

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.01.059

基于 SVR 的地铁车辆电磁继电器寿命预测

王崇明

(中车南京浦镇车辆有限公司,江苏 南京 211500)

摘 要:针对地铁车辆电磁继电器寿命预测问题,提出基于支持向量回归进行电磁继电器寿命预测的方法。分析电磁继电器失效形式,选取吸合时间、释放时间、弹跳时间、弹跳次数为退化参数,并进行加速寿命试验以获得退化数据。使用支持向量回归模型拟合电磁继电器退化参数随动作次数的退化规律,实现基于电磁继电器不同退化参数的寿命预测,并采用决定系数和方均根误差对预测结果进行评估。实验表明:在电磁继电器退化参数数据量较小时,相比于其他退化参数,将弹跳时间作为输入变量的寿命预测效果最优。

关键词:地铁车辆;电磁继电器;寿命预测;支持向量回归

中图分类号:TP183 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2026)01-0315-05

Life Prediction of Electromagnetic Relay for Metro Vehicle Based on SVR

WANG Chongming

(CRRC Nanjing Puzhen Co., Ltd., Nanjing 211500, China)

Abstract: A method of life prediction of electromagnetic relays based on support vector regression machine is proposed to address the issue of life prediction of electromagnetic relays in metro vehicles. The failure forms of electromagnetic relays are analyzed, and the pull-in time, release time, bounce time and bounce times are selected as degradation parameters, and accelerated life test is carried out to obtain degradation data. The support vector regression machine model is used to fit the degradation law of electromagnetic relay degradation parameters with number of actuating of relay, and the life prediction based on different degradation parameters of electromagnetic relay is realized, and the prediction results are evaluated by coefficient of determination and root mean square error. The experiment result shows that the life prediction accuracy of using bounce time as input variable is the best when the amount of degradation parameter of electromagnetic relay is small, in comparison with other degradation parameters.

Keywords: metro vehicle; electromagnetic relay; life prediction; support vector regression

0 引言

电磁继电器是地铁车辆至关重要的电器元件,其可靠性是保证车辆正常运行的必要条件。目前,电磁继电器是由地铁维修部门定期检修,耗费了大量人力、物力。此外,为保证地铁车辆的安全运行,常常在电磁继电器还未出现明显失效时就进行更换,造成浪费。为对电磁继电器的维修、更换提供理论指导,寻找一种有效的电磁继电器寿命预测方法显得十分重要。

电磁继电器寿命预测方法主要有基于物理模型的方法^[1]和基于数据驱动的方法。基于物理模型的方法是通过结合物理模型和监测数据对电磁继电器的寿命进行预测,但在多种失效机制相互耦合的情况下,预测结果的精度并不理想。相反,基于数据驱动的寿命预测方法无需掌握先验知识,对监测数据直接进行建模即可获得电磁继电器

的退化趋势,并进一步预测使用寿命。基于数据驱动的方法主要包括数理统计^[2]和机器学习方法。对于高可靠、长寿命产品,机器学习方法相比数理统计方法更具优势,能够在极少失效数据甚至无失效数据的情况下,充分利用性能参数的退化规律来表征电磁继电器的退化过程。

在基于机器学习的电磁继电器寿命预测研究方面,SUN 等^[3]分析不同失效形式下电磁继电器性能参数的退化趋势,将小波分解后的趋势数据作为输入变量,基于 BP 神经网络预测超程时间达到失效阈值时的电磁继电器寿命。李志刚等^[4]使用改进的小波包变换将超程时间分解为平稳项和随机项,并建立自回归模型和基于相空间重构的 RBF 神经网络模型,分别对平稳项和随机项进行预测再对预测结果重构,提高了预测精度。孙永奎等^[5]采用 Fisher 判别方法选取能够显著反映安全型继电器退化过程的特性参数作为预测变

作者简介:王崇明(1978—),男,江苏南通人,本科,研究方向为车辆工程,15647505328@163.com。

量,通过建立灰色预测模型对安全型继电器的寿命进行预测。GUO 等^[6]使用基于 RBF 神经网络、BP 神经网络和小波神经网络的 3 种预测模型成功对继电器寿命进行预测,通过对比分析说明基于小波神经网络的寿命预测方法更具优越性。李文华等^[7]采用自适应可变权重的方法融合继电器机械参数和电参数,并基于长短期记忆网络对融合参数进行继电器寿命预测。兰超^[8]提出了基于多重注意力门控循环神经网络的继电器寿命预测模型,经实验验证多重注意力机制和门控循环神经网络能够提高模型的预测精度。虽然以上方法能够实现高精度的电磁继电器寿命预测,但需要大量的数据对模型进行训练,对退化参数数据量的要求较高,在实际应用中较难实现。

