

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2314047

基于 PCC-ISSA-BP 燃料电池剩余寿命预测*

方娜 肖威 邓心

(湖北工业大学太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室 武汉 430068)

摘要: 在质子交换膜燃料电池(PEMFC)寿命预测中,针对燃料电池中的特征对其寿命的影响程度未知问题,使预测燃料电池的剩余寿命问题变得相对复杂,为了更加准确的预测燃料电池的剩余使用寿命。本文首先通过小波分析对原始堆栈电压进行去噪处理,滤除噪声数据,利用皮尔逊相关系数(PCC)对影响因素进行降维,提取关键影响因素,简化模型结构;然后利用改进的麻雀优化算法(ISSA)优化BP神经网络,找到网络最优的权值和阈值,并建立ISSA-BP模型;最后将处理好的数据输入ISSA-BP模型,实现PEMFC的剩余寿命预测。实验结果表明,PCC-ISSA-BP的平均绝对误差百分比、平均绝对误差、均方根误差分别为0.125%、0.003 97、0.005 68,优于其它模型,能够更有效地预测燃料电池的剩余寿命。

关键词: 燃料电池;小波分析;皮尔逊相关系数;BP神经网络;改进麻雀优化算法

中图分类号: TM911.48 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Residual life prediction of fuel cell based on PCC-ISSA-BP

Fang Na Xiao Wei Deng Xin

(Hubei Key Laboratory for High-efficiency Utilization of Solar Energy and Operation Control of Energy Storage System, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: In proton exchange membrane fuel cell (PEMFC) life prediction, the unknown degree of influence of the characteristics in the fuel cell on its life makes the problem of predicting the remaining life of the fuel cell relatively complex. In order to more accurately predict the remaining service life of the fuel cell. In this paper, the original stack voltage was de-noised by wavelet analysis to filter the noisy data. Pearson correlation coefficient (PCC) was used to reduce the dimension of influencing factors, extract key influencing factors, and simplify the model structure. Then, the improved sparrow search algorithm (ISSA) is used to optimize the BP neural network, find the optimal weights and thresholds of the network, and establish the ISSA-BP model. Finally, the processed data is input into the ISSA-BP model to predict the remaining life of PEMFC. The experimental results show that the average absolute error percentage, average absolute error, and root mean square error of PCC-ISSA-BP are 0.125%, 0.003 97, and 0.005 68, respectively, which are better than other models and can more effectively predict the remaining life of fuel cells.

Keywords: proton exchange membrane fuel cell; principal component analysis; Pearson correlation coefficient; back propagation neural network; improve sparrow search algorithm

0 引言

近年来,传统化石能源越来越少,环境问题越来越严重,找到不污染环境且能量效益更好的新能源越来越引发人们的广泛关注^[1]。质子交换膜燃料电池(proton exchange membrane fuel cell, PEMFC)具有电流大、启动迅速、噪声低等优点,这些特点是其他几种类型的燃料电池所不具备的。但是,当前 PEMFC 仍存在维护成本高和寿命

短等问题。因此,开展 PEMFC 的剩余寿命(remaining useful life, RUL)预测研究对降低设备维护成本和燃料电池寿命结束前对其进行维护有重大意义^[2]。

PEMFC 是一个复杂的电化学系统,其知识领域涉及到大量的学科,要精确的描述其状态特别困难。模型驱动法,数据驱动法,混合驱动法作为主要的燃料电池寿命预测方法。模型驱动法只适合于稳定工况下的数据,对于复杂环境预测效果不佳;混合驱动法增加了模型设计的合理性

