

基于改进 T-S 模糊模型的智能电能表寿命预测方法

李丹^{1,2}, 莫冰¹, 潘广泽^{1,2}

(1. 工业和信息化部电子第五研究所, 广州 511370; 2. 广东省电子信息产品可靠性技术重点实验室, 广州 511370)

摘要: 针对目前我国智能电能表寿命衡量标准单一、复杂环境应力条件下寿命预测精度低的问题, 对复杂环境应力下智能电能表寿命预测问题进行了深入的研究。研究了智能电能表的失效机理, 对影响智能电能表寿命的 6 种环境应力进行分析, 并针对由于智能电能表故障样本偏少、寿命较长导致寿命难以预测的困难, 提出了一种利用粒子群算法参数优化的 T-S (Takagi-Sugeno) 模糊模型智能电能表的寿命预测方法。收集了我国 4 种典型气候条件下的智能电表应力与寿命数据进行寿命预测实验验证, 实验结果表明, 该方法可以有效的预测不同环境、多种环境参数影响下的智能电表的寿命, 其精度高于原始 T-S 模糊模型算法。

关键词: 智能电能表; 寿命预测; T-S 模糊模型; 粒子群算法; 环境应力

Life Prediction Method for Smart Meters Based on Modified T-S Fuzzy Model

LI Dan^{1,2}, MO Bing¹, PAN Guangze^{1,2}

(1. China Electronic Product Reliability and Environmental Testing Research Institute, Guangzhou 511370, China;

2. Guangdong Provincial Key Laboratory of Electronic Information Products Reliability Technology, Guangzhou 511370, China)

Abstract: In response to the current problem of only single standard to evaluate the meter in China and a lower accuracy in its life prediction under complex environment stress, a deep research on the life prediction of smart meters under complex environment stress is conducted. The failure mechanism of smart meters is studied through the analysis of 6 stresses existing in environment which affect smart meter's life. In addition, a smart meter's life prediction solution based on T-S (Takagi-Sugeno) fuzzy model with particle swarm optimization is proposed to address the difficulty of predicting lifespan due to the small number of fault samples and long lifespan of intelligent energy meters. Then stress and lifespan data of smart meters under four typical climatic conditions in China are collected for experimental verification of lifespan prediction, and experiments about the life prediction are made through these data. The experimental results show that the proposed approach is an effective way to predict the life of smart meters under different environments and various environmental parameters, with higher accuracy than the original T-S fuzzy model algorithm.

Key words: smart meters; life prediction; T-S fuzzy model; particle swarm optimization; environmental stress

0 引言

智能电能表作为用电信息采集系统中直接面向客户的最基础组成单元, 其寿命情况直接影响到采集系统的稳定性和安全性以及供用电双方的经济利益, 其轮换周期也直接关系到电网公司的运营成本

和经济效益。目前智能电能表因受设计缺陷、元器件质量、制造工艺等因素影响, 可靠性方面仍存在不稳定因素, 有必要对其寿命进行预测评估, 为此国内外学者对智能电能表的寿命评估方法进行了研究。如张景元等^[1]通过分析智能电表环境应力威布尔分布模型并利用加速退化的试验数据得出了智能电表的寿命分布规律。杨建等^[2]提出了一种基于多应力退化模型的电表全寿命周期预测方法, 构建了电表性能轨迹退化模型。段俊峰等^[3]建立了一种基

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2021YFB2012503)。

Foundation item: Supported by the National Key Research and Development Program of China (2021YFB2012503).

于智能电表基本误差数据的剩余寿命预测方法,利用贝叶斯方法和蒙特卡洛马尔科夫链求解模型。侯兴哲等^[4]提出了基于故障数据统计的智能电能表运行寿命预测方法,形成了基于最小残差平方和的模型优选方法,实现了智能电能表可靠性快速评估。程磊等^[5]提出了采用极大似然法和最小二乘法对两参数B-S分布进行参数估计,建立了基于B-S分布的智能电能表寿命预测模型。

以上可靠性及寿命评估方法对智能电能表的寿命评价与可靠性评估有一定作用^[6],但其准确性仍然依赖大量历史故障及退化数据,在电能表属于长寿命、小故障率设备的现实情况下,往往无法获得充足的故障及退化数据,导致建立的寿命预测模型的准确度较低,因此实用性并不高。且国内外的电能表寿命预测方法均未研究在不同气候环境下寿命的特点,在可靠性指标体系方面,现有标准笼统地将智能电能表平均失效前工作时间(mean time to failure, MTTF)规定为不少于10 a,而未对其运行环境加以区分,这显然不满足中国复杂的气候状况。

为此,亟需研究智能电能表寿命与运行环境的关联关系,对有限的环境应力与寿命数据进行深入挖掘并加以分析利用,研究建立在多应力条件下不同气候区域的智能电能表寿命预测评价方法,为电网企业根据各地不同的气候环境设立合理的电表检修与轮换策略提供参考。

本文依据模糊数学理论,利用自适应性强的T-S模糊模型,并采用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)进行参数优化,克服T-S(Takagi-Sugeno)模糊模型自身存在的弊端,提出了一种改进的基于T-S模糊模型的多应力环境下智能电能表寿命评价方法,利用收集到的国内4个典型气候区域的智能电能表环境应力数据与寿命数据进行模型训练与验证,检验了方法的准确性。

1 我国智能电能表失效机理分析

通过分析历年智能电能表返修数据可以发现,失效集中发生在采样电阻、电容、液晶以及电池等器件上^[7-9]。电子元器件若长期受温度、湿度、低气压、盐雾等环境应力影响,随着时间增加会激发内部材料的老化、腐蚀,导致参数漂移,当性能参数数值超出其允许的容差范围时,就会发生失效。经

