

特征参量选择对磁巴克豪森噪声评价 材料硬度的影响*

谭君洋^{1,2} 夏丹¹ 董世运¹ 吕瑞阳¹ 徐滨士¹

(1. 陆军装甲兵学院装备再制造技术国防科技重点实验室 北京 100072;

2. 中国人民解放军63926部队 北京 100096)

摘要: 硬度是材料力学性能的重要指标之一,传统的压痕法测量方式会对材料产生破坏,因此硬度的无损评价成为该领域研究热点。针对合金钢表面硬度快速定量无损检测需求,设计6种不同热处理的24CrNiMo合金钢试件,采用磁巴克豪森噪声检测系统测量试件的无损检测信号,并提取3个不同的信号特征参量,分别建立不同评价参量与硬度之间的映射关系,得到3种硬度单参量评价模型,验证和对比单参量评价模型的相关系数和评价精度,分析模型存在问题和缺陷。为进一步提高合金钢硬度评价精度和可靠性,提出基于信号全量特征的多元评价参量,建立硬度多元参量评价模型,并对评价模型进行验证和对比分析。结果显示:基于卷积神经网络的多元参量评价模型效果好于单参量评价模型,其评价结果的平均误差为0.97%,最大误差为2.78%。研究成果为合金钢硬度快速定量无损检测提供了新方法,提高了评价精度、可靠性和稳定性。

关键词: 合金钢; 表面硬度; 磁巴克豪森噪声; 定量无损评价; 卷积神经网络

中图分类号: TG142

Influence of Characteristic Parameter Selection on Material Hardness Evaluation by Magnetic Barkhausen Noise

TAN Junyang^{1,2} XIA Dan¹ DONG Shiyun¹ LÜ Ruiyang¹ XU Binshi¹

(1. National Key Laboratory for Remanufacturing, Army Academy of Armored Forces, Beijing 100072, China;

2. The Department of 63926 Troops, Beijing 100096, China)

Abstract: The hardness is one of the important indexes of mechanical properties of materials. The traditional indentation method will damage the materials, so the nondestructive evaluation of hardness has become a research hotspot in this field. Aiming at the requirements of rapid quantitative nondestructive testing of alloy steel surface hardness, six 24CrNiMo alloy steel specimens with different heat treatment are designed to be measured. The nondestructive testing signals of the specimens are measured by magnetic Barkhausen noise testing system, and three different signal characteristic parameters are extracted. Then, the mapping relationship between different evaluation parameters and hardness is established respectively to obtain three kinds of single parameter evaluation models of hardness. The correlation coefficient and evaluation accuracy of the single parameter evaluation model are verified and compared, and the existing problems and defects of the model are proposed. In order to further improve the accuracy and reliability of hardness evaluation of alloy steel, the multiple evaluation parameters based on the total signal characteristics are proposed, and the evaluation model of multiple parameters is established. The results show that the multivariate evaluation model based on convolution neural network with the average error 0.97% and the maximum error 2.78% performs better than single parameter and multiple linear regression models. The research provides a new method for rapid quantitative nondestructive evaluation of alloy steel hardness, and the evaluation accuracy, reliability and stability are improved.

Keywords: alloy steel; surface hardness; magnetic Barkhausen noise; quantitative nondestructive evaluation; convolutional neural network

* 国家重点研发计划(2016YFB100205)、国家自然科学基金(51705532)和国家重点研发计划(2017YFB1105002)资助项目。

Fund: Supported by National Key Research and Development Program of China (2016YFB1100205), National Natural Science Foundation of China (51705532), and National Key Research and Development Program of China (2017YFB1105002).

20200729 收到初稿, 20210126 收到修改稿

0 前言

硬度是材料力学性能的重要指标之一,压痕法是以材料表面局部塑性变形的大小来表征表面硬度的常用手段^[1],但这种方法会对材料基体进行破坏,因此对材料基体不具破坏性、简单便捷的无损检测方法成为材料力学性能评价领域的研究热点^[2]。

磁巴克豪森噪声 (Magnetic Barkhausen noise, MBN) 技术作为一种新的无损检测技术,针对铁磁性材料进行早期微观损伤、组织变化特性探测,为构件的力学性能评价及寿命预测提供基础^[3]。与其他检测技术相比,MBN 检测技术拥有诸多特点:快速检测;非接触检测,无耦合剂;测量信号参数众多,可优化选择;可表征的被测参量众多,如硬度^[4]、抗拉强度、应力^[5-6]、缺陷位置和大小等,可定量表征^[7]。

目前 MBN 检测技术广泛应用于材料表面硬度检测,通过提取被测对象的 MBN 信号特征参量,建立 MBN 信号参量与硬度之间的映射关系,实现硬度无损评价^[8-10]。MBN 信号包含众多特征参量,选择不同评价参量会导致评价结果产生明显差异^[11-12],因此材料硬度 MBN 单参量评价方法存在精度及可靠性不足的问题。为提升硬度 MBN 定量无损评价的精度和可靠性,本文以 24CrNiMo 合金钢为被测对象,提出基于 MBN 信号全量特征的多元评价参量提取方法,并建立基于卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 的合金钢硬度多元参量无损评价模型,利用 CNN 强大的图像特征提取和判别能力^[13],完成硬度与多元评价参量之间复杂映射关系的构建,实现对合金钢硬度的高精度快速定量无损评价。