收稿日期:2023-07-07

* 基金项目:国家自然科学基金青年科学基金(51809097)、湖北省重点研发计划(2021BAA193)项目资助

需求,计算量大,增加了模型本身的不稳定性;数据驱动法不易受反应机理影响,可移植性强,使用灵活,是目前主流的预测方法^[3]。

目前数据驱动的方法有回声状态网络^[4](echo state network, ESN)、超限学习机^[5](extreme learning machine, ELM)、自适应神经-模糊推理系统^[6](adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS)和相关向量机^[7](relevance vector machine, RVM)等。目前国内外有很多学者开展了相关方面的研究。文献[8]采用核超限学习机(kernel extreme learning machine, KELM)方法提高了燃料电池剩余寿命预测的速度,燃料电池数据非线性强,使用单一网络进行预测,精度偏低。文献[9]采用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)预测燃料电池的总电压,预测电压的总体趋势实际电压基本一致,对于文献中的噪声数据可以滤除,避免影响预测精度。文献[10]提出一种将小波去噪算法与机器学习技术相结合的预测方法,可以有效地去除噪声数据,提高模型准确度。文中使用的长短期记忆网络结构隐含层神经元,学习率等参数难以选择,需要花费大量的时间。文献[11]采用主成分分析法对原始数据进行降维处理,结合反向传播(back propagation, BP)神经网络对燃料电池的输出电压进行预测,简化了网络结构,节省计算时间,BP神经网络易陷入局部最优解,影响预测精度。文献[12]应用高斯过程结合主成分分析对锂离子电池剩余寿命进行预测,有效提高了模型准确度。但是高斯回归过程计算复杂度高,需要大量内存,以及核函数选择困难。文献[13]采用蚁狮优化(ant lion optimization, ALO)方法优化支持向量回归(support vector regression, SVR)参数,可以获得 SVR 方法的最佳参数,对于预测锂离子寿命有显著效果,ALO 算法易陷入局部最优解。文献[14]提出基于注意力神经网络的电池寿命预测模型,显著提升了模型精确度,但运算量相对较大。

针对上述存在的问题,本文采用小波阈值去噪有效剔除电堆电压数据的噪声数据,并保留其变化趋势。同时,应用皮尔逊系数(pearson correlation coefficient, PCC)提取出有效的影响因素,简化模型结构。BP 神经网络具有一定的自我学习能力,概括能力强,但它是一种局部搜索的优化算法,算法会陷入局部最优解,导致训练失败。针对 BP 网络的缺点,文中结合改进麻雀优化算法(improve sparrow search algorithm, ISSA)优化网络结构,寻找到最优权值和阈值,找到全局最优解,提高模型准确度。本文提出基于 PCC-ISSA-BP 的组合预测模型,有效的预测燃料电池剩余使用寿命,为燃料电池剩余寿命预测提供借鉴和参考。

1 基本原理

1.1 燃料电池工作原理

PEMFC 的工作原理如图 1 所示,这个反应可以分为两部分,一部分是阳极上氢气的氧化反应,氢气进入阳极,

在阳极催化剂的作用下分解成带正电的质子和带负电的电子,化学反应式如式(1)所示。另一部分为氧气的还原反应,氧气与到达阴极上的质子和电子在催化剂的作用下反应生成水,化学反应式如式(2)^[15]所示。



总的反应式如式(3)所示。



PEMFC 是一个非常复杂的系统,各种不利因素都会影响到其运行,造成寿命衰减。不利因素大体分为三种:本征因素、系统因素、环境因素。本征因素指制造工程中存在的缺陷,不易控制;系统因素指未处于合适的工作环境,一般指工作人员控制不当;环境因素指温度、湿度、压力等外界条件。本文只对环境因素影响电池寿命进行探究。

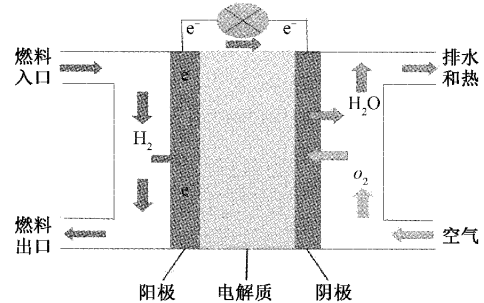


图 1 质子交换膜燃料电池原理图

1.2 皮尔逊相关系数

皮尔逊相关系数是用来度量两个变量之间的相关程度,皮尔逊系数的值为介于-1~1之间的常数,当值大于0时,两个变量正相关,当值小于0时,两个变量负相关,相关系数的值越大,则表明两个因素相关性越强。反之,则表明两个因素之间相关性越弱。计算两个因素之间的相关性,对数据进行特征提取和降维。步骤如下:

1)将原始数据整理为 m 行 n 列的矩阵

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & y_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & y_{mn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: \mathbf{X} 为 m 行 n 列的矩阵, x_{ij} 为 n 维变量影响因素的值。 y_m 输出变量的值。

2)计算影响因素与输出变量之间的皮尔逊系数

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5)$$

式中: r 为变量 x_i 和 y_i 之间的皮尔逊系数。

3)根据 r 的绝对值大小进行相关性划分

(1)当 $0 < |r| < 0.2$,两个变量极弱相关。

(2)当 $0.2 < |r| < 0.4$,两个变量弱相关。

- (3)当 $0.4 < |r| < 0.6$, 两个变量中强相关。
- (4)当 $0.6 < |r| < 0.8$, 两个变量强相关。
- (5)当 $0.8 < |r| < 1$, 两个变量极强相关。