实验室复现实验发现引起失效的原因与温度、湿度、现场负荷等情况关系密切。结合前述环境因素划分以及现场负荷特征量划分,从引起电能表失效的原因出发,地域环境引起的电能失效根本上是由于其对电能表功能模块关键元器件产生的环境应力造成,其影响应力主要包括温度、湿度、低气压、太阳辐射、盐雾和风速等。下面逐一进行分析^[10]。

1) 温度影响效应

环境温度是影响智能电能表正常工作的最主要外界环境应力之一。当环境温度超过规定的最大值,导致智能电能表材料发生形变或内部发热,而电子元器件是由各种材料构成,金属部分有金属引线,绝缘体材料有电介质、玻璃或塑料外壳,不同的材料的热膨胀系数不相同,因此遇到外界环境温度变化时,由于不同材料会产生大小不一的形变,交界面处则会产生压缩和拉伸应力,造成材料热性能不匹配热应力,从而导致智能电能表发生故障。通常来说,智能电能表的外界环境温度越高、环境温差越大,其内部器件老化的速度就越快。

2) 湿度影响效应

湿度是自然大气的一项重要气象指标,自然大气中含有一定比例的水蒸气,水蒸气混合在自然大气中,极易影响智能电表功能性能指标的顺利实现。国内曾对机载电子计量设备的故障原因做过统计分析,因受潮造成的故障比例高达80%。特别是我国长江以南,由于潮湿气候的影响导致的智能电能表故障率比长江以北地区普遍偏高,高湿度伴随高温时对智能电能表的影响极大,因此湿度是智能电能表失效的主要原因。

3) 低气压影响效应

在高海拔地区运行的智能电能表会受到低气压环境的影响,低气压环境会使智能电能表散热效率大幅下降,同时会产生一些物理、化学效应。包括:低气压效应会使智能电能表密封垫失效,密封容器变形、破损从而导致其真空密封失效。同时会使智能电能表内部的润滑剂蒸发,智能电能表因热传导降低而容易发生过热,以及智能电能表内部的低密度材料理化性能发生改变而产生故障。

4) 太阳辐射影响效应

太阳辐射是指太阳光照射到地面、具有辐射能量的部分,太阳辐射能够产生热辐射,使智能电能表温度升高,从而使其因高温条件引起各种破坏。

由于太阳光是定向照射的,作用在智能电能表上能够产生温度梯度,而不同于高温效应中电表受热是均匀的,因此太阳辐射效应与高温效应产生的破坏效应是不同的。

同时,太阳辐射还具有光化学效应。太阳光谱中的紫外线和可见光会产生光化学效应,尤其是紫外线,极易被各种材料物理表面所吸收,诱发高分子有机材料的化学键发生断裂,从而破坏分子结构,引起高分子材料发生老化。智能电能表的抗太阳辐射能力和其表面防腐工艺有着直接关系。

5) 盐雾影响效应

我国沿海地区的空气中夹杂有含盐微小液滴,因此构成了盐雾环境。高盐雾环境会腐蚀计量设备中金属表面的氧化层和防护层,加速器件锈蚀,引起设备短路、电池放电、时钟复位等故障。从盐雾影响效应机理上看,盐雾对智能电能表具有腐蚀效应、电气效应和物理效应。

盐雾环境的腐蚀效应主要包括盐在水中电离形成酸性或碱性溶液造成的腐蚀、电化学反应造成的腐蚀和加速应力造成的腐蚀。电气效应是由于盐雾环境下会在智能电能表表面形成盐的沉积物从而产生导电的覆盖层,使得材料产生不同程度的腐蚀。造成的物理效应包括会使机械部件组件的可活动部分卡死,以及由于盐雾的电解作用而引起外表涂层的起泡从而造成外观的损毁。

6) 风速影响效应

智能电能表在户外使用中可能会遇到强风环境,特别是我国的东南沿海一带受台风影响频繁。过高的风速会引起电表共振、造成智能电能表永久变型或者结构损坏等,对智能电能表的质量安全造成了严重的威胁。

强风环境导致智能电能表产生的持续振动甚至产生共振,会使智能电能表结构承受巨大的压力,导致出现永久变型和裂纹而引起失灵或损坏,且风压还会造成智能电能表紧固件和固定支架的断裂,引起摔落损坏。另外风压环境下可能会带来沙尘等杂物,同时会加剧雨水、冰雹等对智能电能表的损坏程度。

2 智能电能表寿命预测方法

针对不同环境下智能电能表的寿命预测问题,本文提出一种利用粒子群算法进行关键参数优化的

T-S模糊模型,实现了智能电能表的寿命预测,以达到利用多种环境应力数据快速准确预测不同环境下智能电能表寿命的目的^[11]。

2.1 T-S模糊模型

由于我国不同地域自然环境差距巨大,智能电能表所处的环境下各个应力波动大,因此需要模型具有较强的自适应性^[12-15]。T-S模糊模型由于能够不断地自修正模糊子集的隶属函数,同时通过学习大量输入数据来选择匹配最适合的隶属函数,因此具有很强的自适应能力。T-S模糊系统采用“if-then”规则形式来定义,其输入的if部分是模糊的,输出的then部分是确定的,其模糊推理逻辑为输出为输入的线性组合。

