

基于 IGWPSO – SVM 的 HMCVT 湿式离合器摩擦副温度预测

鲁植雄¹ 王雨彤¹ 王琳² 赵一荣² 王兴伟² 周俊博¹
(1. 南京农业大学工学院, 南京 210031; 2. 拖拉机动力系统国家重点实验室, 洛阳 471039)

摘要: 针对传统机器学习模型预测重型拖拉机液压机械无级变速箱 (Hydro mechanical continuously variable transmission, HMCVT) 湿式离合器温度的局限性, 提出了基于改进灰狼粒子群优化-支持向量机 (Improved grey wolf particle swarm optimization – support vector machine, IGWPSO – SVM) 的 HMCVT 湿式离合器摩擦副温度预测模型。首先, 对湿式离合器摩擦副滑摩过程进行热分析, 确定影响湿式离合器摩擦副温度的因素; 然后, 基于支持向量机 (Support vector machine, SVM) 搭建温度预测模型, 并利用改进灰狼粒子群优化 (Improved grey wolf particle swarm optimization, IGWPSO) 算法对 SVM 的结构参数进行优化; 最后, 基于 HMCVT 湿式离合器试验台数据搭建离合器摩擦副温度预测模型的样本数据库, 以湿式离合器摩擦副对偶钢片为对象, 对 IGWPSO – SVM 模型进行试验验证。试验结果表明, IGWPSO – SVM 模型预测摩擦副对偶钢片内、中、外径温度的平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE)、均方误差 (Mean square error, MSE)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE) 的均值分别为 3.355 7℃、24.321 2℃²、4.597 6℃、3.95%, 最高温度预测误差分别为 7.870 0、5.430 0、0.990 0℃, 3 次试验的对偶钢片内、中、外径温度 MAE、MSE、RMSE、MAPE 均值的平均值分别为 3.352 2℃、24.738 0℃²、4.973 7℃、4.12%, 3 次试验的内、中、外径最高温度平均绝对误差 (Maximum temperature mean absolute error, MTMAE) 平均值为 4.373 3℃, 相比于其他 4 种已有的模型为最低。研究结果可为重型拖拉机湿式离合器温度的高精度预测及整车的可靠性控制提供理论依据。

关键词: 重型拖拉机; 湿式离合器; 温度预测; 支持向量机; 改进灰狼粒子群算法

中图分类号: S232 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298 (2023) 10-0407-09



Prediction of HMCVT Wet Clutch Friction Pair Temperature Based on IGWPSO – SVM

LU Zhixiong¹ WANG Yutong¹ WANG Lin² ZHAO Yirong² WANG Xingwei² ZHOU Junbo¹
(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China
2. State Key Laboratory of Power System of Tractor, Luoyang 471039, China)

Abstract: Aiming at the limitations of traditional machine learning models in predicting the temperature of heavy tractor hydro mechanical continuously variable transmission (HMCVT) wet clutch, an improved grey wolf particle swarm optimization – support vector machine (IGWPSO – SVM) HMCVT wet clutch friction pair temperature prediction model was proposed. Firstly, the thermal analysis of the sliding friction of the wet clutch friction pair was conducted to determine the factors that affected the temperature of the wet clutch friction pair. Then a temperature prediction model was built based on support vector machine (SVM), and the structural parameters of SVM were optimized by using improved grey wolf particle swarm optimization (IGWPSO) algorithm. Finally, based on the HMCVT wet clutch test rig data, a sample database of the clutch friction pair temperature prediction model was established, and the IGWPSO – SVM model was tested and validated using the dual steel plate of the wet clutch friction pair. The experimental results showed that the mean absolute error (MAE), mean square error (MSE), root mean square error (RMSE), and mean absolute percentage error (MAPE) predicted by the IGWPSO – SVM model for the inner diameter, pitch diameter, and outer diameter of the dual steel sheet of the friction pair were 3.355 7℃, 24.321 2℃², 4.597 6℃ and 3.95%, respectively, the maximum

收稿日期: 2023 – 03 – 31 修回日期: 2023 – 05 – 15

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2016YFD0701103) 和拖拉机动力系统国家重点实验室开放项目 (SKT2022006)

作者简介: 鲁植雄 (1962—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事车辆电子控制技术研究, E-mail: luzx@njau.edu.cn

temperature prediction errors were 7.870 0℃, 5.430 0℃ and 0.990 0℃, respectively. The average values of three tests for MAE, MSE, RMSE and MAPE were 3.352 2℃, 24.738 0℃², 4.973 7℃ and 4.12%, respectively. The maximum temperature mean absolute error (MTMAE) for inner diameter, pitch diameter, and outer diameter was 4.373 3℃, which was the lowest compared with that of the other four existing models. The research results can provide a theoretical basis for high-precision prediction of temperature of wet clutch of heavy-duty tractors and reliability of entire vehicle.

Key words: heavy tractor; wet clutch; temperature prediction; support vector machines; improved grey wolf particle swarm optimization algorithm

0 引言

液压机械无级变速箱 (Hydro mechanical continuously variable transmission, HMCVT) 因具有操作简便、可自动调速等优点被广泛应用于重型拖拉机^[1-3]。湿式离合器作为重型拖拉机 HMCVT 连接、切断动力源的关键传动部件,其工况与拖拉机性能直接相关,一旦湿式离合器摩擦副发生热失效,将严重影响整机的工作性能及安全性能^[4-7]。

搭建温度预测模型对重型拖拉机 HMCVT 湿式离合器摩擦副温度进行预测,可有效防止摩擦副温度过高,对确保重型拖拉机传动系统工作可靠性是非常必要的^[8]。然而,重型拖拉机 HMCVT 湿式离合器长期处于高噪、重载、参数时变等多干扰工作环境,其摩擦副温度预测仍是研究的热点与难点。一般地,通过理论计算与有限元分析方法得到的离合器摩擦副温度预测结果较为准确,BAO 等^[9]基于 ANSYS 对比研究了湿式离合器不同槽形摩擦盘的温度场,为离合器摩擦副结构设计提供了技术方案;GROETSCH 等^[10]基于 KUPSIM 软件搭建了湿式离合器温度预测模型预测湿式离合器换挡时的温度变化,试验结果表明,该模型在多种载荷工况下的温度预测误差较小,预测温度与实际温度之间的偏差在 5K 以内;陈楠^[11]利用 ABAQUS 软件对 HMCVT 湿式离合器摩擦副进行了热-结构耦合仿真分析,得到了摩擦副不同半径节点处温度随时间变化的曲线及其温度场云图,较为准确地预测出摩擦副的温度变化规律。