1.3 BP神经网络

BP神经网络是一种多层的前馈神经网络,使用BP神经网络作为模型预测。它的原理主要分为两个阶段,前向传播阶段,将输入数据从输入层传递到隐含层,再到输出层,计算输出结果,反向传播阶段,根据输出结果与实际值之间的误差,通过反向传播算法,调整权重和偏置直到达到最小值或最大迭代次数。BP神经网络一般有3层,即输入层,隐藏层,输出层,根据模型的实际需要,可以增加隐藏层数目,提高模型的预测精度。最简单的3层BP神经网络结构图如图2所示^[16]。

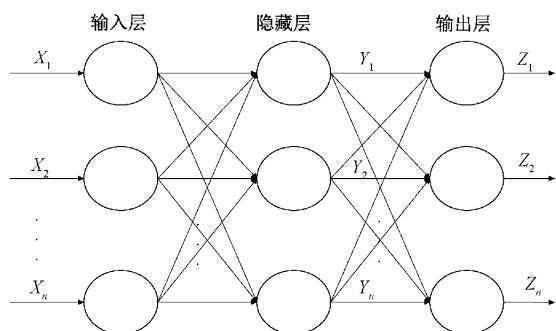


图2 BP神经网络模型

1.4 改进的麻雀搜索算法

1) 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是近几年提出的一种新型的群智能优化算法,它是一种模仿麻雀捕食而形成的启发式优化算法^[17]。该算法主要对发现者、加入者、警戒者位置进行更新,找到最优位置。

按照以下公式更新发现者位置:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp(\frac{-i}{a \times N}), & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 > ST \end{cases} \quad (6)$$

式中: t 为当前迭代次数; $X_{i,j}$ 为第*i*个麻雀在第*j*维中的位置信息; N 为最大迭代次数; R_2 和 ST 分别表示预警值和安全值; Q 为服从正态分布的随机数; L 为单位行向量; $0 < a < 1$ 。

按照以下公式更新加入者位置。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp(\frac{X_{worst} - X_{i,j}^t}{i^2}), & i > \frac{n_2}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: X_{worst} 为当前全局最差的位置; A^+ 为数值只能为-1或者1的行向量; X_p 为目前发现者发现的最优位置。 n_2 为麻雀总数。

当捕食者出现,按照以下公式更新警戒者位置。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{best}^t|, & f_i > f_{best} \\ X_{i,j}^t + K \cdot (\frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{f_i - f_w + \epsilon}), & f_i = f_{best} \end{cases} \quad (8)$$

式中: X_{best} 为当前全局最优位置; β 为服从标准正态分布的随机数用来作为步长控制参数; K 为随机数; f_i 为当前麻雀个体的适应度值; f_w 为全局最差适应度值; f_{best} 为全局最佳适应度值; ϵ 为常数,为了使分母不为0。

2) 算法改进措施

(1) Tent混沌映射

麻雀搜索算法随机生成种群位置均匀性差,全局搜索能力不强,易陷入局部最优解^[18]。Tent混沌映射是一个带有参数的分段映射函数,由其产生的混沌序列具有良好的随机性和均匀性,将其用到麻雀算法中,有利于提高算法的寻优速率和求解精度。Tent映射表达式如下:

$$K_{i+1} = \begin{cases} \frac{K_i}{\theta}, & K_i \in (0, \theta] \\ \frac{1 - K_i}{1 - \theta}, & K_i \in (\theta, 1] \end{cases} \quad (9)$$

式中: K_i 为在*i*时刻的混沌映射值, θ 为混沌系数。

相同的种群采用随机数初始化与Tent混沌模型初始化的效果对比图如图3所示。从图中可得Tent混沌映射对种群进行初始化,能够使种群整体分布更均匀,更容易搜索到全局最优解。

