



基于特征识别及 IWOA-Elman 模型的 铁路继电器触点压力测量方法

李文华¹, 曲道宽¹, 王鑫², 王逸³, 杨兴林⁴, 年望²

(1. 河北工业大学 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室, 天津 300401;

2. 沈阳铁路信号有限责任公司, 辽宁 沈阳 110025;

3. 中国铁道科学研究院集团有限公司 标准计量研究所, 北京 100081;

4. 首钢京唐钢铁联合有限责任公司, 河北 唐山 063210)

摘要: 针对当前铁路继电器触点压力手工测量方法易受主观因素影响、接触式测量易造成继电器二次损伤等问题, 提出一种基于特征识别技术与改进的鲸鱼优化算法 (IWOA) 优化 Elman 神经网络的非接触式测量方法。文章首先通过分析继电器结构及运动过程, 建立静触点簧片支撑结构的力学模型, 推导其弹力计算公式; 然后运用特征识别技术对运动图像进行识别与跟踪, 获取动静触点运动学参数, 进而计算簧片变形产生的弹力; 同时为降低支撑结构形状影响, 构建 IWOA-Elman 神经网络模型; 最后以静触点簧片弹力、触点位移及初始加速度作为输入, 对触点压力进行修正求解。试验结果表明, 该方法可在 120 s 内同步完成 8 组触点上下压力的测量, 与传统手工方法相比, 该方法测量误差小于 10%, 显著提升了测量效率、精度与稳定性, 有效避免了人为主观因素干扰, 且重复数据测量结果一致性良好。本研究为铁路继电器参数自动化测量提供了可行思路和技术参考。

关键词: 继电器; 特征识别; 触点压力; 神经网络; 数学模型

中图分类号: U279.3²; TM581 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-128X(2025)04-0145-10

0 引言

触点压力是指在规定的条件下, 继电器处于释放或正常工作状态时, 确保动、静触点间保持稳定可靠接触所需的压力^[1]。作为继电器触点的关键参数, 触点压力的大小直接影响其工作性能与寿命。若触点压力过小, 将导致接触电阻增大, 电接触不良, 甚至引发触点弹跳, 降低继电器的工作可靠性; 若触点压力过大, 则会加剧触头的机械磨损, 缩短继电器的使用寿命^[2-4]。

目前, 继电器触点压力的测量主要采用静态、人工操作的方式。该方法在继电器处于稳定状态时, 由

试验人员使用测力计配合齐灯座, 将力逐渐施加于触头附近的簧片指定位置。通过观察指示灯状态判断动静触头分离的临界点, 并读取此刻测力计的示数作为触点压力值。然而, 该方法在施力点的定位、施力方向的控制以及临界状态的判断上均高度依赖人工经验与主观观察, 易引入较大的人为误差, 导致测量结果的稳定性与复现性较差, 准确度难以保证^[5]。因此, 研究一种高精度、高效率的触点压力自动化测量方法具有重要意义。

针对现有测量方法的不足, 本文以 JWXC 型继电器为研究对象, 提出一种基于高速视觉与智能算法的非接触式触点压力测量方法。通过分析继电器运动过程并建立静触点簧片支撑结构的力学模型, 结合特征

基金项目: 石家庄市驻冀高校重点研发计划项目(241130161A); 河北省自然科学基金创新研究群体延续资助项目(E2024202298); 智能制造福建省高校应用技术工程中心 2024 年度开放课题(QUZN24-A01-05)

通信作者: 杨兴林, 男, 硕士, 主要从事电器可靠性及其检测技术研究; E-mail: 2215964293@qq.com

引用格式: 李文华, 曲道宽, 王鑫, 等. 基于特征识别及 IWOA-Elman 模型的铁路继电器触点压力测量方法[J]. 机车电传动, 2025(4): 145-154. DOI: 10.13890/j.issn.1000-128X.2025.04.018.

Citation: LI Wenhua, QU Daokuan, WANG Xin, et al. Contact pressure measurement method for railway relays based on feature recognition and IWOA-Elman modeling[J]. Electric drive for locomotives, 2025(4): 145-154. DOI: 10.13890/j.issn.1000-128X.2025.04.018.

识别技术与Elman神经网络,实现了对多组静触点压力值的快速、精确解算。该方法首次实现了触点压力的非接触式测量,为继电器参数的自动化检测提供了高效、可靠的解决方案。

1 结构受力分析与数学模型建立

1.1 静触点簧片支撑结构受力分析

根据试验数据,接点片长度 $l=40\text{ mm}$,挠度 ω_D 变化范围为 $0.68\sim 0.92\text{ mm}$ 。由于静触点簧片在弯曲时的挠度远小于其自身长度,且未超出材料弹性变形极限,因此在分析其支撑结构时,可将其简化为一端固定、另一端受集中载荷作用的弹性悬臂梁模型^[6]。结合材料力学理论,对该结构进行力学分析,其单组触点的结构简图如图1所示。

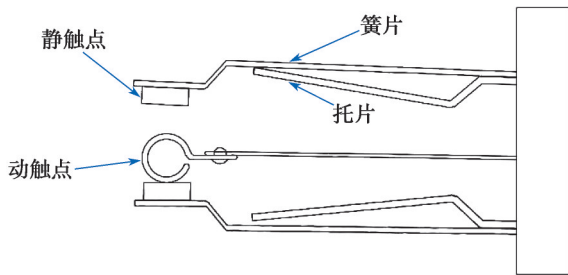


图1 触点结构图

Fig. 1 Structure diagram of contact

在静触点支撑结构的受力变形过程中,可忽略自重影响。当衔铁吸合时,带动连接杆与动触点向上运动,对静触点施加向上的推力。由于静触点支撑结构由弹性材料制成,该推力使其产生向上的位移并发生形变,进而产生向下的弹性恢复力。在衔铁完全吸合后,系统达到平衡状态,此时推力与弹性恢复力大小相等。最终,触点压力由两部分组成:一是簧片与托片之间的预压力,二是静触点支撑结构因弹性形变所产生的弹力。

