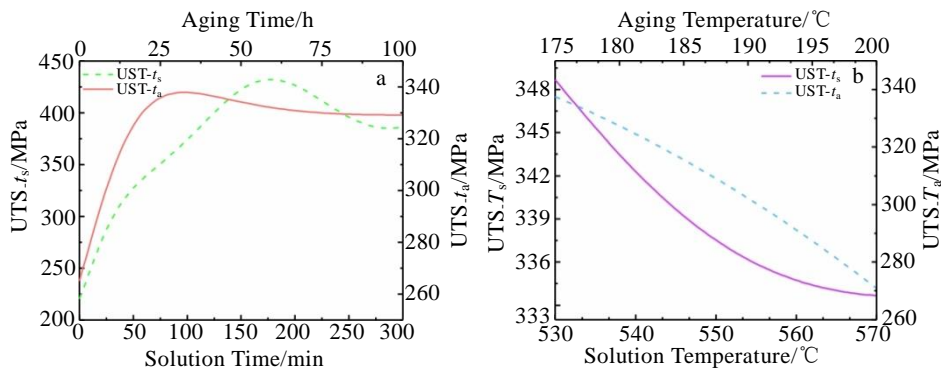


图5 固溶时间、时效时间、固溶温度和时效温度对铝合金抗拉强度的影响

Fig.5 Effects of solution time (t_s) and aging time (t_a) (a) and solution temperature (T_s) and aging temperature (T_a) (b) on tensile strength of aluminum alloy

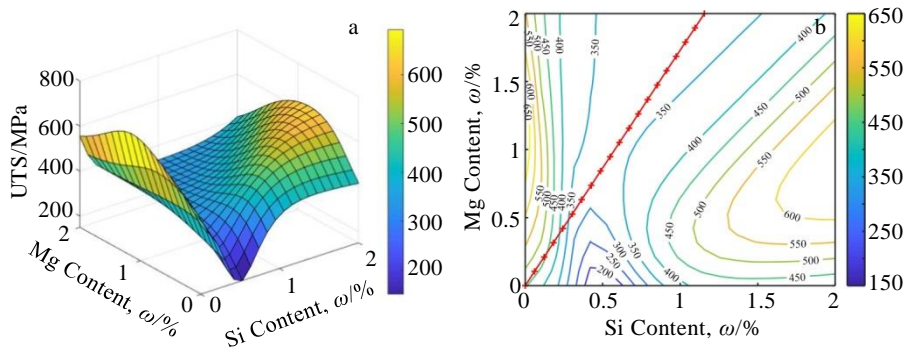


图6 Mg 和 Si 的含量对铝合金抗拉强度的影响

Fig.6 Effects of Mg and Si contents on tensile strength of aluminum alloy: (a) surface figure and (b) isogram

一种是采用 Si 元素过剩的铝合金进行优化,另一种是采用 Mg 元素过剩的铝合金进行优化,前者对成分控制精度的要求更低。主要是因为过量的 Si 可以增加时效过程析出相的成核率,细化析出组织,消除 Fe 对铝合金性能的不利影响,从而提高材料的强度^[22]。

图 7 为固溶温度和固溶时间对铝合金抗拉强度的综合影响,在双因素共同影响下,铝合金抗拉强度对固溶时间的变化更为敏感。固溶温度过低或者固溶时间过短都不利于铝合金抗拉强度的提高,在这种情况

下固溶不充分,合金中的强化相不能完全溶解到基体中。而固溶时间过长易产生晶粒粗大、过烧等现象,也不利于铝合金抗拉强度的提高。铝合金的固溶时间在 100~200 min 的范围内,其强度处于一个相对较高的水平。

图 8 为时效温度和时效时间对铝合金抗拉强度的影响,从整体趋势来说,铝合金的抗拉强度随着时效温度的升高而降低,而随着时效时间的增加,铝合金抗拉强度呈现先升高后降低的趋势。同时,与时效时间相