1 检测系统及试验方法

1.1 MBN 检测系统

试如图 1a 所示为磁巴克豪森噪声检测系统,系统通过包含励磁线圈 (直径 0.2 mm 的漆包线, 200 匝) 的 U 型磁轭形成励磁磁路,当信号发生器发出正弦波信号时,励磁线圈将产生交变磁场,功率放大器用以保证和调整信号强度。样品中磁畴会在交变磁场中发生不连续运动,产生 MBN 信号,通过霍尔传感器进行信号采集,并通过前置放大器、带通滤波器进行信号处理。采用激励电压为 10 V,频率为 10 Hz 的正弦波作为激励信号,信号经过 10 倍功率放大器后通入励磁磁路中,检测信号经过前置放大器后由 1~90 kHz 的带通滤波器进行滤波,获得信号数据如图 1b 所示。

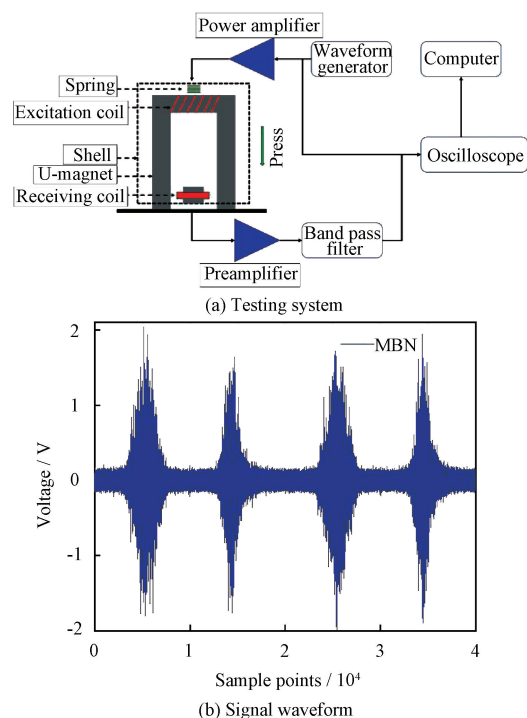


图 1 MBN 检测系统及 MBN 信号测量结果

Fig. 1 MBN testing system and signal measurement results

1.2 MBN 信号参量提取

图 1b 中所示,是按采样周期所采集的两个正弦周期内的 4 万个 MBN 信号点,可以看出 MBN 信号与激励信号分布具有一定规律,通常对 MBN 信号的分析应用并不是针对某一点采集数据进行的,而是通过整体信号的某些特征参量进行研究,目前常用的特征参量包括 MBN 信号峰值、均方根、平均值、振铃数等^[14]。

1.2.1 MBN 信号单参量提取

选择 MBN 均方根 (RMS)、平均值 (Ave) 和峰值 (Peak) 作为评价参量,其提取和计算过程如以下公式

$$\text{RMS} = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2 / n} \quad (1)$$

$$\text{Ave} = \sum_{i=1}^n \text{abs}(x_i) / n \quad (2)$$

$$\text{Peak} = \max_{10}(\text{abs}(x_i)) \quad (3)$$

式中, x 为电压采集值, i 为信号段采集点编号, n 为信号段包含采集点总数。 $\text{abs}(\dots)$ 为绝对值, $\max_{10}(\dots)$ 为最大的 10 个值平均,该计算方式可以避免由于信号毛刺导致的最大值提取误差。

1.2.2 MBN 信号多元参量提取

为了省略 MBN 特征参量最优选择过程,避免不同特征参量对硬度评价精度的影响,提取图 1b 所示 MBN 信号的多元评价参量。采用 Matlab 中 reshape

函数将信号段转化为像素数据(灰度),将每个信号段 40 000 个数据点的数据向量(40 000×1),转换成 200×200 的数据矩阵(图 2),将转换后的像素图像作为 MBN 多元评价参量进行后续映射关系构建和评价模型建立。

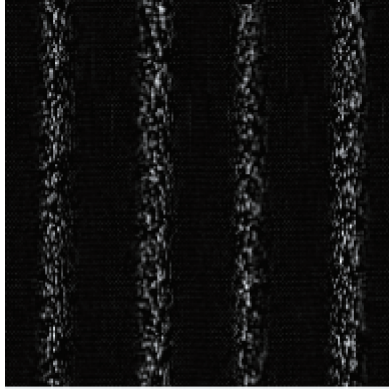


图 2 由信号段转化成的 CNN 输入图像

Fig. 2 CNN input image converted from signal segment

从直观看多元评价参量中包含大量特征信息,且与 MBN 信号存在关联,通过图像中灰度的差异反映 MBN 信号波峰位置、包络线情况、峰宽等信息。

1.3 材料硬度无损评价方法

材料的力学性能由微观组织结构决定,不同组织成分、组织类型和结构使其硬度、抗拉强度、疲劳寿命等性能指标存在差异。另一方面不同微观组织结构使材料内部无损检测信号的产生和传播情况各异,因此检测系统采集到的无损检测信号不同。由此看来,力学性能指标和无损检测信号参量都与微观组织结构相关,将微观组织结构作为桥梁,可以建