1.2 簧片弹力数学模型的建立

根据材料力学原理,本文采用式(1)所示的挠曲线微分方程描述簧片的弯曲变形,并利用式(2)计算该支撑结构的截面惯性矩^[7]。

$$\frac{d^2\omega}{dx^2} / [1 + (\frac{d\omega}{dx})^2]^{3/2} = \frac{M}{EI} \quad (1)$$

式中: x 为沿簧片长度位置坐标; ω 为簧片在位置 x 处的挠度; M 为簧片在 x 处的弯矩; E 为簧片材料的弹性惯量; I 为簧片界面的惯性矩。

$$I = \frac{mn^3}{12} \quad (2)$$

式中: m 为簧片的宽度; n 为簧片的厚度。

在所述力学模型中,静触点的横向位移(即跨度)通常远小于其纵向位移(即挠度)。此处所定义的挠

度,指动静触点接触并达到系统平衡时,静触点 P 相对于其自由状态在垂直于梁轴方向所产生的线位移。由于该位移远小于梁的特征长度,所形成的挠曲线 $\omega=f(x)$ 极为平坦,转角 θ 如式(3)所示,其值极小,符合材料力学中小变形理论的适用条件。

$$\theta \approx \tan \theta = \frac{d\omega}{dx} = f'(x) \quad (3)$$

由于式(3)中的 $\frac{d\omega}{dx}$ 很小,其平方项可忽略不计,因此可将式(1)简化为如下线性近似微分方程:

$$\frac{d^2\omega}{dx^2} = \frac{M}{EI} \quad (4)$$

假设沿簧片轴线方向为 x 轴,则其任意横截面上的弯曲可表示为

$$M = -F(L - X) \quad (5)$$

式中: F 为触点压力; L 为受力点到固定端的距离。

由式(3)和式(4)可得到挠曲线的微分方程为

$$EI\omega'' = -F(L - X) \quad (6)$$

对此积分可得:

$$EI\omega' = \frac{F}{2}x^2 - \frac{Fl}{2}x + A \quad (7)$$

$$EI\omega = \frac{F}{6}x^3 - \frac{Fl}{2}x^2 + Ax + B \quad (8)$$

式(7)和式(8)中的 A 与 B 为积分常数,其值由边界条件确定。在固定端 O 处,转角 θ 和挠度 ω 均为零,即 $x=0$ 时,有式(9)、式(10)。

$$A = EI\omega' = EI\theta_0 = 0 \quad (9)$$

式中: θ_0 为在固定端 O 处的转角, $\omega' = \theta_0 = \theta|_{x=0} = 0$ 。

$$B = EI\omega = 0 \quad (10)$$

将受力点 P 的横坐标 $x=l$ 代入式(7)和式(8)中,可得到式(11)、式(12)。

$$\theta_P = \frac{Fl^2}{2EI} \quad (11)$$

式中: θ_P 为 P 点的转角。

$$\omega_P = \frac{Fl^3}{3EI} \quad (12)$$

式中: ω_P 为 P 点的挠度。

由式(2)和式(12)可推导出静触点簧片支撑结构因弹性形变所产生的弹力 F_y 计算公式如下:

$$F_y = \frac{3E}{l^3} \cdot \frac{mn^3}{12} \cdot \omega_P \quad (13)$$

根据文献数据,簧片材料的弹性模量 E 范围为 $110\sim 120\text{ GPa}$ 。在本文分析中,取 $E=110\text{ GPa}$;受力点至固定端的距离 $l=40\text{ mm}$;簧片厚度 $n=0.4\text{ mm}$;簧片宽度 $m=7\text{ mm}$;挠度 ω_P 取值范围为 $0.68\sim 0.92\text{ mm}$ 。

1.3 预压力测量问题分析

在继电器实际设计中,银接点在接触时发生的碰撞会产生颤动,进而对接触电阻与触点回跳等关键性能参数造成不利影响。为有效抑制该振动,通常在托

片与簧片之间设置一定的初始预压力, 然而, 受装配工艺精度的限制, 实际预压力的大小存在不可避免的分散性。此外, 由于托片为完全固定的结构件, 其位置不会因簧片弹力的作用而发生改变, 因此无法通过测量挠度变化来直接计算预压力的大小。

在动触点与静触点初始接触瞬间, 静触点簧片支撑结构尚未产生形变。此时, 静触点所受到的向上推力 F_t 为电磁吸力与机械反力共同作用的结果, 该力通过连接杆传递至动触头; 与此同时, 静触点还受到预压力 F_c 的作用。上述推力与预压力的合力共同作用于静触点。通过查阅文献可得到该型号继电器的机械特性与牵引特性曲线如图2所示, 其中曲线1为机械反力特性, 曲线2与曲线3分别为吸起与落下过程的牵引特性, 三者共同揭示了电磁吸力、反力与衔铁气隙之间的关系。

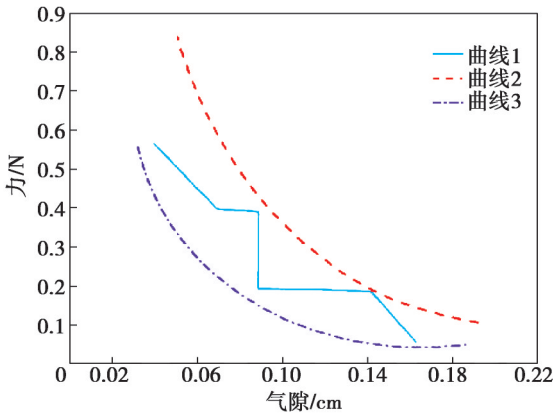


图2 牵引特性曲线与机械特性曲线的符合情况

Fig. 2 Conformity between traction characteristic curve and mechanical characteristic curve