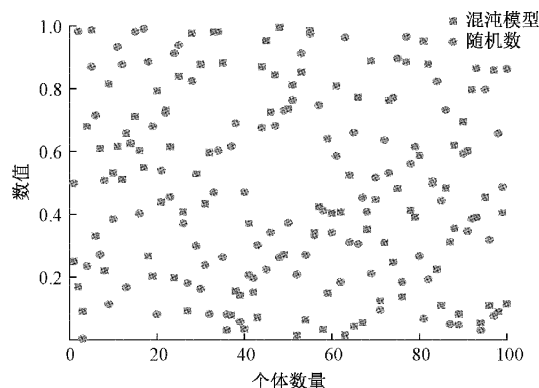


图3 初始化种群结果对比

(2) 自适应动态惯性权重

麻雀算法从开始迭代,对迭代步长没有好的控制,容易陷入局部最优。权重因子可以平衡全局搜索能力与局部搜索能力,可以提高算法搜索效率。因此借鉴惯性权重的思维,本文在发现者位置引入惯性权重因子 ω 控制搜索范围和收敛速度,权重因子采用多项式递减的策略进行调整,具体表达式为:

$$\omega = \omega_{max} - (\omega_{max} - \omega_{min}) \cdot n_k \cdot \sin(i \cdot \pi / (2 \cdot N)) \quad (10)$$

式中: i 为当前迭代次数; ω_{max} 为最大惯性权重值; ω_{min} 为最小惯性权重值, n_k 为比例系数,改进后发现者位置更新如下:

$$X_{i,j}^{t-1} = \begin{cases} f_2 \cdot X_{i,j}^t + w \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot h_2) \cdot \text{abs}(h_2 \cdot X_{best} - X_{i,j}^t), & R_2 < ST \\ f_2 \cdot X_{i,j}^t + w \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot h_2) \cdot \text{abs}(h_2 \cdot X_{best} - X_{i,j}^t), & R_2 > ST \end{cases} \quad (11)$$

式中： $f_2 = 1 - w$ ， h_2 为 0~1 之间的随机数。

3) ISSA 的实现步骤

(1) 初始化麻雀种群的参数, 包括设置初始种群规模、最大迭代次数、安全值、发现者比例等。

(2) 使用 Tent 混沌映射对种群位置进行均匀初始化, 计算初始适应度值, 对初始适应度值进行排序, 确定最优适应度值以及最差适应度值的个体位置。

(3) 采用式(11)、(7)、(8)对发现者、加入者、警戒者的位置进行更新。

(4) 计算更新过后的每只麻雀的适应度值, 对比之前的最优适应度值, 若新的适应度值更小, 则更新。

(5) 如果满足算法的终止条件, 则输出最后更新的适应

度值及其位置。否则, 继续执行步骤(3)。

2 PCC-ISSA-BP 预测模型

本文构建了 PCC-ISSA-BP 的燃料电池剩余寿命预测模型如图 4 所示, 步骤如下:

1) 原始数据中存在的噪声数据, 采用小波阈值去噪进行处理, 剔除噪声数据。

2) 对步骤 1) 中得到的数据进行 PCC 降维, 筛选出对输出电压影响大的特征因素, 提取出这些主要影响因素。

3) 以步骤 2) 所取特征因素为 BP 网络输入, 电压为输出, 根据输入、输出确定隐藏层结构。

4) 采用改进的 SSA 算法找到 BP 神经网络最优的权值和阈值。

5) 将步骤 4) 得到的参数输入 BP 神经网络, 确定 BP 网络最终结构, 完成仿真测试。

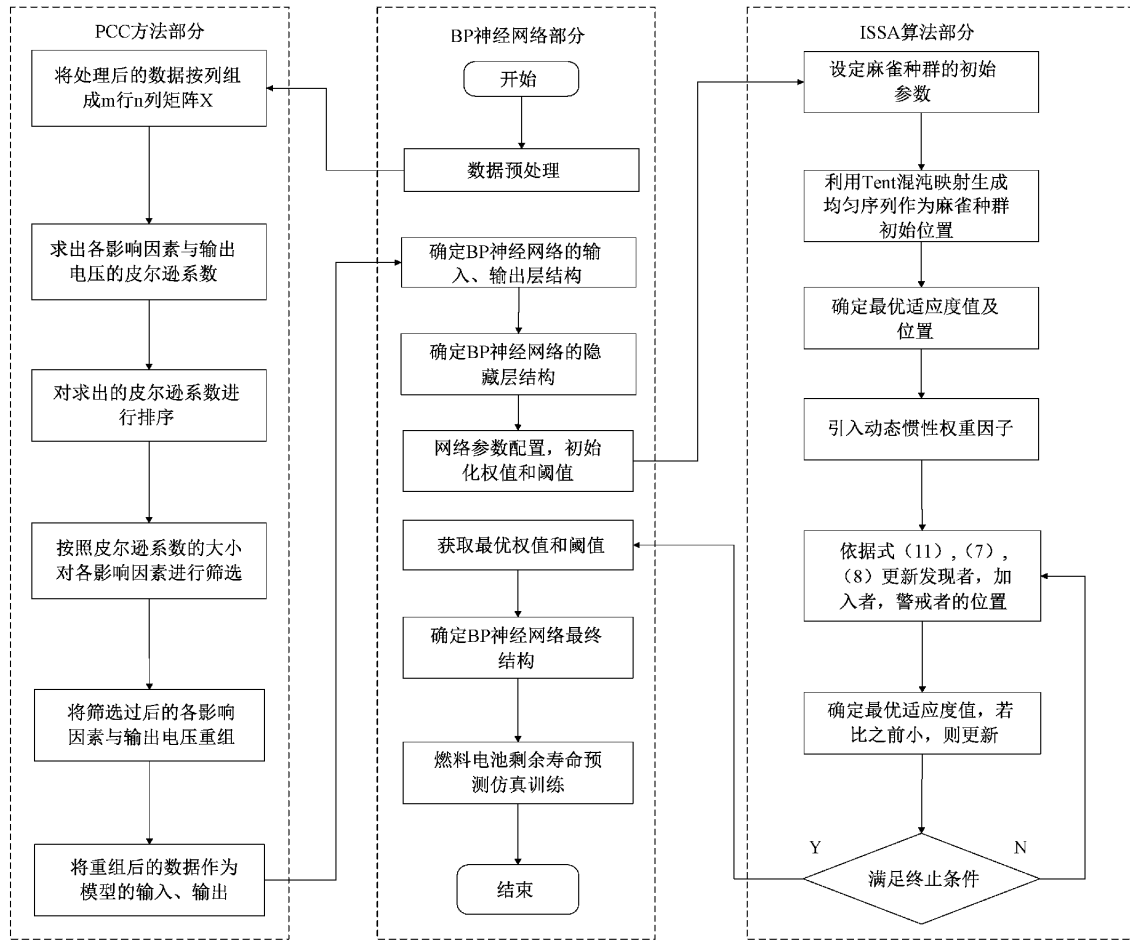


图 4 基于 PCC-ISSA-BP 的燃料电池剩余寿命预测流程图

3 数据预处理及误差评价指标

3.1 数据采集

2014 年, 由 IEEE 可靠性协会、FCLAB 研究联合会、

FEMTO-ST 研究所、卓越实验室 ACTION 发起的“IEEE PHM 数据挑战赛”, 目的主要是预测燃料电池的剩余使用寿命。测试中用到的 FC2 数据集共有 127 371 条数据, 从中每隔 1 h 取 1 组数据, 共选取 1 021 条数据, 合计观察

1 020 h 的运行结果,其中训练集设置为 800 组,测试集为 221 组。表 1 为 FC2 数据集的相关参数。

表 1 燃料电池采集的变量及变量物理意义

参数	参数的物理意义	单位
U_{tot}	堆栈输出总电压	V
$U_1 \sim U_5$	单电池 1~5 的电压	V
I	电流	A
J	电流密度	A/cm ²
T_{inH_2}, T_{outH_2}	氢气入口、出口温度	°C
T_{inAIR}, T_{outAIR}	空气入口、出口温度	°C
T_{inWA}, T_{outWAT}	冷却水入口、出口温度	°C
P_{inAIR}, P_{outAIR}	空气入口、出口压力	mbara
P_{inH_2}, P_{outH_2}	氢气入口、出口压力	mbara
D_{inH_2}, D_{outH_2}	氢气入口、出口流速	l/mn
D_{inAIR}, D_{outAIR}	空气入口、出口流速	l/mn
$DWAT$	冷却水的流速	l/mn
$HrAIRFC$	空气入口湿度	%

3.2 数据预处理

为减少噪声对数据的干扰,本文选择小波阈值去噪对原始数据进行降噪,小波基为 db4,分解层数为 4 层,去噪方法为极大极小阈值。图 5 两条曲线分别为原始值与小波去噪后值,从图 5 中可得出用小波阈值去噪算法能剔除原始数据中的噪声信号,并保留数据的衰退趋势。