立力学性能指标与无损检测信号之间的映射关系,如图 3 所示。

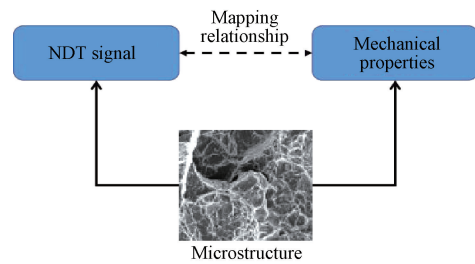


图 3 力学性能无损检评价原理

Fig. 3 Principle of mechanical property nondestructive evaluation

1.3.1 MBN 单参量评价材料硬度

MBN 评价材料硬度方法主要步骤如下。

(1) 通过对材料进行不同制度的热处理,改变材料微观组织结构,获得一组具有不同组织结构的标定试件。

(2) 采用硬度计测量标定试件的硬度,由于不同热处理试件组织结构不同,可测得具有一定梯度的硬度数据;采用 MBN 检测系统测量标定试件的 MBN 信号,并选择和提取适合的 MBN 评价参量。

(3) 选择适合的拟合函数类型,对所测硬度数据和 MBN 评价参量进行曲线拟合,得到单参量硬度评价模型,选择同种材料的验证试件,将其 MBN 评价参量代入模型,计算出验证试件的硬度预测值,与硬度计所测验证试件的硬度实测值进行比较,分析评价模型的误差,如图 4 所示为传统的力学性能无损检测过程。

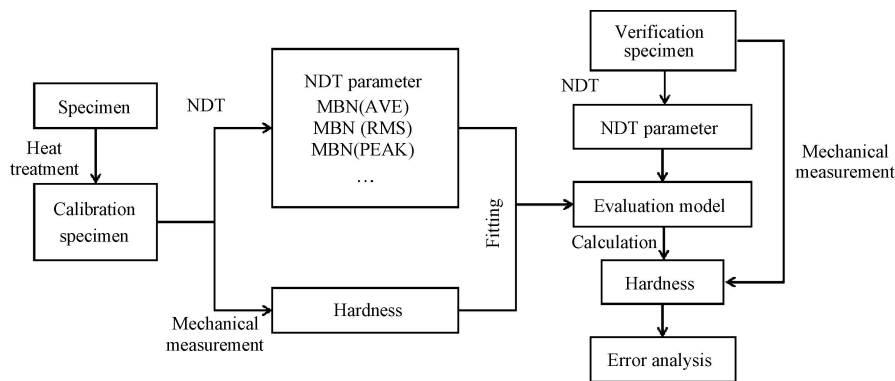


图 4 无损评价力学性能流程

Fig. 4 Nondestructive evaluation process of mechanical properties

1.3.2 MBN 多元参量评价材料硬度

针对多元评价参量庞大的信息量和数据维度,本文采用具有强大的图像识别和特征提取能力的卷积神经网络(CNN)构建多元评价参量与

硬度之间的复杂映射关系,网络模型结构如图 5 所示,其中除输入、输出层外,包含 4 个卷积层、4 个下采样层和 2 个全连接层,具体网络参数包括卷积维度和步长、通道数等如表 1 所示,激活函

数选用 sigmoid 函数, 输入和输出分别进行归一化处理。

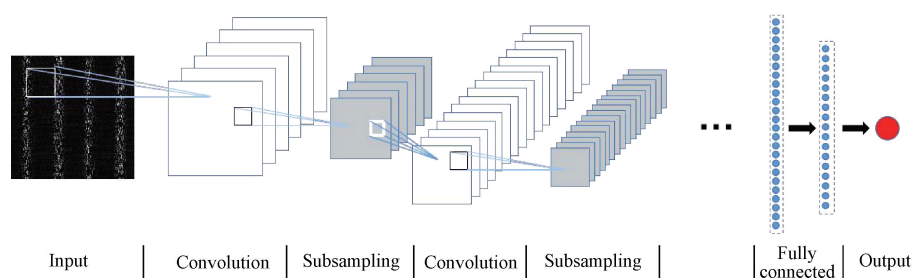


图 5 CNN 结构示意图

Fig. 5 Structure diagram of CNN

表 1 CNN 参数表

Table 1 Parameters of CNN

Num.	Parameter	Num.	Parameter
1	Input 200×200 image	7	Pool max
2	Conv5 6 kernel	8	Conv3 64 kernel
3	Pool max	9	Pool max
4	Conv3 16 kernel	10	Fully connected 6 400 node
5	Pool max	11	Fully connected 2 500 node
6	Conv5 36 kernel	12	Output 1×1 data

