

# 基于I-WNN的高温潜油电机温度拟合与预测

蒋召平<sup>1</sup>,李越<sup>1</sup>,刘明凯<sup>2</sup>,甄东芳<sup>2</sup>,侯新旭<sup>1</sup>,王通<sup>2</sup>

(1.中海石油(中国)有限公司天津分公司 渤海石油研究院,天津 300459;

2.中海油田服务股份有限公司 油田生产事业部,天津 300459)

**摘要:** 为了保障高温潜油电机高效、稳定运行,及时避免电机因运行温度过高而发生故障,进而影响生产,需要在无温度传感器情况下获取其井下温度。基于这一情况,提出了基于I-WNN的高温潜油电机温度识别与预测方法。首先对高温潜油电机运行数据进行分类;然后利用改进小波神经网络对历史数据进行训练,建立高温潜油电机运行数据与温度的映射关系,并对小波神经网络权值参数进行寻优操作得到最优权值;最后通过实验仿真,得到高温电机拟合温度值与预测温度值。

**关键词:** 小波神经网络;基于I-WNN的预测算法;K均值聚类;遗传算法

**中图分类号:** TP183 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqcd25023

## Temperature Fitting and Prediction of High-temperature Submersible Motor Based on I-WNN

JIANG Zhaoping<sup>1</sup>, LI Yue<sup>1</sup>, LIU Mingkai<sup>2</sup>, ZHEN Dongfang<sup>2</sup>, HOU Xinxu<sup>1</sup>, WANG Tong<sup>2</sup>

(1. Bohai Petroleum Research Institute, Tianjin Branch of CNOOC(China) Co., Ltd., Tianjin 300459, China;

2. Oilfield Production Department, China Oilfield Services Limited, Tianjin 300459, China)

**Abstract:** In order to ensure the efficient and stable operation of high-temperature submersible motors, and to timely avoid motor failures caused by high operating temperatures, which may affect production, it is necessary to obtain their underground temperature without temperature sensors. Based on this situation, a temperature recognition and prediction method for high-temperature submersible motors based on improved wavelet neural network (I-WNN) was proposed. Firstly, the operating data of high-temperature submersible motors were classified. Then, an improved wavelet neural network was used to train historical data, a mapping relationship between the operating data of high-temperature submersible motors and temperature was established, and the weight parameters of the wavelet neural network were optimized to obtain the most weighted values. Finally, through experimental simulation, the fitted temperature values and predicted temperature values of the high-temperature motor were obtained.

**Key words:** wavelet neural network (WNN); prediction algorithm based on I-WNN; K-means clustering; genetic algorithm (GA)

随着我国对石油需求的日益加剧,开采稠油已变为石油增储上产的重要手段<sup>[1-3]</sup>。而采用注采两趟管柱存在修井工作量大、作业费用高、作业时间长和修井液漏失等问题,所以目前正在攻关高温电泵注采一体化举升工艺。但采用这一工艺后,高温电泵机组运行温度高达250℃,这将给高温电机的运行寿命带来巨大的挑战;并且潜油电机在油井中的运行环境比较恶劣,与地面电机相比,为了保障其能够安全、稳定的运行,必须

要时刻去检测井下温度等工况<sup>[4]</sup>,以掌握电机的运行状态,避免由于电机温度变化太大,造成电机停机,从而影响稠油井正常生产。因此研究电机运行参数与温度的关系具有很大的现实意义。

由于底层流体具有波动性和随机性,当高温流体流过潜油电机周围时,电机周围的温度可能会急剧变化,这给潜油电机的正常运行、检测和控制带来严峻的挑战,因此想要准确预测电机周围环境温度并避免工况不确定性所带来的风险

