doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.22.035

氢燃料电池拖拉机双模自适应在线能量管理策略研究

李妍颖[1,2]　徐立友[1,2]

(1.河南科技大学车辆与交通工程学院,洛阳 471003;2.智能农业动力装备全国重点实验室,洛阳 471039)

摘要:针对氢燃料电池拖拉机能量管理策略在线应用优化效果欠佳、对先验工况信息依赖强等问题,本研究提出一种双模自适应在线能量管理策略(Dual-mode adaptive online, DAO)。确立工况识别-优化决策-执行输出 3 层协同的总体架构,在上层工况识别层,通过构建基于随机森林的工况识别模块,实现犁耕与运输工况的精准判别;在中层优化决策层,以离线生成的全局最优控制序列为训练样本,以设计的改进金枪鱼群算法优化传统反向传播(Back propagation, BP)神经网络为优化求解器,分别针对犁耕与运输工况,构建中层神经网络控制器,形成 DAO 策略;在下层执行输出层,开展模型在环仿真与实车田间试验。由模型在环仿真结果可知,相较于离线动态规划策略,所提策略氢罐总氢耗在犁耕工况下降低 0.002%,在运输工况下降低 0.07%,表明所提策略具备良好的预测、决策能力。实车试验结果表明,DAO 策略下等效氢耗率降低 5.05%,验证了所提策略具有实时应用与性能提升能力。研究结果可为氢燃料电池拖拉机控制系统设计提供理论支撑。

关键词:氢燃料电池拖拉机;能量管理策略;工况识别;BP 神经网络

中图分类号:S219.4　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)22-0399-11　　**OSID**:

Hydrogen Fuel Cell Tractor Dual-mode Adaptive Online Energy Management Strategy

Li Yanying[1,2]　Xu Liyou[1,2]

(1. *College of Vehicle and Traffic Engineering*, *Henan University of Science and Technology*, *Luoyang* 471003, *China*
2. *State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment*, *Luoyang* 471039, *China*)

Abstract: Aiming at the problems of suboptimal optimization performance for online application and strong dependence on prior driving cycle information in energy management strategies for hydrogen fuel cell tractors, a dual-mode adaptive online (DAO) energy management strategy was proposed. A three-layer collaborative architecture comprising driving cycle recognition, optimization decision-making, and execution output was established. In the upper layer of driving cycle recognition, a random forest-based recognition module was constructed to accurately distinguish between plowing and transportation operating conditions. In the middle optimization decision-making layer, globally optimal control sequences generated offline were used as training samples, and the designed improved tuna swarm algorithm that optimized the traditional back propagation (BP) neural network served as the optimization solver. Neural network controllers were constructed for plowing and transportation conditions respectively, thereby forming the DAO strategy. In the lower execution output layer, model-in-the-loop simulations and real-vehicle field tests were carried out. Model-in-the-loop simulation results showed that, compared with the offline dynamic programming strategy, the proposed strategy reduced the total hydrogen consumption of the hydrogen tank by 0.002% under plowing conditions and by 0.07% under transportation conditions. This indicated that the proposed strategy possessed good prediction and decision-making capabilities under both plowing and transportation conditions. Real-vehicle test results showed that the equivalent hydrogen consumption rate was reduced by 5.05% under the DAO strategy, validating the real-time applicability and performance improvement capability of the proposed strategy. The research result can provide theoretical support for the design of control systems for hydrogen fuel cell tractors.

Key words: hydrogen fuel cell tractor; energy management strategy; operating condition identification; BP neural network

收稿日期:2026-05-24　修回日期:2026-06-16

基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFD2001203)

作者简介:李妍颖(1997—),女,博士生,主要从事燃料电池拖拉机能量管理研究,E-mail:lyy_1997@outlook.com

通信作者:徐立友(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事车辆传动理论与控制技术研究,E-mail:xlyou@haust.edu.cn

0 引言

农业机械装备是保障民生安全,实现现代可持续农业环境发展的基础[1-3]。氢燃料电池拖拉机作为新兴研究方向,是我国农业机械绿色化与智能化转型的重要路径。能量管理策略是协调混合动力源输出、提升整机性能的核心,主要包括基于规则的、基于优化的和基于智能的[4-6]。

针对基于规则的氢燃料电池拖拉机能量管理策略研究领域,Yang 等[7]融合恒温控制、功率跟随与模糊逻辑 3 种规则机制,构建了多模式协同控制模型,并引入禁忌搜索算法对规则参数进行离线优化,进一步提升了系统能效。徐立友等[8]利用小波基函数多分辨率特性,结合逻辑门限规则,构建了一种分层解耦控制策略,能够将负载需求功率解耦为高频、次高频和稳态分量。上述研究虽结构透明、开发周期短,但固化的决策边界与对先验知识的深度依赖,难以应对复杂多变、强非线性的田间作业环境,系统性能提升空间日益收窄。

针对基于优化的氢燃料电池拖拉机能量管理策略研究领域,动态规划是唯一能够严格保证在给定工况下获得全局理论最优解的方法[9-11]。然而,由于动态规划需完整工况信息作为先验输入且计算复杂度高,无法应用于实时控制。因此通常仅作为离线评价基准。Liu 等[12]以降低氢耗为目标,设计了基于多种群遗传算法的控制策略,相较于 PF 策略,稳定了电池荷电状态(State of charge, SOC)波动,降低了理论氢耗。Li 等[13]针对分布式驱动系统,设计了基于自适应多分辨率分析理论的驱动功率分配策略,以总氢耗量为优化目标,采用麻雀搜索算法、可调 Q 因子小波变换和变分模态分解方法对需求功率频率特性进行重构,在犁耕和运输工况下等效氢耗分别降低 35.6% 和 43.89%。上述研究在提升系统能效、平抑功率波动等方面已展现出一定的理论优势与仿真验证效果,但目前针对氢燃料电池拖拉机的相关研究优化目标较为单一,最优结果的实时应用能力未得到充分考量。