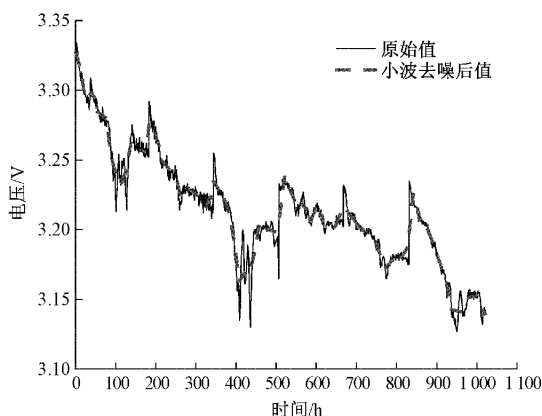


图 5 去噪前后 PEMFC 输出电压对比

3.3 预测模型的评价指标

为验证模型的准确性,输出电压作为模型的预测输出,选取平均绝对误差百分比(mean absolute percentage error, MAPE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)作评价指标对本文模型进行验证,公式如下:

$$MAPE = \frac{1}{n_3} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_p - Y_i}{Y_i} \right| \cdot 100\% \quad (12)$$

$$MAE = \frac{1}{n_3} \sum_{i=1}^n |Y_p - Y_i| \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_3} \sum_{i=1}^n (Y_p - Y_i)^2} \quad (14)$$

式中: n_3 为测试集样本数量, Y_p 为测试集预测值, Y_i 为测试集真实值。这 3 个评价指标的值越小,就可以说明所用预测方法预测更精确,所用的预测模型越好。

4 算例仿真分析

本文为了验证 PCC-ISSA-BP 预测燃料电池剩余寿命的准确性和可行性,以文中 3.1 描述的数据集做为实验数据,所采用的硬件平台为 Intel Core i5-4210U CPU,仿真训练依托的软件平台为 Matlab R2020a。

4.1 PCC 降维

为了简化模型结构,使用皮尔逊系数对数据进行降维。表 2 为是各输入参数物理量与输出变量堆栈总电压的皮尔逊相关系数。本文从相关系数 r 的绝对值大于 0.4 进行筛选,从表 2 可得, $U_1, U_2, U_3, U_4, U_5, J, I, TinH_2$ 等 11 个输入变量,可作为数据集中的主要因素来影响输出电压。

表 2 各输入变量与输出电压的皮尔逊系数

参数	相关系数	参数	相关系数
U_1	0.978	T_{outH_2}	-0.612
U_2	0.979	T_{inAIR}	-0.559
U_3	0.954	T_{outAIR}	0.024
U_4	0.979	T_{inWAT}	0.103
U_5	0.979	T_{outWAT}	0.031
J	-0.501	P_{inAIR}	-0.017
I	-0.501	P_{outAIR}	-0.185
T_{inH_2}	-0.731	P_{outH_2}	-0.006
P_{inH_2}	-0.025	D_{outAIR}	0.435
D_{inH_2}	0.015	$DWAT$	-0.140
D_{outH_2}	-0.002	$HrAIRFC$	-0.052
D_{inAIR}	-0.018		

4.2 ISSA-BP 模型参数确定

将 PCC 降维后的数据进行处理,将获得的 11 个变量作为 BP 神经网络的输入,为输入层神经元个数。将输出电压作为神经网络的输出。运行程序确定隐藏层数以及隐藏层神经元数目。对应结果如表 3 和 4 所示,当隐含层为 1 层,神经元个数为 9 时,训练集均方根误差最小。根据多次训练结果,学习率为 10^{-3} ,训练目标最小误差为 10^{-6} ,训练次数设置为 10^4 次,动量因子为 10^{-2} ,最高失败次数为 6 次,改进麻雀优化算法初始种群规模为 30,最大进化代数设置为 50,安全值为 0.6,发现者比例 0.7,加入者比例为 0.3,最佳适应度为 8 效果最好。

表 3 BP 神经网络结构隐藏层数

隐藏层数	RMSE/V
1	0.017 4
2	0.018 6
3	0.021 3

表 4 BP 网络结构隐藏层神经元数目

隐藏层神经元	RMSE/V
5	0.072 1
7	0.070 3
9	0.061 1
11	0.069 9
13	0.080 9

4.3 仿真结果分析验证

1) 单一模型预测结果对比

分别用 BP、ELMAN、长短期记忆(long short-term memory, LSTM)单一网络进行仿真,对各网络模型参数进行调优,以相同的数据集进行训练,相同评价指标进行评估,实验结果如表 5 所示。

