

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.05.060

对于 301 超薄不锈钢的涡流检测系统设计

彭超凡, 王平

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 211106)

摘要:为解决超薄不锈钢板力学性能难以检测的问题,设计一种高性能涡流检测系统。相较于传统多频阻抗分析仪,采用基于 AD5933 的检测系统进行 DFT 运算,该系统可快速计算幅值与相位。基于此,采用 LSTM 模型成功预测了 0.3 mm 的 301 不锈钢抗拉强度。结果表明:该系统能有效解决超薄不锈钢板力学性能检测难题,为其性能检测提供了一种新的方案。

关键词:涡流检测;LSTM;超薄不锈钢

中图分类号:TP274 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)05-0309-05

Design of Eddy Current Testing System for 301 Ultra-Thin Stainless Steel

PENG Chaofan, WANG Ping

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract:To overcome the difficulty in testing the mechanical properties of ultra-thin stainless steel plate, this paper designs a high-performance eddy current detection system. The DFT operation is conducted based on AD5933 detection system, which quickly calculates the amplitude and phase in comparison with the traditional multi-frequency impedance analyzer. Based on this, the tensile strength of 0.3 mm 301 stainless steel is successfully predicted using LSTM model. The results show that the system can effectively solve the mechanical property detection problems of ultra-thin stainless steel plate, providing a new program for its performance detection.

Keywords:eddy current detection; LSTM; ultra-thin stainless steel

0 引言

超薄不锈钢具有较薄的厚度和较轻的质量,适用于轻量化设计^[1]。在汽车、航空航天、电子设备等领域,超薄不锈钢的应用可以减少整体质量,提高燃油效率和运载能力。对于这些应用领域,力学性能的稳定性和可靠性是保障产品质量的关键。

传统的巴氏效应及增量磁导率检测方法,因材料厚度薄,常致信号削弱^[2-3],且大型探头可能引起形变。作为一种无损检测方法,涡流检测技术,可敏感地测定导电材料的电导率、磁导率等参数。涡流检测能察觉微小缺陷和变化,尤其适用于超薄不锈钢中力学性能差异的探测。ZERGOUG 等^[4]采用涡流检测技术研究了材料硬度与阻抗变化之间的关系,分析了多种热处理材料的机械特性和力学性能。YIN 等^[5]设计了一款多频涡流阻抗分析仪,集成电压、电流测量单元来减小干扰信号。

基于检测需求,本文设计了一种基于 DFT 变换的高性能阻抗分析仪,通过硬件电路对涡流信号的幅值和相位进行快速提取,同时开发上位机软件平台,用于实时显示处理得到的特征值。基于该系统,构建 LSTM 模型,检验 LSTM 模型用于预测 0.3 mm 厚 301 超薄不锈钢抗拉强度的可行性。

1 涡流检测原理

涡流检测以电磁感应原理为基础,通过磁通量的变化产生感应电动势,电动势驱动被测导体内电荷运动产生环流,这就是涡流产生的原理^[6]。涡流检测基本原理如图 1 所示,向激励线圈内引入交流电 I_1 ,产生交变磁场 H_1 ;当交变磁场靠近被测铁磁性材料时,由于磁场作用被测物体中将感应出涡流。由 I_2 自身会激发相应的磁场 H_2 ,根据楞次定律,感应磁场产生的方向与原磁场相反, H_2 将会对 H_1 起到削弱作用,宏观表现为线圈阻抗发生改变。根据变压器耦合原理,线圈的等效阻抗

基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFC3005003)