本文通过电磁继电器加速试验获得了表征电磁继电器退化过程的性能参数数据,将其作为输入变量应用于支持向量回归 (support vector regression, SVR) 模型进行训练,拟合电磁继电器不同性能参数的退化规律。对电磁继电器退化规律进行研究,预测其使用寿命,为电磁继电器的维修维护策略提供理论指导。

1 电磁继电器失效模式及退化参数

1.1 电磁继电器失效模式

电磁继电器的失效模式包括线圈损坏、机械故障、断线脱线、触点接触失效、混线短路等。对电磁继电器的故障进行统计发现,触点接触失效是导致继电器故障的重要原因,占失效模式的 80% 以上^[9]。电磁继电器在接通和分断负载电流时,触点间产生电弧和火花放电,长期作用下会使触点发生变形及磨损,经过长时间的累积导致触点间隙和触点超程发生改变,最终发生接触失效。

本文主要对触点接触失效进行研究,通过电磁继电器动作过程中的电压动态波形提取出反映电磁继电器触点性能退化过程的时间参数,对电磁继电器触点性能退化过程进行表征,并用于电

磁继电器电寿命相关研究。

1.2 退化参数选取

基于对电磁继电器失效机制的分析,本文中选取的电磁继电器退化参数为吸合时间、释放时间、弹跳时间、弹跳次数,将这 4 个退化参数作为本文中电磁继电器寿命预测模型的预测变量。退化参数的定义如下。

1) 吸合时间:线圈上电到动触点与常开静触点第一次接触的时间长度。

2) 释放时间:线圈断电到动触点与常闭静触点第一次接触的时间长度,不包括弹跳时间。

3) 弹跳时间:动触点和常开静触点第一次闭合到动触点弹跳结束的时间长度。

4) 弹跳次数:动触点和常开静触点第一次闭合到动触点弹跳结束这一时间间隔内动触点弹跳次数。

2 电磁继电器性能参数测试

加速退化试验 (accelerated degradation testing, ADT) 是指在不改变产品失效机制的前提下,建立加速模型并施加高应力载荷,利用获取的退化数据外推产品在正常应力下性能状态变化规律的试验方法^[10]。本文参照 GJB65B—99《有可靠性指标的电磁继电器总规范》和 GJB1461—92《含可靠性指标的电磁继电器总规范》等标准对电磁继电器进行性能参数测试。

为尽快激发电磁继电器失效,提高试验效率,本文采取温度-湿度综合应力加速退化试验,设计试验温度应力为 120 ℃,湿度应力为 95% Rh,对两个地铁车辆电磁继电器进行加速试验。在试验过程中,电磁继电器每动作 200 次后,测试吸合电压、释放电压、线圈电阻,并记录 1 次吸合过程、释放过程的电压动态波形。以测试电磁继电器 1 为例,加速试验过程中测得参数如表 1 所示,电磁继电器动触点与常开静触点之间的电压动态波形如图 1 所示。

表 1 电磁继电器 1 测试参数

动作次数/次	吸合时间/ms	释放时间/ms	弹跳时间/ms	弹跳次数/次	吸合电压/V	释放电压/V	线圈电阻/ Ω
0	0.006 4	0.046	0.604	6	21.57	4.85	153.18
200	0.006 0	0.037	0.571	6	20.97	4.59	157.78
400	0.005 8	0.029	0.408	6	21.38	4.69	160.06
600	0.006 2	0.028	0.573	7	20.95	4.51	155.29
800	0.005 6	0.032	0.443	8	21.49	4.41	165.85
...	...	...	...	...	...	...	...