近年来,人工智能技术的快速发展为能量管理策略的智能化应用提供了新路径[14-16]。该类方法常与基于优化的策略相融合,旨在减少对全局工况信息的依赖,同时获得逼近全局最优的控制性能[17-18]。在多种人工智能技术中,神经网络因强大的非线性映射能力和在线逼近性能,成为解决混合动力系统能量管理策略研究的热点[19]。然而,面向拖拉机领域,尤其是氢燃料电池拖拉机,基于智能的能量管理策略研究鲜少,研究方法也多集中于强化学习与神经网络融合。Wu 等[20]针对柴-电混合动力拖拉机在线应用难的问题,提出双深度 Q 网络能量管理策略,以发动机功率为动作、SOC 为状态、等效油耗为奖励,验证了在不同工况下自适应控制优势。Li 等[21]针对纯电动拖拉机效率低、续航短的问题,提出基于工况识别的 Q 网络强化学习策略,仿真结果表明该策略可达到动态规划性能的 94.3%。Li 等[22]针对氢燃料电池拖拉机,提出分层动态规划策略,上层以传统动态规划生成全局最优控制序列,下层通过广义回归神经网络学习动态规划的控制规律,在犁耕作业下通过仿真分析验证策略的近最优性能。上述研究表明,受制于国内氢燃料电池拖拉机整体仍以校企联合试验为主,针对氢燃料电池拖拉机领域,相关研究仍处于起步阶段,且多集中于离线仿真层面,对全局近最优性能在线应用能力尚未得到充分验证。

综上所述,本文以氢燃料电池拖拉机为研究对象,提出一种双模自适应在线能量管理策略。在上层工况识别层,通过构建基于随机森林的工况识别模块,以实现犁耕与运输工况的精准判别;在中层优化决策层,以离线生成的全局最优控制序列为训练样本,以设计的基于改进金枪鱼群算法优化传统 BP 神经网络算法(Tuna swarm optimization for optimizing traditional back propagation neural network, TSO-BP)为优化求解器,分别针对犁耕与运输工况,构建中层神经网络控制器,形成双模自适应在线能量管理策略;在下层执行输出层,开展模型在环仿真与实车田间试验。

1 氢燃料电池拖拉机方案设计

设计的氢燃料电池拖拉机动力系统结构如图 1 所示。该方案采用半主动式结构:燃料电池作为主动力源,通过单向 DC/DC 变换器接入直流母线,锂电池作为辅助动力源直接接入直流母线,母线电能经电机控制器转换为交流电驱动电机,实现电磁能向机械能转换。动力经传动系统调速后,通过传动轴传递至前后桥差速装置,最终驱动车轮。

在控制层面,能量管理控制器通过电池管理系统实时调控锂电池进行削峰填谷。同时,通过调节单向升压 DC/DC 变换器占空比,间接控制燃料电池输出电流,使其按目标功率平稳输出。二者协同工作,共同保障整机的动态功率平衡。