**基金项目:** 渤海典型稠油油藏热采提高采收率及关键工艺技术研究(KJGG2022-0602)

**作者简介:** 蒋召平(1974—),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为采油采气工程人工举升领域,Email:jiangzhp10@cnooc.com.cn

**通讯作者:** 刘明凯(1996—),男,硕士,工程师,主要研究方向为人工举升、稠油开采,Email:liumk3@cosl.com.cn

比较困难<sup>[5-6]</sup>。为了解决温度变化所带来的影响,国内外的很多学者进行了大量的研究,主要是基于物理模型的预测方法,如无速度传感器辨识法<sup>[7-8]</sup>、转子电阻建模法<sup>[9]</sup>、FIR 数字滤波器估算法<sup>[10]</sup>等,但这些方法大部分只适用于地面电机。而通过在电机处安装温度传感器实现温度的实时监测是比较简单的监测工艺,但稠油热采的井下温度比较高,井下工况比较恶劣,传感器存在失效的风险。

因此根据以上温度监测工艺的缺点与不足,本文提出了基于改进小波神经网络(improved wavelet neural network, I-WNN)<sup>[11-14]</sup>的电机温度预测模型,利用数据分析和机器学习对电机周围温度进行预测。首先对电机已知运行参数(如电压、电流、运行频率等)进行预处理,通过聚类分成不同的运行模式,然后利用历史数据对小波神经网络进行训练,建立高温电机已知运行状态和电机周围温度之间的关系,并利用遗传算法对小波神经网络权值进行进一步的优化,避免预测值陷入局部最优,最后根据实验数据进行拟合、预测,从而得到高温电机运行的温度值。

### 1 高温潜油电机温度预测模型

电机各性能参数存在非常紧密的关联信息,而基于各种数学模型所得出的温度与实际值偏差很大,这主要是由于模型的简化造成的。随着数据挖掘思想的兴起,基于数据驱动模型越来越多地用于各种模型的预测。本文提出基于数据驱动的聚类——预测模型,根据历史数据,构造出一个近似的模型去逼近真实的输出。

#### 1.1 K均值聚类模型

K均值聚类算法是一种迭代求解的聚类分析算法<sup>[15]</sup>,定义  $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_K]^T$  为高温电机运行数据的样本空间,其中,  $K$  为电机运行历史数据的个数;  $x_t$  为  $t$  时刻的电机运行数据,即  $x_t = [v_t, i_t, w_t, h_t, p_t]^T$ ,  $v_t$  为  $t$  时刻的运行电压值,  $i_t$  为  $t$  时刻运行电流值,  $w_t$  为  $t$  时刻高温电机所消耗的功率,  $h_t$  为  $t$  时刻高温电机的运行频率,  $p_t$  为  $t$  时刻高温电泵机组泵出入口压力平均值。首先进行分组并定义  $n$  为聚类组数,从  $X$  中随机选取  $Z = [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_n]$  这  $n$  个数为聚类中心值。

定义样本  $x_t$  与聚类中心  $z_i$  的欧式距离为

$$D = \|x_t - z_i\|_2 \quad t = 1, \dots, K; i = 1, \dots, n \quad (1)$$

衡量聚类效果的指标为

$$S_E = \sum_{i=1}^n \|X_i - Z_i\|_2 \quad (2)$$

式中:  $X_i$  为第  $i$  簇的样本空间;  $Z_i$  为聚类向量中心。  $S_E$  值越小,说明聚类效果越好。

#### 1.2 小波神经网络预测模型

小波神经网络(WNN)<sup>[16]</sup>是一种以BP神经网络的拓扑结构为基础模型、把小波基函数作为隐含层节点的传递函数、信号正向传播的同时误差反向传播的神经网络,其拓扑结构如图1所示。其中,  $v_1, v_2, \dots, v_p$  为小波神经网络的输入参数;  $y_1, y_2, \dots, y_m$  为小波神经网络的预测输出;  $p, m$  为小波神经网络输入和输出的个数,  $l$  为隐含层的节点数;  $\omega_{ij}, \omega_{jk}$  为小波神经网络的权值,  $i = 1, \dots, p; j = 1, \dots, l; k = 1, \dots, m$ 。