第一作者简介:彭超凡(2001—),男,河南信阳人,硕士研究生,研究方向为无损检测,chaofanp@126.com。

可表示为:

$$R = R_1 + \frac{(2\pi f)^2 M^2}{R_2^2 + (2\pi f L_2)^2} R_2 \quad (1)$$

$$L = L_1 - \frac{(2\pi f)^2 M^2}{R_2^2 + (2\pi f L_2)^2} L_2 \quad (2)$$

式中: M 为线圈与导体之间的耦合系数; R_1 和 L_1 分别为线圈自身的电阻与电感; R_2 和 L_2 分别为被测材料的等效电阻与等效电感。

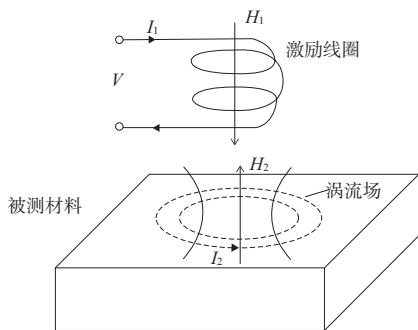


图1 涡流检测基本原理

根据电磁场理论可知,影响线圈阻抗的主要因素包括线圈施加的电流大小以及频率、被测材料的微观组织结构等^[7]。由于材料的结构将会对材料的力学性能产生影响,当其他条件不变时,从线圈阻抗中提取的幅值与相位等信息将会直观地反映材料本身的性能^[8]。根据文献^[9-10],本文所采用的检测线圈为圆柱形,内径 6 mm,匝数 2 000,高度 10 mm,线径 0.11 mm。

2 系统的硬件设计

常规的涡流检测仪一般采用带通滤波器、相敏检波器和锁相放大器进行多频信号分离并应用频谱分析仪和转换电路分析多频参数,其结构设计复杂,生产成本较高且检测分辨率和可靠性较低^[11]。因此,本文采用 DFT 计算不同频率下的阻抗^[12]。

AD5933 是 ADI 公司推出的一款高精度阻抗转换器,片内集成有频率发生器与 12 位、1 MPS 的 ADC 与 DSP,输出频率最高达 100 kHz,可进行离散傅里叶变换,阻抗检测范围为 $10^3 \sim 10^7 \Omega$,利用附加电阻可测量 $10^2 \sim 10^3 \Omega$ 阻抗,检测精度为 0.5%。AD5933 可通过 I2C 传输数据,这里采用 STM32F103C8T6 作为控制模块,由单片机通过高速 USB 向上位机传输数据并控制 AD5933,系统整体框图如图 2 所示。

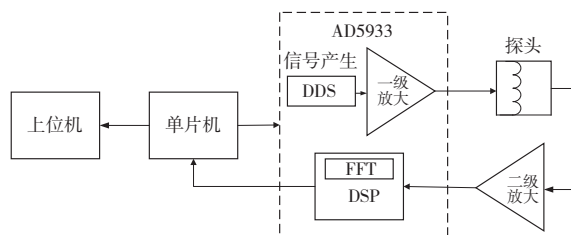


图2 系统整体框图

阻抗检测与信号发生基于 AD5933 设计,AD5933 外接电路如图 3 所示,由外接 16 M 晶振进行时钟分频提供激励,通过递增频率的方式切换频率,激励经过数模转换器和缓冲放大器传到感应探头,由 AD5933 内部的 DSP 进行离散傅里叶变换,采样点数为 1 024^[13],离散傅里叶表达式为

$$X(f) = \sum_{n=0}^{1023} [x(n)(a(n) - jb(n))] \quad (3)$$

式中 $a(n)$ 和 $b(n)$ 是由片内频率发生器提供的采样测试矢量。结果存储在两个 16 位存储器中,分别为实部与虚部。AD5933 轮询状态寄存器检查 DFT 是否完成,从而不断更新片内寄存器值。借助 I2C 通信,AD5933 接受来自单片机的控制,并通过高速 USB 单片机不断地将测量结果发送给主机。此外,在检测材料表面微小缺陷与材料性能评估中经常遇到微小阻抗的检测,对于固定的激励电压,根据欧姆定律,流经该阻抗的电流将变大,一定范围后将会超过放大器线性区间,因此添加外部放大器,通过选取适当的电阻降低流经阻抗的电流,使系统增益保持在线性区间范围内。