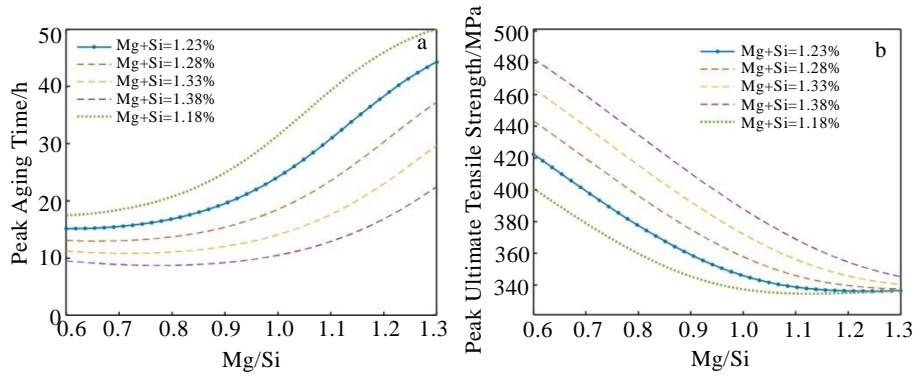


图9 Mg/Si 比和 Mg+Si 总量对铝合金峰值时效时间和峰值抗拉强度的影响

Fig.9 Effects of Mg/Si ratio and total Mg+Si on peak aging time (a) and peak tensile strength (b) of aluminum alloy

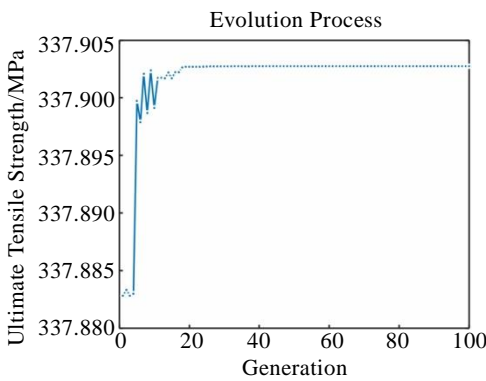


图10 遗传算法每代抗拉强度的最优值

Fig.10 Optimal value of tensile strength for each generation of genetic algorithm

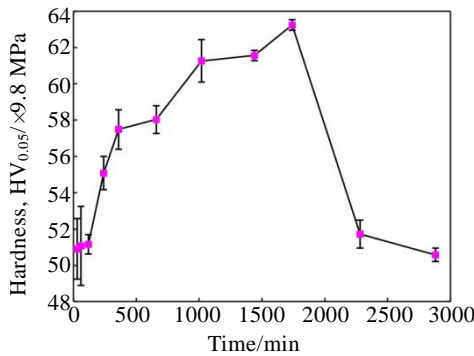


图11 铝合金的硬度变化曲线

Fig.11 Hardness curve of aluminum alloy

每个条件测量 10 个显微硬度点。图 11 为铝合金的硬度变化曲线。可以看出，铝合金的硬度随时间的变化趋势与 ANN-GA 模型的计算结果一致，峰值时效时间为 29 h，相对误差为 11.86%。

3 结论

1) ANN-GA 模型主要是通过神经网络建立输入参数（合金元素含量和热处理工艺）与输出参数（屈服强度和抗拉强度）之间的非线性模型，并将该非线性模型作为遗传算法的适应度函数来完善神经网络在寻优方面存在的不足。构建的 ANN-GA 模型预测精度高，决定系数 R^2 达到 0.9772，训练集、测试集、验证集以及所有数据集的回归系数 R 都在 0.85 以上。

2) 通过单因素和双因素分析，研究了 Mg、Si、Cu、Fe、固溶温度、固溶时间、时效温度和时效时间对铝合金抗拉强度的影响。随着 Si 含量的增加，铝合金的抗拉强度呈现先降低后升高的趋势；随着 Mg 含量的增加、Cu 含量的增加或者 Fe 含量的减少，铝合金的抗拉强度整体上呈现升高的趋势。双因素分析更能反映输入变量对铝合金抗拉强度的影响。

3) Mg/Si 比、Mg+Si 总量和时效时间对 Al-Mg-Si 系合金力学性能的影响显著，可以考虑采用减小 Mg/Si 比或者增加 Mg+Si 总量的方法来减小 Al-Mg-Si 系合金的峰值时效时间，增加峰值抗拉强度。铝合金的硬度随时间的变化趋势与 ANN-GA 模型的计算结果一致，峰值时效时间为 29 h，相对误差为 11.86%。

参考文献 References

[1] Chen L Q. *Engineering*[J], 2015, 1(2): 169
 [2] Guan Hongda(关洪达), Li Caiju(李才巨), Gao Peng(高鹏) et al. *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2019, 48(12): 4131
 [3] Natrayan L, Senthil K M. *Materials Today Communications*[J], 2020, 25: 101 586
 [4] Mahmoud A M, Omran A N M, Abd-El-Hakeem M M. *Engineering Science and Technology, an International Journal*[J], 2021, 24(1): 105
 [5] Vaira V R, Padmanaban R. *Materials Today: Proceedings* [J],

