第 50 卷 第 1 期：282-291 高电压技术 Vol.50, No.1: 282-291
2024 年 1 月 31 日 High Voltage Engineering January 31, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20221830

基于多特征增强融合的交流接触器状态表征

蒋幸伟，曹云东，刘　洋，刘树鑫，高书豫，周　柱
（沈阳工业大学教育部特种电机与高压电器重点实验室，沈阳 110870）

摘　要：准确掌握交流接触器的运行状态是实现交流接触器智能化的基础，为此提出了一种基于多特征增强融合的状态表征方法。首先针对交流接触器特征参数非线性、非平稳、随机变化、趋势性不明显但符合一定统计特性的特点，利用 Wasserstein 概率距离进行特征变换得到趋势性较强的初态特征；然后以多属性初态特征参数为驱动，考虑参数间强耦合的特点，利用自编码器神经网络进行特征压缩提取，剔除冗余信息，保留有用信息；在此基础上，以压缩提取特征为输入，通过自组织映射神经网络来实现多维特征的竞争性融合输出，得到交流接触器运行状态的综合健康指标，实现交流接触器状态的定量表征。最后，结合实测数据验证了所提方法的有效性，并与其他 2 种方法相比较，结果表明：所提方法得到的健康指标趋势性、单调性和鲁棒性相比其他 2 种方法分别至少提高了 4%、24%和 5%，研究可为下一步研究交流接触器的精准控制和智能化提供参考。

关键词：交流接触器；多特征融合；状态表征；Wasserstein 距离；自编码器；自组织映射神经网络

State Characterization of AC Contactor Based on Multi-feature Enhanced Fusion

JIANG Xingwei, CAO Yundong, LIU Yang, LIU Shuxin, GAO Shuyu, ZHOU Zhu
(Key Laboratory of Special Electric Machines and High Voltage Apparatus Ministry of Education, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract：Accurately grasping the operating state of AC contactors is the basis for realizing the intelligentization of AC contactors. To this end, a state representation method based on multi-feature enhanced fusion is proposed. Firstly, according to the characteristics of AC contactor's characteristic parameters of nonlinear, non-stationary, random change, and insignificant trend but in line with certain statistical characteristics, the Wasserstein probability distance is used to carry out feature transformation to obtain the initial state features with strong trend. Driven by the dynamic feature parameters and after the characteristics of strong coupling between parameters being taken into consideration, the auto-encoder neural network is used for feature compression and extraction, redundant information is eliminated, and useful information is retained. The neural network is used to realize the competitive fusion output of multi-dimensional features, to obtain the comprehensive health index of the operating state of the AC contactor, and to realize the quantitative representation of the state of the AC contactor. Finally, combined with the measured data, the effectiveness of the proposed method is verified.Compared with the results from other two methods, the results show that the health index trend, monotonicity and robustness obtained by the proposed method are improved by at least 4%, 24% and 5%, which can provide references for the next study on the precise control and intelligence of AC contactor.

Key words：AC contactor; multi-feature fusion; state characterization; Wasserstein distance; autoencoder; self-organizing maps

0　引言

在“双碳”战略目标的背景下，电力系统的转型势在必行。提升电力设备的智能化水平，实现设备的实时感知、精准控制及快速响应、可赋能生产管理和生产决策是推动电力系统数字化转型的重要手段[1-2]，其中准确地掌握电力设备的运行状态是推动电力设备智能化的关键前提。交流接触器作为低压配电系统、控制系统中广泛应用的一种低压控制电器[3]，在实现电力系统数字化转型过程中起着至关重要的作用。因此，准确掌握交流接触器全寿命周期的运行状态，对制定交流接触器的控制策略，实现交流接触器的智能化具有重要的应用价值和现实意义。

基金资助项目：辽宁省科技重大专项(2020JH1/10100012)；辽宁省教育厅项目(LJGD2020001)；沈阳中青年科技创新人才计划(RC210354)。
Project supported by Major Science and Technology Project of Liaoning Province (2020JH1/10100012), Project of Liaoning Provincial Department of Education (LJGD2020001), Shenyang Young and Middle-aged Scientific and Technological Innovation Talents Program (RC210354).

近年来，国内外学者针对交流接触器状态表征和寿命预测的研究主要集中于交流接触器全寿命周期特征参数的分析方法上，即通过建立模型来描述特征参数与交流接触器状态、剩余寿命之间的映射关系。文献[4]通过分析交流接触器分断过程中的燃弧规律，证明可以用电弧特征参数来描述接触器的状态；文献[5-6]通过分析累积电弧侵蚀量与触头材料损失的关系，证实电弧侵蚀造成的触头磨损是导致交流接触器退化的主要原因；文献[7]通过分析交流接触器触头超程与寿命之间的关系，从吸合过程中线圈电流中提取退化特征量，进行接触器的退化状态诊断；文献[8-9]以接触电阻、吸合电压以及累计燃弧能量作为退化特征量，构建了预测交流接触器剩余电寿命的模型；文献[10]以交流接触器触头质量损耗为退化特征参数，建立了 3 阶的交流接触器性能退化模型；文献[11]将交流接触器的多维特征参数映射到模态空间，利用相似性度量实现了接触器的状态表征；文献[12]首先利用相关系数法对多维特征参数进行选择，然后结合证据理论实现接触器剩余寿命的预测；文献[13]和文献[14]分别采用主成分分析与核主成分分析方法对多维特征参数进行融合，实现了接触器运行状态的监测；文献[15]以累计燃弧能量和吸合时间为模型输入，分析了不同神经网络模型下接触器剩余寿命的预测误差，获得了较好的预测精度。但上述方法多侧重于接触器的剩余寿命预测，而对交流接触器多特征参数的充分利用以及给出交流接触器运行过程中状态变化的量化指标还有待进一步研究。