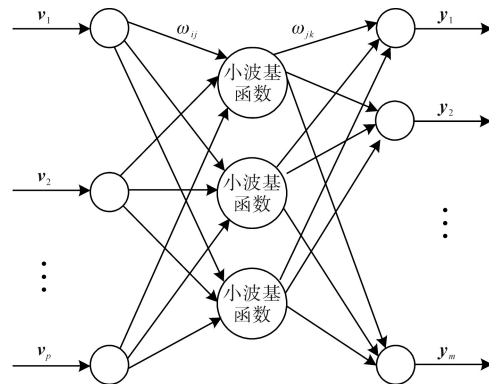


图1 小波神经网络拓扑结构

Fig.1 Topology of wavelet neural network

小波基函数曲线图如图2所示,WNN采用的小波基函数具体如下:

$$y = -x \cos(1.75x) e^{-x^2/2} - 1.75 \sin(1.75x) e^{-x^2/2} \quad (3)$$

隐含层输出公式为

$$h(j) = h_j [(\sum_{i=1}^k \omega_{ij} v_i - b_j) / a_j] \quad j = 1, \dots, l \quad (4)$$

输出层的计算公式为

$$y(k) = \sum_{i=1}^l \omega_{ik} h(i) \quad k = 1, \dots, m \quad (5)$$

式中:  $h(j)$  为隐含层第  $j$  个节点输出值;  $b_j$  为小波基函数  $h_j$  的平移因子;  $a_j$  为小波基函数  $h_j$  的伸缩

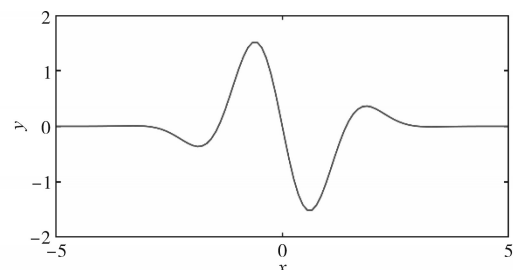


图2 小波基函数曲线图

Fig.2 Wavelet basis function curve

因子; $h(i)$  为第*i*个隐含层节点的输出。

计算网络预测误差如下:

$$e = \sum_{k=1}^m yn(k) - y(k) \quad (6)$$

式中: $yn(k)$ 为期望输出; $y(k)$ 为小波神经网络预测输出。

根据预测误差*e*修正小波神经网络权值和小波基函数系数:

$$\omega_{n,k}^{(i+1)} = \omega_{n,k}^i + \Delta\omega_{n,k}^{(i+1)} \quad (7)$$

$$a_j^{(i+1)} = a_j^i + \Delta a_j^{(i+1)} \quad (8)$$

$$b_j^{(i+1)} = b_j^i + \Delta b_j^{(i+1)} \quad (9)$$

其中

$$\Delta\omega_{n,k}^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial \omega_{n,k}^i} \quad (10)$$

$$\Delta a_j^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial a_j^i} \quad (11)$$

$$\Delta b_j^{(i+1)} = -\eta \frac{\partial e}{\partial b_j^i} \quad (12)$$

式中: $\eta$ 为进化速率。

### 1.3 遗传算法模型

遗传算法(GA)<sup>[17]</sup>由美国H.教授模拟生物遗传机制与进化机制而形成的一种智能搜索寻优算法,即按照目标函数进行遗传学中的选择、交叉和变异对个体进行选择,不断迭代计算,使适应性强的个体留下,适应性差的被淘汰,最后得到最优值。

#### 1.3.1 选择操作

遗传算法中选择操作采用轮盘赌法,即根据适应度比例选择进化策略,每一个个体*ii*的选择概率*p<sub>ii</sub>*为

$$p_{ii} = (K_k/F_{ii}) / (\sum_{ii=1}^{N_n} F_{ii}) \quad (13)$$

式中: $F_{ii}$ 为个体*ii*的适应度值; $K_k$ 为固定系数; $N_n$ 为种群个体数目。

根据适应度值越小越好的规则,因此先对适应度值求倒数后再进行个体选择。

#### 1.3.2 交叉操作

交叉操作采用实数交叉法,第*kk*个染色体*d<sub>kk</sub>*和第*ll*个染色体*d<sub>ll</sub>*在*jj*序列位的交叉操作方法如下:

$$\begin{cases} d_{kk,jj} = d_{kk,jj}(1-b) + d_{ll,jj}b \\ d_{ll,jj} = d_{ll,jj}(1-b) + d_{kk,jj}b \end{cases} \quad (14)$$