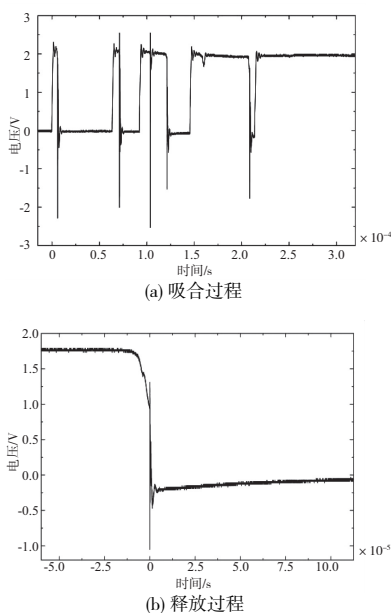


图1 电磁继电器电压动态波形

对所测电压动态波形进行处理,获得加速试验电磁继电器退化参数如图2所示。图2为4个退化参数随电磁继电器动作次数变化的数据分布。由吸合时间的变化可知,随着动作次数的增加继电器1的吸合时间缓慢增加,继电器2的吸合时间缓慢减小;由释放时间的变化可知,两个继电器分布规律基本一致;由弹跳时间的变化可知,两个继电器在实验前期波动范围平稳,但在动作次数达到40 000次时,继电器1弹跳时间呈下降趋势,相反继电器2迅速上升;由弹跳次数的变化可知,继电器1的弹跳次数随动作次数的增大呈现先增大后减小的趋势;继电器2分布则相对平稳,只有在动作次数达到最大时,弹跳次数才有缓慢的上升趋势。

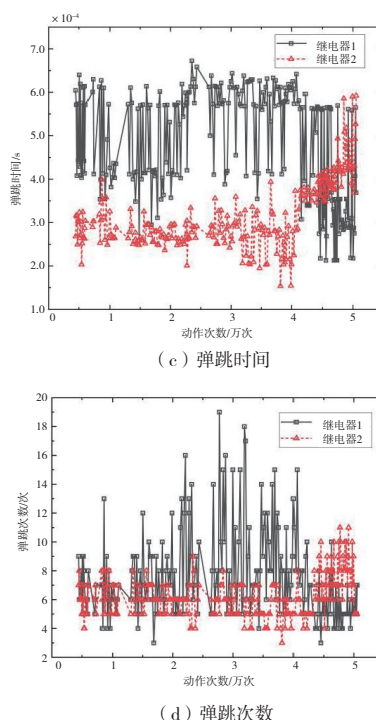
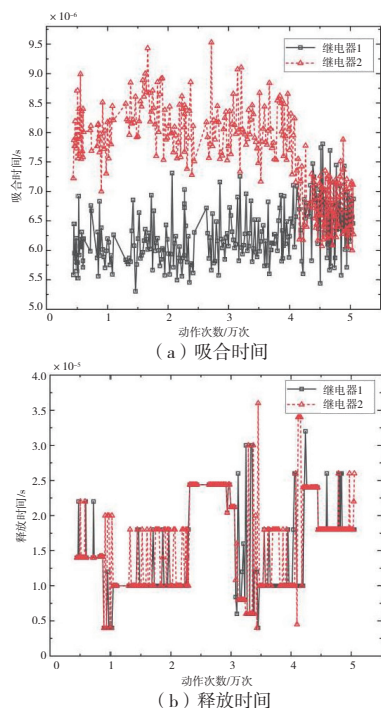


图2 退化参数随动作次数变化图

由图2可知,电磁继电器退化参数在较长的试验中会随动作次数的增加表现出明显的退化趋势,但在短期内并非完全单调,会呈现一定的波动。由于电磁继电器属于高可靠、长寿命电器产品,且本次加速试验时长较短,导致退化参数未像文献[11]中表现出较为明显的退化趋势,且由于短期内退化参数的波动导致继电器1、继电器2之间的变化趋势相反。但是随着动作次数的增加,退化参数不再保持稳定状态,表明电磁继电器的可靠性下降。

3 继电器寿命预测模型

3.1 数据规范化处理

由于不同特征参数之间量纲不同,直接对原始参数进行分析,会导致准确性不佳,因此对退化参数数据进行规范化处理。常用的规范化方法主要包括线性规范化、Z-score 规范化等,本文选用Z-score 规范化处理方法。Z-score 规范化处理计算公式为