多信息融合的方法通过对多维特征参数的综合分析和处理，能够在实现信息互补、有效降低信息冗余的同时，从多维特征参数中得到完善、准确的信息表达[16-18]，所以适合解决交流接触器状态表征中的多维特征参数融合问题。目前以神经网络为代表的智能多信息融合方法得到了广泛应用，但大多数都集中于有预期输出的监督学习。这类监督学习方法需要事先对训练集数据进行标定，确定其标签后才可进行模型的训练[19]，而无监督学习方法只需给定数据，就可在数据中挖掘信息，作为数据的信息表达[20]。可见，无监督学习方法更适合解决交流接触器的状态表征这种无标签数据的融合问题。基于上述分析，本文提出一种基于 Wasserstein 概率距离、自编码器神经网络(auto encoder，AE)、自组织映射神经网络(self organizing maps，SOM)的交流接触器多特征增强融合状态表征方法。首先利用 Wasserstein 概率距离得到趋势性较强的初态特征；然后训练 AE，压缩初态特征，获得可以提取交流接触器全寿命周期不同阶段特征的编码器；然后利用健康状态特征训练 SOM，并将后续状态特征输入 SOM 计算最小量化误差作为反应交流接触器状态变化的综合健康指标。最后，结合实测数据对本文方法进行了验证与分析。

1　理论基础

本文所提方法的基本理论有 Wasserstein 概率距离、自编码器神经网络、自组织映射神经网络。

1.1　Wasserstein 概率距离

在实际使用中，交流接触器工作环境复杂多变，加之其本身特征参数受分闸时刻与合闸时刻等众多随机因素的影响，其特征参数往往存在非线性、非平稳、随机变化、趋势性不明显的特点，使得利用其原始特征参数直接融合得到的表征结果精度不高。针对这一问题，考虑到交流接触器的特征参数符合一定的统计规律，利用统计理论中 Wasserstein 概率距离来挖掘交流接触器特征参数中隐含的退化信息。

Wasserstein 概率距离是统计理论上的一个指标，是用来衡量 2 个概率分布间相似程度的一种测度[21]。假定随机变量 A、B 的分布函数分别为 $F_A(x)$ 和 $F_B(x)$，则 A、B 的 Wasserstein 距离[22]定义为：

$$W_p(A,B)=\int_0^1\left|F_A^{-1}(x)-F_B^{-1}(x)\right|^p \mathrm{d}x \tag{1}$$

式中：$F_A^{-1}(x)$ 和 $F_B^{-1}(x)$ 分别为 A、B 这 2 个随机变量的分位函数(分布函数的反函数)；$W_p(A,B)$ 为概率距离；p 为阶数。Wasserstein 概率距离即 2 个概率分位函数差的 p 阶指数在概率空间上的积分。

1.2　自编码器神经网络

仅从是否能够充分反映交流接触器运行状态的角度来看，特征参数维度越多，所蕴含的信息越多，表征能力也越强；但是目前采用的机器学习和深度学习模型的训练难度和计算量会随着数据维度的增加而指数递增，若数据维数过高，则会对交流接触器的退化建模造成很大的困难。而且传统的线性降维方法得到的结果并不能很好地代表交流接触器的退化过程，从而影响表征精度。因此需要利用非线性学习方法，在最大程度保留原始特征信息的基础上，进行特征的压缩，以提高数据的利用效率，

从而更精准地进行状态表征，而自编码器能很好地解决这一问题。

自编码器[23]是一种无监督的神经网络，能够很好地满足高维数据空间和低维数据空间双向映射的非线性学习，其结构如图 1 所示。

对于一个 n 维数据集 $\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{x}_3,\cdots,\boldsymbol{x}_n]$，其编码(encoder)和解码(decoder)过程可描述为：

$$\boldsymbol{h}=f\left(\boldsymbol{W}_1\boldsymbol{X}+\boldsymbol{b}_1\right) \tag{2}$$

$$\boldsymbol{X}'=g\left(\boldsymbol{W}_2\boldsymbol{h}+\boldsymbol{b}_2\right) \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{X}$ 为输入数据矩阵；$\boldsymbol{h}$ 代表隐含层特征矩阵；$\boldsymbol{X}'$ 为重构输出数据矩阵；$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{b}_1$ 分别为输入层到隐含层的权值矩阵与偏置向量；$\boldsymbol{W}_2$，$\boldsymbol{b}_2$ 分别为隐含层到输出层的权值矩阵与偏置向量。经过训练后 $\boldsymbol{h}$ 即为自编码器提取到的特征。

自编码器最好的状态就是利用隐含层提取的特征近似重构原来的输入，所以训练过程就是最小化输入和重构输出之间的误差(损失函数 $L(\boldsymbol{X},\boldsymbol{X}')$)的过程。

1.3 自组织映射神经网络

交流接触器的退化是多个因素作用下的综合结果，不同类型的特征参数包含了不同的状态退化信息，而且不同参数之间关系复杂并且多为非线性关系，使用传统的线性数据融合得到的退化表征参数并不能很好地描述交流接触器的退化过程。因此采取 SOM 神经网络进行非线性多特征的融合，从而实现多源信息的互补，进而准确表征交流接触器实际的退化状态。

SOM 神经网络[24]是一种无监督自学习竞争型神经网络，这意味着训练阶段不需要样本标签，可以在不知道类别的情况下对数据进行学习，更适合解决交流接触器的状态表征这种无标签数据的融合问题，挖掘交流接触器特征参数的非信息关联信息。SOM 由输入层和竞争层(输出层)组成，能够将任意维输入模式映射到 1 维或 2 维的竞争层平面上，通过对输入模式的反复学习，最终形成以最佳匹配单元(best matching unit，BMU)为中心的保持输入模式拓扑性质的神经网络分布。其典型结构见图 2。