然而上述的温度预测方法存在计算时间长、无法进行实时在线计算等缺陷,因而无法应用到湿式离合器实时温度预测中。近年来,随着人工智能的发展^[12],基于机器学习的温度预测成为了研究热点:黄昌尧等^[13]提出了一种基于长短时记忆 (Long short term memory, LSTM) 网络的分动器内离合器温度估计方法,利用离合器运行时的多种数据构建温度预测模型数据训练集,并借助 LSTM 构建了温度预测模型;范有才^[14]提出了一种基于优化神经网络的湿式双离合摩擦片温度预测方法,该方法通过

湿式双离合器的热力学仿真模型获取了预测模型训练样本,采用遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 优化反向传播 (Back propagation, BP) 神经网络的方式建立离合器摩擦片温度预测模型,该方法能够通过离合器摩擦副的其他参数快速地预测出摩擦片温度;周新志等^[15]采用改进型粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 算法优化支持向量机 (Support vector machine, SVM) 的方法构建温度预测模型,试验结果表明,相比于未经优化的机器学习算法模型,该模型预测温度的标准差有所降低。然而,尽管单种群算法能够有效地优化温度预测模型,其仍存在随迭代收敛速度慢、易陷入局部最优等缺陷^[16],难以保证离合器摩擦副温度预测精度。

基于以上现状,本文采用 SVM 作为湿式离合器摩擦副温度预测模型,并采用种群算法优化 SVM。为解决单种群算法收敛速度慢、容易陷入局部最优等缺点,对其进行改进,提出改进型灰狼粒子群优化 (Improved grey wolf particle swarm optimization, IGWPSO) 算法。在湿式离合器摩擦副滑摩热分析的基础上,确定影响摩擦副温度的因素,基于 HMCVT 湿式离合器试验台数据搭建离合器摩擦副温度预测模型的样本数据库,以摩擦副对偶钢片为对象测试湿式离合器摩擦副温度预测模型的性能。

1 湿式离合器摩擦副滑摩热分析

HMCVT 动力换挡时湿式离合器摩擦副中的热量流动如图 1 所示。湿式离合器接合时,控制对应电磁阀通电,使得油泵加压后的液压油通过油道进入活塞的左侧空腔,此时活塞克服回位弹簧、波形弹簧的阻力,将摩擦片紧压在对偶钢片实现动力传递,当摩擦片与对偶钢片间转速差为零时即为完成接合过程^[17]。

由图 1 可知,摩擦副的热量流动可分为 3 部分:第 1 部分热量为由摩擦副剧烈滑摩产生的摩擦热,分布在摩擦片和钢片两侧表面;第 2 部分热量由体表面以热传导方式传递到体中心;第 3 部分热量由摩擦片和对偶钢片通过冷却润滑油液介质以对流换热的形式散失,包括副间对流换热、沟槽对流换热及

摩擦副内外环对流换热。

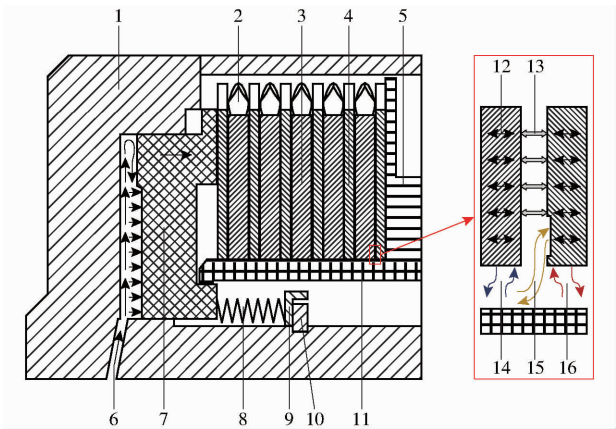


图 1 HMCVT 动力换挡时湿式离合器摩擦副的热量流动示意图

Fig. 1 Schematic of heat flow of wet clutch friction pair during HMCVT power shift

1. 离合器缸体 2. 波形弹簧 3. 摩擦片 4. 对偶钢片 5. 齿毂挡圈 6. 油道 7. 活塞 8. 回位弹簧 9. 弹簧座 10. 弹簧座卡簧 11. 从动毂 12. 热传导 13. 摩擦热 14. 摩擦片对流换热 15. 沟槽对流换热 16. 对偶钢片对流换热

1.1 摩擦热

湿式离合器接合阶段摩擦副摩擦热计算如下：

将滑摩面划分成无数个宽度为 dr 的同心圆，同心圆上产生的摩擦力矩 dM 可表示为

$$dM = \frac{F}{A} 2\pi r \mu r dr \tag{1}$$

- 式中 F ——滑摩面所受法向载荷，N
 r ——摩擦面上任意一点到中心轴的距离，m
 A ——滑摩面面积， m^2
 μ ——摩擦因数

同心圆上的滑摩功 dW 为

$$dW = dM d\omega = \frac{F}{A} 2\pi r \mu r dr d\omega \tag{2}$$

- 式中 $d\omega$ ——摩擦副间的相对角速度， rad/s
则滑摩面的热流密度为

$$q_h = \frac{\eta dW}{dA} = \eta \frac{F}{A} \mu r d\omega \tag{3}$$

- 式中 q_h ——滑摩面的热流密度， W/m^2

摩擦副滑摩面上的热流密度随滑摩时间的变化公式为

$$q(t) = \mu r P(t) \Delta\omega(t) \tag{4}$$

- 式中 $q(t)$ ——摩擦副滑摩面上的热流密度， W/m^2
 $P(t)$ ——摩擦副间的接触压力，Pa

$\Delta\omega(t)$ ——摩擦副间的角速度差， rad/s

在实际工况下， $P(t)$ 、 $\Delta\omega(t)$ 随时间呈非线性变化，因此，湿式离合器滑摩时摩擦副间的角速度差和接合油压与摩擦热并非呈现标准线性关系^[18]。