设输入量: $x = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$, 其中 k 为输入参数数量。

首先根据模糊规则计算各输入参数 x_j 的隶属度函数 $\mu(i, x_j)$ 。

$$\mu(i, x_j) = \exp(-(x_j - c_j^i)^2 / b_j^i) \quad (1)$$

$$j = 1, 2, \dots, k; i = 1, 2, \dots, n$$

式中: $\mu(i, x_j)$ 为模糊规则 i 下第 j 个输入参数的隶属度函数; i 为模糊规则的编号; j 为输入参数的编号; k 为输入参数的数量; n 为模糊规则的数量; b_j^i 为隶属度函数的宽度; c_j^i 为隶属度函数的中心。

然后将各隶属度值采用连乘算子进行模糊计算。令输入参数隶属度连乘积 ω^i 为:

$$\omega^i = \mu(i, x_1) \times \mu(i, x_2) \times \dots \times \mu(i, x_k) \quad (2)$$

$$j = 1, 2, \dots, k, i = 1, 2, \dots, n$$

根据模糊计算结果计算模糊模型的输出值 y_i 。

$$y_i = \sum_{i=1}^n \omega^i (p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_k^i x_k) / \sum_{i=1}^n \omega^i \quad (3)$$

式中: p_0^i 为神经网络初始参数; p_j^i 为神经网络对应每个输入的参数系数。

T-S神经网络的具体学习算法如下^[16-17]。

1) 输入输出误差计算

$$e = \frac{1}{2} (y_d - y_c)^2 \quad (4)$$

式中: y_d 为期望输出; y_c 为实际输出; e 为期望输出和实际输出的差值。

2) 神经网络系数修正

$$p_j^i = p_j^{i'} - \alpha \frac{\partial e}{\partial p_j^{i'}} \quad (5)$$

$$\frac{\partial e}{\partial p_j^i} = (y_d - y_c) \omega^i / \sum_{i=1}^n \omega^i \cdot x_j \quad (6)$$

式中: $p_j^{i'}$ 为修正前的 p_j^i 参数; α 为 p_j^i 的神经网络学习率。

3) 宽度和中心参数修正

$$b_j^i = b_j^{i'} - \beta \frac{\partial e}{\partial b_j^{i'}} \quad (7)$$

$$c_j^i = c_j^{i'} - \beta \frac{\partial e}{\partial c_j^{i'}} \quad (8)$$

式中: $b_j^{i'}$ 为修正前的 b_j^i 参数; $c_j^{i'}$ 为修正前的 c_j^i 参数; β 为 b_j^i 和 c_j^i 的神经网络学习率。

尽管 T-S 模糊模型能够通过学习大量输入数据来匹配最适合的隶属函数, 具备一定的自修正模糊子集的隶属函数的能力。但在实际应用中由于模糊逻辑的特性, 网络中的成员函数和规则可能存在非线性、非单调和多模态等现象, 易出现训练过程中的振荡、发散和局部最优解的情况, 因此无法获得最优的模型参数, 从而影响模型性能的表现。研究表明^[18-19]: 在所有模型参数中, 神经网络系数 p_j^i 、隶属度函数的宽度 b_j^i 和隶属度函数的中心参数 c_j^i 对模型性能发挥着决定性作用。本文在 T-S 模糊模型算法本身参数自修正的基础上加入 PSO 算法对以上 3 个关键参数进行优化, 使模型发挥最佳性能, 避免发生陷入局部最优解等不稳定情况的发生。详细流程图如图 1 所示, 若最后输入输出误差小于设定阈值或者到达最大迭代次数, 则认为获得最优解, 进行预测计算, 否则跳转至 PSO 算法对模糊模型进行优化的步骤。PSO 算法优化具体方法将在 2.2 节中详细介绍。

2.2 PSO 优化方法

PSO 算法是一种重要的群体智能优化算法。该算法首先在可解空间中初始化一群粒子, 每个粒子都代表优化问题的一个最优解, 同时每个粒子都有自己的速度和位置, 由适应度函数来评价粒子即最优解的优劣程度^[20-24], 通过追随当前搜索到的最优粒子来寻找全局最优值。结合 T-S 神经网络模型参数优化, 其主要流程步骤如下^[25]。

1) 设置 PSO 算法的速度更新、迭代次数、种群规模等参数, 并初始化一个粒子数量为 m 的种群, 包括初始化种群中粒子的速度和位置, 并限制位置和速度的范围 $[-x_{\max}, x_{\max}]$ 、 $[-v_{\max}, v_{\max}]$, $x_{\max}$ 为粒子位置的绝对值边界值, $v_{\max}$ 为粒子速度的绝对

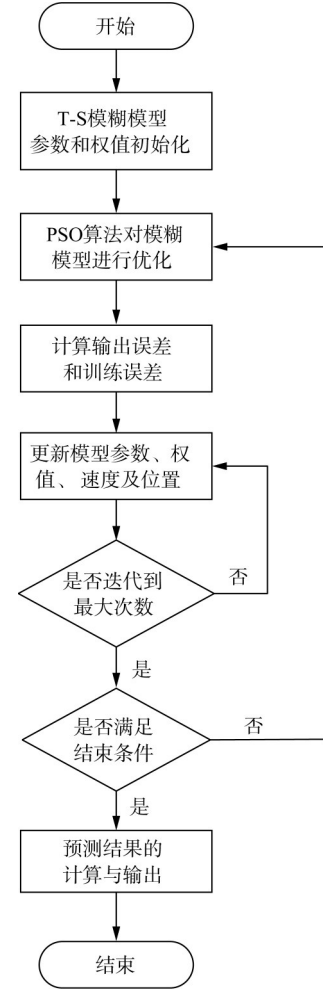


图 1 T-S 模糊神经网络电表寿命预测算法流程图

Fig. 1 Algorithm flowchart of T-S fuzzy neural network for predicting the lifespan of electric meters