卷积神经网络的训练过程通过传统的梯度下降法进行, 经过训练网络参数(权重)不断学习, 使网络损失函数最小化^[15]。将由信号段转化所得大量图像及其对应硬度数据依次输入 CNN 模型进行训练, 经过多轮训练后得到损失函数收敛后的模型, 使用此模型进行硬度评价精度验证。

2 试验结果与讨论

2.1 微观组织结构及硬度

采用 24CrNiMo 合金钢斤西瓜试验, 根据 24CrNiMo 合金钢过冷奥氏体连续冷却转变(Continuous cooling transition, CCT)曲线确定试件热处理过程最高升温至 900 ℃, 保温 30 min, 分别进行以下热处理获得硬度测量梯度, 包括水淬(Water quenching, WQ)、不同温度的回火(Tempering, T), 其中原始试件(C)为验证试块不参与标定, 用于检测精度的检验, 具体热处理制度如表 2 所示。

表 2 试块热处理制度

Table 2 Heat treatment system of test block

Heat treatment	Cooling medium	Tempering temperature/℃	Holding time/min
WQ	Water	—	—
200T	Air	200	30
300T	Air	300	30
400T	Air	400	30
600T	Air	600	30

由不同热处理状态下的标定试件上切割下小块样品, 经过表面抛光和腐蚀后, 通过扫描电镜观察其微观组织结构, 如图 6 所示为不同热处理试件微观组织结构扫描电镜照片。

采用布氏硬度计测量试件表面布氏硬度, 每个试件选取表面 10 点进行测量, 测量结果如图 7 所示, 图 7 中横坐标为测量编号, 其中 1~10 为 WQ 试件的测量结果, 11~20 为 200T 试件的测量结果, 21~30 为 300T 试件的测量结果, 31~40 为 400T 试件的测量结果, 41~50 为 C 试件的测量结果, 51~60 为 600T 试件的测量结果。同一种热处理状态的 10 次测量数据存在波动但较为接近, 所有试件表面布氏硬度在 250~550 HBV 之间, 单次测量结果误差在 5% 以内。

2.2 MBN 信号采集

根据所测得 1 200 组(6 种不同热处理试件各 200 个信号段) MBN 信号, 提取 MBN 信号均方根、平均值、峰值并分别进行图像转化获取多元评价参量。

在不同热处理情况下, 3 种 MBN 特征参量与布氏硬度的分布如图 8 所示, 其中不同参量的量化公式不同, 只用于观察和分析变化趋势, 可以看出 MBN 均方根、平均值和峰值均随着硬度下降而增大, 3 种特征参量的变化趋势存在差异。

2.3 单一特征参量与表面硬度的标定模型

为定量评价和表征材料表面布氏硬度, 基于所提取的 3 种 MBN 信号特征参量, 分别选用常用的线性函数 $y = a + b \cdot x$ 、三次多项式 $y = a + b_1 \cdot x + b_2 \cdot x^2 + b_3 \cdot x^3$ 和指数函数 $y = y_0 + A_1 \cdot e^{(-x/t_1)}$ 进行拟合, 建立各个特征参量与材料表面布氏硬度的单参量评价模型, 计算拟合函数的相关系数 R^2 , 并通过验证试件验证模型的评价精度。经过标定后基于各个特征参量的硬度单参量评价模型的参数、相关系数和评价误差如表 3~5 所示。