2 试验系统及目标图像的处理跟踪技术

2.1 试验系统的搭建

为获取继电器运动过程中的高精度图像序列, 本文搭建了如图3所示的试验平台, 该系统主要由高速摄像机、工业远心镜头、环形光源、同步触发器及被测试继电器等组成。

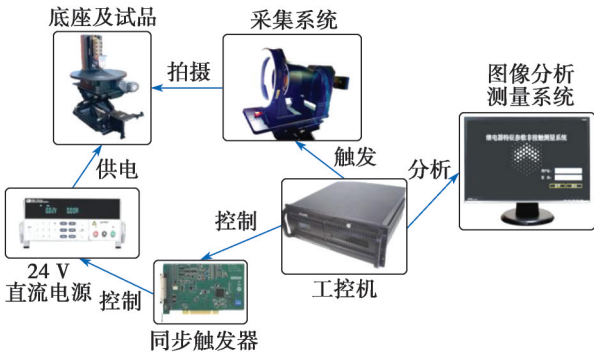


图3 试验系统组成图

Fig. 3 Composition of test system

本文采用Python多线程技术控制PCI-1716采集卡, 实现对继电器线圈驱动信号与相机拍摄信号的同步触发。同步触发器的功能如下:

①确保继电器线圈通电与图像采集的初始时刻严格对齐, 使衔铁位移曲线与动触点位移曲线在时域上一一对应, 从而获取具有明确对应关系的曲线运动轨迹。

②在保证完整捕捉继电器快速动作过程的前提下, 通过精确的触发控制合理规划图像采集序列, 避免产生冗余图像数据, 有效提升采集与处理效率。

2.2 图像的预处理

在采集到的图像中, 除目标区域外, 常因环境干扰引入复杂噪点, 影响目标检测与识别的准确性。为此, 需要对原始图像进行预处理, 包括灰度化^[8]、二值化^[9]、去噪^[10]等操作, 以抑制无关信息、增强关键特征, 从而提升图像质量。有效的预处理不仅有助于提高目标识别精度, 而且能显著加快运算速度。图4为图像经过预处理前后的效果对比。

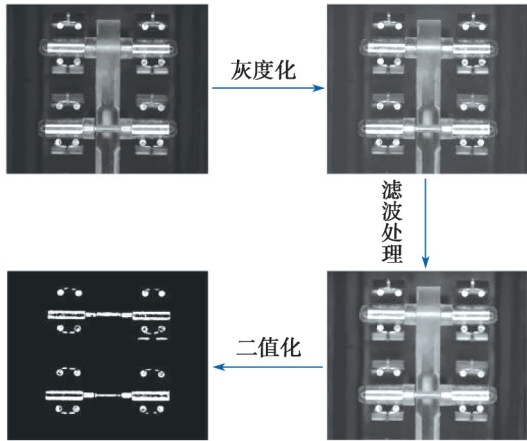


图4 图像预处理结果图

Fig. 4 Results of image preprocessing

2.3 目标图像的检测算法

观察待跟踪目标的图像可知, 动触点与铁心呈矩形结构, 静触点呈圆形, 衔铁可通过直线进行定位。为此, 本文采用改进的特征识别算法进行检测。主要步骤包括Sobel算子边缘检测算法和目标图像的识别跟踪。

2.3.1 改进Sobel算子边缘检测算法

Sobel算子^[11]是图像边缘检测中应用最广泛的算法之一。传统Sobel算子仅包含0°和90°两个方向的卷积模板, 在处理复杂图像时边缘信息提取能力有限。为提高边缘检测精度, 本文在传统的算法基础上, 增加了22.5°、45.0°、67.5°、112.5°、135.0°和157.5°6个方向的卷积模板^[12], 以更充分地提取图像边缘信息。各卷积模板如图5所示。

将实际的3×3图像像素矩阵与上述八个方向的卷积模板分别进行卷积运算, 得到各方向上的梯度值

$G_i(x,y)$ ，其中 $i=1, 2, \cdots, 8$ 。为避免最优梯度值过大对结果造成影响，在梯度幅值 M 的计算中引入影响因子0.25，具体计算公式如式(14)所示。

$$M(x,y)=\max\left\{\frac{G_1(x,y)}{4}, \frac{G_2(x,y)}{4}, \frac{G_3(x,y)}{4}, \frac{G_4(x,y)}{4}, \frac{G_5(x,y)}{4}, \frac{G_6(x,y)}{4}, \frac{G_7(x,y)}{4}, \frac{G_8(x,y)}{4}\right\} \quad (14)$$

在分析图像梯度幅值的分布特征基础上，选取合适的阈值 T 对卷积运算结果进行二值化处理，从而提取出图像的边缘数据。计算公式如下：

$$G(x,y)=\begin{cases} 0, & M(x,y)>T \\ 255, & M(x,y)\leq T \end{cases} \quad (15)$$