SOM 的训练过程如下：

1）网络初始化，将输入层与竞争层之间的权值 $\boldsymbol{W}$ 初始化为随机值。

2）计算竞争层各神经元的权值向量与输入向量的欧式距离，并选取距离最小的神经元作为

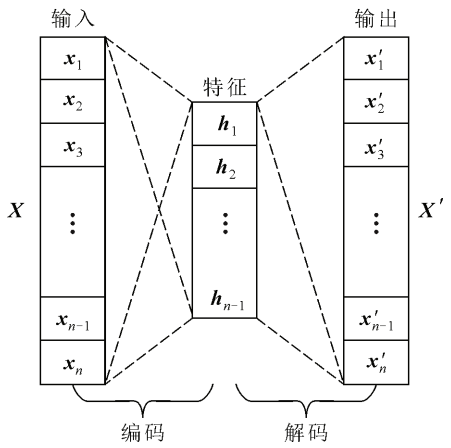


图 1 自编码器结构

Fig.1 Structure of auto-encoder

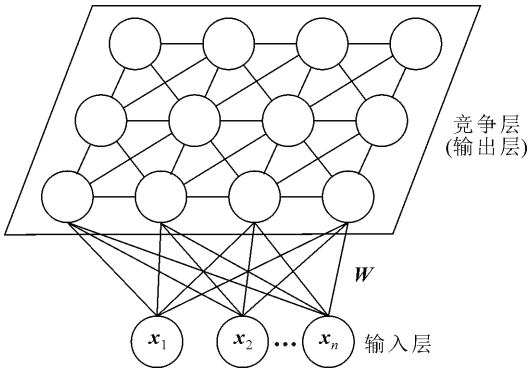


图 2 SOM 神经网络典型结构

Fig.2 Typical structure of SOM neural network

BMU，并结合邻域半径 σ_0 确定优胜邻域将包含的神经元。

3）更新 BMU 及其邻域神经元的权值，如式(4)所示。

$$w_{ij}(t+1)=w_{ij}(t)+\eta D_{\mathrm{e}}(t)\left(\boldsymbol{x}^k-w_{ij}(t)\right) \tag{4}$$

式中：η 为学习率；$\boldsymbol{x}^k$ 为第 k 个输入数据。更新过程中邻域半径 $\sigma(t)$ 及邻域函数 $D_{\mathrm{e}}(t)$ 的计算式为：

$$\sigma(t)=\sigma_0\,\mathrm{e}^{\frac{-t\ln\sigma_0}{T}} \tag{5}$$

$$D_{\mathrm{e}}(t)=\mathrm{e}^{-\frac{\left\|\omega_{ij}-\omega_{\mathrm{bmu}}\right\|^2}{\sigma(t)^2}} \tag{6}$$

4）完成一轮迭代，返回步骤 2），直到满足设定的迭代次数。

2 基于多特征增强融合的交流接触器状态表征方法

2.1 特征参数选择与计算

随着在线运行时间的增长，交流接触器的健康

状态由于操作过程中电气、机械应力造成的损耗不断累积而退化。这种状态退化最终反映在特征参数的变化上，但是交流接触器的退化是一个复杂的过程，单一属性的特征参数并不能完全反映交流接触器的实际退化状态。因此，本方法首先结合交流接触器的退化特性进行多特征参数的选取。

随着交流接触器使用次数的增多，其分断过程中电弧燃烧造成的触头侵蚀不断累积，致使电磨损累计增加；同时，合闸过程中触头弹跳时的电弧与碰撞，也会导致触头的磨损、形变。这些磨损累计增加，使得触头变薄、变粗糙，开距不断变大、随之吸合时间也会变长。结合上述分析，本文选取与电弧燃烧相关的燃弧时间、燃弧能量，电弧侵蚀量以及与触头状态相关的开距、吸合时间、弹跳时间作为特征参量，进行接触器状态表征的分析。

图 3 为试验中交流接触器某次分合闸全过程触头电压电流及线圈电压波形。线圈于 t_1 时刻上电，触头开始运动，在 t_2 时刻完成首次吸合，t_1 与 t_2 之间的时间差即为吸合时间，在吸合时间内，触头运动的速度对时间积分即为开距；$t_2 \sim t_3$ 为触头弹跳阶段，表现为触头中有电流通过，但触点间电压有较大波动；$t_3 \sim t_4$ 为触头的稳定接通状态，此段时间内电压的有效值除以电流的有效值计算得到触头的接触电阻；t_4 时刻线圈断电，触头开始分离，在 t_5 时刻触点间电压骤升，触头间出现电弧，并于主回路电流过零点(t_6 时刻)自然熄灭，其中 t_5 与 t_6 的时间差为燃弧时间，燃弧时间内触头电压与电流的乘积对时间积分得到燃弧能量，触头电流的平方对时间的积分反映电弧的热效应，乘以侵蚀常量，用以反映电弧对触头的侵蚀，称之为电弧侵蚀量。本文选取的特征参数计算表达式如表 1 所示。

2.2　特征趋势增强

交流接触器的状态变化从量化角度来考虑，表现为交流接触器的特征参数分布情况逐渐偏离正常范围，即交流接触器处于不同健康状态时特征参数的分布情况与健康基态时的分布情况存在一定的差异。因此，利用统计理论中度量 2 个分布的 Wasserstein 概率距离来挖掘接触器特征参数中隐含的退化信息，Wassertein 概率距离计算值越大，表明当前健康状态与健康基态差异越大，退化越严重。因此，以最开始 n 次操作的特征参数代表的接触器状态为健康基态，计算后续每 n 次操作的特征参数与健康基态的 Wasserstein 概率距离，可以得到趋势性增强的描述交流接触器状态的初态特征序列。

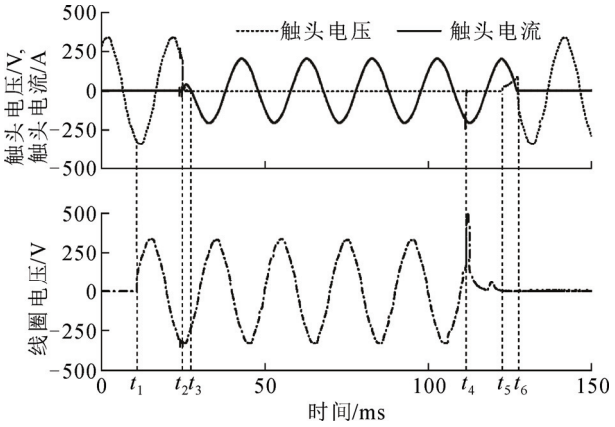


图 3　实测触头电压电流及线圈电压波形

Fig.3　Measured contact voltage and current and coil voltage waveform

表 1　特征参数计算表达式

Table 1　Characteristic parameter calculation expression

特征名称	计算式
吸合时间	$t_{\mathrm{xh}} = t_2 - t_1$
开距	$d = \int_{t_1}^{t_2} v\mathrm{d}t$
弹跳时间	$t_{\mathrm{t}} = t_3 - t_2$
燃弧时间	$t_{\mathrm{rh}} = t_6 - t_5$
燃弧能量	$E = \int_{t_5}^{t_6} u_n i_n \mathrm{d}t$
电弧侵蚀量	$q = \alpha \int_{t_5}^{t_6} i_n^2 \mathrm{d}t$