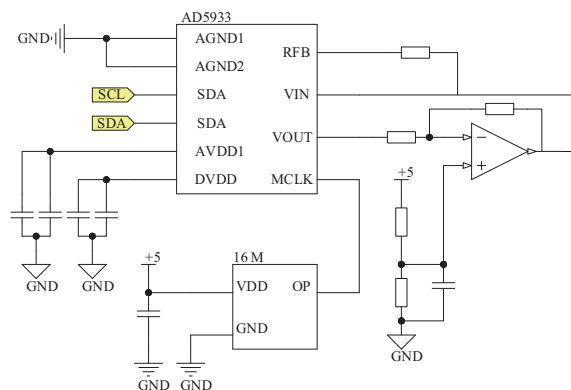


图3 AD5933 外接电路

3 系统的软件设计

系统运行中,STM32 控制 USB 芯片与 AD5933 产生激励信号,采集数据并进行 DFT 运

算。具体功能包含向 AD5933 传输指令、读取 AD5933 片内寄存器值、更新激励频率、通过 USB 向上位机传输数据等。在 PC 端经校验位检验数据是否传输正确,通过可视化界面实现交互功能并保存数据。单片机程序流程如图 4 所示。

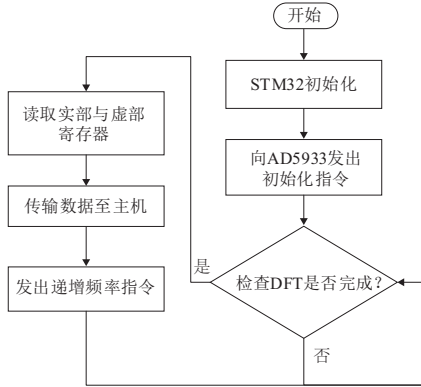


图 4 单片机程序流程图

4 检测模型与评估函数

RNN(recurrent neural network)是一种循环神经网络,主要用于处理序列数据,其中包括时间序列、自然语言文本等具有时间依赖性的数据^[14-15]。RNN 的主要特点是具有循环连接,它可以通过保留之前的状态信息来处理当前的输入,从而对序列数据进行建模。RNN 的基本结构是一个循环单元,每个时间步都接收当前输入和上一个时间步的隐藏状态并产生输出和新的隐藏状态。这种循环连接使得网络能够在不同时间步共享参数,从而对整个序列进行处理。LSTM(long short-term memory)是一种循环神经网络(RNN)的变体^[16],在处理和建模序列数据时具有强大的能力。与传统的 RNN 相比,LSTM 能够更好地处理长期依赖性和梯度消失问题。LSTM 包含 3 个门:遗忘门(forget gate)、输入门(input gate)、输出门(output gate),其结构如图 5 所示。

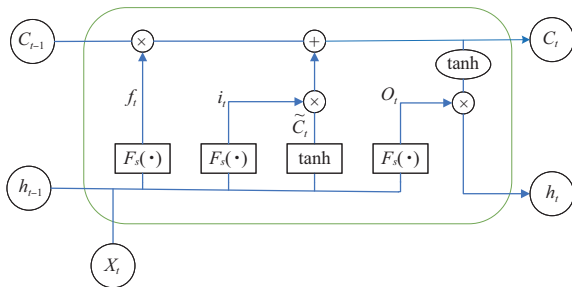


图 5 LSTM 结构图

LSTM 方法计算过程如下:

$$\begin{cases} f_t = F_s(W_f \cdot [h_{t-1}, X_t]) + b_f \\ i_t = F_s(W_i \cdot [h_{t-1}, X_t]) + b_i \\ \tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, X_t]) + b_c \\ C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t \\ o_t = F_s(W_o \cdot [h_{t-1}, X_t]) + b_o \\ h_t = o_t \times \tanh(C_t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: f_t 为 t 时刻遗忘门输出; $F_s(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活函数; X_t 为输入量; h_t 为 t 时刻隐藏层状态; W_f 、 W_i 、 W_c 、 W_o 分别为当前时刻数据输入和前一时刻 LSTM 单元输出对输入门的权值; b_f 、 b_i 、 b_c 、 b_o 分别为各个门与记忆单元的偏置。