表 5 单一模型预测结果对比

模型	MAE/V	RMSE/V	MAPE/%
LSTM	0.016 53	0.019 95	0.522
ELMAN	0.014 31	0.017 63	0.453
BP	0.013 54	0.015 79	0.428

由表 5 可得,相对于 ELMAN、LSTM, BP 的 MAE、RMSE、MAPE 的值最小,预测结果相对要好,故选择 BP 神经网络作为基础网络。

2) PCC 降维前后预测结果对比

采用 PCC-BP 网络模型对数据进行训练,简化模型结构,与传统的 BP 网络预测进行对比,如表 6 所示,为两种方法对应的预测结果。

表 6 BP、PCC-BP 预测结果比较

模型	MAE/V	RMSE/V	MAPE/%
BP	0.013 54	0.015 79	0.428
PCC-BP	0.010 95	0.013 61	0.346

由表 6 得出采用皮尔逊相关系数处理数据后再结合 BP 神经网络对数据进行预测相对 BP 神经网络精度更高。

3) 混合模型预测结果对比

BP 神经网络处理非线性数据具有一定的拟合能力,概括能力强,但是在寻优过程中,容易陷入局部最小值,影响模型的预测精度,采用改进的麻雀优化算法可以有效的解决此问题。本文模型与粒子群优化(particle swarm

optimization, PSO)BP 神经网络等各种混合模型的预测结果如表 7。对应模型的预测偏差和(预测值与真实值差值的绝对值之和)如图 6 所示。

表 7 不同混合模型预测结果对比

模型	MAE/V	RMSE/V	MAPE/%
PCC-BP	0.010 95	0.013 61	0.346
PCC-PSO-BP	0.005 70	0.007 30	0.180
PCC-SSA-BP	0.004 34	0.0059 3	0.137
PCC-ISSA-BP	0.003 97	0.005 68	0.125

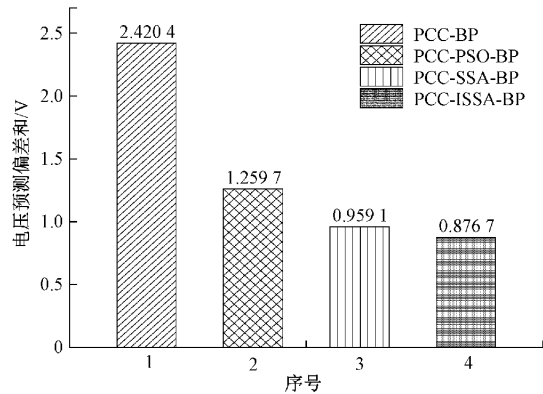


图 6 不同混合模型预测结果对比

由表 7 结果可得 PCC-ISSA-BP 的评价指标相对于 PCC-BP、PCC-PSO-BP、PCC-SSA-BP 的值更小,精确度更高,表明 PCC-ISSA-BP 可以作为燃料电池寿命预测的最佳模型。

4.4 剩余寿命预测

由以上结果可以看出 PCC-ISSA-BP 的预测效果最好,选取它作为最终的预测模型。将小波降噪后的数据前 800 组训练集数据输入 PCC-ISSA-BP 网络作为模型训练数据,221 组数据作为测试数据送入训练完毕的模型进行预测。当 PEMFC 的输出电压衰退至 95%时,确定电池达到寿命,定义其失效,预测结果如图 7 所示。图中粉红色

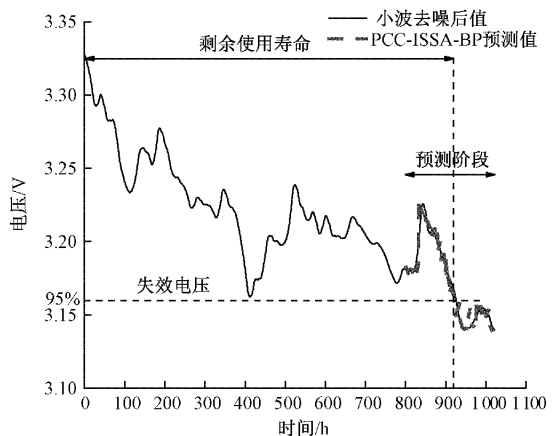


图 7 基于 PCC-ISSA-BP 的 PEMFC 剩余寿命预测

曲线代表预测阶段, PEMFC 初始电压为 3.327 V, 失效电压为 3.161 V。当时间 $t = 922$ h 时, PEMFC 的预测电压为 3.160 V, 这个电压值与实际失效电压最为接近, 所以 PEMFC 在此时失效, 因为网络模型在 $[0 \text{ h}, 800 \text{ h}]$ 为训练阶段, 所以 PEMFC 实际剩余电压为 122 h, 当以训练初始阶段为起点, 则剩余使用寿命为 922 h。

5 结 论

本文分析影响 PEMFC 电池输出电压的影响因素, 对影响因素进行 PCC 降维, 建立 PCC-ISSA-BP 预测模型, 并与其他模型的预测结果进行对比, 得出以下结论:

原始输出电压中含有大量噪声数据, 对原始堆栈电压采用小波分析能有效剔除噪声数据, 并保留其变化趋势。

燃料电池影响因素众多, 全部作为影响因素, 模型结构复杂, 采用皮尔逊相关系数提取主要影响因素, 能有效简化模型结构。

相对于单一的网络模型, BP 神经网络的模型具有较强的优势, 但易陷入局部最优解。运用改进麻雀优化算法改进 BP 网络模型后, 模型预测精度更高。

对于燃料电池的剩余寿命进行预测, PCC-ISSA-BP 模型的准确度高, 与真实情况基本吻合。

影响因素除了会影响输出电压, 相互之间可能还存在影响, 还应进行进一步分析, 文中所使用的 FC2 数据集为动态工况下的实验数据, 后续还可以选取恒定工况下燃料电池的数据进行研究。

参考文献

- [1] 高金武, 贾志桓, 王向阳, 等. 基于 PSO-LSTM 的质子交换膜燃料电池退化趋势预测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(9): 2192-2202.
- [2] 常家康, 吕宁, 詹跃东. 基于 XGBoost-RFECV 算法和 LSTM 神经网络的 PEMFC 剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 126-133.
- [3] 胡鹏飞. 质子交换膜燃料电池的健康度和剩余使用寿命的预测方法研究[D]. 南宁: 广西大学, 2022.
- [4] MORANDO S, JEMEI S, HISSEL D, et al. Proton exchange membrane fuel cell ageing forecasting algorithm based on echo state network [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(2): 1472-1480.
- [5] JAVED K, GOURIVEAU R, ZERHOUNI N, et al. Prognostics of proton exchange membrane fuel cells stack using an ensemble of constraints based connectionist networks[J]. Journal of Power Sources, 2016, 324: 745-75.
- [6] SILVA R E, GOURIVEAU R, JEMEI S, et al. Proton

exchange membrane fuel cell degradation prediction based on adaptive neuro-fuzzy inference systems[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2014, 39(21): 11128-11144.

- [7] WU Y M, BREAZ E, GAO F, et al. A modified relevance vector machine for pem fuel-cell stack aging prediction [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2016, 52(3): 2573-2581.
- [8] 刘嘉蔚, 李奇, 陈维荣, 等. 基于核超限学习机和局部加权回归散点平滑法的 PEMFC 剩余使用寿命预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(24): 7272-7279, 7500.
- [9] 高雨璇. 质子交换膜燃料电池在线监测及寿命预测[D]. 成都: 西南交通大学, 2019.
- [10] 蓝煜, 吴占宽, 姜琦, 等. 基于机器学习的质子交换膜燃料电池寿命预测研究[J]. 现代机械, 2022(5): 1-5.
- [11] 胡兵, 王小娟, 徐立军, 等. 基于 KMO-PCA-BP 的燃料电池堆输出电压预测方法[J]. 太阳能学报, 2022, 43(3): 12-19.
- [12] 何冰琛, 杨薛明, 王劲松, 等. 基于 PCA-GPR 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 太阳能学报, 2022, 43(5): 484-491.
- [13] 王瀛洲, 倪裕隆, 郑宇清, 等. 基于 ALO-SVR 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(4): 1445-1457, 1550.
- [14] 高明, 刘超, 唐加福, 等. 基于注意力神经网络的燃料电池寿命衰减预测[J]. 中国管理科学, 2023, 31(3): 155-166.
- [15] 蓝煜. 质子交换膜燃料电池膜电极衰退及电堆寿命预测研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
- [16] 张丹丹, 胡钢, 卢静, 等. 基于 GAD-BP 神经网络的短期负荷预测[J]. 电子测量技术, 2019, 42(24): 143-147.
- [17] 杨邓, 杨俊杰, 胡晨阳, 等. 基于改进 LSSVM 的短期电力负荷预测[J]. 电子测量技术, 2021, 44(18): 47-53.
- [18] 王雨虹, 王志中. 基于 RFRFE 与 ISSA-XGBoost 的变压器故障辨识方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(12): 142-150.

作者简介

方娜, 博士, 讲师, 主要研究方向为深度学习在电力分析与预测中的应用。

E-mail: fangna@hbut.edu.cn

肖威(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习在电力负荷分析与预测中的应用。

E-mail: 2026329096@qq.com

邓心, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习在电力负荷分析与预测中的应用。

E-mail: 2160630193@qq.com