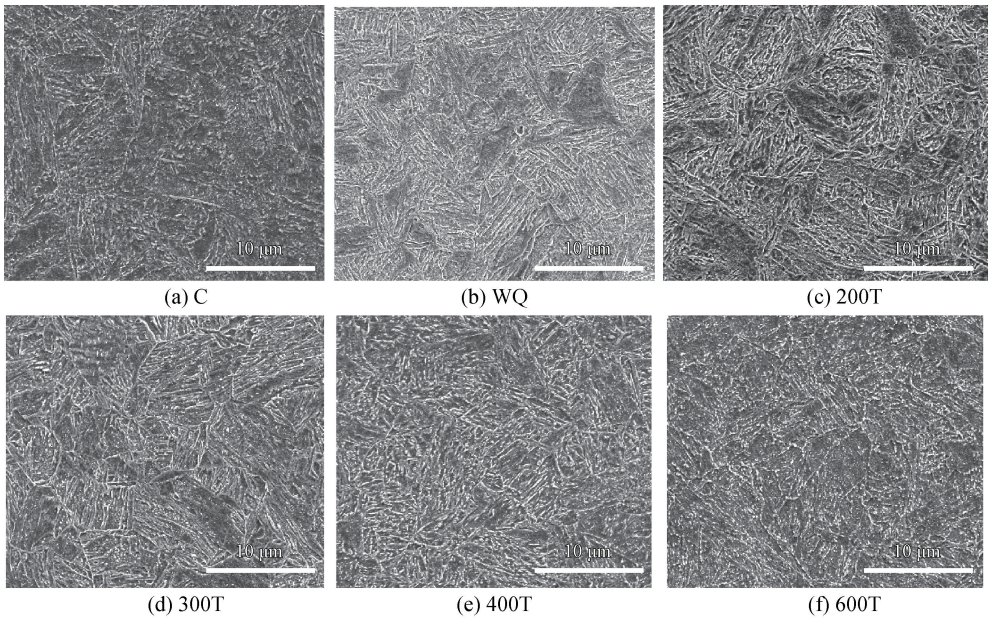


图 6 不同热处理状态 24CrNiMo 合金钢微观组织结构

Fig. 6 Microstructure of 24CrNi alloy steel in different heat treatment state

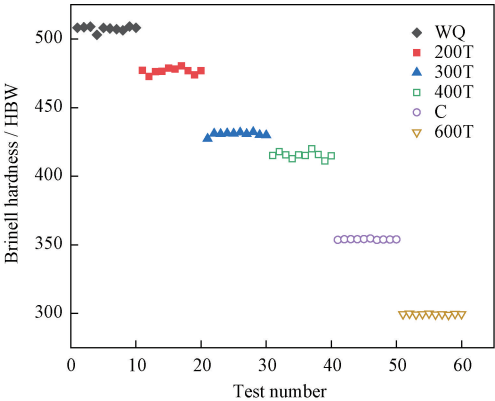


图 7 试件表面布氏硬度与热处理状态对应关系

Fig. 7 Corresponding relationship between Brinell hardness and heat treatment state of specimen surface

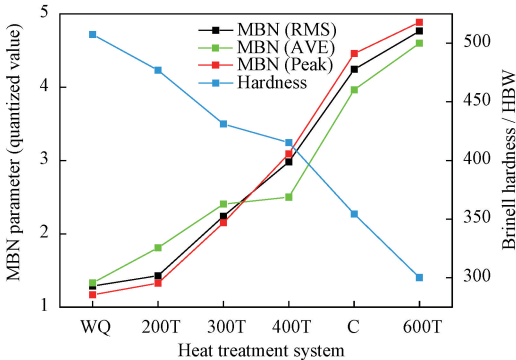


图 8 MBN 信号参量与硬度分布情况 (不同热处理)

Fig. 8 Distribution of MBN signal characteristic value and hardness (different heat treatment)

表 3 线性单参量拟合结果

Table 3 Single parameter fitting results of linear function

Characteristic	Fit coefficient (a, b)		Correlation coefficient R^2	Error (%)
RMS	650. 37	-1 385. 51	0. 969	5. 3
Ave	776. 153	-3 163. 341	0. 987	6. 3
Peak	480. 405	-120. 95	0. 978	8. 2

表 4 三次多项式单参量拟合结果

Table 4 Single parameter fitting results of cubic polynomials

Characteristic	Fit coefficient (a, b_1, b_2, b_3)				Correlation coefficient R^2	Error (%)
RMS	-788. 708	41 324. 94	-409 786. 9	$1. 22 \times 10^6$	0. 986	13. 7
Ave	1 851. 39	-23 882. 8	133 798. 5	-252 190. 4	0. 996	4. 0
Peak	915. 109	-979. 057	658. 2	-151. 622	0. 992	0. 3

通过采用三种常用函数的硬度单参量评价结果可以看出,大部分拟合函数的相关系数较大,说明大部分单参量评价模型与标定数据有较高的相关性,

拟合函数选择较为贴近实际变化趋势,大部分单参量评价模型的误差能控制在 10% 的工程应用指标要求之内。

表 5 指数单参量拟合结果

Table 5 Single parameter fitting results of exponential function

Characteristic	Fit coefficient (y_0, A_1, t_1)			Correlation coefficient R^2	Error(%)
RMS	1 764. 63	-1 134. 03	-0. 984	0. 954	6. 2
Ave	0. 166	1 032. 66	0. 123	0. 994	6. 1
Peak	-1. 046 37 $\times 10^7$	1. 046 43 $\times 10^7$	86 515. 87	0. 967	5. 5

由验证结果可以看出,选择不同的拟合函数,基于不同的 MBN 特征参量,评价结果存在明显差异,在实际测量过程中,选择最优的评价参量和拟合函数是确保硬度评价结果精度、稳定性和可靠性的重点和难点。

由于不同特征参量敏感度和适用性对评价结果的影响,模型的泛化能力不够,评价结果的精度和可靠性不高。如图 9 所示,对模型的相关系数和评价误差进行分析,发现模型的评价误差与相关系数之间无单调变化关系。其中相关系数表明数据间实际关系与拟合方程之间的接近程度,图 9 所反映的模型评价误差和相关系数的分布情况表明单参量评价模型的评价参量并不足以反应硬度与无损检测信号之间的复杂映射关系,导致模型泛化能力不高,对处于标定试件硬度值区间外的某些待测对象评价不准确。