网络结构由 LSTM 层、Dropout 层和全连接层(Dense 层)3 部分组成,考虑到数据量不大并为减小算法迭代复杂度,设置 2 层 LSTM 层,再接 1 层 Dropout 层用来解决过拟合问题,最后由维度为 1 的全连接层将 LSTM 输出整合,网络结构如图 6 所示。

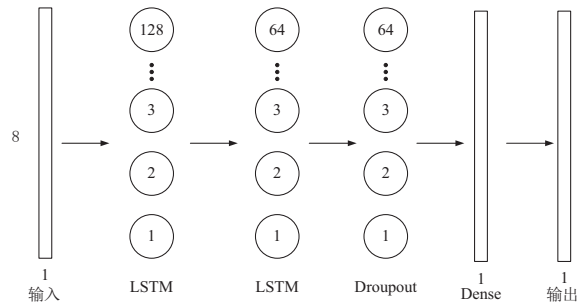


图 6 预测网络结构

为了评估该模型对于材料性能的预测效果,本文选取决定系数 R^2 和置信区间作为评价指标^[17-18]。文中置信区间选择相对误差绝对值不大于 10%,置信区间 Q_{10} 和 R^2 的计算公式为:

$$Q_{10} = \frac{N_{10}}{N} \times 100\% \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 / n}{\sum_i (y_i - \bar{y}_i)^2 / n} \quad (6)$$

绝对误差为

$$E = \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (7)$$

式中: N 为样本总数; N_{10} 为绝对误差在 10% 以内的测试样本个数; y_i 为真实值; $\hat{y}_i$ 为预测值; $\bar{y}_i$ 为真实值的平均值。

5 实验结果

设备采用 4 种不同的涡流频率去激励探头,对信号进行 DFT 处理后,得到每个频率的实部与虚部。为验证该系统对于超薄不锈钢力学性能检测情况,选取 93 块 301 不锈钢板作为检测试件,这批钢板抗拉强度已通过拉伸实验得知。不锈钢板的尺寸均为 300 mm×300 mm×0.3 mm(长×宽×厚)。为防止单点采样带来的误差,本文在每块钢板上选取 10 个采样点,无提离,结构及测点如图 7 所示,实验系统如图 8 所示。