1.2 对流换热

对流换热的换热量用牛顿冷却公式计算，即

$$q_d = h(T_g - T_l) \tag{5}$$

式中 q_d ——对流换热的换热量， W/m^2

T_g ——固体温度，K

T_l ——流体温度，K

h ——对流换热系数， $W/(m^2 \cdot K)$

湿式离合器摩擦副对流换热系数计算方式为

$$\begin{cases} h_1 = 0.332 \frac{\lambda}{r} Re_r^{\frac{1}{2}} Pr^{\frac{1}{3}} \\ h_2 = 0.193 \frac{\lambda}{2r} Re_r^{0.619} Pr^{\frac{1}{3}} \\ h_3 = 0.023 c_r c_t \frac{\lambda L}{4A} Re_r^{0.8} \end{cases} \tag{6}$$
$$Re_r = \frac{vr}{\nu}$$
$$Pr = \frac{v\rho c}{\lambda}$$

式中 h_1 ——滑摩前期副对流换热系数， $W/(m^2 \cdot K)$

h_2 ——摩擦副内外环面对流换热系数， $W/(m^2 \cdot K)$

h_3 ——沟槽对流换热系数， $W/(m^2 \cdot K)$

λ ——导热系数， $W/(m \cdot K)$

Re_r ——旋转雷诺数

Pr ——普朗特数

c_r ——螺旋管修正系数

c_t ——温差修正系数

L ——润湿周长，即槽道横截面周长，m

v ——流体速度， m/s

ν ——运动粘度， m^2/s

ρ ——密度， kg/m^3

c ——定压比热容， $J/(kg \cdot K)$

由伯努利方程可知，流体压强与流体速度相关，由此在滑摩过程中湿式离合器的接合油压将影响摩擦副的对流换热。但由于湿式离合器摩擦副温度和油液温度不断升高，导致油液性能也随之改变，因此有多种因素影响摩擦副间对流换热。

1.3 冷却润滑散热

图 2 为 HMCVT 冷却润滑油路系统，其功用为降阻降温，减少各零部件的磨损，提高整机耐用性等^[19]。离合器接合过程中需冷却润滑系统对其进行冷却，若冷却油流量过小无法及时带走因滑摩产生的热量，将造成摩擦副局部温度过高，进而引发烧损。因此，冷却油流量通过影响冷却润滑系统的冷却效果，进而影响了湿式离合器摩擦副的温度。

根据上述分析，摩擦副间角速度差、接合油压、

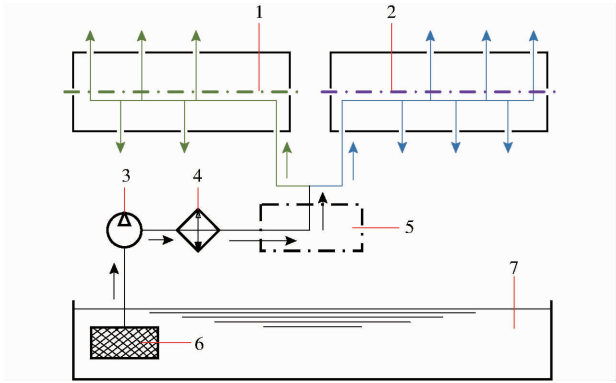


图2 HMCVT冷却润滑油路系统示意图

Fig.2 Cooling lubricating oil circuit system of HMCVT

1. 段位离合器轴 2. 前进/后退离合器轴 3. 冷却润滑油泵
4. 冷却器 5. 阀体 6. 过滤器 7. 冷却润滑油

冷却油流量分别通过影响摩擦热、对流换热、冷却润滑散热来影响湿式离合器摩擦副温度,且湿式离合器的初始油温能够直接影响摩擦副的温度。但以上4种影响因素与摩擦副温度之间的关系较为复杂,各个因素之间也有相互影响的情况,通过简单数学模型求解温度预测模型是困难的。

2 基于 IGWPSO – SVM 摩擦副温度预测模型

2.1 支持向量机(SVM)

SVM 的基本思想是求解能够正确划分训练数据集并且几何间隔最大超平面,是一种机器学习算法。相比于其他机器学习算法,SVM 可有效避免维数灾难和过拟合的问题,在处理复杂关系数据和数值预测等方面具有巨大优势^[20-22]。因此本文采用 SVM 作为摩擦副温度预测模型。

2.2 IGWPSO 算法

由于 PSO 算法具有收敛快、寻优范围大等特点,PSO 算法已被广泛应用于参数寻优。PSO 算法核心步骤有 2 个^[23],即粒子更新速度公式和粒子位置更新公式^[24]。灰狼优化 (Grey wolf optimizer, GWO)算法是由 MIRJALILI 等^[25]提出的新型种群算法。其原理效仿狼群的种群制度,将狼群分为 α 、 β 、 δ 、 γ 这 4 个种群,灰狼 γ 在狩猎过程中接受灰狼 α 、 β 、 δ 的支配。

然而,PSO 算法具有收敛速度快、效率高等优点的同时也存在易陷入局部最优、收敛精度低等诸多问题,而 GWO 算法具有良好的全局寻优能力的同时也存在着不易收敛的缺陷^[26-28]。基于上述算法的特性,对两种算法的结构进行改进,据此本文提出 IGWPSO 算法,设 IGWPSO 算法种群规模(个体数)为 N ;总迭代(进化)次数为 T ;个体目前迭代次数为 t ,个体目前位置为 x_t ,个体目前移动速度为 v_t 。

将 PSO 算法中引入一种非线性权值递减的变量权值 ω_t ,IGWPSO 算法的个体速度更新公式为

$$\begin{cases} v_{t+1} = \omega v_t + c_1 r_1 (p_{best} - x_t) + c_2 r_2 (g_{best} - x_t) \\ \omega_v = \omega_{min} + (\omega_{max} - \omega_{min}) \frac{1 - \ln |t - (T + e)|}{1 - \ln(T + e)} \end{cases} \quad (7)$$

式中 v_{t+1} ——更新后的粒子移动速度

ω ——惯性权值

c_1 ——个体学习因子

c_2 ——社会学习因子

r_1 、 r_2 ——互不相同的 $[0,1]$ 间随机数

p_{best} ——粒子目前的个体最优解

g_{best} ——粒子目前的全局最优解

ω_{max} ——最大惯性权值

ω_{min} ——最小惯性权值

e ——自然常数

由式(7)可知,采用 ω_v 后,PSO 算法在前期粒子飞行速度快,具有较强的全局寻优能力,在后期粒子飞行速度慢,具有较强的局部寻优能力,在保障算法收敛速度的同时提高了算法的搜索精度。不同于线性权值递减,本文提出的非线性权值递减实现了对权值下降速度的控制:在算法前期惯性权值下降速度缓慢,使惯性权值维持在较高数值,通过增大粒子的跳动幅度提高寻优速度,进一步提升算法前期全局寻优能力;在算法后期惯性权值下降速度增快,使惯性权值迅速下降到较小数值,通过减小粒子的跳动幅度提高寻优精度,进一步提升算法后期局部寻优能力。因此,采用 ω_v 能够使算法更好地平衡全局与局部寻优能力。