值边界值, 通常 $v_{\max} = qx_{\max}$ ($0.1 \leq q \leq 1$)。

2) 分别使用每个粒子包含的参数通过 T-S 神经网络模型进行训练, 根据训练输出的数值与实际数值进行比较, 计算其均方根误差作为每个粒子的适应度值。

3) 跟踪第 l 个粒子个体所经历位置中适应度值最优位置记为 p_{ls} , $l = 1, 2, 3, \dots, m$; m 为粒子的个体数量。跟踪群体中的所有粒子搜索到的适应度最优位置, 记为 p_{gs} , 其中 s 为搜索空间的维度, 若空间为 d 维, 即 $s = 1, 2, 3, \dots, d$ 。粒子每更新一次位置就计算一次适应度值, p_{ls} 和 p_{gs} 在粒子运动中不断更新。

4) 进行速度和位置更新, 如式(9)——(10)所示。

$$v_{ls}' = \omega v_{ls} + c_1 r_1 (p_{ls} - x_{ls}) + c_2 r_2 (p_{gs} - x_{ls}) \quad (9)$$

$$x'_{ls} = x_{ls} + v'_{ls} \quad (10)$$

式中: v_{ls} 和 v'_{ls} 分别为单位时间更新前和更新后的速度; x_{ls} 和 x'_{ls} 分别为单位时间更新前和更新后的位置; ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 为学习因子, 为非负的常数, c_1 为调节粒子飞向自身最好位置方向的步长, c_2 为调节粒子飞向全局最好位置方向的步长; r_1 和 r_2 为相互独立的伪随机数, 服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布。

5) 若满足结束条件, 则输出解的值, 否则返回到步骤2) 中。

通过粒子群算法确定了T-S神经模糊网络最优的神经网络系数 p_j^i 、隶属度函数的宽度 b_j^i 和隶属度函数的中心参数 c_j^i 全局最优解后, 最终确立最优的多层编码遗传算法调度模型。

3 实验验证

3.1 数据收集

为了验证方法的有效性和普遍适应性, 通过多家电表企业分别从代表高海拔寒冷气候的西藏地区、代表中国极端寒冷的黑龙江地区(冬季最低温度可达零下50℃以下)、代表高湿热高盐雾地区的福建地区、代表大温差高光照干燥气候的新疆地区(夏季地表最高温度可达80℃)收集智能电表相关环境应力和寿命数据, 每个地区分别收集到了1000组数据, 每组数据包括电表使用环境下的温度、湿度、气压、光照、盐雾和风速共计6个应力数据和1个寿命数据^[26-29]。

3.2 模型建立

根据2.1节分析的内容, 由于每组数据由六类应力组成, 因此神经网络输入数据的维度为6, 输出数据维度为1, 所以设定T-S模糊神经网络的输入节点数为6, 输出节点数为1。根据输入输出的节点数量, 人为设定隶属度函数数量为12, 构建了结构为6-12-1的T-S模糊神经网络, 六类应力数据为影响智能电表寿命的输入单元, 智能电表寿命为输出单元, 由此建立模型, 并根据2.2节的优化步骤进行模型参数优化。随机初始化T-S模糊神经网络隶属度函数中心 c_j^i 、宽度 b_j^i 以及系数 p_j^i , 在T-S模糊模型对参数自修正计算后, 利用PSO算法对以上参数进行优化改进。

PSO改进的T-S模糊神经网络寿命预测模型采用随机抽取的方式产生训练集和测试集, 随机抽取

800个样本作为训练集, 剩余的200个样本作为测试集用来对模型性能进行评价。

3.3 实验结果

利用MATLAB按3.2节中提出的方法建立模型进行实验, 从实验仿真输出结果图2—9中可以看出, 福建的训练集和测试集的均方误差 m_{sc} 分别为0.043 953和0.055 268, 决定系数 R^2 分别达到0.859 82和0.834 61, 黑龙江的均方误差分别为0.0155 2和0.035 604, 决定系数分别为0.943 53和0.873 08, 新疆的均方误差分别为0.002 011 3和0.003 095, 决定系数分别为0.993 17和0.989 02, 西藏的均方误差分别为0.000 672 17和0.001 456 7, 决定系数分别为0.997 85和0.995 01, 这表明所建立的PSO改进的T-S模糊模型具有非常好的泛化能力, 预测效果好。

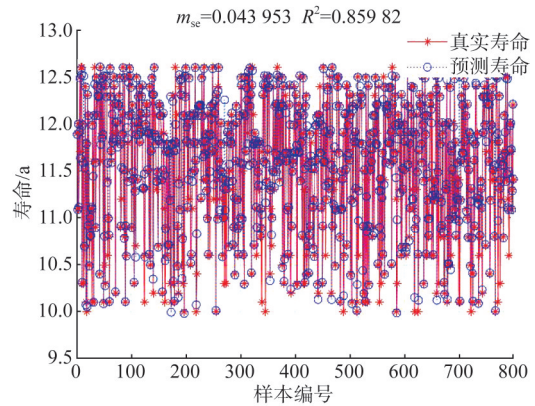


图2 福建训练集预测结果对比

Fig. 2 Comparison between real values and predictive values of training set for Fujian