2.3　多特征竞争性融合

由多属性初态特征构建交流接触器的状态特征矩阵 $\boldsymbol{X} = [\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \boldsymbol{x}_3, \cdots, \boldsymbol{x}_n]$。在此基础上利用 AE 和 SOM 进行多特征的融合，得到反映交流接触器状态变化的综合健康指标。

首先根据模型的输入和数据集大小进行网络结构的设计，对于自编码隐含层神经元个数的选取，采用式(7)[25]来确定。

$$n_1 = \log_2 n \tag{7}$$

自组织竞争神经网络输入层神经元个数与输入样本特征的维度相同，竞争层神经元个数最少应取 $5\sqrt{N}$，N 为输入样本数目。

接下来进行模型的训练，自编码器训练时采用 Adam 优化器，学习率动态下降的方法以加快训练速度。为防止模型过拟合，采用加入正则化项的损失函数，表达式为：

$$f_{\mathrm{Loss}} = \sum_{n=1}^{N} \left\| \boldsymbol{x}_n - \boldsymbol{x}_n' \right\|^2 + \lambda \left\| \boldsymbol{W} \right\|_{\mathrm{F}}^2 \tag{8}$$

式中：λ 为正则化项系数。

在自编码器训练完成后，去掉解码器，只保留编码器，得到压缩后的交流接触器特征矩阵 $\boldsymbol{H}=[\boldsymbol{h}_1,\boldsymbol{h}_2,\boldsymbol{h}_3,\cdots,\boldsymbol{h}_m]$。然后以特征矩阵的前 10 组输出作为健康基态特征训练 SOM，训练完成后，将后续的状态特征向量输入 SOM，计算输入特征向量与 BMU 权重向量的最小量化误差 E_i，以 E_i 反映 t_i 时刻交流接触器状态的退化程度，最终形成表征交流接触器三相全寿命周期退化状态的时间序列，即：

$$E=\{(E_1,t_1),(E_2,t_2),(E_3,t_3),\cdots,(E_N,t_N)\} \quad (9)$$

综上所述，基于多特征增强融合的交流接触器状态表征方法具体流程如图 4 所示。

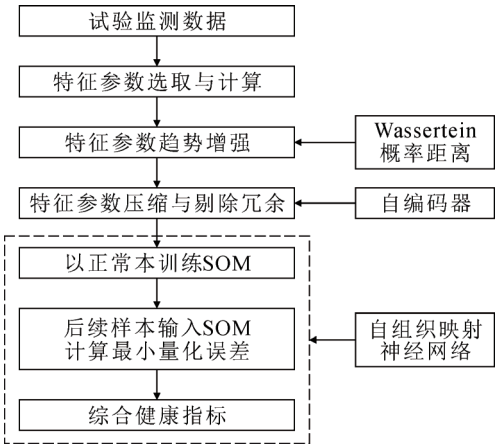


图 4 接触器状态表征实施流程

Fig.4 Contactor status characterization implementation process

3 实例分析

3.1 试验平台

为验证上述所提方法的有效性，本文依据 GB14048.4—2020 中交流接触器电寿命试验的相关规定对 CJX2-5011 型交流接触器试验，记录主回路和控制线圈的电压、电流及触头运动加速度数据，具体试验条件及参数如表 2 所示，试验平台如图 5 所示。

表 2 试验条件

Table 2 Experiment conditions

参数	数值	参数	数值
线圈电压/V	AC 220	工作制	AC-4
负载电压/V	380	负载电流/A	144
负载类型	阻感负载	功率因数	0.35
负载接线方式	三相四线	操作频率/(次·h^{-1})	300

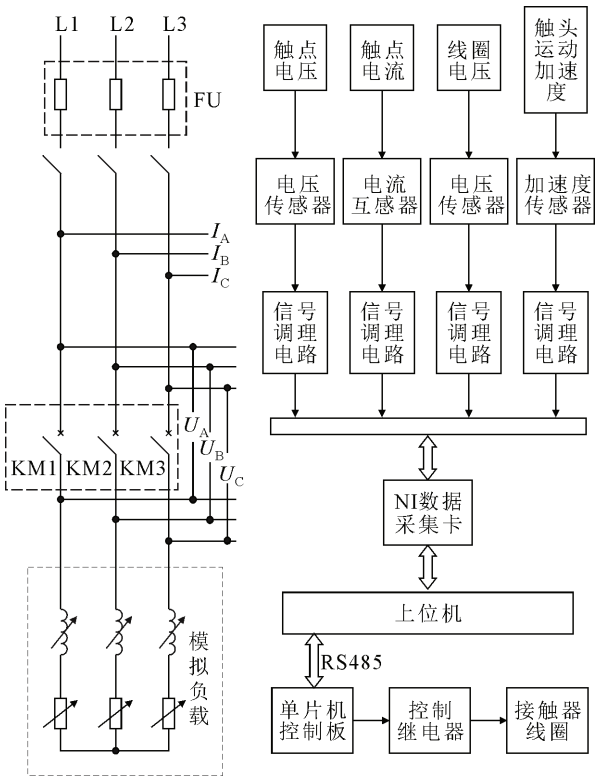


图 5 试验平台原理图

Fig.5 Schematic diagram of experiment platform

试验过程中，按照国家标准 GB/Z22200—2016 和 GB14048.4—2020 相关规定，进行试品的失效判断，包括闭合失效和分断失效。其中，闭合失效通过判断触头接通时其两引出端间的电压降是否超过触头回路开路电压的 10%来判断；分断失效通过判断触头断开时触头间的电压是否低于触头回路开路电压的 90%来判断，当连续出现上述情况达到 5 次时，认定试品失效。最终确定在试品失效前，共计测得有效数据 92 657 组。提取得到的全寿命周期特征参数原始数据如图 6 所示。

3.2 方法有效性验证

利用本文方法，对包含交流接触器状态信息的多属性特征参数进行融合，形成表征交流接触器三相全寿命周期状态变化的时间序列。

以最开始 100 次操作的特征参数代表的接触器健康状态为基准，计算后续每 100 次操作的特征参数与基准的 Wasserstein 概率距离，形成交流接触器退化的初态特征序列，如图 7 所示，与图 6 原始数据相比，趋势性得到明显加强。

然后将提取的交流接触器初态特征输入到自编码器中进行训练，得到表征交流接触器状态退化的非线性特征，训练过程中损失函数下降曲线如图 8 所示，可见损失函数迅速下降到理想范围，误差较小，表明压缩后的特征几乎能表达原始特征所有的信息。