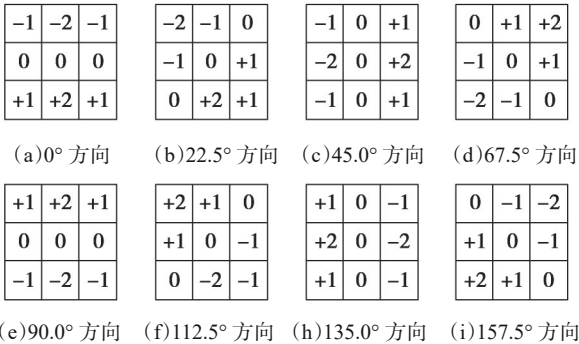


图5 多方向卷积模板

Fig. 5 Multi-directional convolution mask

2.3.2 目标图像的识别跟踪

为获取动、静触点的运动学参数，需对边缘检测后的图像进行目标识别。本文基于Hough变换^[13-14]原理，实现了对动、静触点的检测与定位，具体流程如图6所示。

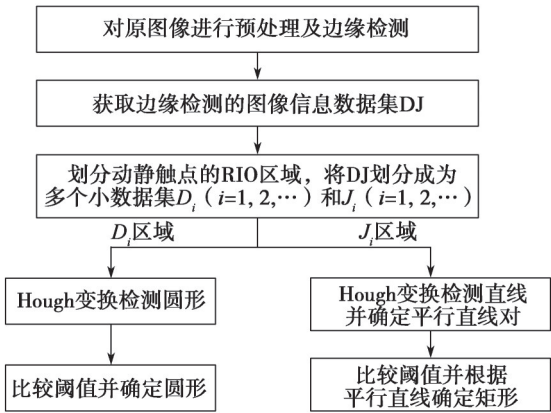


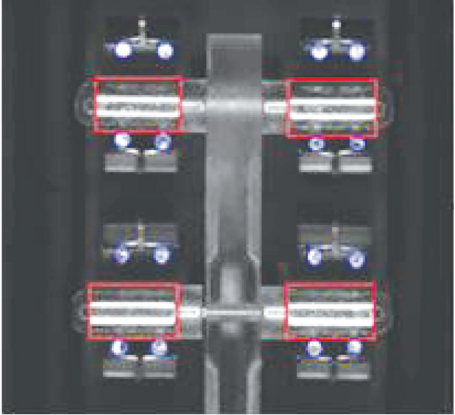
图6 识别流程图

Fig. 6 Flow chart of recognition

通过对继电器运动序列图像进行跟踪，进而获取动、静触点的运动学参数。图7为动合与动断状态下的跟踪效果图。

衔铁与铁心之间的距离定义为衔铁气隙，如图8所示。为计算衔铁气隙，首先通过直线检测确定衔铁位置，并利用矩形特征识别铁心，获取其中心点坐标 $Q(X,Y)$ 。由于铁心中点纵坐标 Y 固定，将其代入衔铁运

动直线方程，即可得到与该纵坐标对应的横坐标，从而计算出衔铁的相对位移，最终得到衔铁气隙的变化关系。



(a)动断状态



(b)动合状态

图7 动静触点识别效果图

Fig. 7 Recognition effects for moving and static contacts

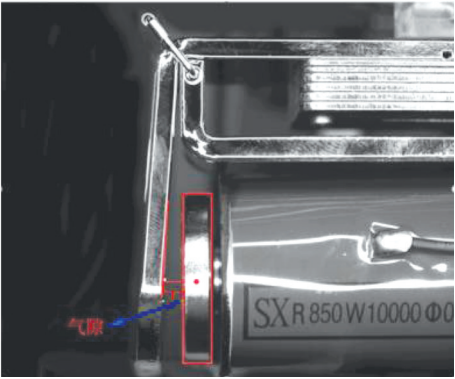


图8 衔铁气隙示意图

Fig. 8 Schematic diagram of armature air gap

3 IWOA-Elman神经网络模型

3.1 IWOA-Elman模型构建

Elman神经网络具备记忆能力，能够有效处理长期依赖性数据，并支持基于反向传播的训练。然而，该网络通常采用随机初始化的参数与阈值，并依赖梯度下降法进行优化，导致其学习速度较慢，预测精度有

限, 难以保证收敛至全局最优解。

传统的鲸鱼优化算法(WOA)^[17-18]模拟了座头鲸的狩猎行为, 主要包括围捕猎物、气泡网攻击与全局搜索3个阶段。在WOA中, 每个鲸鱼个体的位置代表一个候选解, 算法通过迭代更新整个种群的位置向量在解空间中进行搜索, 以获得全局最优解。在狩猎过程中, 个体可选择收缩包围或螺旋包围两种策略来更新位置, 位置更新如式(16)所示。

$$x(t+1)=\begin{cases} X^*(t)-\bar{A}\cdot\bar{D}, & p<0.5 \\ \bar{D}\cdot e^{b\cdot l}\cdot\cos(2\pi l)+X^*(t), & p\geq 0.5 \end{cases} \quad (16)$$

式中: $X^*(t)$ 为当前最佳位置向量; t 为当前迭代次数; $\bar{D}$ 为当前搜索个体与当前最优解的距离; b 为螺旋形状参数; l 为区间 $[-1,1]$ 均匀分布的随机数; p 为捕食机制选择概率, 其为区间 $[0,1]$ 内的随机值; $\bar{A}$ 为系数向量, 其计算公式见式(17)。

$$\bar{A}=2a\cdot r-a \quad (17)$$

式中: a 为收敛因子; r 为区间 $[0,1]$ 内的随机变量。

采用WOA可以对Elman神经网络的初始权值与阈值进行优化, 但传统WOA中的收敛因子 a 随迭代次数增加而线性递减, 易导致算法陷入局部最优且收敛速度较慢。为改善上述问题, 本文引入按指数规律变化的非线性收敛因子 a , 该因子不随迭代次数增加而递减, 从而提升收敛效率。改进后的算法简称IWOA^[19], 其非线性收敛因子如式(18)所示。

$$a=2-2\cdot(1-(e^{\frac{T}{T_{\max}}-1})^\mu) \quad (18)$$

式中: T 为当前迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数; μ 为衰减系数, 本文取 $\mu=2$ 。

3.2 算法参数设计及结果分析

本文选取500组数据作为训练集, 选取20组数据作为测试集。Elman神经网络的输入层包含3个参数, 分别为动触点位移量、静触点簧片弹力与静触点初始加速度; 隐含层节点数设为9层, 输出层节点数为1, 学习率设置为0.001。将鲸鱼优化算法(WOA)应用于Elman神经网络权值与阈值的优化过程主要包括以下步骤:

- ①初始化Elman网络参数, 在区间 $[0,1]$ 内随机生成一组网络权重和阈值。
- ②设置IWOA算法的初始种群规模为40, 最大迭代次数为50, 参数取值范围为 $[-3,3]$ 。根据当前权重和阈值, 使用Elman神经网络进行训练, 并计算每个个体在训练集上的适应度。
- ③根据适应度评估结果, 更新全局最优解, 即确定当前适应度最高的个体。
- ④模拟鲸鱼觅食行为, 对种群个体进行位置更新, 动态调整网络的权重和阈值。迭代过程持续至满足终止条件, 最终输出最优个体。其中, 定义承接层至隐含层

的连接权值为 w_1 , 输入层至隐含层的连接权值为 w_2 , 隐含层至输出层的连接权值为 w_3 , b_1 和 b_2 分别为隐含层与输出层的阈值。优化所得最优参数如表1所示。

表1 最优参数表

Table 1 Optimal parameters

权重			阈值	
w_1	w_2	w_3	b_1	b_2
-0.272 2	-0.311 1	0.201 3	-0.021 3	-0.079 6
-0.290 4	-0.018 3	0.029 4	-0.029 4	
0.186 2	-0.079 6	-0.258 2	-0.032 8	
0.171 5	-0.129 2	-0.315 1	-0.019 1	
0.202 5	0.275 7	-0.075 4	-0.090 2	
$\vdots$	$\vdots$	0.096 0	-0.105 4	
-0.066 2	-0.289 9	-0.257 8	-0.203 1	
0.010 5	0.342 1	0.080 5	-0.067 4	
0.337 9	-0.162 1	-0.215 5	-0.096 0	

⑤采用所得最优权重与阈值对Elman神经网络进行训练, 并开展误差分析。以均方根误差作为目标适应度函数, 分别对WOA和IWOA模型进行训练, 其适应度变化曲线如图9所示。由图9可知, IWOA算法在第28次迭代时开始收敛, 而WOA迭代至第47次才趋于稳定, 表明IWOA算法具有更快的收敛速度。

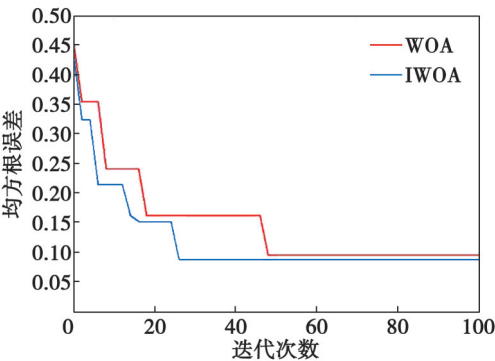


图9 进化曲线图

Fig. 9 Evolution curve

4 试验及结果分析

4.1 试验操作流程

本文采用计算机辅助方式替代人工操作, 实现触点压力的自动测量, 以弥补人眼在空间分辨和功能上的局限^[20]。具体流程如下: 首先, 使用高速摄像机等图像采集设备拍摄继电器正面运动过程的序列图像; 然后对序列图像进行预处理, 识别动、静触点并提取其中心点坐标, 图像拍摄频率为2 500帧/s, 相邻图像帧时间间隔为0.4 ms; 再通过对所有图像帧进行触点识别, 获取动、静触点的时间-位移关系并绘制相应曲线, 进一步对位移曲线进行二次积分, 得到动触点的加速度-时间关系, 采用相同方法可获取衔铁的位移-时间曲

线；最后根据静触点的挠度计算其支撑结构形变所产生的弹力，将弹力、动静触点接触时刻的加速度以及动触点位移量输入IWOA-Elman神经网络模型进行数据拟合，从而得到继电器触点压力值。图10为触点压力测量流程图。