将 GWO 算法中的灰狼个体更新方式引入 PSO 算法的粒子位置更新公式中,IGWPSO 算法的个体位置更新公式为

$$x_{t+1} = x_{f(t+1)} + v_{t+1} \quad (8)$$

式中 x_{t+1} ——更新后的粒子位置

$x_{f(t+1)}$ ——个体经过 GWO 算法更新后位置

由式(8)可知,在 IGWPSO 算法中位置的更新由两部分组成,一部分是由粒子本身速度决定,另一部分是由 α 、 β 、 δ 引领作用下更新的位置所决定,结合了 GWO 算法和 PSO 算法个体位置更新方式的优势,增强粒子群粒子个体间的信息交流,扩大了粒子的寻优空间,算法收敛速度及寻优精度得以提升的同时算法跳出局部最优能力也得以提升。

研究发现在 SVM 训练过程中,惩罚因子 c 与 RBF 核函数自带参数 g 对 SVM 的性能具有较大的影响,因此本文采用 IGWPSO 算法优化 SVM 的 2 个参数 c 、 g ,据此提出改进灰狼粒子群优化-支持向量机 (Improved grey wolf particle swarm optimization -

support vector machine, IGWPSO - SVM) 算法, IGWPSO - SVM 算法流程如图 3 所示。

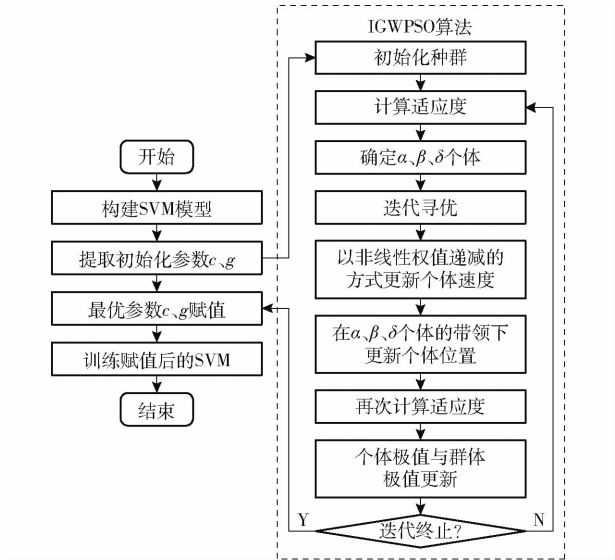


图 3 IGWPSO - SVM 流程图
Fig. 3 Flowchart of IGWPSO - SVM

IGWPSO - SVM 模型流程具体为:确定 SVM 的结构模型,提取并初始化结构参数 c 、 g ;以 SVM 训练时的交叉验证准确率作为适应度函数,采用 IGWPSO 算法优化 c 、 g ;初始化种群,从种群中划分出个体 α 、 β 、 δ ,计算种群中所有个体的适应度,根据所有个体适应度更新种群中的个体 α 、 β 、 δ ;根据非线性权值递减的方式更新个体的速度,在个体 α 、 β 、 δ 的引领下更新个体的位置;再次计算个体的适应度,根据个体适应度更新种群与个体极值;判断是否满足算法终止条件,若为真将最优 c 、 g 赋值给 SVM;训练最优 c 、 g 赋值后的 SVM。

3 IGWPSO - SVM 温度预测模型性能试验

3.1 试验方案

本文基于南京农业大学工学院自主研制的 HMCVT 湿式离合器试验台架开展 IGWPSO - SVM 模型性能试验,试验台架如图 4 所示。试验台架由变频电机驱动,型号 YXVE315L2 - 4,额定扭矩 1 286 N·m,调速范围 0 ~ 1 450 r/min。通过德力西变频器调整电机输出功率。兰菱机电 ZJ - A 型转速转矩传感器转速量程 0 ~ 3 000 r/min,转矩量程 0 ~ 2 000 N·m。加载装置为兰菱机电电涡流制动器,型号 CWC2000,集成了转速传感器和转矩传感器。油压传感器为 JPL131 建胜油压变送器,量程 0 ~ 10 MPa。温度传感器为 WRNK - 191 K 型铠装热电偶,量程 0 ~ 500℃。流量传感器为 LWGB - 10 型,量程 0 ~ 20 L/min。

根据前文分析可得,影响湿式离合器摩擦副温

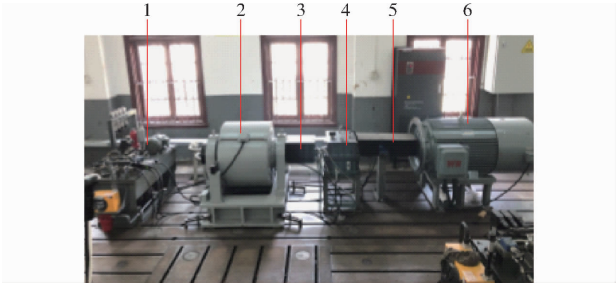


图 4 HMCVT 湿式离合器试验台
Fig. 4 Test stand of HMCVT wet clutch

1. 润滑液压系统 2. 电涡流测功机 3. 转动惯量盘 4. 离合器箱 5. 转速转矩仪 6. 电动机

度的主要因素有转速差、初始油温、接合油压及冷却油流量,由此本文基于湿式离合器接合油压、冷却油流量、初始油温、输入轴转速、输出轴转速 5 种变量构建 IGWPSO - SVM 模型输入数据的样本库。其中湿式离合器接合油压、冷却油流量、初始油温、输入轴转速如表 1 所示。

表 1 输入变量取值范围
Tab. 1 Value range of input variable

输入变量	数值
输入轴转速/(r·min ⁻¹)	≈ 1 000
冷却油流量/(L·min ⁻¹)	8 ~ 14
初始油温/℃	20 ~ 40
接合油压/MPa	1 ~ 3

在湿式离合器接合过程中,由于摩擦材料的影响,对偶钢片整体温升相比摩擦片更高,其温度变化趋势更能反映摩擦副温度变化。因此,本文以对偶钢片为对象测试摩擦副温度预测模型性能。如图 5,在对偶钢片内径(63 mm 处)、中径(71 mm 处)、外径(79 mm 处)分别布置热电偶,并采集 3 处的温度数据构建 IGWPSO - SVM 模型输出数据样本库。