以东方红 HB2204 型拖拉机为原始机型,整机动力系统主要部件参数如表 1 所示。

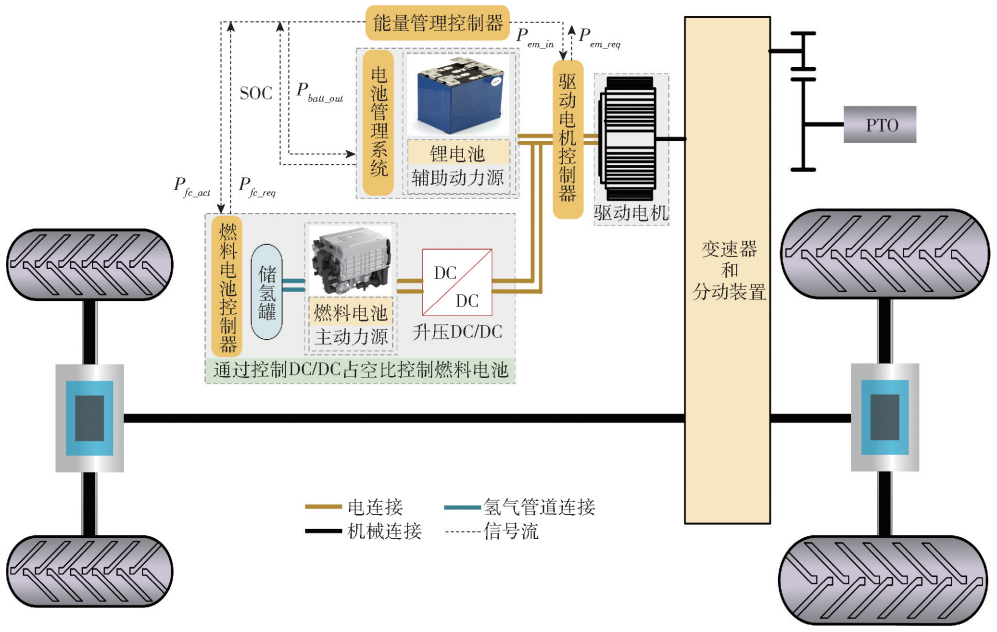


图 1　氢燃料电池拖拉机动力系统方案

Fig. 1　Hydrogen fuel cell tractor powertrain configuration

表 1　氢燃料电池拖拉机动力系统主要参数

Tab. 1　Main parameters of hydrogen fuel cell tractor powertrain

系统	参数	数值
驱动电机	额定功率 P_{em_rated}/kW	160
	额定电压 U_{em_rated}/V	537.6
	额定转速 n_{em_rated}/(r·min^{-1})	1 270
	额定转矩 T_{em_rated}/(N·m)	1 200
	最大转速 n_{em_max}/(r·min^{-1})	6 000
传动系	低速作业挡速比 i_{I}	1.73
	高速作业挡速比 i_{II}	1.1
	主减速器速比 i_0	6.058
	轮边减速器速比 i_r	4.53
燃料电池	额定功率 P_{fc_rated}/kW	180
	单体电压 U_{fc_cell}/V	0.6
	单体功率 P_{fc_cell}/kW	0.4
	单体个数 n_{fc}	450
锂电池	额定电压 U_{batt_rated}/V	537.6
	单体额定容量 Q_{batt_cell}/(A·h)	25
	单体电压 U_{batt_cell}/V	3.2
	串联数 n_{batt_s}	168
	并联数 n_{batt_p}	2
	额定容量 Q_{batt}/(A·h)	50
	内部总电阻 R_{batt}/Ω	0.42

2　自适应工况识别方法

精准区分不同作业场景下负载特性是实现能量分配最优性的关键。针对工况特性差异，设计基于随机森林的自适应工况识别模块，为双模能量管理策略实现提供决策依据。自适应工况识别方法如图 2 所示。

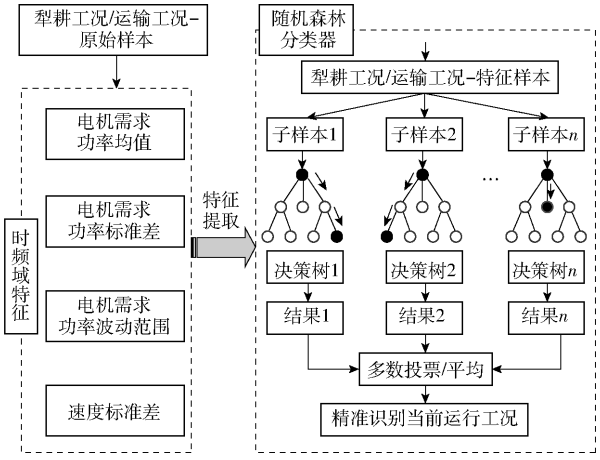


图 2　自适应工况识别方法概览

Fig. 2　Overview of adaptive operating condition recognition method

2.1　作业工况构建

2.1.1　犁耕作业工况

犁耕作业工况设置如表 2 所示，包含 3 个犁耕阶段与 2 次地头掉头阶段。工况中牵引力变化曲线基于额定牵引力经验公式构建[23]。选择犁具犁体数量为 4，单铧犁幅宽为 50 cm。设定土壤参数为比

表 2　犁耕作业工况设置

Tab. 2　Plowing operation settings

时间/s	作业类型	速度/(km·h^{-1})	耕深/cm	平均牵引阻力/kN	需求牵引功率/kW
0 ~ 400	犁耕	12.0	35	25.0	83.25
400 ~ 435	地头掉头	3.5	0		0
435 ~ 800	犁耕	8.0	25	17.8	39.52
800 ~ 835	地头掉头	3.5	0		0
835 ~ 1 200	犁耕	12.0	35	25.0	83.25

阻较低的轻质壤土,并通过随机函数引入实际作业中存在的土壤阻力波动。犁耕作业工况负载变化曲线如图 3 所示。

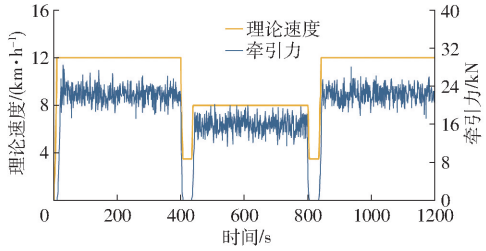


图 3 犁耕作业载荷谱

Fig. 3 Load spectrum of plowing operation

2.1.2 道路运输工况

拖拉机运输作业多集中于道路开阔、交通密度较低的城郊区域。因此以 NEDC 测试循环中速度较为平稳的郊区段作为基础工况,结合拖拉机实际作业特点,将最高速度限制为 40 km/h,平均速度由 62.4 km/h 调整至 20.8 km/h,运行时间从 400 s 延长至 1 200 s。道路运输工况理论速度如图 4 所示。

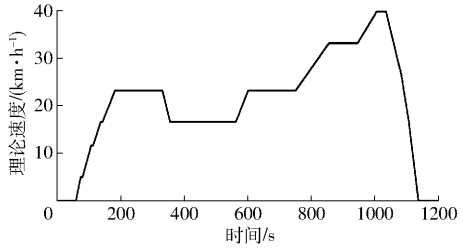


图 4 道路运输工况理论速度

Fig. 4 Theoretical speed of road transportation cycle

2.2 工况识别样本构建

工况识别核心在于从系统运行数据中提取能够表征工况差异的有效特征。基于负载特性差异,采用滑动窗口法从时域中提取 4 个维度统计特征。

2.2.1 初始样本构建

电机需求功率直接反映整机负载强度与作业工况特性。以所构建的犁耕和运输作业中电机需求功率与行驶速度为原始数据,构建 1 201 个初始样本。犁耕与运输工况分别用标签 1、标签 0 表示。