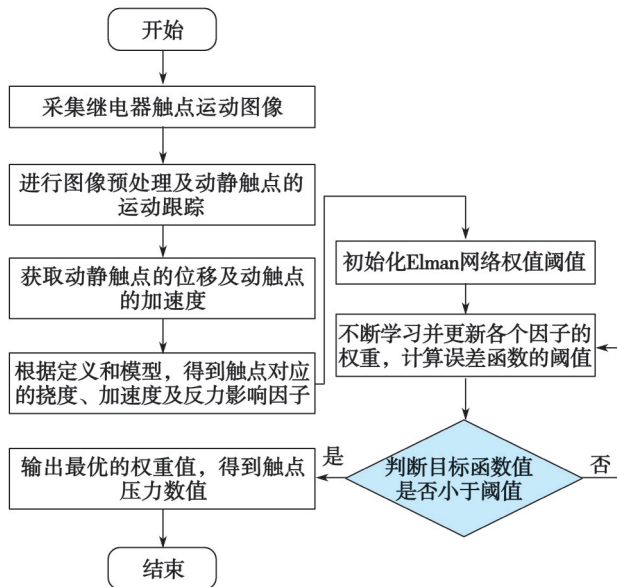


图10 触点压力测量流程示意图

Fig. 10 Schematic diagram of contact pressure measurement process

4.2 试验结果与分析

为准确分析动、静触点接触时的吸反力特性，本文对动触点与衔铁的运动轨迹进行了追踪，得到两者的位移-时间曲线如图11所示。

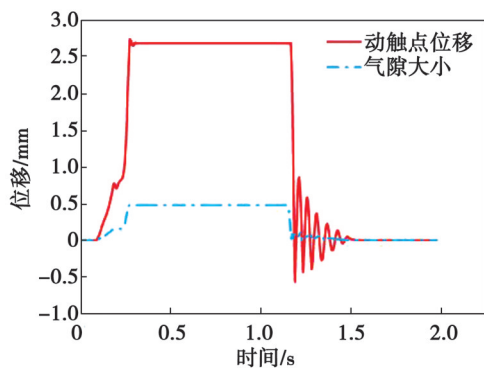


图11 衔铁气隙与动触点的位移曲线

Fig. 11 Displacement curve of armature air gap and moving contact

随后将衔铁气隙值 δ 转换为对应的动触点位移 γ ，得到二者间的对应关系，具体如式(19)所示。

$$\delta = 0.1694\gamma + 0.00854 \quad (19)$$

衔铁气隙与动触点位移对应关系如图12所示。

动触点位移可用于直接表征吸力与反力的大小。同理，预压力的大小则可由动、静触点接触时刻的加速度值反映。

以两台继电器为样本，采用特征识别技术对静触

头进行识别跟踪，通过计算机提取多对动、静触点的中心点在不同时刻的坐标值，进而获取其位移-时间关系曲线，如图13和图14所示。

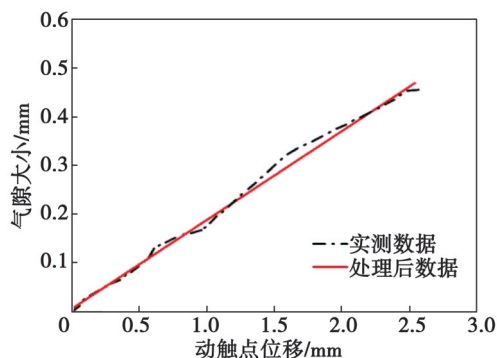
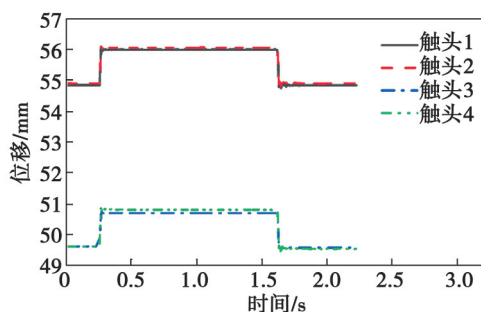
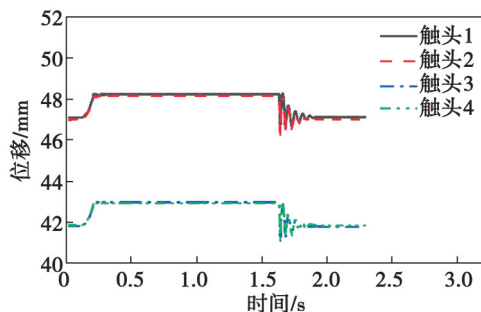


图12 衔铁气隙与动触点位移对应关系图

Fig. 12 Correlation between armature air gap and moving contact displacement



(a) 动断接点



(b) 动合接点

图13 静触点位移-时间曲线图

Fig. 13 Displacement-time curve of static contact

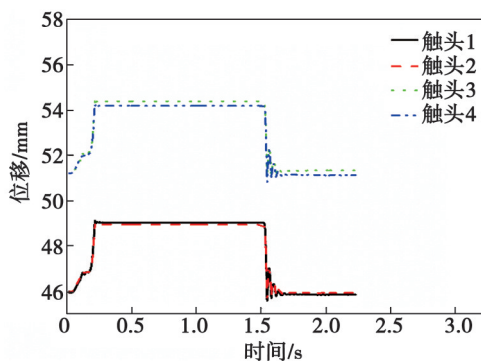


图14 动触点位移-时间曲线图

Fig. 14 Displacement-time curve of moving contact

基于静触点位移-时间曲线, 经二次微分计算, 得到静触点的加速度-时间关系曲线, 如图15所示。

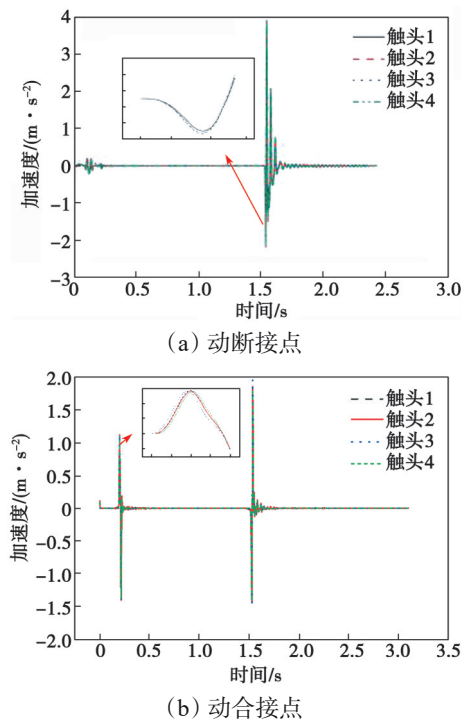


图15 静触点加速度-时间曲线图

Fig. 15 Acceleration-time curve of static contact

4.3 测量结果分析

为验证所提方法的有效性, 随机选取两台继电器, 分别采用本文测量方法与手工测力计法对其触点压力进行测量, 测量结果如表2、表3所示。

由表2和表3可知, 本文提出的测量方法与传统的人工测力计方法相比, 测量误差小于10%。为验证所提方法的稳定性, 进一步开展重复性试验: 由两名测量人员使用测力计分别对同一台继电器触点压力进行测量; 同时, 采用本文方法对该继电器触点压力进行两次重复测量, 测量结果如图16和图17所示。

根据图16与图17测量结果可以看出, 不同测量人员对同一台继电器进行测量时, 结果最大误差达到10.2%, 而采用本文方法对同一台继电器进行重复测量, 其误差不超过2.1%, 表现出良好的稳定性。在测量效率方面, 传统手工方法完成单台继电器的测量约需15 min, 而采用本文方法可在120 s内完成8组触点压力的测量。综上所述, 本文所提测量方法在效率、精度和稳定性方面均显著优于人工方式, 效避免了人为主观因素带来的偏差, 在不同重复测量中均表现出良好的一致性。