式中: $b$ 为[0,1]中的一随机数。

#### 1.3.3 变异操作

选取第*i*个个体中第*j*个基因序列*d<sub>ij</sub>*进行变

异,具体操作如下:

$$d_{ij} = \begin{cases} d_{ij} + (d_{ij} - d_{\max}) \cdot f(g) & r > 0.5 \\ d_{ij} + (d_{\min} - d_{ij}) \cdot f(g) & r \leq 0.5 \end{cases} \quad (15)$$

其中

$$f(g) = r(1 - g/G_{\max})^2$$

式中: $d_{\max}$ 为基因序列*d<sub>ij</sub>*的上确界; $d_{\min}$ 为基因序列*d<sub>ij</sub>*的下确界; $r$ 为[0,1]中的一随机数; $g$ 为当前迭代次数; $G_{\max}$ 为最大进化次数。

#### 1.3.4 拟合操作

对小波神经网络进行训练得到的权值和阈值作为输入量,用训练后小波神经网络的输出值与实际值之间误差的绝对值之和*E*作为个体的适应度值*F*,利用遗传算法对权值和阈值不断更新,得到系数的最优值:

$$F = K_o \left( \sum_{k=1}^n (ly_k - o_k) \right) \quad (16)$$

式中: $n$ 为网络输出节点数; $y_k$ 为小波神经网络第*k*个节点的预测输出; $o_k$ 为期望输出; $K_o$ 为绝对值系数。

## 2 高温潜油电机温度预测求解策略

本文中,在考虑了运行电压值、电流值、高温电机功率消耗值、高温电机运行频率值和泵出入口压力值的情况下,提出了适用于高温电泵机组温度辨识与预测方法。

### 2.1 高温电机温度预测流程

1)导入高温电机运行数据*X*,并确定最大聚类簇数*n*。

2)根据式(1)对样本进行归类,得到样本空间*X<sub>1</sub>, ..., X<sub>n</sub>*。

3)根据式(2)计算*S<sub>E</sub>*确定迭代是否收敛,否则返回2)。

4)根据历史数据的聚类样本空间,得到预测高温电机温度数据*X<sup>f</sup>*的聚类空间*X<sub>1<sup>f</sup></sub>*, ..., *X<sub>n<sup>f</sup></sub>*。

5)设置小波神经网络的结构参数:输入神经元节点个数*p*、输出神经元节点个数*m*和隐藏层个数*l*。

6)对小波神经网络的参数 $\omega_{ij}$ ,  $\omega_{jk}$ ,  $a_j$ 和 $b_j$ 进行初始化,并导入样本空间*V<sub>1</sub>*,设置网络预测误差*e*和迭代次数*N<sub>w</sub>*。

7)根据式(6)网络输出和期望输出计算预测误差*e*,进行权值修正来更新参数 $\omega_{ij}$ ,  $\omega_{jk}$ ,  $a_j$ 和 $b_j$ 。

8)判断小波神经网络训练是否完成,否则返回6)。

9)根据式(13)~式(16)利用遗传算法寻找  $\omega_{ijm}, \omega_{jkm}, a_{jm}$  和  $b_{jm}, \omega_{ijm}$  和  $\omega_{jkm}$  为小波神经网络的权值的最优解,  $a_{jm}$  和  $b_{jm}$  为伸缩因子和平移因子的最优解。