2.2.2 时域特征提取

(1)电机需求功率均值:定义为滑动窗口内需求功率算术平均值,计算式为

$$\mu_p = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} P_i \tag{1}$$

其中

$$N = f_s T \tag{2}$$

式中 μ_p——电机需求功率均值,kW

N——滑动窗口内采样点数

f_s——采样频率,Hz

T——窗口长度,s

P_i——窗口内第 i 时刻电机需求功率,kW

(2)电机需求功率标准差:量化功率波动强度。

(3)电机需求功率波动范围:定义为滑动窗口内电机需求功率最大值 $P_{em_req_\max,T}$ 与最小值 $P_{em_req_\min,T}$ 之差,聚焦峰值负载差异。计算式为

$$\Delta P_{range} = P_{em_req_\max,T} - P_{em_req_\min,T} \tag{3}$$

(4)速度标准差:表征行驶稳定性,数值越小表明行驶越稳定。

2.2.3 滑动窗口长度选择

采用固定时长滑动窗口法提取特征,经多次试验后,关键参数设置为采样频率 10 Hz,窗口长度 1 s,滑动步长 0.5 s,窗口数据点数 20,步长数据点数 5。

2.3 样本学习分类方法

在氢燃料电池拖拉机作业场景中,准确识别犁耕与运输工况是实现针对性能量分配的前提。综合考虑支持向量机、BP 神经网络等常见二分类算法的性能特点[24],并结合整机作业数据存在特征维度高、噪声干扰大、样本规模有限等数据特性,选择随机森林算法作为工况识别模块的核心分类器。具体构建步骤为:

步骤 1:数据预处理。基于前述工况标签,以比例 7∶3随机划分数据集,其中 70% 样本用于模型训练,30% 用于泛化性能验证。通过 Min - Max 归一化方法将所有时域特征归一化至[0,1]区间。

步骤 2:样本子集构建。以预处理后 478 个带标签样本为基础,通过有放回随机抽取方式,抽取与原始数据集规模相同的 478 个样本,形成各决策树训练子集。

步骤 3:决策树构建。设定决策树数量为 50,最小叶子数为 1,对每个训练子集独立构建决策树。

步骤 4:分类结果集成。对于每个输入样本,统计各决策树将其分类为某一类别的次数,得票最多类别作为该样本的最终分类结果。

步骤 5:泛化性能评估。从袋外数据评估与独立测试集验证 2 方面量化模型泛化能力。其中,袋外数据评估是计算袋外数据的分类准确率。测试集验证是统计测试集的分类准确率。

2.4 工况识别模型构建与验证

2.4.1 工况特征分析与有效性验证

图 5 为 4 个特征参数在犁耕与运输工况下分布特征。主要采用联合分箱策略,统一将各特征下犁耕与运输数据合并后划分为 30 个等间距区间。对于数据范围差异较大的特征,辅以独立分箱细节化表示。

由图 5a 可知,犁耕工况需求功率均值分布偏向高值区间 113.80 ~ 117.86 kW,而运输工况下峰值位于中值区间 60.96 ~ 65.02 kW,表明犁耕工况需

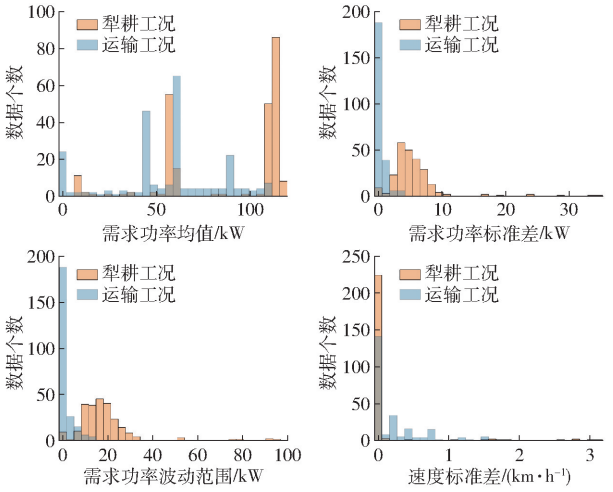


图 5　犁耕和运输工况下特征参数分布特征

Fig. 5　Feature parameter distribution under plowing and transport conditions

求功率均值高于运输工况。

由图 5b 可知，犁耕工况需求功率标准差为 0 ~ 35.85 kW，峰值区间为 3.59 ~ 4.78 kW；运输工况分布区间为 0 ~ 4.78 kW，峰值区间为 0 ~ 1.20 kW，即犁耕工况需求功率波动强度大于运输工况。

由图 5c 可知，需求功率波动范围分布特征与需求功率标准差具有一致性，进一步验证了犁耕工况的动态负载特性。

由图 5d 可知，由于犁耕过程土壤阻力变化、地头掉头等导致速度出现短期、较大幅度变动，犁耕工况速度标准差分布范围为 0 ~ 3.24 km/h；运输工况为 0 ~ 0.11 km/h。

综上，4 个特征参数能够在作业负荷平均水平、波动强度、变化幅度以及行驶稳定性方面进行量化，从而有效揭示犁耕与运输工况的典型特征。

2.4.2　识别模型结果

基于上述特征提取与随机森林分类器构建方法，对犁耕与运输工况进行识别测试。图 6 为训练集与测试集准确率预测结果。结果表明，在独立测试集上，随机森林模型分类准确率为 98.61%。