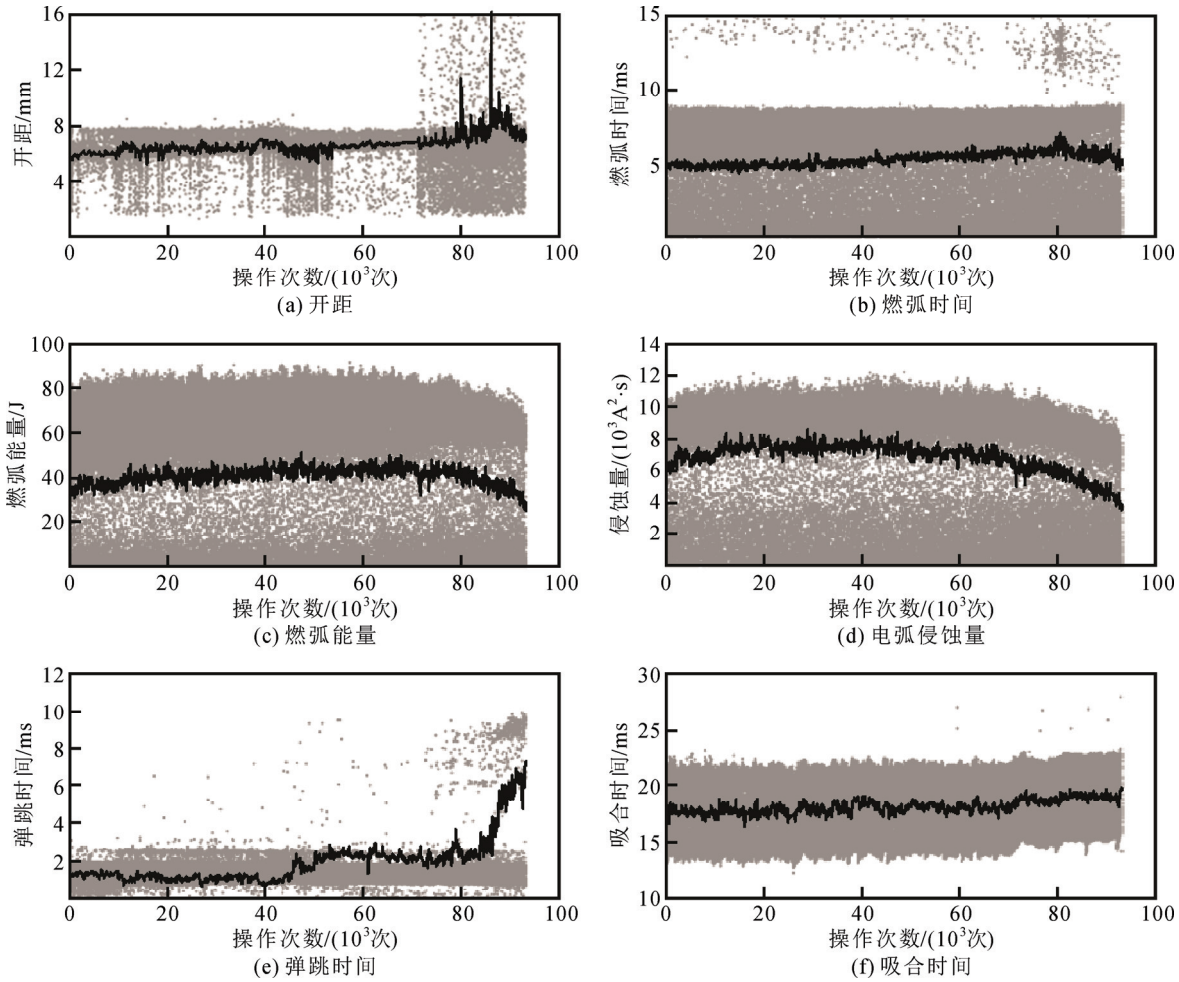


图 6　A 相各特征参数原始序列

Fig.6　Original sequence of each feature parameter of phase A

最后将后续的状态特征向量输入 SOM 神经网络，计算输入向量与 BMU 权重向量的欧式距离，得到表征交流接触器状态的健康指标，形成如图 9 所示的三相全寿命周期退化状态表征时间序列。

从交流接触器三相状态退化整体趋势来看，三相状态退化趋势基本一致，在其寿命周期的前、中期主要呈现出线性退化的特点，退化较为缓慢，但约在其寿命周期的后 20%，退化速度加快，状态退化进一步加剧。从交流接触器各相表征结果来看，A 相退化最为严重，C 相次之，而 B 相退化较为缓慢。最后，将利用本文方法得到的交流接触器状态表征情况与试验后触头的最终形貌(如图 10 所示)进行比对，得到了相互印证，说明本文方法计算得到的交流接触器健康指标能很好地表征交流接触器状态的变化过程，即本文的健康指标计算方法是合理、可行的。

最后以三相状态表征时间序列作为交流接触器整体状态的 3 个特征，利用 SOM 对交流接触器状态进行整体表征，结果如图 11 所示。可以看出，交流接触器整体退化状态与各相退化情况密切相关，但其退化的状态主要由最严重的一相决定。

3.3　同类方法比较

为了更好地说明本文提出方法的优越性与可行性，将所提出的表征方法与目前常用的第一主成分分析与第一核主成分分析提取的第一主成分进行比较。评价指标采用与表征方法的性能呈正相关的趋势性值、单调性值和鲁棒性值[26-27]。首先将健康指标曲线分解为趋势项 $Y_{\mathrm{T}}(t_k)$ 和残差项 $Y_{\mathrm{R}}(t_k)$，如式(10)所示，其中为 t_k 第 k 个健康指标值对应的时刻。然后按照式(11)—式(13)进行 3 个指标的计算。