10)把  $V_1^f$  带入训练好的小波神经网络的模型中,得到预测温度  $Y_1^f$ 。

11)重复步骤5)~10),分别得到高温电机预测温度  $Y_2^f, \dots, Y_n^f$ 。

### 2.2 高温电机温度预测流程图

遗传算法具有高启发式搜索的能力,目前被广泛应用于组合优化和预测分析等地方。本节利用遗传算法对小波神经网络进行优化,流程图如图3所示。

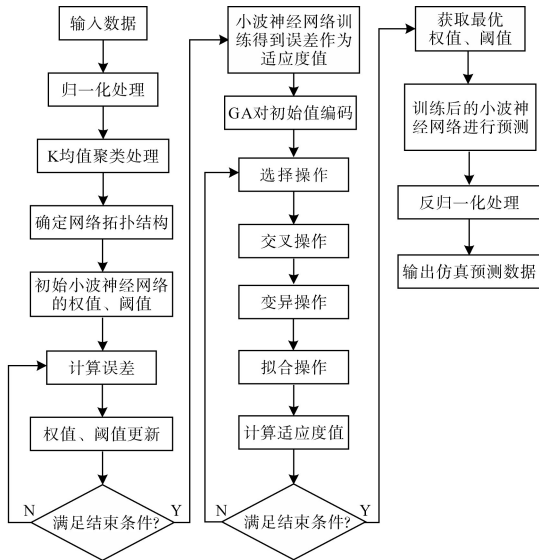


图3 高温电机温度拟合、预测流程图  
Fig.3 Flow chart of temperature fitting and prediction of high-temperature motor

## 3 高温潜油电机温度预测案例分析

本节所用数据来源于中海油服高温电泵机组的出厂性能测试。

### 3.1 高温潜油电机温度数据聚类研究

首先对历史数据进行聚类分析。我们选取高温电机周围压强、定子端电流和电压进行聚类分析,如图4所示,其中  $x$  坐标为压力值(MPa),  $y$  坐标为电流值(A),  $z$  坐标为电压值(V)。当聚类数  $n$  选为3,聚类后,  $S_E$  为 20.76;当  $n = 4$  时,  $S_E$  为 17.38。当聚类数增加的时候,会增加小波变换的训练次数,而且随着  $n$  的增加,组内数据变少,降低了数据的多样性,不利于数据拟合的一般性。因此,当  $n = 3$  时我们就认为高温电机历史数据已满足聚类精度的要求。

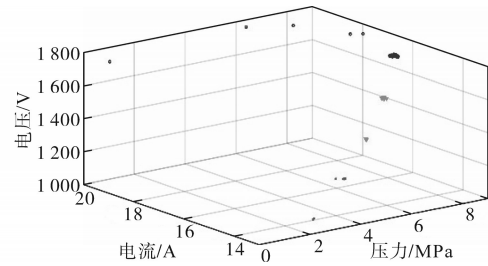


图4 高温潜油电机运行参数的聚类分析图

Fig.4 Cluster analysis diagram of operating parameters of high-temperature submersible motor

### 3.2 高温潜油电机温度拟合的分析与研究

选取前50组的历史数据进行训练,每隔15 min记录一次电机运行参数值。对后14组的电机运行温度进行预测。其中,小波神经网络的输入神经元节点个数  $p=3$ ,输出神经元节点个数  $m=1$ ,隐藏层个数  $l=6$ ,迭代次数为100次。

基于数据驱动的预测算法误差迭代图如图5所示。

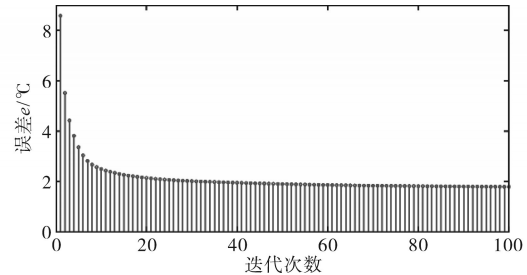


图5 基于数据驱动的预测算法误差迭代图

Fig.5 Error iteration diagram of prediction algorithm based on data-driven

为了证明本文所提算法(即基于数据驱动的预测算法)拟合能力的有效性,本文又引入另外两种算法,即小波神经网络和文献[18]中的DD-MPC算法。图6为前50组电机运行温度的历史数据拟合图。从图中可以直观地看出,与小波神经网络和DD-MPC算法相比,本文算法具有更高的拟合精度,可以看出聚类和遗传算法寻优对提高算法的拟合能力有很大的帮助。其中,基于I-WNN