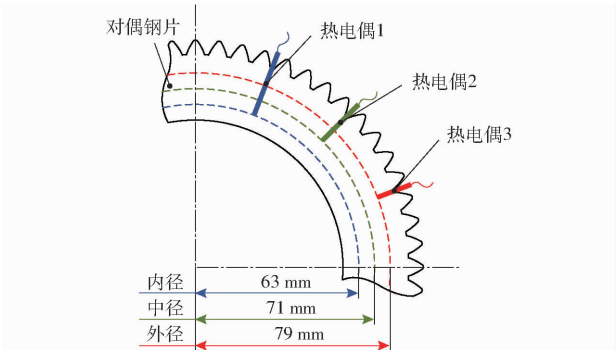


图 5 热电偶在对偶钢片的安装位置
Fig. 5 Position of thermocouple in dual steel plate

根据上述试验方案,获取表 1 工况下湿式离合器连续 2 次滑摩前后及滑摩过程的数据,包括离合器接合油压、冷却油流量、初始油温、离合器输

入轴转速、离合器输出轴转速及对偶钢片温度数据。其中 200 组作为 IGWPSO-SVM 模型的训练集,采用同种方法再获取另一种工况下的 140 组数据作为 IGWPSO-SVM 模型的测试数据,用以检验温度预测模型的预测准确性。由于样本数据中各数据数量级不同,为避免其对之后建立的温度

预测模型精度的影响,采用归一化方法对样本数据进行处理,使所有模型的输入、输出变量集中在 $[-1,1]$ 区间。

3.2 试验结果与分析

图 6 所示为 IGWPSO-SVM 训练与测试结果,表 2 为 IGWPSO 寻得的最佳参数解。

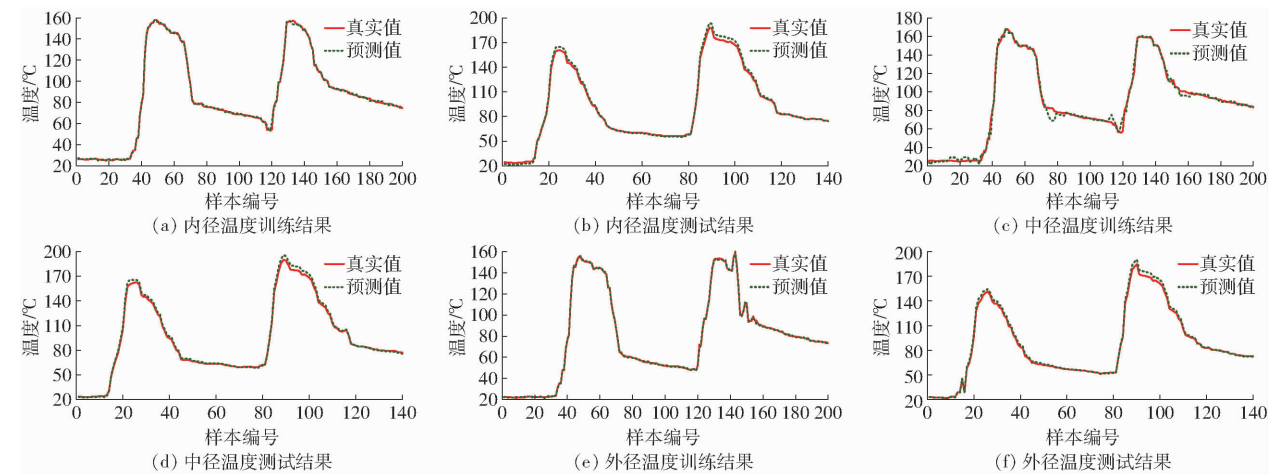


图 6 IGWPSO-SVM 训练与测试结果
Fig.6 Training and test results of IGWPSO-SVM

表 2 最佳参数解

Tab.2 Optimal parametric solutions

类型	<i>c</i>	<i>g</i>
内径	90.387 8	0.076 0
中径	64.367 7	0.053 8
外径	52.273 7	0.049 9

为进一步验证 IGWPSO-SVM 温度预测模型的可行性,对 BP 神经网络模型、SVM 模型、PSO-SVM 模型、GWO-SVM 模型与 IGWPSO-SVM 模型进行试验对比分析,选取预测温度与实际温度间的平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE)、均方误差 (Mean square error, MSE)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE) 衡量各个模型性能,结果如表 3 所示。图 7 为不同算法的适应度曲线。

由表 3 可知,BP 神经网络预测温度的 MAE、MSE、RMSE、MAPE 的均值分别为 11.927 3℃、160.758 6℃²、12.369 6℃、16.97%,比其他 4 种模型都高,说明 BP 神经网络可能陷入了局部最优,未训练出合适的网络模型导致预测误差大;SVM 预测温度的 4 种误差的均值较 BP 神经网络有所降低,说明 SVM 结构简单,训练压力小,能够训练出较精准的温度预测模型,提高了温度预测精度,但误差仍维持在较高水平;相较于 SVM 模型,PSO-SVM、GWO-SVM 模型预测误差均有所降低,证明了种群算法优化 SVM 参

表 3 不同模型的预测性能参数

Tab.3 Predictive performance parameters for different models

模型	类型	MAE/℃	MSE/℃ ²	RMSE/℃	MAPE/%
BP 神经网络	内径	13.641 5	207.168 3	14.393 3	19.63
	中径	8.187 7	71.109 3	8.432 6	10.20
	外径	13.952 6	203.998 2	14.282 8	21.07
	均值	11.927 3	160.758 6	12.369 6	16.97
SVM	内径	11.953 1	165.630 0	12.869 7	17.02
	中径	5.178 5	36.731 3	6.060 6	5.22
	外径	9.256 0	97.180 1	9.858 0	14.01
	均值	8.795 9	99.847 1	9.596 1	12.08
PSO-SVM	内径	8.289 8	93.222 0	9.655 2	10.69
	中径	4.492 2	22.871 6	7.776 7	10.38
	外径	6.952 3	60.476 6	4.782 4	7.41
	均值	6.578 1	58.856 7	7.404 8	9.49
GWO-SVM	内径	5.669 7	57.616 7	7.590 6	6.29
	中径	1.815 8	5.666 0	2.380 3	2.49
	外径	5.092 8	38.232 4	6.183 2	7.51
	均值	4.192 7	33.838 4	5.384 7	5.43
IGWPSO-SVM	内径	4.797 0	45.330 8	6.732 8	5.70
	中径	1.795 2	5.596 0	2.365 6	1.67
	外径	3.474 9	22.036 7	4.694 3	4.48
	均值	3.355 7	24.321 2	4.597 6	3.95