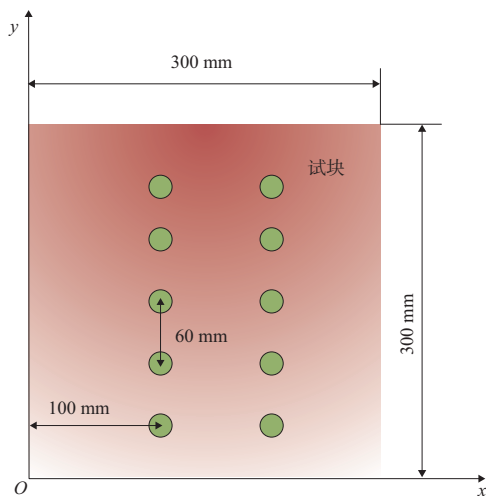


图 7 试样结构与测点示意

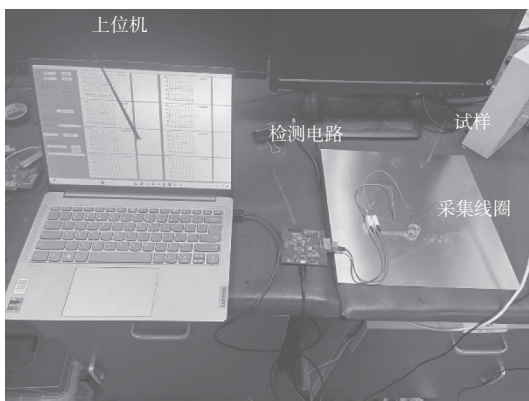


图 8 涡流检测系统

经实验,每块钢板获取 10 组数据,共获取 930 组数据。在进一步的数据处理中,随机选取 10 块不锈钢板数据作为预测集,余下部分作为训练集。301 不锈钢抗拉强度 LSTM 神经网络模型预测结果如图 9 所示。对 301 不锈钢进行 LSTM 神经网络的检测结果为:决定系数 R^2 为 0.979 2,在 10% 的误差范围内,置信度为 100%。

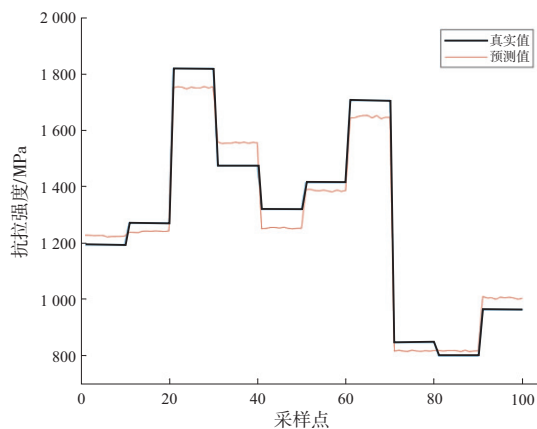


图 9 抗拉强度

6 结语

1) 为简化常规涡流检测电路设计,降低仪器研制成本,本文设计了一种基于 DFT 变化的阻抗分析仪,通过递增频率形成激励信号,由 AD5933 内置 DSP 完成 DFT 运算,计算出不同频率下的阻抗送入主机进行界面显示和数据处理。

2) 使用该套系统对 301 超薄不锈钢进行材料性能检测,LSTM 神经网络模型对于抗拉强度的预测,在 10% 的误差范围内,置信度达到 100%,为力学性能预测提供了一种可行性方法。

进一步的工作是将对不同铁磁性材料的力学性能进行分析,判断本系统对铁磁性材料的涡流检测是否具有普适性。根据性能分析结果,进一步优化系统设计,以提高与不同铁磁性材料的兼容性和性能匹配。

参考文献:

- [1] HORVATH C D. Advanced steels for lightweight automotive structures [M]// Materials, Design and Manufacturing for Lightweight Vehicles. Amsterdam: Elsevier, 2021: 39-95.
- [2] OMAE K, YAMAZAKI T, OKA C, et al. Stress measurement based on magnetic Barkhausen noise for thin films [J]. Microelectronic Engineering, 2023, 279: 112057.
- [3] ZHANG Z Q, SHI P P, GOU X F. Analytical model of magnetic Barkhausen noise testing on surface-modified ferromagnetic plates with stress distributions[J]. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 2024, 604: 172292.
- [4] ZERGOUG M, LEBAILI S, BOUDJELLAL H, et al. Relation between mechanical microhardness and impedance variations in eddy current testing[J]. NDT &

- 收稿日期:2023-08-18

- [13] 丁华,吕彦宝,崔红伟,等. 基于分布式深度神经网络的刮板输送机启停工况故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2023,42(18):112-122,249.
- [14] 汪旭明,张均东,刘一帆,等. 基于 Elman 神经网络修正的 ARIMA 预测模型[J]. 上海海事大学学报,2023,44(2):57-61,76.
- [15] 吴子斌,闫巧. 基于动量的映射式梯度下降算法[J]. 计算机科学,2022,49(增刊1):178-183.
- [16] 和征,张同静,杨小红. 基于 BP 神经网络和遗传算法的设备故障诊断与健康管理模型研究[J]. 制造技术与机床,2024(11):9-15.
- [17] 程腾,侯登超,张强,等. 基于 D-S 证据理论的多模

- 收稿日期:2024-02-05