- 2018, 5(8): 16 716
- [6] Wu Xiaoyan(武晓燕), Zhang Huarui(张花蕊), Zhang Hu(张虎) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2021, 50(7): 2329
- [7] Ding Fengjuan(丁凤娟), Jia Xiangdong(贾向东), Hong Tengjiao(洪腾蛟) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2020, 49(6): 1840
- [8] Kang Jing(康靓), Mi Xiaoxi(米晓希), Wang Hailian(王海莲) *et al.* *Materials Reports*(材料导报)[J], 2020, 34(21): 21 172
- [9] Li Huanhuan(李欢欢), Hu Zhili(胡志力), Hua Lin(华林) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2019, 48(4): 1029
- [10] Su Kaixin(苏凯新), Zhang Jiawang(张继旺), Li Hang(李行) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2020, 49(8): 2697
- [11] Huang Jun(黄俊), Ren Qingbo(任清波), Hu Zuqi(胡祖麒) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2017, 46(12): 3633
- [12] Wang H Y, Zhang Z X, Liu L M. *Journal of Manufacturing Processes*[J], 2021, 63: 109
- [13] Song R G, Zhang Q Z. *Journal of Materials Processing Technology*[J], 2001, 117(1): 84
- [14] Vijian P, Arunachalam V P. *Journal of Materials Processing Technology*[J], 2007, 186(1): 82
- [15] Esmaeili R, Dashtbayazi M R. *Expert Systems with Applications* [J], 2014, 41(13): 5817
- [16] Wu Qian(吴倩). *Prediction for Mechanical Properties of Microalloyed Steel Driven by Data*(数据驱动下微合金钢力学性能预测研究)[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2019
- [17] Yin Yanjun(尹衍军). *Study of Flow Law, Microstructure and Mechanical Properties of 316L Stainless Steel by Selective Laser Melting* (选区激光熔化成形 316L 不锈钢流动规律及组织、性能研究)[D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2019
- [18] Yu Z, Ye S, Sun Y L *et al.* *Materials Today Communications*[J], 2021, 28: 102 570
- [19] Li Dan(李丹). *Effect of Quench Rate and Artificial Aging on the Microstructure and Properties of AA6016 Aluminum Alloy*(淬火速率和人工时效对汽车车身板 AA6016 铝合金组织与性能影响的研究)[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016
- [20] Murayama M, Hono K, Miao W F *et al.* *Metallurgical and Materials Transactions A*[J], 2001, 32(2): 239
- [21] Li Heliang(李赫亮). *Research of Rolling Processes and Properties of AlMgSiCu Alloy*(AlMgSiCu 合金轧制工艺及性能研究)[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2014
- [22] Zhang Fubao(张福豹). *A Study on Regulation and Its Mechanism of Plastic Deformation and Heat Treatment on Microstructure and Properties of 6013 Type Aluminum Alloy*(塑性变形和热处理协同对 6013 型铝合金组织性能的调控及机理研究)[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2017

Prediction Model of Strength of Al-Mg-Si Alloy Based on Artificial Neural Network and Genetic Algorithm

Li Lingxin¹, Jiang Haitao¹, Wu Xiaoyan¹, Li Jun^{1,2}, Tian Shiwei¹

(1. Institute of Engineering Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

(2. NIO Automobile (Anhui) Co., Ltd, Hefei 230000, China)

Abstract: In order to study the effect of heat treatment system and alloy composition on the mechanical properties of Al-Mg-Si alloys, the strength prediction model (ANN-GA model) of Al-Mg-Si alloys was constructed by the combination of artificial neural network (ANN) and genetic algorithm (GA). The effects of alloying element content and heat treatment process parameters on the strength of aluminum alloy were studied by single factor and double factor analysis. The results show that the tensile strength of aluminum alloy decreases first and then increases with the increase of Si content; with the increase of Mg content, the increase of Cu content or the decrease of Fe content, the tensile strength of aluminum alloy increases as a whole. Two factor analysis can better reflect the influence of input parameters on the tensile strength of aluminum alloy. Mg/Si ratio, total amount of Mg+Si and aging time have significant effects on the mechanical properties of Al-Mg-Si alloys. The variation trend of hardness of aluminum alloy with time is consistent with the calculation results of ANN-GA model. The peak aging time is 29 h and the relative error is 11.86%.

Key words: Al-Mg-Si alloy; artificial neural networks; genetic algorithm; strength

Corresponding author: Jiang Haitao, Ph. D., Professor, Institute of Engineering Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, P. R. China, E-mail: jianght@ustb.edu.cn