数的可行性;对比 PSO-SVM 模型,GWO-SVM 模型预测精度更高,说明 GWO 算法的寻优性能强于 PSO 算法,但观察图 7 可知,以内径温度预测为例,PSO 算法迭代次数为 10 时算法完成收敛,最终收敛值为 0.014 3,GWO 算法迭代 46 次完成收敛,最终

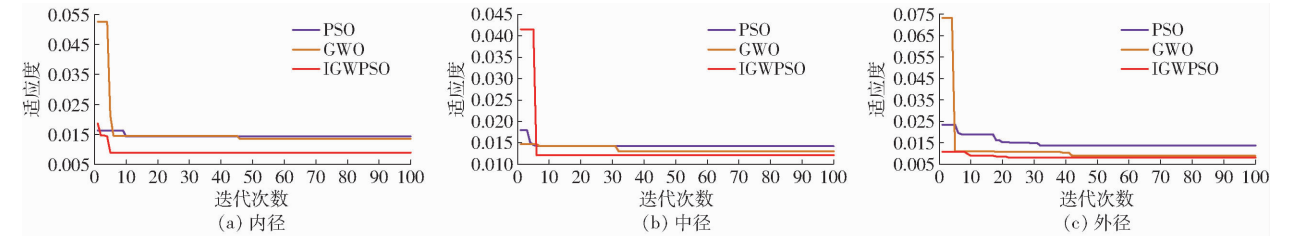


图 7 不同算法的适应度曲线
Fig. 7 Fitness curves of different algorithms

收敛值为 0.013 5,说明 PSO 算法的收敛性优于 GWO 算法,而寻优精度不及 GWO 算法;相较于 PSO-SVM、GWO-SVM 模型,IGWPSO-SVM 模型预测温度的 4 种误差有所降低,分别为 3.355 7、24.321 2、4.597 6、0.039 5℃,相比于其他模型均为最低,无论预测内径、中径、外径温度,相比于 PSO、GWO 算法,IGWPSO 的收敛速度最快,最终收敛值最低。

预测湿式离合器接合时摩擦副的最高温度,可有效防止摩擦副温度过高导致的湿式离合器烧损失效。为验证 IGWPSO-SVM 预测模型的实用性,以最高温度的预测情况衡量各模型预测性能,表 4 为不同模型预测的最高温度。由表 4 可知,IGWPSO-SVM 模型对摩擦副最高温度的预测误差为 7.870 0、5.430 0、0.990 0℃,相比于其他模型为最低,进一步验证了本文提出模型的实用性。

表 4 不同模型预测的最高温度
Tab.4 Maximum temperatures predicted by different models ℃

模型	类型	预测值	真实值	误差
BP 神经网络	内径	200.340 0	184.600 0	15.740 0
	中径	202.410 0	190.200 0	12.210 0
	外径	181.090 0	188.060 0	-6.970 0
SVM	内径	198.870 0	184.600 0	14.270 0
	中径	200.430 0	190.200 0	10.230 0
	外径	185.100 0	188.060 0	-2.960 0
PSO-SVM	内径	195.970 0	184.600 0	11.370 0
	中径	194.460 0	190.200 0	4.260 0
	外径	186.770 0	188.060 0	-1.290 0
GWO-SVM	内径	193.720 0	184.600 0	9.120 0
	中径	195.830 0	190.200 0	5.630 0
	外径	190.410 0	188.060 0	2.350 0
IGWPSO-SVM	内径	192.470 0	184.600 0	7.870 0
	中径	195.630 0	190.200 0	5.430 0
	外径	189.050 0	188.060 0	0.990 0

为避免算法随机性导致的偶然性,对 5 个模型进行 3 次同条件试验,选择内径、中径、外径的 MAE、MSE、RMSE、MAPE 均值及内径、中径、外径最高温度平均绝对误差(Maximum temperature mean absolute error, MTMAE)衡量模型性能指标,3 次试

验结果如表 5 所示。

表 5 多次试验结果
Tab.5 Multiple experimental results

模型	参数	序号			平均值
		1	2	3	
BP 神经网络	MAE 均值/℃	16.678 7	14.565 6	10.676 5	13.973 6
	MSE 均值/℃ ²	192.543 7	208.564 3	178.760 2	193.289 4
	RMSE 均值/℃	13.876 0	14.441 8	13.370 1	13.896 0
	MAPE 均值/%	34.67	32.44	28.09	31.73
	MTMAE/℃	15.740 0	12.210 0	6.970 0	11.640 0
SVM	MAE 均值/℃	9.666 8	8.874 3	11.786 5	10.109 2
	MSE 均值/℃ ²	100.128 7	96.651 2	182.679 3	126.486 4
	RMSE 均值/℃	10.006 4	9.831 1	13.515 9	11.117 8
	MAPE 均值/%	13.09	10.06	22.31	15.15
	MTMAE/℃	14.270 0	10.230 0	2.960 0	9.153 3
PSO-SVM	MAE 均值/℃	5.763 9	12.450 9	6.490 7	8.235 2
	MSE 均值/℃ ²	42.897 1	201.419 3	56.236 7	100.184 4
	RMSE 均值/℃	6.549 6	14.192 2	7.499 1	9.413 6
	MAPE 均值/%	7.99	31.19	8.26	15.81
	MTMAE/℃	11.370 0	5.430 0	1.290 0	6.030 0
GWO-SVM	MAE 均值/℃	4.568 6	4.785 5	5.034 2	4.796 1
	MSE 均值/℃ ²	33.954 3	37.198 2	41.452 7	37.535 1
	RMSE 均值/℃	5.827 0	6.099 0	6.438 4	6.121 5
	MAPE 均值/%	5.83	6.14	8.12	6.70
	MTMAE/℃	9.120 0	5.630 0	2.350 0	5.700 0
IGWPSO-SVM	MAE 均值/℃	3.217 0	3.486 6	3.353 1	3.352 2
	MSE 均值/℃ ²	24.640 9	25.167 9	24.405 2	24.738 0
	RMSE 均值/℃	4.964 0	5.016 8	4.940 2	4.973 7
	MAPE 均值/%	4.11	4.36	3.88	4.12
	MTMAE/℃	7.870 0	4.260 0	0.990 0	4.373 3