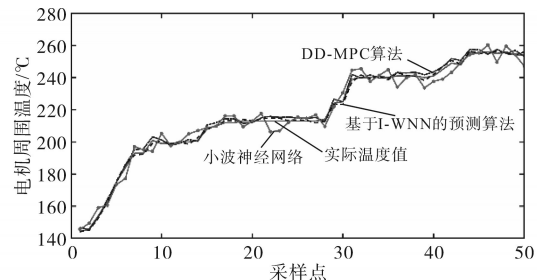


图6 不同算法下高温潜油电机运行温度拟合精度对比图

Fig.6 Comparison of fitting accuracy of operating temperature of high-temperature submersible motor under different algorithms



的预测算法的拟合精度范围为 $\pm 2\text{ }^{\circ}\text{C}$ , DD-MPC算法的拟合精度为 $\pm 2.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,小波神经网络的拟合精度范围为 $\pm 4\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。基于I-WNN的网络预测误差为0.957,基于DD-MPC算法的网络预测误差为2.9,基于小波神经网络的网络预测误差为3.35。可知,基于数据驱动的预测算法的拟合精度比DD-MPC算法提高2.6倍多、比小波神经网络提高3.5倍多。

### 3.3 高温潜油电机温度预测的分析与研究

对后14组的电机运行温度进行预测,图7、图8为电机运行温度预测曲线图、电机运行温度预测误差精度图。可以看出,基于数据驱动的预测算法的最大预测误差为 $2.401\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,平均预测误差为 $1.372\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,略低于基于数据驱动的预测算法的精度,因为预测存在一定的不确定性,所以这种情况是被允许的。

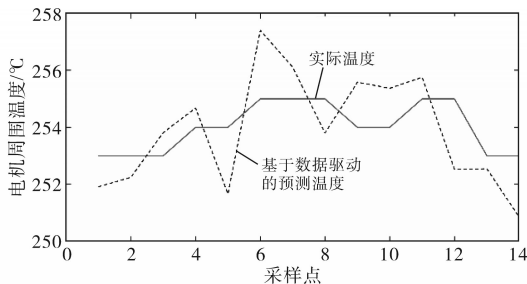


图7 高温潜油电机运行温度预测曲线图  
Fig.7 Operating temperature prediction curves of high-temperature submersible motor

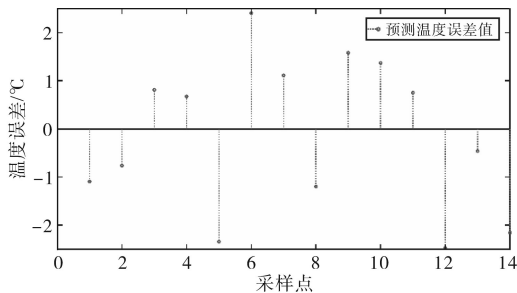


图8 高温潜油电机运行温度预测误差精度图  
Fig.8 Accuracy diagram of operating temperature prediction error of high-temperature submersible motor

## 4 结论

本文提出了基于I-WNN的高温潜油电机温度识别与预测方法,首先将样本数据聚类成不同的运行模式;然后利用历史数据对改进小波神经网络进行训练,建立高温电机已知运行状态和电机周围温度之间的关系,并对小波神经网络权值进行进一步优化,避免预测值陷入局部最优;最后根据实验数据进行拟合、预测,得到电机周围