图 7 显示，当决策树数量为 9 以上，模型泛化误差稳定在 1.2% 左右，验证模型具有良好泛化性。

综上所述，通过从特征与模型 2 个层面进行验证，证明了本工况识别模块的合理性与可靠性。

3　双模自适应在线能量管理策略设计

提出改进 TSO - BP 算法以解决传统 BP 神经网络隐含层神经元数设定依赖经验、随机初始化权重和阈值易陷入局部最优等问题，并通过分别构建面向犁耕与运输工况的神经网络控制器，形成双模自适应在线能量管理策略。

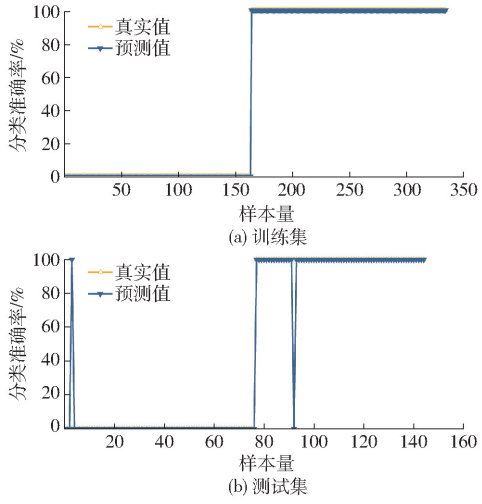


图 6　训练集与测试集预测结果

Fig. 6　Prediction results between training set and test set

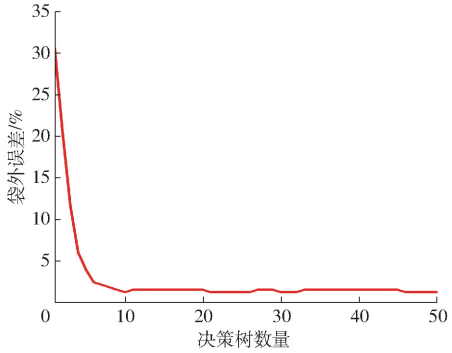


图 7　袋外误差变化曲线

Fig. 7　Out of bag error variation curve

3.1　BP 神经网络算法

面向犁耕与运输工况分别建立独立的输入特征变量集，输入层与输出层神经元设置为

$$\begin{cases} x_{p1-p5} = \{t_1, SOC, v_p, F_T, P_{em_req}\} \\ x_{trans1-trans4} = \{t_1, SOC, v_{trans}, P_{em_req}\} \\ y = P_{fc_req} \end{cases} \tag{4}$$

式中　x_{p1-p5}、$x_{trans1-trans4}$——犁耕作业和运输作业下输入层神经元

y——输出层神经元

t_1——运行时间，s

F_T——牵引力，kN

v_p——犁耕作业速度，km/h

v_{trans}——运输作业速度，km/h

P_{em_req}——电机需求功率，kW

P_{fc_req}——燃料电池需求功率，kW

BP 神经网络实现非线性化的关键在于激活函数。其中，隐含层选用 tansig 函数，输出层选用 purelin 函数，训练算法选用 trainlm 函数。BP 神经网络结构如图 8 所示。

3.2　改进 TSO 算法

提出改进 TSO 算法参数优化机制，以避免 BP

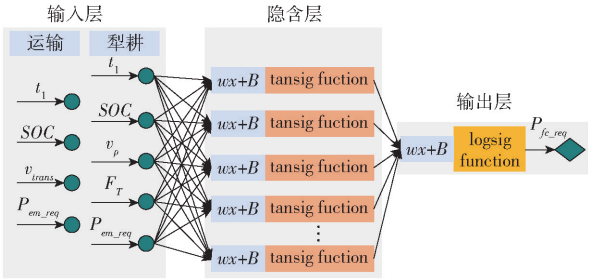


图 8 BP 神经网络结构

Fig. 8 Structure of BP neural network

神经网络陷入局部最优。通过在适应度函数加入 L2 正则化项、在位置更新过程加入动态权重系数和随机扰动项,提高 TSO 算法泛化和跳出局部最优的能力。具体步骤为:

步骤 1:种群个体初始化。在 D 维空间中初始化 n 条金枪鱼位置,每条金枪鱼 i 当前位置 X_i^t 对应 BP 神经网络一组权重和阈值,计算式为

$$X_i^{\text{int}} = rand(u_b - l_b) + l_b \quad (i = 1,2,\cdots,n) \tag{5}$$

式中 $rand$——区间[0, 1]之间随机数

u_b——搜索空间上限

l_b——搜索空间下限

X_i^{int}——第 i 条金枪鱼初始位置

n——种群数量

步骤 2:适应度函数计算。传统 TSO 算法以均方误差作为适应度指标,易导致网络过拟合。本研究在适应度函数中加入 L2 正则化项,将目标函数由最小化误差变为误差 + 权值惩罚项。计算式为

$$F_{fit} = MSE(\hat{y} - y) + \alpha_0 \left(\sum \boldsymbol{w}_1^2 + \sum \boldsymbol{B}_1^2 + \sum \boldsymbol{w}_2^2 \right) \tag{6}$$

式中 $MSE(\hat{y} - y)$——BP 网络预测值 $\hat{y}$ 与真实值 y 均方误差

F_{fit}——适应度函数

$\boldsymbol{w}_1$——输入层到隐含层的权重矩阵

$\boldsymbol{B}_1$——隐含层阈值向量

$\boldsymbol{w}_2$——隐含层到输出层的权重矩阵

α_0——正则化系数,取 10^{-5}

步骤 3:位置更新规则。传统 TSO 算法仅依赖捕食者追逐猎物与猎物追随全局最优 2 个机制,更新方向单一,易陷入局部最优。因此,在捕食行为与追随行为中加入动态权重系数和随机扰动项,增强种群搜索多样性与跳出局部最优的能力。位置更新方法为:

步骤 3.1:螺旋觅食策略。金枪鱼群通过形成紧密的螺旋队列追逐猎物,并在追逐过程相互交换位置信息,计算式为

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} \begin{cases} \alpha_1(X_{best}^t + \beta \lvert X_{best}^t - X_i^t \rvert) + \alpha_2 X_i^t + 0.1randn & (i = 1) \\ \alpha_1(X_{best}^t + \beta \lvert X_{best}^t - X_i^t \rvert) + \alpha_2 X_{i-1}^t + 0.1randn & (i = 2,3,\cdots,n) \end{cases} & \left(rand < \dfrac{t}{t_{\max}}\right) \\ \begin{cases} \alpha_1(\boldsymbol{X}_{rand}^t + \beta \lvert \boldsymbol{X}_{rand}^t - X_i^t \rvert) + \alpha_2 X_i^t + 0.1randn & (i = 1) \\ \alpha_1(\boldsymbol{X}_{rand}^t + \beta \lvert \boldsymbol{X}_{rand}^t - X_i^t \rvert) + \alpha_2 X_{i-1}^t + 0.1randn & (i = 2,3,\cdots,n) \end{cases} & \left(rand \geqslant \dfrac{t}{t_{\max}}\right) \end{cases} \tag{7}$$

其中

$$\begin{cases} \alpha_1 = 2 - 0.5\dfrac{t}{t_{\max}} \\ \alpha_2 = 0.5 + 0.5\dfrac{t}{t_{\max}} \end{cases} \tag{8}$$

式中 X_i^{t+1}——第 $t+1$ 次迭代个体位置

X_{best}^t——当前个体最优位置

$\boldsymbol{X}_{rand}^t$——隐含层到输出层的权重矩阵

α_1、α_2——控制个体向最优个体和前一个个体移动趋势的动态权重系数

$t_{\max}$——最大迭代次数

β——中间变量

$randn$——正态分布随机数

步骤 3.2:抛物线觅食策略。金枪鱼以当前食物位置为参照点,沿抛物线轨迹进行搜索,扩展探索范围,计算式为

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + rand(\boldsymbol{X}_{rand}^t - X_i^t) + \\ \quad T_F p^2(\boldsymbol{X}_{rand}^t - X_i^t) + 0.1randn & (rand < 0.5) \\ T_F p^2 X_i^t + 0.1randn & (rand \geqslant 0.5) \end{cases} \tag{9}$$

式中 T_F——随机数,取 1 或 −1 p——调整因子

步骤 4:终止条件判断。当迭代次数超过最大迭代次数时算法终止,否则返回步骤 3 继续迭代。

3.3 改进 TSO − BP 算法

改进 TSO − BP 算法首先设计自适应隐含层神经元数寻优方法,以客观确定网络结构;并引入改进 TSO 算法,对 BP 神经网络参数进行全局优化;同时加入基于 TSO 算法优化结果的二次微调机制,进行局部精细训练。改进 TSO − BP 算法可分为 4 步,优化流程如图 9 所示,具体优化步骤为:

步骤 1:BP 神经网络初步构建。基于式(4)分别确定网络的输入和输出节点数,设定关键函数,构建网络基础拓扑结构。其次,采用自适应隐含层神经元数寻优方法确定隐含层节点数:设定候选范围为[8:2:32],对每个候选值构建结构一致、训练参数统一的临时 BP 网络,引入 10% 训练集作为验证集,以验证集均方误差最小为准则筛选最优神经元数。最后,采用 Min − Max 归一化方法将数据映射至[0,1]区间。

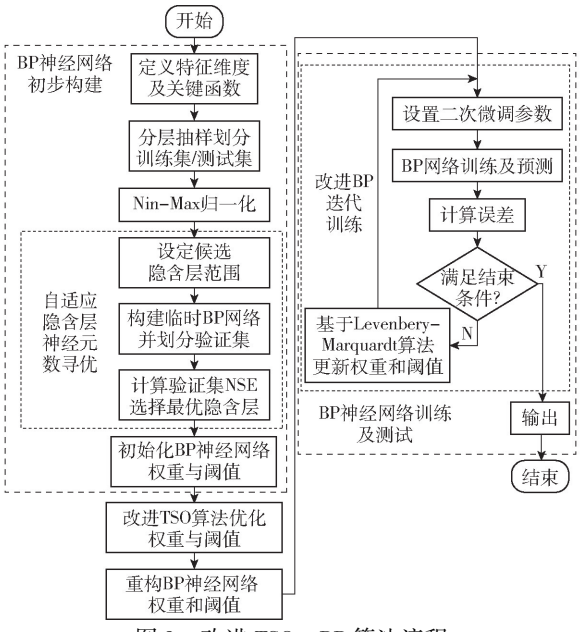


图 9　改进 TSO－BP 算法流程

Fig. 9　Flowchart of improved TSO－BP algorithm

步骤 2：改进 TSO 算法优化权重和阈值。以 BP 神经网络的权重和阈值作为优化变量，基于改进 TSO 算法参数优化机制进行全局寻优，筛选最优适应度对应的权重和阈值组合。