$$Y(t_k)=Y_{\mathrm{T}}(t_k)+Y_{\mathrm{R}}(t_k) \tag{10}$$

1）单调性：用来评估健康指标随时间单调上升或者单调下降的趋势，其计算式为：

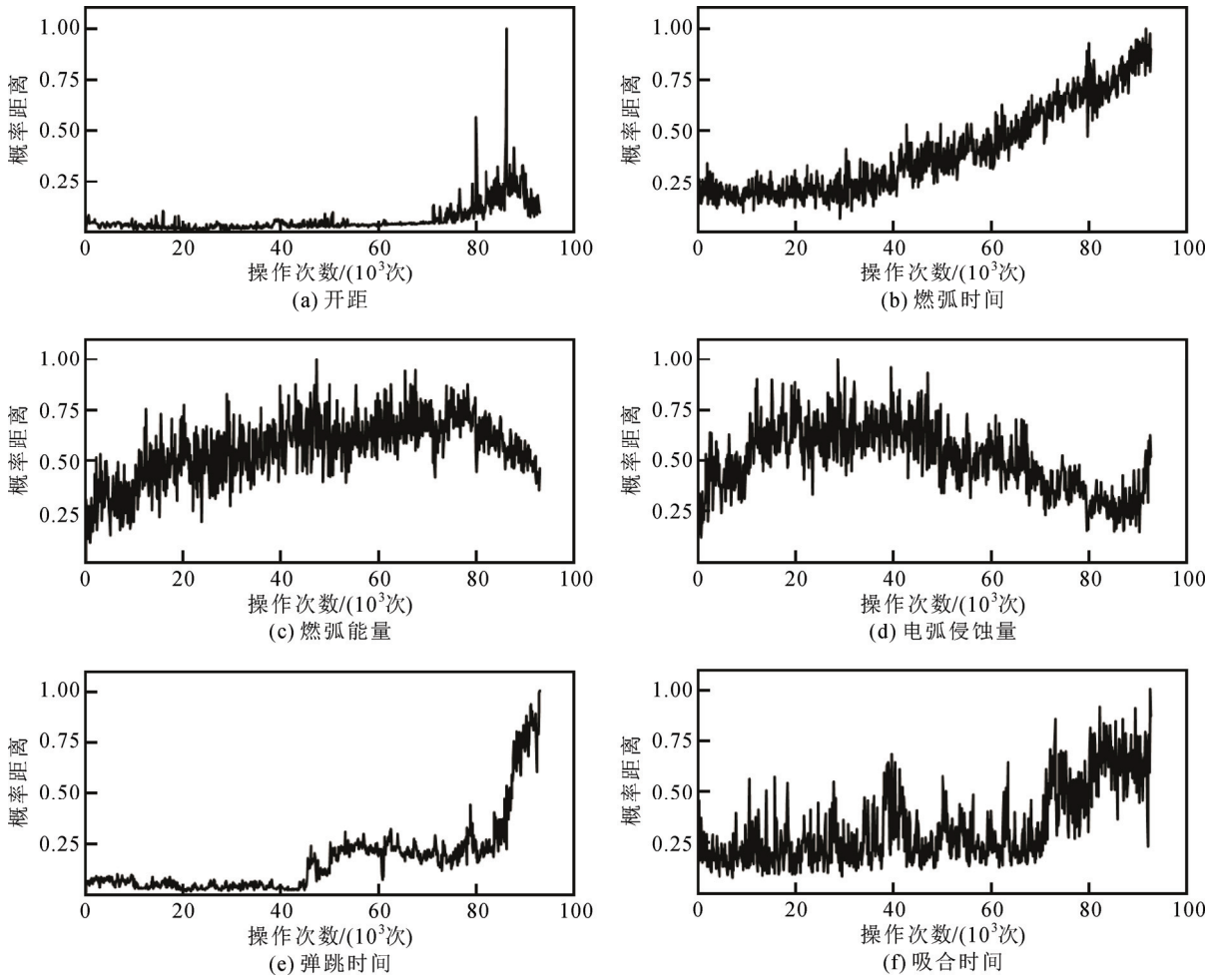


图 7 A 相各参数初态特征序列

Fig.7 Initial state characteristic sequence of each parameter of phase A

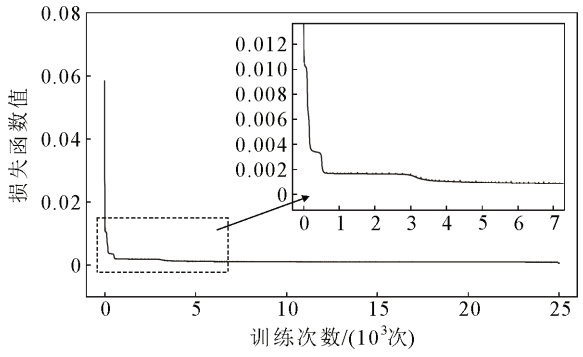


图 8 损失曲线

Fig.8 Loss curve

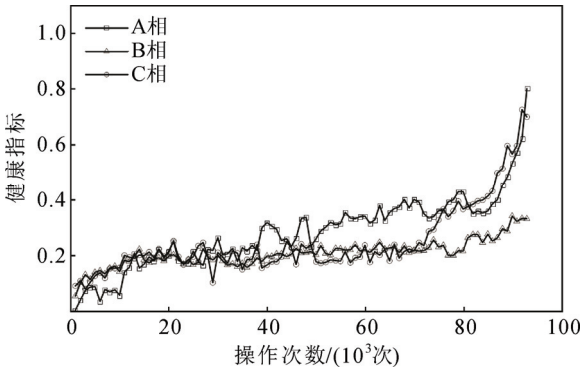


图 9 三相全寿命周期退化状态表征时间序列

Fig.9 Three-phase life cycle degradation state characterization time series

$$M_{\text{on}}\left(Y\left(t_k\right)\right)=\frac{1}{K-1}\left|N_{+}-N_{-}\right| \tag{11}$$

式中：N_{+}表示$Y\left(t_k\right)$与$Y\left(t_{k-1}\right)$之差为正数的个数；N_{-}表示$Y\left(t_k\right)$与$Y\left(t_{k-1}\right)$之差为负数的个数；K代表健康指标序列$Y\left(t_k\right)$的长度。

2）趋势性：用来评估健康指标和运行时间的相关性，其计算式为：

$$T_{\text{re}}\left(Y\left(t_k\right)\right)=\frac{\left|\sum_{k=1}^{K}\left(Y\left(t_k\right)-\overline{Y\left(t_k\right)}\right)\left(t_k-\overline{T}\right)\right|}{\sqrt{\sum_{k=1}^{K}\left(Y\left(t_k\right)-\overline{Y\left(t_k\right)}\right)^2\sum_{k=1}^{K}\left(t_k-\overline{T}\right)}} \tag{12}$$