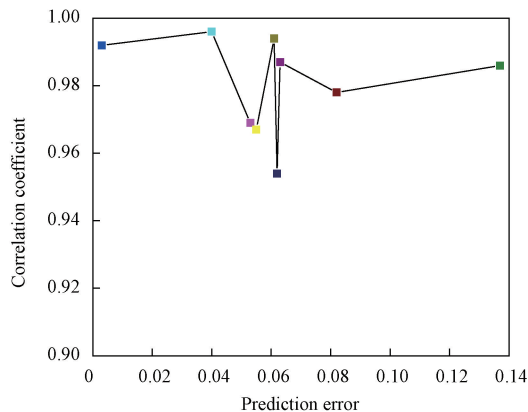


图 9 评价误差与相关系数的关系

Fig. 9 Relationship between test error and correlation coefficient

2.4 CNN 评价模型评价结果

采用第 1.3.2 节所述 CNN 模型建立多元评价参量与 24CrNiMo 合金钢硬度之间的复杂映射关系,神经网络模型经过 100 轮训练后,误差基本收敛。经计算,模型的相关系数为 0.978,训练情况较好,由验证试件分析模型的评价误差,将由 200 组多元评价参量计算所得硬度预测值与实际值进行比较,平均相对误差为 0.97%,最大相对误差为 2.78%。误差分布情况如图 10 所示,图 10a 中给定了验证试件表面布氏硬度机械测量值和模型预测值的相对误差界线(0%、

1%、2%和 3%线),图 10b 中显示每个预测点的误差,可以看出在 200 个点中大部分误差在 2%以内。

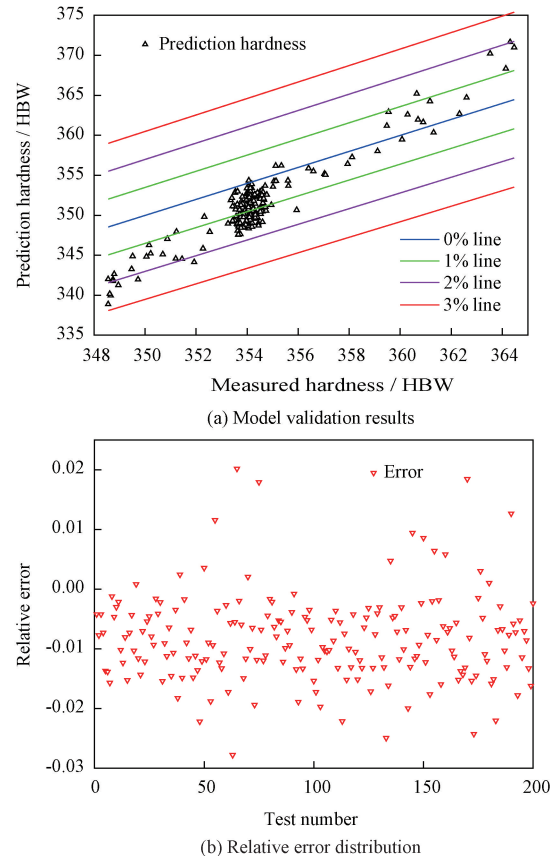


图 10 CNN 评价模型评价误差分析

Fig. 10 Test error analysis of CNN calibration model

与 24CrNiMo 合金钢硬度单参量评价模型进行对比,结果如表 6 所示,各种单参量评价模型的误差平均值为 5.68%,相比之下多元参量评价模型的精度有了明显提高。

表 6 模型评价精度对比

Table 6 Comparison of test accuracy

Method	Paremeter	Min error	Max error	Aveerror
Single parameter evaluation	RMS	5.3	13.7	8.4
	Ave	4.0	6.3	5.5
	Peak	0.3	8.2	5.5
Multivariate parameter evaluation	Multivariate	0.0	2.78	0.97

2.5 相关性分析

从试件的微观组织角度来看,淬火时冷却速度

快,高温奥氏体冷却时一部分转变为下贝氏体,剩余的组织转变为马氏体。马氏体和下贝氏体具有较高的硬度,特别是马氏体,由于碳原子固溶于铁素体晶格中,晶格畸变产生了较大的应力场,该应力场对位错运动具有强烈的阻碍作用,因此马氏体组织具有较高的强度。马氏体为非平衡组织,在回火时容易发生转变。随回火温度升高,碳原子和铁素体基体会发生转变。当回火温度为 200 °C 时,碳原子逐渐析出形成不稳定碳化物,降低了晶格畸变程度,从而降低硬度。当回火温度为 400 °C 左右时,铁素体畸变程度减小,碳化物转变为渗碳体,硬度继续降低。回火温度为 600 °C 时,渗碳体聚集长大,铁素体发生再结晶,缺陷数量进一步减少,铁素体形状由板条状变为等轴状,试件的硬度进一步降低。