步骤 3：重构 BP 网络参数。提取改进 TSO 算法优化后得到的最优权重和阈值，重构为适配网络结构的矩阵形式，并赋值给神经网络，完成网络参数的初始化重构。

步骤 4：BP 神经网络训练及测试。在已寻得全局较优权重、阈值的基础上，采用二次微调策略进行局部精细化训练。通过设置更小的学习率和更高的目标精度，进一步优化权重和阈值，平衡模型对训练数据的拟合深度与泛化能力。训练及测试过程循环迭代进行，直至满足迭代次数或达到求解精度。

3.4　基于工况特征的神经网络训练模型建立

基于课题组前期研究成果[25]，以燃料电池动态响应能力约束的动态规划策略（Dynamic programming considering durability, economy and dynamic response, DP－DEDR）优化结果为训练样本，分别构建面向犁耕与运输工况的神经网络控制器，形成双模控制策略。

DP－DEDR 策略以氢耗率与寿命衰退率为优化目标，基于动态规划算法获得理论全局最优解。状态变量、控制变量及目标函数设置为

$$\begin{cases} x(k+1)=f(x(k),u(k)) \\ x=SOC \\ u=P_{fc_req} \end{cases} \tag{10}$$

$$J_{\min}=\min((1-\xi_{fc}-\xi_{batt})\mu_{H_2_loss}+\xi_{fc}\mu_{fc_life}+\xi_{batt}\mu_{batt_life}) \tag{11}$$

式中　x——状态变量

u——控制变量

μ_{H2_loss}——氢罐氢耗率

μ_{fc_life}、μ_{batt_life}——燃料电池和锂电池寿命衰退率

ξ_{fc}、ξ_{batt}——犁耕工况下，通过熵权法求解得到燃料电池和锂电池所对应的寿命权重系数，ξ_{fc}取 0.134，ξ_{batt}取 0.746

采用分层抽样策略，按输出变量进行排序后，取前 70% 作为训练集，后 30% 作为测试集。改进 TSO－BP 算法在 2 个工况下关键优化参数设置如表 3 所示。

表 3　改进 TSO－BP 算法关键优化参数设置

Tab. 3　Key optimization parameter settings for improved TSO－BP algorithm

工况	算法	参数	数值	算法	参数	数值
犁耕	改进 BP（初始训练参数）	迭代次数	2 500	改进 TSO	种群规模	160
		学习率	0.01		最大迭代次数	120
		目标精度	10^{-6}		自变量上限	2.5
	改进 BP（二次微调训练参数）	迭代次数	2 500		自变量下限	−2.5
		学习率	0.000 8		随机扰动系数	0.1
		目标精度	10^{-7}		繁殖交叉概率	0.1
旋耕	改进 BP（初始训练参数）	迭代次数	2 500	改进 TSO	种群规模	120
		学习率	0.01		最大迭代次数	100
		目标精度	10^{-6}		自变量上限	2
	改进 BP（二次微调训练参数）	迭代次数	2 000		自变量下限	−2
		学习率	0.001		随机扰动系数	0.1
		目标精度	10^{-7}		繁殖交叉概率	0.1

基于自适应隐含层神经元数寻优方法，犁耕和运输工况下最优隐含层神经元数分别为 31 和 22。

犁耕和运输工况下改进 TSO－BP 算法以及传统 BP 算法测试集预测值与真实值见图 10。相较于传统 BP 算法，改进 TSO－BP 算法真实值与预测值曲线重合度更高。

表 4 为算法预测结果均方误差。结果表明，在犁耕与运输工况下，改进 TSO－BP 算法预测精度分别提升 82.93%、81.77%。

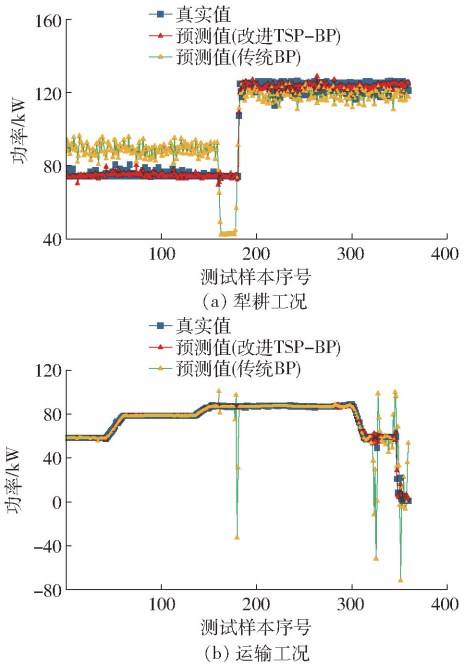


图 10 不同工况下测试集预测结果

Fig. 10 Test set prediction results under different conditions

表 4 算法预测结果均方误差

Tab. 4 Mean square error of algorithm prediction results

工况	均方误差/kW²		预测精度提高百分比/%
	改进 TSO－BP	传统 BP	
犁耕	1.61	9.43	82.93
运输	4.13×10^{-5}	2.32×10^{-4}	81.77

4 模型在环仿真分析

改进 TSO－BP 神经网络模型通过 Matlab 环境完成网络训练后,将包括权重、阈值、激活函数、训练参数等结构参数完整保存于 mat 文件,并通过 Simulink 中 FCN 模块进行封装,以实现实时调用与预测。将封装后的训练模块作为核心控制器,嵌入氢燃料电池拖拉机模型在环仿真平台。