$$X' = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

式中: X 为原始数据; X' 为规范后数据; μ 为退化参数均值; σ 为退化参数标准差。

对于模型输出的预测结果,需要进行反归一化求得预测的实际寿命。

3.2 支持向量回归

支持向量机(support vector machine, SVM)是由 CORTES 等^[12]提出的一种机器学习方法,它以统计学理论和结构风险最小化原理为基础,在众多领域中被广泛应用。SVR 方法将支持向量机应用于函数估计。所要训练的数据由输入向量 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ 和输出向量 $\mathbf{Y}=[y_1, y_2, \dots, y_n]$ 组合而成,支持向量机通过非线性映射 $\phi(x)$ 将输入向量映射到高维特征空间,从而优化构建一种线性表达,如式(2)所示。

$$f(x) = \omega \cdot \phi(x) + b \quad (2)$$

式中: $f(x)$ 为支持向量机回归函数; ω 为权重向量; b 为偏置量。

为了评估 ω 和 b , SVM 被归结为一个约束优化问题^[13], 如式(3)所示。

$$\begin{aligned} \min & \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i + \xi_i^* \right\} \\ \text{s.t.} & \begin{cases} y_i - \omega \cdot \phi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

式中: C 为惩罚系数; ξ_i 和 ξ_i^* 为相关系数; ε 为误差精度。

利用拉格朗日函数对上述公式进行变换, 转化为双重优化问题^[14], 如式(4)所示。

$$\begin{aligned} \max & \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \cdot K(x_i, x_j) - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \right\} \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$, 为核函数; α_i 和 α_i^* 为拉格朗日乘数。

通过上述引入拉格朗日乘数和最优化约束, 可以得到支持向量机回归函数如式(5)所示。

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot K(x, x_i) + b \quad (5)$$

3.3 基于 SVR 建立寿命预测模型

以电磁继电器的退化特征参量为输入量, 电磁继电器的动作次数为输出量, 建立基于 SVR 的电磁继电器寿命预测模型, 对电磁继电器进行寿命预测。每个电磁继电器分别有 4 个退化参数作为输入数据, 共 260 组。将规范化处理后的数据

进行随机划分, 其中 90% 数据作为训练集, 10% 数据为测试集。

在 SVR 预测模型中, 选择径向基函数(rbf)为核函数, 惩罚系数 $C=100$, 误差精度 $\varepsilon=0.001$ 。将训练集输入 SVR 模型中, 每次将训练数据全部送入网络进行训练。固定已训练的网络用于预测测试集数据的电磁继电器寿命。将预测结果与真实值进行比较, 如图 3 所示。

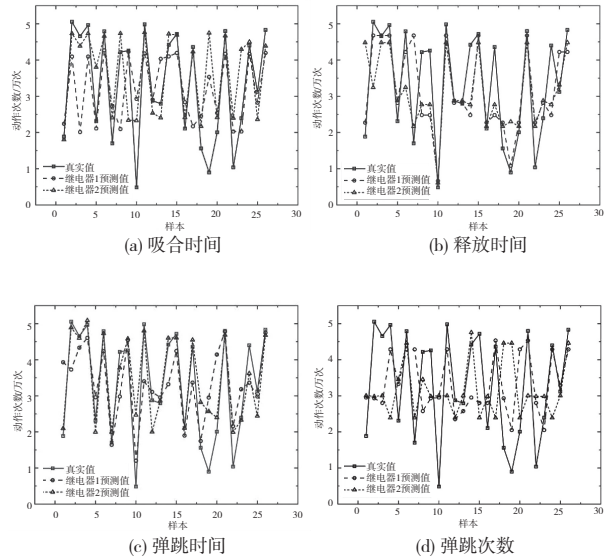


图3 预测结果对比图

3.4 预测结果分析

本文使用决定系数 R^2 和方均根误差 (root mean square error, RMSE) 对预测效果进行评价, 如式(6)、式(7)所示。

$$R^2(y, y^{\text{pre}}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^{\text{pre}})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{\text{mean}})^2} \quad (6)$$

$$R_{\text{MSE}}(y, y^{\text{pre}}) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^{\text{pre}})^2} \quad (7)$$

式中: y 为实验数据, y_{mean} 为实验数据的平均值, y^{pre} 为预测数据。

RMSE 值衡量预测值与真实值之间偏差, 因为对误差进行平方的累加后再开方, 放大了较大误差之间的差距, 因此能够反映预测值与真实值之间的最大误差的差异程度。 R^2 反映的是自变量 x 对因变量 y 的变动的解释程度。 R^2 的值越接近于 1, RMSE 值越接近于 0, 模型对退化参数的预测效果越好。评价如表 2 所示。