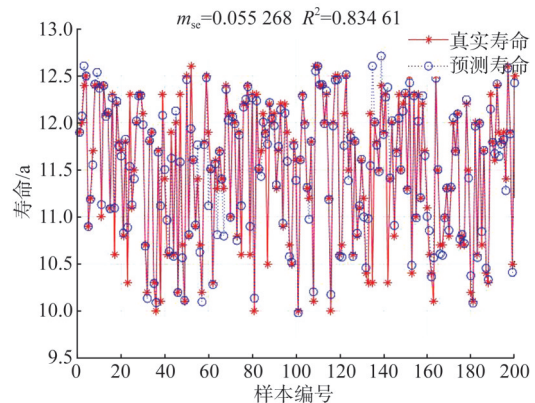


图3 福建测试集预测结果对比

Fig. 3 Comparison between real values and predictive values of testing set for Fujian

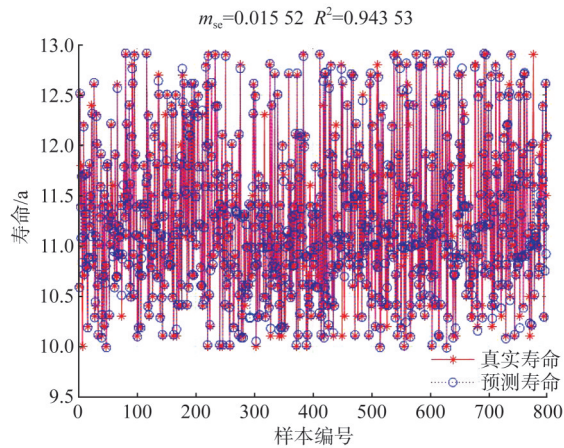


图4 黑龙江训练集预测结果对比

Fig. 4 Comparison between real values and predictive values of training set for Heilongjiang

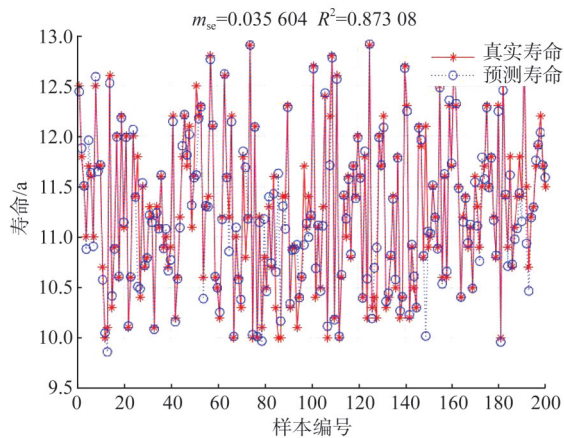


图5 黑龙江测试集预测结果对比

Fig. 5 Comparison between real values and predictive values of testing set for Heilongjiang

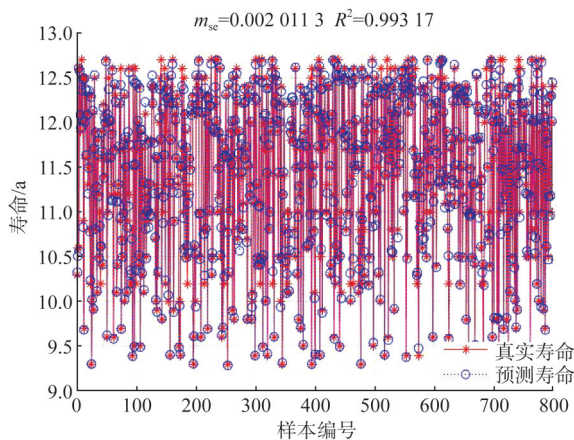


图6 新疆训练集预测结果对比

Fig. 6 Comparison between real values and predictive values of training set for Xinjiang

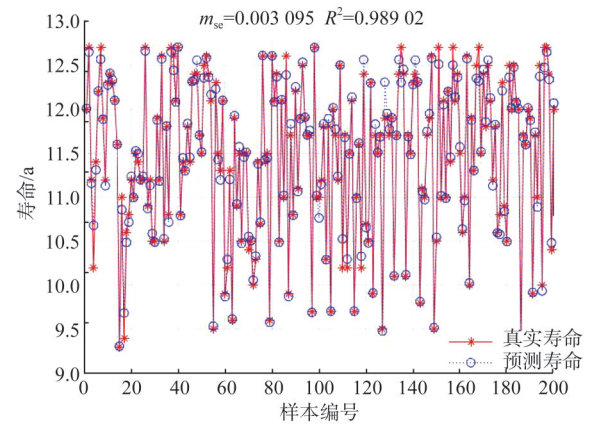


图7 新疆测试集预测结果对比

Fig. 7 Comparison between real values and predictive values of testing set for Heilongjiang

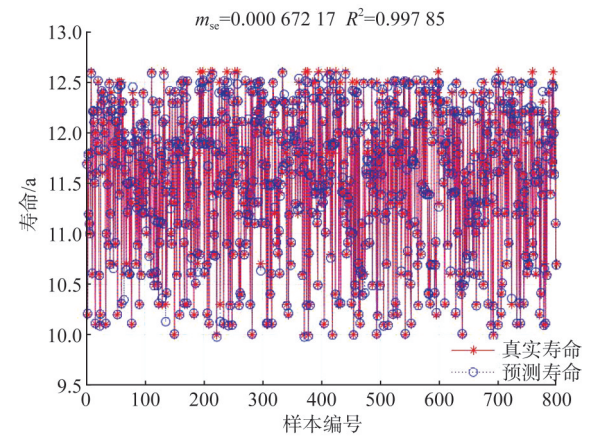


图8 西藏训练集预测结果对比

Fig. 8 Comparison between real values and predictive values of training set for Tibet