温度值。

本文算法实现了电机温度实时监测与小时间尺度预测的功能,解决了高温井无法使用温度传感器的难题,适用于未来对高温电泵注采一体化的分析与规划。

### 参考文献

- [1] 余国,孙秀娟. 2022能源行业回顾与新型能源体系建设展望——专访中国石油集团经济技术研究院执行董事、党委书记余国[J]. 世界石油工业,2022,29(6):1-12.  
YU Guo, SUN Xiujuan. Review of energy industry in 2022 and new system prospect of comprehensive energy establishment——interview with YU Guo, executive director of CNPC economics and technology research institute[J]. World Petroleum Industry, 2022, 29(6): 1-12.
- [2] 依沙克·司马义,阿依夏木·牙克甫. 稠油开采技术现状及展望[J]. 化工管理,2019,524(17):217-218.  
YISHAKE Simayi, AYIXIAMU Yakefu. Chou you kai cai ji shu xian zhuang ji zhan wang[J]. Chemical Enterprise Management, 2019, 524(17): 217-218.
- [3] 宫臣兴,李继红,史毅. 稠油开采技术及展望[J]. 辽宁化工,2018,47(4):327-329.  
GONG Chenxing, LI Jihong, SHI Yi. Heavy oil recovery technologies and their development trend[J]. Liaoning Chemical Industry, 2018, 47(4): 327-329.
- [4] MOSKVIN A E Y, PIVEN V V. Calculation of winding temperature of a submersible motor[J]. Oil and Gas Studies, 2020(5): 64-73.
- [5] 邹剑,张华,刘建斌,等. 旅大27-2油田稠油油藏流体流动性影响因素[J]. 科学技术与程,2020,20(23):9308-9313.  
ZOU Jian, ZHANG Hua, LIU Jianbin, et al. Fluid fluidity affecting factors on heavy oil reservoirs in LD 27-2 oilfield[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(23): 9308-9313.
- [6] 康晓凤. 渤海稠油蒸汽吞吐非牛顿区渗流规律研究[D]. 北京:中国石油大学,2017.  
KANG Xiaofeng. The research on non-newtonian zone flowing law of Bohai heavy oil in huff and puff process[D]. Beijing: China University of Petroleum, 2017.
- [7] 韦文祥,刘国荣. 基于扩展状态观测器模型与定子电阻自适应的磁链观测器及其无速度传感器应用[J]. 中国电机工程学报,2015,35(23):6194-6202.  
WEI Wenxiang, LIU Guorong. Sensorless control with flux observer based on parallel stator resistance adaptation and extended state observer model[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(23): 6194-6202.
- [8] 林国汉,李晓秀. 无速度传感器矢量控制系统转速辨识方法研究[J]. 湖南工程学院学报,2012,22(1):7-11.  
LIN Guohan, LI Xiaoxiu. Wu su du chuan gan qi shi liang kong zhi xi tong zhuang su bian shi fang fa yan jiu[J]. Journal of Hunan Institute of Engineering, 2012, 22(1): 7-11.
- [9] 李良,何瑞东,路艳巧,等. 基于快速参数辨识的感应电机转