表2 继电器1的触点压力

Table 2 Contact pressure of relay 1

组号	动断接点			动合接点		
	手工测量值/mN	本文测量值/mN	误差	手工测量值/mN	本文测量值/mN	误差
1	340	331.2	-2.59%	250	244.5	-2.20%
2	300	321.4	7.13%	260	242.1	-6.88%
3	340	344.2	1.24%	230	238.1	3.52%
4	380	354.5	-6.71%	250	240.4	-3.84%
5	360	356.7	-0.92%	260	238.3	-8.35%
6	370	358.8	-3.03%	220	238.8	8.55%
7	340	355.8	4.65%	250	239.1	-4.36%
8	390	361.5	-7.31%	240	245.5	2.29%

表3 继电器2的触点压力

Table 3 Contact pressure of relay 2

组号	动断接点			动合接点		
	手工测量值/mN	本文测量值/mN	误差	手工测量值/mN	本文测量值/mN	误差
1	380	361.4	-4.89%	230	244.8	6.43%
2	330	356.6	8.06%	250	232.5	-7.00%
3	340	344.8	1.41%	250	230.2	-7.92%
4	360	347.7	-3.42%	210	229.7	9.38%
5	380	359.2	-5.47%	240	229.8	-4.25%
6	400	371.5	-7.12%	220	231.3	5.14%
7	380	360.3	-5.18%	260	248.4	-4.46%
8	390	364.6	-6.51%	280	262.2	-6.36%

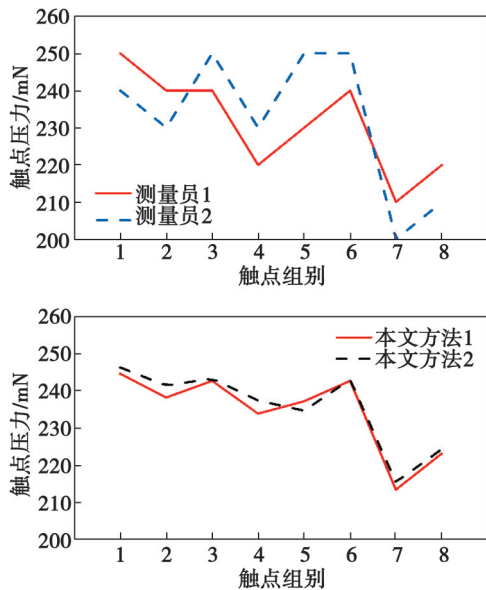


图 16 继电器 3 结果对比图

Fig. 16 Comparison of results for relay 3

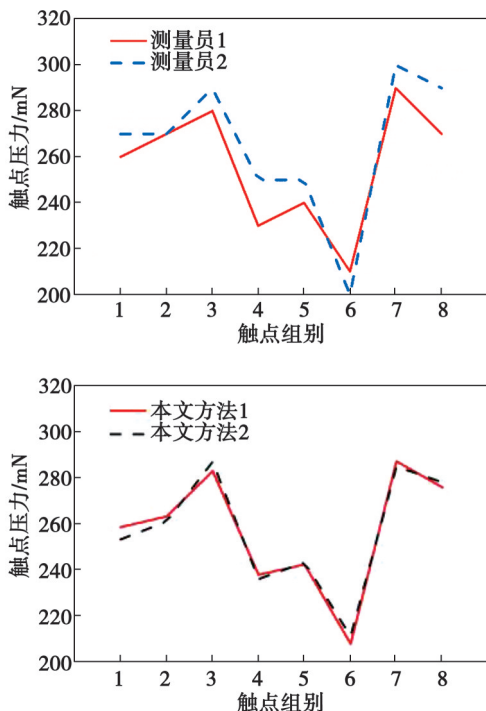


图 17 继电器 4 结果对比图

Fig. 17 Comparison of results for relay 4

5 结论

针对当前铁路继电器触点压力手工测量法存在的不足,如受人为主观因素影响、接触式测量易对继电器造成二次损伤等,本文从材料力学与动力学理论出发,对动静触点结构及其运动过程进行分析,提出了一种基于特征识别技术与IWOA-Elman神经网络相结合的铁路继电器触点压力测量方法。与传统人工测量方法相比,该方法在多次重复测量中误差波动范围小,误差可控制在2.1%内,同时通过计算机实现快速计算,

显著提升了测量的精度与稳定性,有效避免了人为主观因素的干扰。此外,该方法采用非接触式测量机制,消除了测量过程中对继电器的二次损伤问题,为铁路继电器参数自动化检测提供了新的技术路径。

参考文献:

- [1] 赵月山. 铁路继电器的触头运动分析和性能退化研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2020.
ZHAO Yueshan. Contact motion analysis and performance degradation study of railway relay[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2020.
- [2] 李文华, 尹世桢, 赵正元, 等. 基于自适应可变权重的铁路继电器机电参数融合方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(1): 248-255.
LI Wenhua, YIN Shizhen, ZHAO Zhengyuan, et al. Electro-mechanical parameters' fusion method based on adaptive variable weight for railway relay[J]. Journal of railway science and engineering, 2022, 19(1): 248-255.
- [3] 田楠. 连接器不同触点材料滑动接触特性及可靠性分析[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
TIAN Nan. Sliding contact characteristics and reliability analysis of different contact materials of connector[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [4] 付饶, 梁慧敏, 叶雪荣, 等. 接触器触点超程分析及其退化状态的诊断[J]. 电工技术学报, 2020, 35(1): 125-133.
FU Rao, LIANG Huimin, YE Xuerong, et al. Analysis of the contact overtravel of contactor and its degradation state evaluation[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2020, 35(1): 125-133.
- [5] 梁燕. 继电器接点故障率高的原因及对策[J]. 山东工业技术, 2017(5): 194.
LIANG Yan. Reasons and countermeasures for high failure rate of relay contact[J]. Shandong industrial technology, 2017(5): 194.
- [6] 张涛然, 晁晓洁, 郭丽红, 等. 材料力学[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2018.
ZHANG Taoran, CHAO Xiaojie, GUO Lihong, et al. Mechanics of materials[M]. Chongqing: Chongqing University Press, 2018.
- [7] 徐福卫, 符蓉. 材料力学[M]. 南京: 东南大学出版社, 2017.
XU Fuwei, FU Rong. Mechanics of materials[M]. Nanjing: Southeast University Press, 2017.
- [8] YOSHIMI Y, MINE Y, ITO S, et al. Image preprocessing with contrast-limited adaptive histogram equalization improves the segmentation performance of deep learning for the articular disk of the temporomandibular joint on magnetic resonance images[J]. Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology, 2024, 138(1): 128-141.
- [9] LI Yuwen, LI Zhengguo, ZHENG Chaobing, et al. Adaptive