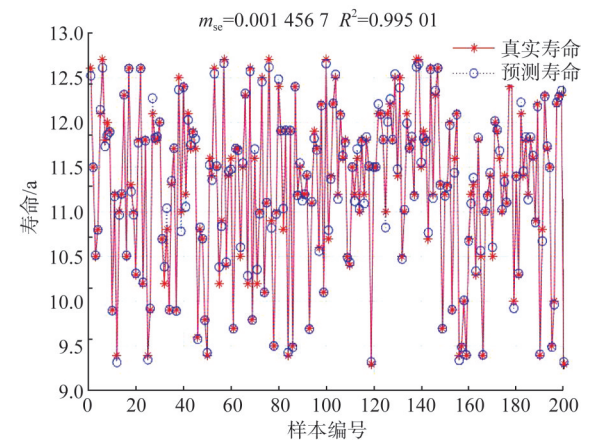


图9 西藏测试集预测结果对比

Fig. 9 Comparison between real values and predictive values of testing set for Tibet

为了验证 PSO 算法对 T-S 模型参数优化以后对模型的预测性能有所提升,实验的同时利用原始的 T-S 模糊模型采用同样的训练集和测试集进行仿真对比实验,以对测试集的预测结果为例,将未经过 PSO 算法改进的模型预测结果与改进后的对比,以证明 PSO 算法对 T-S 模糊模型预测性能提升的有效性。实验结果如图 10—13 所示,福建测试集的均方误差为 0.097 383,决定系数为 0.707 94,黑龙江测试集的均方误差为 0.063 433,决定系数为 0.771 86,新疆测试集的均方误差为 0.001 36,决定系数为 0.995 11,西藏测试集的均方误差为 0.001 819 5,决定系数为 0.993 8,可见未利用 PSO 改进的 T-S 模糊神经网络算法均方误差均高于各地区用 PSO 算法改进后的回归模型,决定系数均低于各地区用 PSO 算法改进后的回归模型。由此可见 PSO 算法改进后的回归模型的两项性能均优于原始 T-S 模糊神经网络模型,PSO 算法修正后的模型稳定性高、误差小,适用于多环境应力影响下智能电表的寿命预测。

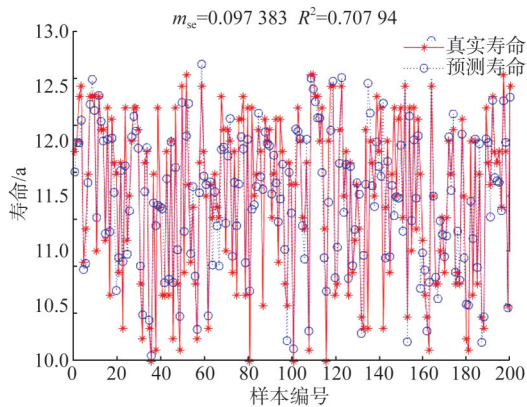


图 10 福建原始 T-S 神经网络模型测试集预测结果

Fig. 10 Comparison between real values and predictive values of testing set of original T-S network for Fujian

4 结语

本文针对智能电表的高可靠性需求,对多应力环境下智能电表寿命预测问题进行了深入研究。在对智能电表失效机理分析的基础上,提出了一种基于 PSO 改进的 T-S 模糊神经网络智能电表寿命预测方法。利用该预测方法对我国 4 种典型气候条件下受 6 种环境应力影响下的智能电表寿命进行了预测,预测结果与原始 T-S 模糊神经网络

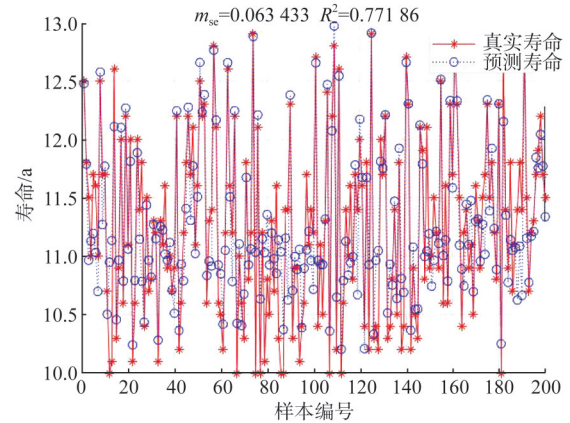


图 11 黑龙江原始 T-S 神经网络模型测试集预测结果

Fig. 11 Comparison between real values and predictive values of testing set of original T-S network for Heilongjiang

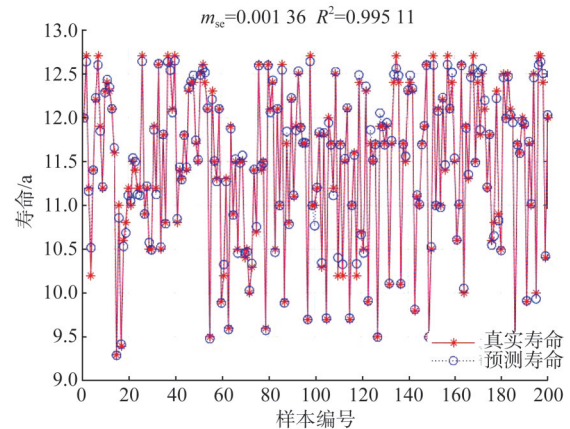


图 12 新疆原始 T-S 神经网络模型测试集预测结果

Fig. 12 Comparison between real values and predictive values of testing set of original T-S network for Xinjiang