从第 2.2 节标定试件 MBN 信号测量结果来看,淬火试件的 MBN 信号幅值最小,之后是回火试件,并随回火温度升高,MBN 信号幅值逐渐增大。MBN 信号的产生与试件磁畴形核及磁畴壁长大等结构变化有关,MBN 信号强度与有效表面区域 A 和磁通密度对时间的导数 dB/dt 成正比,其中磁通密度 B 如下式表示^[16]

$$B = \lambda [\beta_n N_n + (\bar{s}/\delta_w) N_g] \quad (4)$$

式中, λ 为原子磁矩相关系数; β_n 为有核峰值的相关系数; N_n 为有核磁畴密度; $\bar{s}$ 为磁畴壁长大过程的平均位移; δ_w 为磁畴壁厚度; N_g 为长大磁畴壁密度。对式(3)两边求 t 的导数,可得

$$\frac{dB}{dt} = \lambda \left[\beta_n \frac{dN_n}{dH} + \left(\frac{\bar{s}}{\delta_n} \right) \frac{dN_g}{dH} + \left(\frac{N_g}{\delta_n} \right) \frac{d\bar{s}}{dH} \right] \frac{dH}{dt} \quad (5)$$

式中, H 为磁场强度。忽略式中较小的第一项与第二项,可得 MBN 信号峰值为^[17]

$$V_{\max} = \lambda \frac{N_g}{\delta_n} \frac{d\bar{s}}{dH} \frac{dH}{dt} A \quad (6)$$

假设铁磁材料的平均晶粒尺寸为 d , 且所有晶界对畴壁位移的影响相似, 则磁畴壁受波长 d 和等幅周期电位的影响。当驱动 180° 畴壁翻转的力等于由内电势 U 引起的约束力时, 磁畴壁处于平衡状态, 如式(7)^[18] 所示

$$F_{tot} = - \left(\frac{\partial U}{\partial x} \right) + 2\mu_0 M_s H = 0 \quad (7)$$

式中, $\partial U/\partial x$ 为内电势引起的约束力; μ_0 为真空磁导率; M_s 为饱和磁化强度。当电势引起的约束力达到最大时, 磁畴壁会发生不可逆的运动, 处于新位置的磁畴壁将会重新达到平衡状态, 并产生 MBN 信号

$$H_{\text{crit}} = \frac{1}{2\mu_0 M_s} \left(\frac{\partial U}{\partial x} \right)_{\max} =$$

$$\frac{1}{2\mu_0 M_s} \left[\frac{\partial}{\partial x} \left(U_0 \sin \frac{2\pi x}{d} \right) \right]_{\max} = \frac{\pi U_0}{\mu_0 M_s d} \quad (8)$$

由式(8)可得, 产生 MBN 信号的临界磁场强度 H_{crit} 随晶粒尺寸变大而减小, 位错密度增加会引起材料硬度增加, 所需临界磁场强度变大, 产生 MBN 信号的强度减小。对试件进行淬火等一系列的热处理使马氏体和其他细小的微观组织结构逐渐生成, MBN 信号强度逐渐降低。因此 24CrNiMo 合金钢硬度和 MBN 信号测量结果符合材料微观组织结构变化规律和 MBN 信号生成机理, MBN 单参量和多元参量评价方法可用于材料硬度的定量无损评价。

3 结论

(1) 通过对不同热处理标定试件 MBN 信号的测量, 并提取 3 种不同的 MBN 信号特征参量, 建立 MBN 单参量评价 24CrNiMo 合金钢硬度的方法和模型, 评价误差指标基本达到工程应用误差 10% 的要求。

(2) 对比 3 种 MBN 单参量硬度评价模型, 分析基于不同拟合函数和特征参量的评价模型之间的差异, 提出 MBN 信号的多元评价参量提取方法, 建立基于卷积神经网络的 MBN 多元参量硬度评价模型, 评价精度显著提升。

(3) 分析材料硬度和 MBN 信号强度与材料微观组织结构之间的关系, 从热处理过程中试件微观组织变化规律解释了不同热处理试件硬度和 MBN 信号强度的变化趋势, 证明了试验过程和数据的合理性, 为 MBN 评价材料硬度提供了理论依据。

参 考 文 献

- [1] 赵洪刚, 高金贵, 孟祥文, 等. 1 种提高布氏硬度测量精度的方法[J]. 北华大学学报, 2010, 11(3): 274-276.
ZHAO Honggang, GAO Jingui, MENG Xiangwen, et al. One method of improving the accuracy of Brinell hardness measurement[J]. Journal of Beihua University, 2010, 11(3): 274-276.
- [2] 杨平华, 高祥熙, 梁菁, 等. 金属增材制造技术发展动向及无损检测研究进展[J]. 材料工程, 2017(9): 13-21.
YANG Pinghua, GAO Xiangxi, LIANG Jing, et al. Development trend and NDT progress of metal additive manufacture technique[J]. Journal of Materials Engineering, 2017(9): 13-21.
- [3] ZHANG S, SHI X, UDPA L, et al. Micromagnetic meas-