图 10　试验后触头烧蚀情况

Fig.10　Contact ablation after the experiment

式中：$Y(t_k)$为t_k时刻健康指标的值；$\overline{Y(t_k)}$为健康指标的均值；$\overline{T}$为时间序列的均值。

3）鲁棒性：用来评估健康指标对异常值的容忍度，其计算式为：

$$R_{\mathrm{ob}}\left(Y\left(t_k\right)\right)=\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\exp\left(-\left|\frac{Y_R(t_k)}{Y(t_k)}\right|\right) \tag{13}$$

以 A 相为例，分别利用 3 种方法得到表征退化状态的时间序列如图 12 所示，并对 3 种方法得到的结果进行趋势性、单调性和鲁棒性的计算，结果如表 3 所示。

结合图 12 可以得出，在交流接触器状态退化的整体描述上，3 种方法得到的结果基本一致；具体结合表分析，本文方法相比于其 2 种方法，在趋势性、单调性和鲁棒性这 3 个方面的表征属性上表现更好，对状态退化特征的表征属性更为显著。

4　结论

1）交流接触器处于不同健康状态下其特征参数的分布情况具有明显差异，利用 Wasserstein 概率距离可以较好的实现趋势特征量的提取。

2）采用自编码器神经网络和自组织映射神经网络可以有效的挖掘交流接触器特征参数中的非线性特征，实现多特征的有效融合，且得到的表征结果符合实测结果，可以实现对接触器全寿命周期状态的定量表征。

3）实例证明，本文提出的交流接触器状态表征方法能够较好地实现交流接触器状态表征，相比于其他 2 种方法的趋势性、单调性和鲁棒性分别至少提高了 4%、24%和 5%，具有较好表征属性，可用于其他有触点电器的状态表征研究。

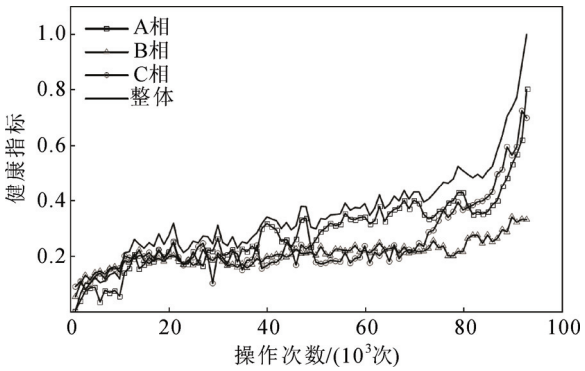


图 11　整体表征时间序列

Fig.11　Overall state characterization time series

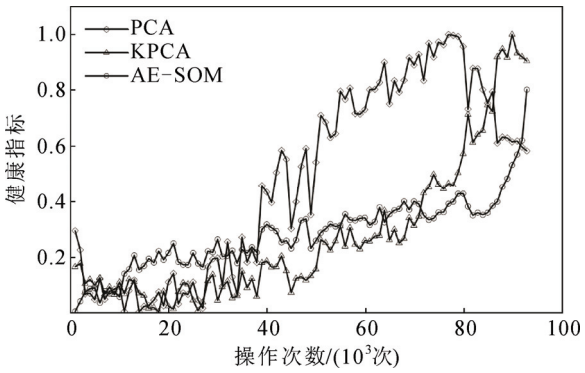


图 12　3 种方法的 A 相状态表征对比图

Fig.12　Contrastive analysis of phase A state characterization based on the three methods

表 3　3 种方法的评价指标值

Table 3　Evaluation index value of the three methods

相序	方法	趋势性	单调性	鲁棒性
A 相	PCA	0.8481	0.1087	0.7759
	KPCA	0.8736	0.0435	0.9291
	AE-SOM	0.9088	0.2609	0.9713
B 相	PCA	0.6995	0.0217	0.5747
	KPCA	0.7031	0.1052	0.8576
	AE-SOM	0.8423	0.1304	0.9879
C 相	PCA	0.7788	0.1739	0.7935
	KPCA	0.7712	0.0435	0.9249
	AE-SOM	0.8485	0.2391	0.9783

参考文献　References

[1]　盛戈皞，钱　勇，罗林根，等. 面向新型电力系统的电力设备运行维护关键技术及其应用展望[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3072-3084.
SHENG Gehao, QIAN Yong, LUO Lingen, et al. Key technologies and application prospects for operation and maintenance of power equipment in new type power system[J]. High Voltage Engineering,

2021, 47(9): 3072-3084.

[2] 江秀臣，许永鹏，李曜丞，等. 新型电力系统背景下的输变电数字化转型[J]. 高电压技术，2022，48(1)：1-10.
JIANG Xiuchen, XU Yongpeng, LI Yaocheng, et al. Digitalization transformation of power transmission and transformation under the background of new power system[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 1-10.

[3] 李晓倍. 交流接触器电气操作试验及其电寿命分析[D]. 天津：河北工业大学，2016.
LI Xiaobei. Electrical operation test of AC contactor and analysis of its electrical life[D]. Tianjin, China: Hebei University of Technology, 2016.

[4] WU Z, WU G, HUANG H, et al. A novel residual electrical endurance prediction method for low-voltage electromagnetic alternating current contactors[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2015, 5(4): 465-473.

[5] 郑淑梅，李 奎，刘政君，等. 基于触头电弧侵蚀的交流接触器电寿命分布特征研究[J]. 中国电机工程学报，2017，37(22)：6730-6739，6786.
ZHENG Shumei, LI Kui, LIU Zhengjun, et al. Research on distributional characteristic of electrical endurance of AC contactor based on arc erosion[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(22): 6730-6739, 6786.

[6] 李 奎，段 宇，黄少坡，等. 基于 Wiener 过程的交流接触器剩余电寿命预测[J]. 中国电机工程学报，2018，38(13)：3978-3986.
LI Kui, DUAN Yu, HUANG Shaopo, et al. Residual electrical life prediction of AC contactor based on the wiener process[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(13): 3978-3986.

[7] 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. Contactor contact overtravel analysis and diagnosis of degradation state[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(1): 125-133.