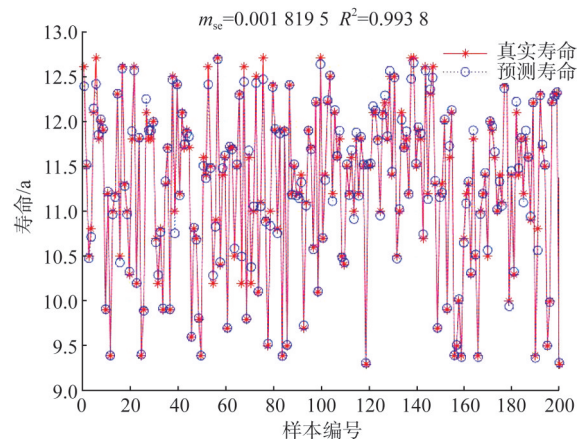


图 13 西藏原始 T-S 神经网络模型测试集预测结果

Fig. 13 Comparison between real values and predictive values of testing set of original T-S network for Tibet

算法进行对比, PSO改进的T-S模糊预测方法能快速有效地预测多种应力施加环境下智能电能表的寿命, 其准确率高于原始T-S模糊预测方法。本文提出的方法可以适应在不同类型气候条件下解决受多种应力影响的智能电能表寿命预测问题。

参考文献

- [1] 张景元, 何玉珠, 崔唯佳. 基于多应力退化模型的智能电表可靠寿命预估[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(8): 1662 - 1669.
ZHANG Jingyuan, HE Yuzhu, CUI Weijia. Reliability life prediction of smart meter based on multi-stress degradation model [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 3(8): 1662 - 1669.
- [2] 杨建, 金丽, 曲翀, 等. 基于多应力退化模型的电表全寿命周期预测方法[J]. 电子设计工程, 2020, 28(3): 111 - 119.
YANG Jian, JIN Li, QU Chong, et al. Life cycle prediction method of electric meter based on multi-stress degradation model [J]. Electronic Design Engineering, 2020, 28(3): 111 - 119.
- [3] 段俊峰, 李宁, 唐求, 等. 基于CK-GPR的多应力环境智能电表剩余寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 102 - 110.
DUAN Junfeng, LI Ning, TANG Qiu, et al. Remaining useful life prediction of smart meter based on CK-GPR in multi-stress environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 28(3): 111 - 119.
- [4] YANG F L, HOU X Z, PAN G Z, et al. Research on reliability modeling and evaluation method of smart meter [C]// 2018 IEEE International Conference on Automation Electronics and Electrical Engineering (AUTEEE), November 16 - 18, 2018, Shenyang, China. New York: IEEE, 2018: 244 - 248.
- [5] 程磊, 陆茜. 基于B-S分布的智能电能表寿命预计方法研究[J]. 电测与仪表, 2023, 60(3): 188 - 194.
CHENG Lei, LU Lin. Research on life prediction method of smart electricity meter based on B-S distribution [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(3): 188 - 194.
- [6] 李若茜, 肖霞, 梅能, 等. 基于Bayes和Bootstrap方法的智能电表可靠性评估[J]. 南方电网技术, 2022, 16(3): 76 - 81.
LI Ruqian, XIAO Xia, MEI Neng, et al. Reliability evaluation of smart meters based on bayes and bootstrap methods [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(3): 76 - 81.
- [7] 彭文俊, 张卫东, 陈泳延, 等. 电力线通信抄表系统的辐射特性和影响因素[J]. 南方电网技术, 2021, 15(10): 102 - 110.
PENG Wenjun, ZHANG Weidong, CHEN Yongyan, et al. Characteristics and influence factors of radiation generated by power line communication system used in power meter reading [J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(10): 102 - 110.
- [8] ZHOU M X, ZHAO Y, LI Q, et al. Smart electricity meter reliable life prediction based on harmonic factor [J]. Electric Power Components and Systems, 2022, 50(13): 727 - 737.
- [9] 马焯, 宋晓林, 孙刚, 等. 基于脉冲虚功率源的直流电能表误差计量研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(12): 189 - 197.
MA Ye, SONG Xiaolin, SUN Gang, et al. Research on error measurement of DC electric energy meter based on pulse virtual power source [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(12): 189 - 197.
- [10] 王忠, 陈晖, 张铮. 环境试验[M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.
- [11] 王思彤, 罗玮, 袁瑞铭, 等. 电子式电能表寿命概念的探讨[J]. 电测与仪表, 2009, 46(10): 48 - 52.
WANG Sitong, LUO Wei, YUAN Ruiming, et al. A discussion on the concept of electronic energy meter's life [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2009, 46(10): 48 - 52.
- [12] 李莉, 熊炜, 赵艺杰, 等. 基于模糊遗传算法的输电线路故障混合威布尔分布模型[J]. 电力科学与技术学报, 2018, 33(1): 60 - 66.
LI Li, XIONG Wei, ZHAO Yijie, et al. Mixed Weibull distribution model of transmission line fault based on fuzzy genetic algorithm [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(1): 60 - 66.
- [13] 黄友朋, 路韬, 陈亮, 等. 智能电能表批次故障预警和寿命预估方法[J]. 中国电力, 2022, 55(7): 87 - 92.
HUANG Youpeng, LU Tao, CHEN Liang, et al. Failure early warning and life estimation method of batch smart meter [J]. Electric Power, 2022, 55(7): 87 - 92.
- [14] 王爽, 左嘉, 初艳伟, 等. 智能电能表的加速寿命试验方案研究[J]. 电测与仪表, 2013, 50(增刊1): 30 - 33.
WANG Shuang, ZUO Jia, CHU Yanwei, et al. Research on the smart meter's accelerated life test [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2013, 50(S1): 30 - 33.
- [15] 陈金涛, 朱彬若, 张垠, 等. 智能电能表的加速退化试验方案研究[J]. 电测与仪表, 2018, 55(3): 104 - 108.
CHEN Jintao, ZHU Bingruo, ZHANG Yin, et al. Research on the accelerated degradation test scheme of smart meter [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(3): 104 - 108.
- [16] 练红海, 肖伸平, 罗毅平, 等. 基于T-S模糊模型的采样系统鲁棒耗散控制[J]. 自动化学报, 2022, 48(11): 2852 - 2862.
LIAN Honghai, XIAO Shenping, LUO Yiping, et al. Robust dissipative control for sampled-data system based on T-S fuzzy model [J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(11): 2852 - 2862.
- [17] 王骏海, 李玮. 基于T-S模糊模型的电力短期不平衡负荷预测方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(3): 30 - 34.
WANG Junhai, LI Wei. Research on short term unbalanced load forecasting method based on T-S fuzzy model [J]. Techniques of Automation & Applications, 2022, 41(3): 30 - 34.
- [18] WANG C C, GENG Q, MENG A, et al. Observer-based model predictive control for uncertain NCS subject to hybrid attacks via interval type-2 T-S fuzzy model [J]. ISA Transactions, 2023(139): 24 - 34.
- [19] LIU Q, YANG J, JIANG B, et al. Adaptive control of T-S fuzzy systems with Markov switching parameters through observer-based sliding mode approach [J]. Discrete and Continuous Dynamical Systems - S, 2023, 16(7): 1980 - 1995.
- [20] 罗兵, 黄万里, 党锦泽, 等. 公共走廊中埋地管道交流干扰缓解措施的粒子群优化[J]. 南方电网技术, 2022, 16(9): 132 - 141.
LUO Bing, HUANG Wanli, DANG Jinze, et al. Particle swarm optimization of mitigation measures to AC interference