- urement for characterization of ferromagnetic materials' microstructural properties [J]. AIP Advances, 2018, 8(5):056614.
- [4] LUO X Y, WANG Y L, WANG L, et al. Non-destructive hardness measurement of hot-stamped high strength steel sheets based on magnetic Barkhausen noise [J]. Procedia Engineering, 2014, 81:1768-1773.
- [5] JIANG Z P, LING Z W, WANG M. Progress of magnetic barkhausen noise technique in stress evaluation [J]. Nondestructive Testing, 2018, 40(8):67-73.
- [6] 陈金忠, 段礼祥, 马义来, 等. 基于巴克豪森效应的管道应力内检测数值计算 [J]. 石油机械, 2018, 46(8):118-122.
- CHEN Jinzhong, DUAN Lixiang, MA Yilai, et al. Numerical calculation of in-line stress measurement of pipeline based on Barkhausen effect [J]. China Petroleum Machinery, 2018, 46(8):118-122.
- [7] MIESOWICZ K, STASZEWSKI W J, KORBIEL T. Analysis of Barkhausen noise using wavelet-based fractal signal processing for fatigue crack detection [J]. International Journal of Fatigue, 2016, 83:109-116.
- [8] FRANCO F A, GONZÁLEZ M F R, DECAMPOS M F, et al. Relation between magnetic Barkhausen noise and hardness for Jominy quench tests in SAE 4140 and 6150 steels [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2013, 32(1):93-103.
- [9] 钱王洁, 刘向兵, 徐超亮, 等. Fe-Cu 合金热老化的巴克豪森噪声研究 [J]. 金属热处理, 2017, 42(12):232-236.
- QIAN Wangjie, LIU Xiangbing, XU Chaoliang, et al. Study of magnetic Barkhausen noise in thermally aged Fe-Cu alloys [J]. Heat Treatment of Metals, 2017, 42(12):232-236.
- [10] 付依丹, 刘峰, 蔡桂喜, 等. 巴克豪森法测量不明显的钢淬火硬化层深度 [J]. 金属热处理, 2018, 43(9):242-245.
- FU Yidan, LIU Feng, CAI Guixi, et al. Barkhausen method for measuring hardened case depth without obvious boundary in steel [J]. Heat Treatment of Metals, 2018, 43(9):242-245.
- [11] 何存富, 蔡燕超, 刘秀成, 等. 基于磁巴克豪森噪声的S136 钢表面硬度定量预测模型对比 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(18):15-21.
- HE Cunfu, CAI Yanchao, LIU Xiucheng, et al. Comparative of models for quantitative prediction of surface hardness in S136 steel based on magnetic Barkhausen noise [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(18):15-21.
- [12] LIU X C, ZHANG R H, WU B, et al. Quantitative prediction of surface hardness in 12CrMoV steel plate based on magnetic Barkhausen noise and tangential magnetic field measurements [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2018, 37(2):1-8.
- [13] WANG P, ZHU L, ZHU Q, et al. An application of back propagation neural network for the steel stress detection based on Barkhausen noise theory [J]. NDT & E International, 2013, 55:9-14.
- [14] 康学良, 董世运, 汪宏斌, 等. 基于磁巴克豪森原理的铁磁材料各向异性检测技术综述 [J]. 材料导报, 2019, 33(1):186-193.
- KANG Xueliang, DONG Shiyun, WANG Hongbin, et al. Applying magnetic Barkhausen noise to the detection of material anisotropy: A technological review [J]. Materials Reports, 2019, 33(1):186-193.
- [15] 李彦冬, 郝宗波, 雷航. 卷积神经网络研究综述 [J]. 计算机应用, 2016, 36(9):2508-2515.
- LI Yandong, HAO Zongbo, LEI Hang. Survey of convolutional neural network [J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(9):2508-2515.
- [16] KAMEDA J, RANJAN R. Nondestructive evaluation of steels using acoustic and magnetic Barkhausen signals—I. Effect of carbide precipitation and hardness [J]. NDT & E International, 1987, 35(7):1515-1526.
- [17] 程志远, 宋凯, 门平, 等. 磁巴克豪森噪声重构磁滞参数的硬度测定方法 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10):117-125.
- CHENG Zhiyuan, SONG Kai, MEN Ping, et al. Hardness determination method based on reconstructed magnetic hysteresis parameters with magnetic Barkhausen noise [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(10):117-125.
- [18] JILES D C. Dynamics of domain magnetization and the Barkhausen effect [J]. Czechoslovak Journal of Physics, 2000, 50(8):893-924.

作者简介: 谭君洋, 男, 1991 年出生, 博士, 工程师。主要研究方向为智能制造与智能再制造、无损检测。

E-mail: 154345498@qq.com

夏丹 (通信作者), 男, 1983 年出生, 博士, 助理研究员。主要研究方向为智能制造与智能再制造、无损检测。

E-mail: xia_dan@qq.com