由表 5 可知,相比于 BP 神经网络,SVM 多次预测的 4 种误差较小,说明在本文的温度样本数据下,SVM 的预测性能较为稳定;PSO-SVM 模型在第 1、3 次试验中温度预测误差达到较为理想的效果,但在第 2 次试验中,预测效果不及未优化 SVM 模型,导致 3 次试验预测误差平均值仍处于较高水平,说明 PSO 算法优化的稳定性欠佳;相较于 PSO-SVM 模型,GWO-SVM 模型的 3 次预测误差均较低,证明 GWO 算法比 PSO 算法更加稳定;IGWPSO-SVM 模型预测 MAE、MSE、RMSE、MAPE 均值的 3 次试验平均值分别为 3.352 2℃、24.738 0℃²、4.973 7℃、

4.12%,相较于其他模型为最低,同时单次预测误差均维持在较低水平,验证了 IGWPSO-SVM 模型的稳定性。同时,3 次试验中 IGWPSO-SVM 模型的 MTMAE 平均值为 4.373 3℃,相较于其他 4 种模型为最低,说明 IGWPSO-SVM 模型能够准确稳定地预测出湿式离合器接合过程中摩擦副的最高温度。

4 结 论

(1)分析了 HMCVT 换段时影响湿式离合器摩擦副温升的因素,确定了摩擦副的转速差、冷却润滑油流量、初始油温、接合油压 4 种影响摩擦副温升状况的因素。

(2)以 SVM 搭建了 HMCVT 湿式离合器摩擦副温度预测模型,采用 PSO 算法优化 SVM 参数,针对

PSO 算法的缺陷,提出了 IGWPSO 优化算法,借此搭建 IGWPSO-SVM 摩擦副温度预测模型。

(3)获取湿式离合器连续 2 次滑摩前后及滑摩过程的数据,进行温度预测模型性能试验。试验结果表明,IGWPSO-SVM 模型预测摩擦副对偶钢片内、中、外径的 MAE、MSE、RMSE、MAPE 的均值分别为 3.355 7℃、24.321 2℃²、4.597 6℃、3.95%,最高温度的预测误差分别为 7.870 0、5.430 0、0.990 0℃,相比于其他 4 种模型为最低,说明 IGWPSO-SVM 模型具有较佳的预测精度;3 次试验中 MAE、MSE、RMSE、MAPE 的均值平均值分别为 3.352 2℃、24.738 0℃²、4.973 7℃、4.12%,3 次试验中 MTMAE 的平均值为 4.373 3℃,相比于其他模型为最低,说明 IGWPSO-SVM 模型具有较佳的稳定性。

参 考 文 献

[1] 谢斌,武仲斌,毛恩荣. 农业拖拉机关键技术发展现状与展望[J]. 农业机械学报,2018,49(8):1-17.
XIE Bin,WU Zhongbin,MAO Enrong. Development and prospect of key technologies on agricultural tractor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(8):1-17. (in Chinese)

[2] CHENG Z,LU Z X. System response modeling of HMCVT for tractors and the comparative research on system identification methods[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,202:107386.

[3] 张广庆,汪开鑫,肖茂华,等. 基于液压机械传动扭矩比的 HMCVT 稳态传动效率研究[J]. 农业机械学报,2021,52(增刊):533-541.
ZHANG Guangqing,WANG Kaixin,XIAO Maohua, et al. HMCVT steady state transmission efficiency based on HST-EGT torque ratio[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(Supp.):533-541. (in Chinese)

[4] 陆凯,王琳,鲁植雄,等. 基于扩张观测器的 HMCVT 换段离合器油压跟踪控制[J]. 农业机械学报,2023,54(2):410-418.
LU Kai,WANG Lin,LU Zhixiong, et al. Sliding mode control for HMCVT shifting clutch pressure tracking based on expanded observer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(2):410-418. (in Chinese)

[5] CHENG Z,LU Z X,QIAN J. A new non-geometric transmission parameter optimization design method for HMCVT based on improved GA and maximum transmission efficiency[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2019,167:105034.

[6] ZHAO J,XIAO M H,BARTOS P, et al. Dynamic engagement characteristics of wet clutch based on hydro-mechanical continuously variable transmission[J]. Journal of Central South University,2021,28(5):1377-1389.

[7] 陆凯,鲁杨,邓晓亭,等. 理论换段点下 HMCVT 换段离合器转矩交接及控制[J]. 农业工程学报,2022,38(19):23-32.
LU Kai,LU Yang,DENG Xiaoting, et al. Torque handover and control of the HMCVT shift clutches under the theoretical shift condition[J]. Transactions of the CSAE,2022,38(19):23-32. (in Chinese)

[8] 陈亚翔. 湿式离合器摩擦副实时动态温度建模与试验研究[D]. 重庆:重庆理工大学,2022.
CHEN Yaxiang. Research on real-time dynamic temperature modeling and experiment of wet clutch[D]. Chongqing: Chongqing University of Technology,2022. (in Chinese)

[9] BAO H Y,KONG W D,HOU X N, et al. Analysis on temperature field of friction pair of aviation friction clutch based on different groove shapes of friction disk[J]. Journal of Mechanical Science and Technology,2021,35:3735-3742.

[10] GROETSCH D,VOELKEL K,PFLAUM H, et al. Real-time temperature calculation and temperature prediction of wet multi-plate clutches[J]. Forsch Ingenieurwes,2021,85:923-932.

[11] 陈楠. HMCVT 换段离合器摩擦副的温度场分析与试验研究[D]. 南京:南京农业大学,2021.
CHEN Nan. Analysis and experimental research on temperature field of friction pair of HMCVT shifting clutch[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University,2021. (in Chinese)

[12] 张晓,庄子龙,刘英,等. 基于深度学习的青梅品质智能分选技术与装备研究[J]. 农业机械学报,2022,53(11):402-411.
ZHANG Xiao,ZHUANG Zilong,LIU Ying, et al. Technology and equipment research of green plum quality intelligent sorting based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(11):402-411. (in Chinese)

[13] 黄昌尧,李亮,张志煌,等. 分动器内离合器的温度估计方法、装置、设备及存储介质:115049132A[P]. 2022-09-13.