- weighted guided image filtering for depth enhancement in shape-from-focus[J]. Pattern recognition, 2022, 131: 108900.
- [10] STEINSCHNEIDER K. Machine vision image processing [EB/OL](2015-01-07)[2025-02-18]. <https://www.qualitymag.com/articles/92425-machine-vision-image-processing>.
- [11] 王云艳, 周志刚, 罗冷坤. 基于Sobel算子滤波的图像增强算法[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(12): 184-188.
WANG Yunyan, ZHOU Zhigang, LUO Lengkun. Image enhancement algorithm based on Sobel operator filtering[J]. Computer applications and software, 2019, 36(12): 184-188.
- [12] 柯青林, 张文涛, 余英铨, 等. 基于FPGA的8方向Sobel自适应阈值边缘检测系统设计与实现[J]. 现代电子技术, 2022, 45(24): 92-97.
KE Qinglin, ZHANG Wentao, YU Yingquan, et al. Design and implementation of 8-direction Sobel adaptive threshold image edge detection system based on FPGA[J]. Modern electronics technique, 2022, 45(24): 92-97.
- [13] 孟德欣, 谢二莲. 基于Hough变换的汽车零件中圆形检测的改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2015(11): 172-174.
MENG Dexin, XIE Erlian. Improved algorithm of automobile components circle detection based on Hough transform [J]. Computer engineering and applications, 2015(11): 172-174.
- [14] 李强兵, 刘文予. 基于Hough变换的快速矩形检测算法[J]. 微计算机信息, 2007, 23(31): 248-250.
LI Qiangbing, LIU Wenyu. Fast rectangle detect base on Hough transform[J]. Microcomputer information, 2007, 23(31): 248-250.
- [15] HAI Tao, ZHOU Jincheng. Predicting the performance of thermal, electrical and overall efficiencies of a nanofluid-based photovoltaic/thermal system using Elman recurrent neural network methodology[J]. Engineering analysis with boundary elements, 2023, 150: 394-399.
- [16] 刘奇, 王俊峰. 基于MEA优化Chaos-Elman模型的车载ATP故障率预测研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(12): 3094-3101.
LIU Qi, WANG Junfeng. Research on failure rate prediction of on-board ATP based on MEA-optimized Chaos-Elman model[J]. Journal of railway science and engineering, 2019, 16(12): 3094-3101.
- [17] LU Juan, CHEN Zhiheng, LIAO Xiaoping, et al. Multi-objective optimization for improving machining benefit based on WOA-BBPN and a deep double Q-network[J]. Applied soft computing, 2023, 142: 110330.
- [18] LIANG Fei, SUN Li, ZENG Zuoxiang, et al. Treatment of surfactant wastewater by foam separation: combining the RSM method and WOA-BP neural network to explore optimal process conditions[J]. Chemical engineering research and design, 2023, 193: 85-98.
- [19] 徐元中, 付钺凯, 吴铁洲. 基于WOA-BP神经网络估算锂离子电池SOC[J]. 电池, 2023, 53(1): 38-42.
XU Yuanzhong, FU Yuekai, WU Tiezhou. Estimating SOC of Li-ion battery based on WOA-BP neural network[J]. Battery bimonthly, 2023, 53(1): 38-42.
- [20] HASHIMOTO M, KAWASHIMA H, NAKAGAMI T, et al. Sensor fault detection and identification in dead-reckoning system of mobile robot: interacting multiple model approach [C]//IEEE. Proceedings 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Maui: IEEE, 2001: 1321-1326.

Contact pressure measurement method for railway relays based on feature recognition and IWOA-Elman modeling

LI Wenhua¹, QU Daokuan¹, WANG Xin², WANG Yi³, YANG Xinglin⁴, NIAN Wang²

(1. State Key Lab of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;

2. Shenyang Railway Signal Co., Ltd., Shenyang, Liaoning 110025, China; 3. Standards & Metrology Research Institute,

China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China; 4. Shougang Jingtang

United Iron & Steel Co., Ltd., Tangshan, Hebei 063210, China)

Abstract: To overcome the drawbacks of the current manual contact pressure measurement method for railway relays, such as susceptibility to subjective influences and potential secondary damage to the relay, this paper proposes a relay non-contact pressure measurement method based on feature recognition technology and an Elman neural network optimized by the improved whale optimization algorithm (IWOA). Based on an initial analysis of the structure and motion process of relays, a mechanical model was established to replicate the supporting structure of the static contact reeds, from which the elastic force calculation formula was derived. Feature recognition technology was then utilized to identify motion images and tracked the target, allowing for the extraction of the kinematic parameters of the moving and static contacts. These parameters were used to calculate the elastic force generated by reed deformation. To reduce the influence of the supporting structure's shape, an IWOA-Elman neural network model was constructed. The final correction and solving process for contact pressure was achieved by inputting the three influencing factors: the elastic force of the static contact reed, the moving contact displacement, and the initial acceleration. Experimental results showed that the proposed method simultaneously measured the upper and lower pressures at 8 relay contacts within 120 s, with errors below 10%, significantly outperforming traditional manual methods. The proposed method greatly improves measurement efficiency, accuracy, and stability by eliminating human subjectivity, and displays good consistency in repeated measurements. The research outcomes provide practical ideas and technical references for the automatic measurement of railway relay parameters.

Keywords: reply; feature recognition; contact pressure; neural network; mathematical model