表 2 不同退化参数为输入变量时评价指标

项目	退化参数	评价指标	
		R^2	R_{MSE}
电磁继电器 1	吸合时间	0.32	0.85
	释放时间	0.45	0.76
	弹跳时间	0.54	0.69
	弹跳次数	0.16	0.94
电磁继电器 2	吸合时间	0.42	0.78
	释放时间	0.47	0.75
	弹跳时间	0.79	0.47
	弹跳次数	0.28	1.16
平均	吸合时间	0.37	0.82
	释放时间	0.46	0.76
	弹跳时间	0.67	0.58
	弹跳次数	0.22	1.05

综合两个电磁继电器的预测结果分析,SVR 预测模型对弹跳时间的预测效果最好,评估指标 $R^2 = 0.67$, $R_{MSE} = 0.58$; 对弹跳次数的预测效果最差,评价指标 $R^2 = 0.22$, $R_{MSE} = 1.05$ 。其原因在于,电磁继电器在试验过程中未表现出完整的退化过程,性能退化参数的退化规律不明显且存在一定的不规律性,这种不规律性在弹跳次数的变化规律上表现尤为明显。

另外,从表 2 中可见电磁继电器 1 的 4 个退化参数预测效果均低于电磁继电器 2。因为电磁继电器 1 的退化速度高于电磁继电器 2,在同样的参数测量周期内,电磁继电器 1 退化参数波动更大,导致模型对继电器 1 参数的拟合性较低。

4 结语

本文主要就电磁继电器触点失效进行研究,通过失效机制分析选定吸合时间、释放时间、弹跳时间、弹跳次数为退化参数进行加速寿命试验。试验结果表明,在继电器退化过程中,以上 4 个参数均能表现出一定的退化趋势。在此基础上,本文基于 SVR 提出了一种电磁继电器寿命预测方法,通过对模型参数的研究,选取了合适的参数对网络进行训练。对已训练网络输入测试数据测试,预测结果较为准确,表明了在使用少量电磁继电器退化参数进行训练时,基于 SVR 预测电磁继电器寿命的可行性及有效性,预测结果可为电磁继电器寿命评估提供重要的理论支撑。

受限于时间和成本的原因,本文仅对两个电

磁继电器进行了加速试验及寿命预测研究,为了进一步增强寿命预测方法的可靠性,应延长电磁继电器加速试验时长并增加试验样品数量。

参考文献:

- [1] 王召斌,翟国富,黄晓毅. 电磁继电器贮存期接触电阻增长的动力学模型[J]. 电工技术学报, 2012, 27(5):205-211.
- [2] 李玲玲,马东娟,李志刚. 基于状态监测数据的电器电接触性能评估[J]. 机械工程学报, 2015, 51(18): 198-203.
- [3] SUN Y K, CAO Y, ZHANG Y Z, et al. A novel life prediction method for railway safety relays using degradation parameters [J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 10(3):48-56.
- [4] 李志刚,刘伯颖,李玲玲,等. 基于小波包变换及 RBF 神经网络的继电器寿命预测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(14):233-240.
- [5] 孙永奎,张玉琢,徐超凡,等. 安全型继电器失效机理判别与寿命预测[J]. 交通运输工程学报, 2018, 18(3):138-147.
- [6] GUO J F, GUO Q Z, BI Y X, et al. Life prediction of automotive electromagnetic relay based on wavelets neural network [J]. Automotive Innovation, 2025, 18(2): 120-135.
- [7] 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.
- [8] 兰超. 基于双卷积神经网络的汽车电磁继电器寿命预测方法研究[D]. 哈尔滨:东北林业大学, 2021.
- [9] 周峻峰. 继电器触点接触失效物理浅析[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 1997, 15(1):25-30, 24.
- [10] 陈文华,贺青川,潘骏,等. 机械产品可靠性试验技术研究现状与展望[J]. 中国机械工程, 2020, 31(1): 72-82.
- [11] 翟国富,王淑娟,许峰,等. 基于超程时间和吸合时间建模的继电器双变量寿命预测方法的研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7):76-80.
- [12] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3):273-297.
- [13] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression[J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3):199-222.
- [14] LEI C K, DENG J, CAO K, et al. A comparison of random forest and support vector machine approaches to predict coal spontaneous combustion in gob[J]. Fuel, 2019, 239:297-311.

收稿日期:2023-12-14