[8] 孙曙光，纪学玲，杜太行，等. 机械振动下交流接触器电寿命预测失效特征量提取[J]. 仪器仪表学报，2019，40(3)：114-125.
SUN Shuguang, JI Xueling, DU Taihang, et al. Extraction of failure feature for electrical life prediction of AC contactor under mechanical vibration[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3): 114-125.

[9] 杜太行，安建鹏，孙曙光，等. 基于 LabVIEW 的振动条件下交流接触器电寿命试验系统[J]. 仪表技术与传感器，2018(8)：113-117.
DU Taihang, AN Jianpeng, SUN Shuguang, et al. LabVIEW-based AC contactor electrical life test system under vibration conditions[J]. Instrument Technique and Sensor, 2018(8): 113-117.

[10] 李 奎，高志成，武 一，等. 基于统计回归和非线性 Wiener 过程的交流接触器剩余寿命预测[J]. 电工技术学报，2019，34(19)：4058-4070.
LI Kui, GAO Zhicheng, WU Yi, et al. Prediction of remaining life of AC contactors based on statistical regression and nonlinear Wiener process[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(19): 4058-4070.

[11] 刘 洋，刘树鑫，曹云东. 基于模态相似性度量的开关电器状态表征研究[J]. 中国电机工程学报，2022，42(2)：844-853.
LIU Yang, LIU Shuxin, CAO Yundong. Research on state characterization of switchgear based on modal similarity measure[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 844-853.

[12] 孙曙光，王锐熊，杜太行，等. 基于粗糙集与证据理论的交流接触器预期电寿命预测[J]. 电工技术学报，2020，35(10)：2158-2169.
SUN Shuguang, WANG Ruixiong, DU Taihang, et al. Prediction of expected electrical life of AC contactor based on Rough set and evidence theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(10): 2158-2169.

[13] 曹云东，高筱婷，刘树鑫，等. 基于全寿命电器状态监测数据的特征信息提取[J]. 高电压技术，2016，42(9)：2980-2987.
CAO Yundong, GAO Xiaoting, LIU Shuxin, et, al. Feature information extraction based on life-cycle condition monitoring data of switchgear[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(09): 2980-2987.

[14] 高筱婷，杨东升. 基于数据驱动的智能电器运行状态监测方法[J]. 上海交通大学学报，2017，51(9)：1104-1110.
GAO Xiaoting, YANG Dongsheng. A data-driven monitoring method for the operating status of smart appliances[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2017, 51(9): 1104-1110.

[15] 李 奎，李晓倍，郑淑梅，等. 基于 BP 神经网络的交流接触器剩余电寿命预测[J]. 电工技术学报，2017，32(15)：120-127.
LI Kui, LI Xiaobei, ZHENG Shumei, et al. Prediction of residual electric life of AC contactors based on BP neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32 (15): 120-127.

[16] 孙曙光，唐 尧，王景芹，等. 基于多信号特征融合的断路器操作机构寿命预测[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4455-4468.
SUN Shuguang, TANG Yao, WANG Jingqin, et al. Life prediction of operating mechanism for circuit breaker based on multiple signal feature fusion[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4455-4468.

[17] ZHANG C, YANG Z, HE X, et al. Multimodal intelligence: representation learning, information fusion, and applications[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2020, 14(3): 478-493.

[18] GUO S, ZHANG B, YANG T, et al. Multitask convolutional neural network with information fusion for bearing fault diagnosis and localization[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(9): 8005-8015.

[19] 刘树鑫，高士珍，刘 洋，等. 基于 LSTM 的交流接触器剩余寿命预测[J]. 高电压技术，2022，48(08)：3210-3220.
LIU Shuxin, GAO Shizhen, LIU Yang, et al. Prediction of remaining life of AC contactor based on LSTM[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(08): 3210-3220.

[20] 刘 剑，尹昌胜，黄 德，等. 矿井通风阻变型故障复合特征无监督机器学习模型[J]. 煤炭学报，2020，45(9)：3157-3165.
LIU Jian, YIN Changsheng, HUANG De, et al. Unsupervised machine learning model of mine ventilation resistance variable fault composite feature[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(9): 3157-3165.

[21] FERRACUTI F, FREDDI A, ANDREA M, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on Wasserstein distance and feature selection[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2021, 19(3): 1997-2007.

[22] KOLOURI S, PARK S R, THORPE M, et al. Optimal mass transport: signal processing and machine-learning applications[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2017, 34(4): 43-59.

[23] 陈欣昌，冯 玎，林 圣. 基于深度自编码网络的高压断路器操作机构机械故障诊断方法[J]. 高电压技术，2020，46(9)：3080-3088.
CHEN Xinchang, FENG Ding, LIN Sheng. Mechanical fault diagnosis method of high voltage circuit breaker operating mechanism based on deep auto-encoder network[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 3080-3088.

[24] WANDETO J M, DRESP-LANGLEY B. The quantization error in a self-organizing map as a contrast and colour specific indicator of single-pixel change in large random patterns[J]. Neural Networks, 2019, 119: 273-285.

[25] SUN Y, ZHANG J, LI G, et al. Optimized neural network using beetle antennae search for predicting the unconfined compressive strength of

jet grouting coalcretes[J]. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, 2019, 43(4): 801-813.

[26] ZHANG B, ZHANG L, XU J. Degradation feature selection for remaining useful life prediction of rolling element bearings[J]. Quality & Reliability Engineering International, 2016, 32(2): 547-554.

[27] 周玉彬，肖　红，王　涛，等. 基于动作周期退化相似性度量的机械轴健康指标构建与剩余寿命预测[J]. 计算机应用，2021，41(11)：3192-3199.
ZHOU Yubin, XIAO Hong, WANG Tao, et al. Mechanical shaft health index construction and remaining life prediction based on action cycle degradation similarity measure[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(11): 3192-3199.



JIANG Xingwei

蒋幸伟
1998—，男，硕士
研究方向为电器智能化
E-mail: jxw@smail.sut.edu.cn



CAO Yundong
Ph.D., Professor

曹云东
1963—，男，博士，教授，博导
研究方向为现代电器设计理论及应用、电器智能化等
E-mail: cyd@sut.edu.cn



LIU Yang
Ph.D.
Corresponding author

刘　洋(通信作者)
1982—，男，博士，讲师
研究方向为电器状态监测与电器智能化
E-mail: liuy@sut.edu.cn

收稿日期　2022-11-02　修回日期　2023-03-06　　编辑　何秋萍