- 子温度在线评估方法[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(3): 51-56.
- LI Liang, HE Ruidong, LU Yanqiao, et al. On-line evaluation method of induction motor rotor temperature based on rapid parameter identification[J]. Electric Machines and Control Application, 2020, 47(3): 51-56.
- [10] 赵毅强, 赵鑫宇, 何家骥, 等. 面向CMOS温度传感器的低功耗数字滤波器设计[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2022, 55(11): 1212-1218.
- ZHAO Yiqiang, ZHAO Xinyu, HE Jiayi, et al. Design of low-power digital filter for CMOS temperature sensors[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2022, 55(11): 1212-1218.
- [11] ALONSO A. DATASHEET: motor-driven and engine-driven generators and alternators[J]. Welding Journal, 2021, 100(1): 55-55.
- [12] 梅从立, 殷开婷, 黄文涛, 等. 基于数据驱动的感应电机多模型逆自适应解耦控制[J]. 控制与决策, 2016, 31(6): 1037-1041.
- MEI Congli, YIN Kaiting, HUANG Wentao, et al. Data-driven adaptive decoupling control of induction motors using multi-model inversion[J]. Control and Decision, 2016, 31(6): 1037-1041.
- [13] 李耀华, 赵承辉, 周逸凡, 等. 基于数据驱动的永磁同步电机深度神经网络控制[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(1): 115-125.
- LI Yaohua, ZHAO Chenghui, ZHOU Yifan, et al. Deep neural network control for PMSM based on data drive[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(1): 115-125.
- [14] 张军, 张中丹, 王洲, 等. 基于数据驱动的微电网双层鲁棒优化调度[J]. 电气传动, 2022, 52(1): 68-75.
- ZHANG Jun, ZHANG Zhongdan, WANG Zhou, et al. Double layer robust optimal dispatching of micro-grid based on data-driven[J]. Electric Drive, 2022, 52(1): 68-75.
- [15] 周成龙, 陈玉明, 朱益冬. 粒K均值聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(13): 317-324.
- ZHOU Chenglong, CHEN Yuming, ZHU Yidong. Granular K-means clustering algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(13): 317-324.
- [16] 杨超, 张霖, 申峻. 基于小波神经网络的变压器油温预测[J]. 电气开关, 2022, 60(6): 58-62, 124.
- YANG Chao, ZHANG Lin, SHEN Jun. Prediction of transformer oil temperature based on wavelet neural network[J]. Electric Switchgear, 2022, 60(6): 58-62, 124.
- [17] 佟文明, 马雪健, 位海洋, 等. 基于磁场解析模型与遗传算法的轴向磁通永磁电机多目标优化设计[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(1): 39-45.
- TONG Wenming, MA Xuejian, WEI Haiyang, et al. Multi objective optimization design of axial flux permanent magnet motor based on magnetic field analytical model and genetic algorithm[J]. Electric Machines and Control, 2022, 26(1): 39-45.
- [18] 曹晓冬, 徐晴, 赵双双, 等. 高效能同步磁阻电机数据驱动型模型预测控制方法[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(5): 14-19.
- CAO Xiaodong, XU Qing, ZHAO Shuangshuang, et al. Data-driven model predictive control for high performance synchronous reluctance motor[J]. Electric Machines and Control Application, 2022, 49(5): 14-19.
- 收稿日期: 2023-03-13  
修改稿日期: 2023-07-11
- —————
- (上接第67页)
- [2] YAMAKAWA T, WAKAO S, KONDO K, et al. Starting procedure of rotation sensorless PMSM at coasting condition for railway vehicle traction[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2009, 169(2): 56-63.
- [3] 陈志博, 高剑, 梅文庆, 等. 永磁同步电机无位置传感器控制及高速重投仿真研究[J]. 控制与信息技术, 2022(1): 19-25.
- CHEN Zhibo, GAO Jian, MEI Wenqing, et al. Simulation research on position sensorless control and high-speed restart of permanent magnet synchronous motor[J]. Control and Information Technology, 2022(1): 19-25.
- [4] 吴伟亮, 杨合民, 简优宗, 等. 永磁同步电机无速度传感器及带速重投控制[J]. 电力电子技术, 2021, 55(2): 15-17.
- WU Weiliang, YANG Hemin, JIAN Youzong, et al. Speed sensorless control and restarting at unknown speed of permanent magnet synchronous motor[J]. Power Electronics, 2021, 55(2): 15-17.
- [5] JEONG S J, PARK Y M, HANG J. An estimation method of rotation speed for minimizing speed variation on restarting of induction motor[C]//8th International Conference on Power Electronics-ECCE Asia, 2011: 697-704.
- [6] ORIE T, KONDO K. Experimental study on a restarting procedure at coasting condition for a rotational angle sensorless PMSM[J]. IEEE Journal of Industry Applications, 2014, 3(2): 131-137.
- [7] IURA H, IDE K, HANAMOTO T, et al. An estimation method of rotational direction and speed for free-running AC machines without speed and voltage sensor[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2011, 47(1): 153-160.
- [8] 岳学磊, 高闯, 田地, 等. 标准地铁牵引PMSM初始位置辨识算法研究与应用[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(12): 67-73.
- YUE Xuelei, GAO Chuang, TIAN Di, et al. Research and application of PMSM initial angle identification algorithm for standard metro traction[J]. Electric Machines & Control Application, 2022, 49(12): 67-73.
- 收稿日期: 2023-03-09  
修改稿日期: 2023-07-13