- of buried-pipelines in common corridor [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(9): 132 - 141.
- [21] AGUIAR A L S, SOUSA F B C, MELO Y V L D. Optical distribution network design using PSO [J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(1): 239 - 242.
- [22] 李星成, 鞠善忠, 郑太英. 基于粒子群算法的变压器直流偏磁隔直装置安装策略[J]. 南方电网技术, 2023, 17(10): 13 - 21.
- LI Xingcheng, JU Shanzhong, ZHENG Taiying. Installation strategy of transformer DC bias blocking device based on PSO algorithm [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(10): 13 - 21.
- [23] 张翔颖, 杨永标, 徐青山, 等. 基于多时段相似日理论的光伏功率组合预测方法[J]. 南方电网技术, 2023, 17(2): 57 - 65.
- ZHANG Xiangying, YANG Yongbiao, XU Qingshan, et al. Photovoltaic power combination prediction method based on multi temporal similarity day theory [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(2): 57 - 65.
- [24] 李军, 梁嘉诚, 刘克天, 等. 计及用户响应度的电动汽车充电优化调度策略[J]. 南方电网技术, 2023, 17(8): 123 - 132.
- LI Jun, LIANG Jiacheng, LIU Ketian, et al. Optimal scheduling strategy for electric vehicles charging and discharging considering user responsiveness [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(8): 123 - 132.
- [25] 黄春福, 李安, 覃方君, 等. 基于 PSO-SVR 的光纤陀螺温度误差建模与实时补偿[J]. 光子学报, 2019, 48(12): 95 - 102.
- HUANG Chunfu, LI an, QIN Fangjun, et al. Temperature error modeling and real-time compensation of fiber optic gyroscope based on PSO-SVR [J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(12): 95 - 102.
- [26] 韩志强, 周碧红, 余寻峰, 等. 我国电能表行业发展趋势预估[J]. 上海计量测试, 2018, 45(增刊1): 11-14.
- HAN Zhiqiang, ZHOU Bihong, SHE Xunfeng, et al. The forecast of the development trend of the electrical energy meter industry in China [J]. Shanghai Measurement and Testing, 2018, 45(S1): 11-14.
- [27] 解进军, 周文斌, 刘士峰, 等. 考虑现场校验的智能电能表可靠性分析与改进[J]. 中国电力, 2019, 52(10): 79 - 84.
- XIE Jingjun, ZHOU Wen Bing, LIU Shifeng, et al. Reliability analysis and improvement of smart electric energy meter considering field verification [J]. Electric Power, 2019, 52(10): 79 - 84.
- [28] 马俊, 唐求, 段俊峰, 等. 高干热环境下智能电表测量误差评估模型[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(12): 4581 - 4588.
- MA Jun, TANG Qiu, DUAN Junfeng, et al. Measurement error evaluation model for smart meter under high dry heat environment [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(12): 4581 - 4588.
- [29] 周丹, 李嘉杰, 邓美玲, 等. 考虑多分布式水电协调运行策略的微电网重构方法[J]. 南方电网技术, 2023, 17(12): 63 - 70.
- ZHOU Dan, LI Jiajie, DENG Meiling, et al. Microgrid reconfiguration method considering coordinated operation strategy of multi-distributed hydropower [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(12): 63 - 70.

收稿日期: 2023-10-26; 网络首发日期: 2024-05-20

作者简介:

李丹(1986), 男, 高级工程师, 博士, 研究方向为电力装备与系统可靠性, lidanbuaa@sina.com;

莫冰(1992), 女, 通信作者, 高级工程师, 硕士, 研究方向为产品质量与可靠性, mobing0221@163.com;

潘广泽(1989), 男, 高级工程师, 硕士, 研究方向为产品可靠性试验与评价, panguangze@126.com。

广 告

电网仿真重点实验室.....封二
南网知识星球.....封三
直流输电技术全国重点实验室.....A1

正泰电气股份有限公司.....A2
南方电网电力科技股份有限公司.....A3
南方电网科技创新中心.....A4