[14] 范有才. 基于 GA-BP 算法和 Simulink 平台的湿式双离合温度预测代理模型[D]. 重庆:重庆大学,2021.
FAN Youcai. Surrogate model of temperature prediction for wet dual clutch based on GA-BP algorithm and Simulink [D]. Chongqing:Chongqing University,2021. (in Chinese)

[15] 周新志,邵伦,李荣昆,等. 基于小波去噪和改进型 PSO-SVM 的微波加热温度预测模型研究[J]. 化工学报,2018,69(增刊):291-299.

- ZHOU Xinzhi, SHAO Lun, LI Rongkun, et al. Research on temperature prediction model for microwave heating based on wavelet denoising and improved PSO-SVM[J]. CIESC Journal, 2018, 69(Supp.): 291-299. (in Chinese)
- [16] 杨断利, 李今, 陈辉, 等. 基于 IPSO 优化 BP 神经网络的蛋鸡舍有害气体监测系统[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 327-335.
- YANG Duanli, LI Jin, CHEN Hui, et al. Monitoring system of harmful gas in layer house based on improved particle swarm optimization BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 327-335. (in Chinese)
- [17] 王成, 秦大同, 吴邦治, 等. 湿式离合器接合特性仿真与分析[J]. 重庆大学学报, 2020, 43(10): 38-51.
- WANG Cheng, QIN Datong, WU Bangzhi, et al. Simulation and analysis of wet clutch engagement characteristics[J]. Journal of Chongqing University, 2020, 43(10): 38-51. (in Chinese)
- [18] 钱煜. HMCVT 中湿式离合器结构优化与换挡品质研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2020.
- QIAN Yu. Study on the structure optimization of wet clutch and shift quality in HMCVT[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2020. (in Chinese)
- [19] 鲁杨, 王琳, 王雨彤, 等. 大型拖拉机无级变速箱湿式离合器的失效形式与机理分析[J]. 拖拉机与农用运输车, 2020, 49(6): 57-61.
- LU Yang, WANG Lin, WANG Yutong, et al. Failure form and mechanism analysis of wet clutch of large tractor continuously variable transmission[J]. Tractor and Farm Transporter, 2020, 49(6): 57-61. (in Chinese)
- [20] 李昕, 陈泽君, 李立君, 等. 基于偏好免疫网络和 SVM 算法的油茶果多特征识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 205-213.
- LI Xin, CHEN Zejun, LI Lijun, et al. Recognition of camellia multi-features based on preference artificial immune network and support vector machine[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(22): 205-213. (in Chinese)
- [21] 叶永伟, 陆俊杰, 钱志勤, 等. 基于 LS-SVM 的机械式温度仪表误差预测研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(1): 57-66.
- YE Yongwei, LU Junjie, QIAN Zhiqin, et al. Study on the temperature error prediction of mechanical temperature instrument based on LS-SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(1): 57-66. (in Chinese)
- [22] ZHOU J B, XIAO M H, NIU Y, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on WGWOA-VMD-SVM[J]. Sensors, 2022, 22: 6281.
- [23] MATOS J, FARIA R, NOGUEIRA I, et al. Optimization strategies for chiral separation by true moving bed chromatography using particles swarm optimization (PSO) and new parallel PSO variant[J]. Computers and Chemical Engineering, 2019, 123: 344-356.
- [24] 周俊博, 朱烨均, 肖茂华, 等. 采用 LWD-QPSO-SOMBP 神经网络的拖拉机柴油机故障诊断[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 39-48.
- ZHOU Junbo, ZHU Yejun, XIAO Maohua, et al. Fault diagnosis of tractor diesel engine based on LWD-QPSO-SOMBP neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(17): 39-48. (in Chinese)
- [25] MIRJALILI S, MIRJALILI S, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [26] GHALAMBAZ M, YENGJEH R, DAYAMI A. Building energy optimization using Grey Wolf Optimizer (GWO)[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2021, 27: 101250.
- [27] SONG X, TANG L, ZHAO S. Grey wolf optimizer for parameter estimation in surface waves[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2015, 75: 147-157.
- [28] 曹源, 高丙朋, 张振海, 等. 一种基于 PSO-GWO 的电网故障诊断方法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(9): 35-40.
- CAO Yuan, GAO Bingpeng, ZHANG Zhenhai, et al. A fault diagnosis method for power grid based on PSO-GWO[J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2021, 58(9): 35-40. (in Chinese)

(上接第 389 页)

- [18] HAMED S, JAVID Z, MOHAMMADREZA M. Numerical study of flow field in new design cyclone separators with one, two and three tangential inlets[J]. Advanced Powder Technology, 2018, 29(3): 611-622.
- [19] GYU M J, JONG C K. CFD simulation of air-particle flow for predicting the collection efficiency of a cyclone separator in mud handling system[J]. Journal of Ocean Engineering and Technology, 2019, 33(1): 42-49.
- [20] BALESTRIN E, DECKER R K, NORILER D, et al. An alternative for the collection of small particles in cyclones: experimental analysis and CFD modeling[J]. Separation and Purification Technology, 2017, 184: 54-65.
- [21] CHU Kaiwei, CHEN Yanxing, JI Li, et al. Coarse-grained CFD-DEM study of gas-solid flow in gas cyclone[J]. Chemical Engineering Science, 2022, 260: 117906.
- [22] CHU K W, WANG B, YU A B, et al. CFD-DEM modelling of multiphase flow in dense medium cyclones[J]. Powder Technology, 2009, 193(3): 235-247.
- [23] 胡旭洁, 侯永柱, 刘继红. 三维模型知识标注技术研究与实现[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(4): 695-700.
- HU Xujie, HOU Yongzhu, LIU Jihong. Research and implementation of 3D model knowledge annotation technology[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(4): 695-700. (in Chinese)
- [24] 刘宏新, 贾儒, 周兴宇, 等. 基于物元标识的人机交互式机械排种器虚拟装配[J]. 农业工程学报, 2016, 32(1): 38-45.
- LIU Hongxin, JIA Ru, ZHOU Xingyu, et al. Virtual assembly of man-machine interactive mechanical seed-metering device based on matter-element identification[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(1): 38-45. (in Chinese)
- [25] 冯占荣, 盛伟, 王利霞. 圆弧齿廓面齿轮齿面设计[J]. 机械传动, 2018, 42(4): 76-79.
- FENG Zhanrong, SHENG Wei, WANG Lixia. Design of face gear tooth surface of circular arc profile[J]. Mechanical Transmission, 2018, 42(4): 76-79. (in Chinese)