4.1 犁耕工况

(1)系统功率流与经济性

图 11 为犁耕工况下功率分配和 SOC 动态响应结果。表 5 为 SOC 和 SOH 最终响应结果。表 6 为氢罐中燃料消耗量。由图 11 和表 5、6 可知,DAO 策略优化结果与作为全局优化基准的 DP－DEDR 策略高度一致。具体而言,在功率分配方面,DAO 策略功率分配曲线、SOC 曲线与 DP－DEDR 策略基本一致;在经济性方面,虽然燃料电池氢耗上升,但锂电池等效氢耗下降幅度足以弥补这一增加,使得氢罐总氢耗保持基本相当。表明 DAO 策略具备良好的预测精度,能够满足整机以 DP－DEDR 策略为基准的动力经济性要求。

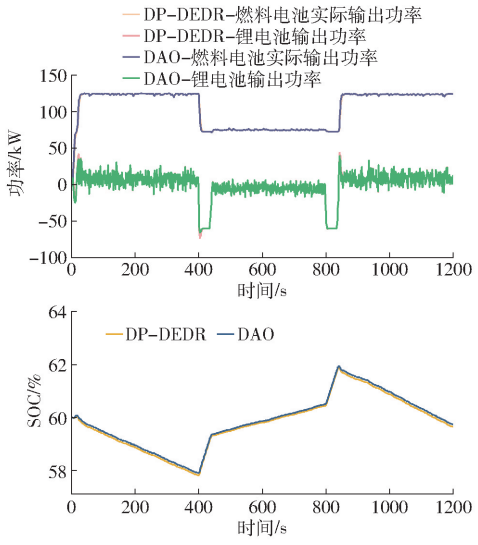


图 11 功率输出和 SOC 动态响应结果

Fig. 11 Power output and SOC dynamic response results

表 5 SOC 和 SOH 结果

Tab. 5 SOC and SOH results %

控制策略	SOC 终值	SOH 终值	SOC 波动区间
DP－DEDR	59.65	99.999 8	[57.81,61.88]
DAO	59.74	99.999 8	[57.90,61.94]

表 6 氢罐中氢燃料消耗量

Tab. 6 Hydrogen fuel consumption results in hydrogen tank g

控制策略	燃料电池氢耗	锂电池等效氢耗	总氢耗
DP－DEDR	1 925.42	11.02	1 936.43
DAO	1 927.37	9.02	1 936.39
性能变化率/%	0.10	－18.15	－0.002

(2)燃料电池系统效率

燃料电池工作点效率分布如图 12 所示。由图 12 可知,DAO 策略与 DP－DEDR 策略在工作点效率分布上具有较高一致性,主要效率点均集中分布于相近的高效区间,表明 DAO 策略具有较好的学习与预测能力。

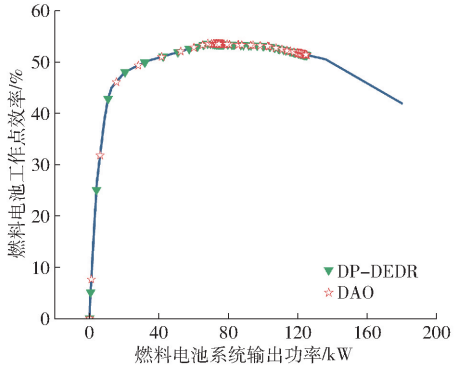


图 12 燃料电池工作点效率分布

Fig. 12 Efficiency distribution of fuel cell operating points

(3)计算时间

为评估控制策略实时应用潜力,对策略在犁耕

工况下仿真时间进行定量分析，结果如表 7 所示。DP－DEDR 策略计算时间远高于 DAO 策略，根本原因在于该策略需基于构建的高分辨率状态空间进行全局遍历优化。而 DAO 策略通过离线训练与在线推理，单步计算时间可达微秒级，对应的频率远大于实际控制器的采样频率。表明 DAO 策略能够兼顾控制精度与计算效率，具备应用潜力。

表 7　不同策略下计算时间

Tab. 7　Computation time under different strategies

控制策略	总时间/s	单步时间/s	单步频率/Hz
DP－DEDR	36.792 6	3.10×10^{-2}	32
DAO	0.462 1	3.85×10^{-4}	2 597

4.2　运输工况

4.2.1　系统功率流与经济性

图 13 为运输工况下功率输出与 SOC 动态响应结果。表 8 为 SOC 和 SOH 最终响应结果。表 9 为氢罐中的燃料消耗量。

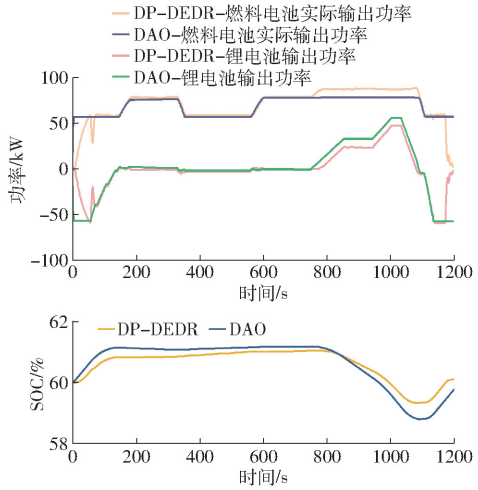


图 13　运输工况下功率输出和 SOC 动态响应结果

Fig. 13　Power output and SOC dynamic response results under transport conditions

表 8　运输工况下 SOC 和 SOH 结果

Tab. 8　SOC and SOH results under transport conditions

%

控制策略	SOC 终值	SOH 终值	SOC 波动区间
DP－DEDR	60.10	99.999 8	[59.33,61.05]
DAO	59.78	99.999 8	[58.80,61.18]

表 9　运输工况下氢罐中氢燃料消耗量

Tab. 9　Hydrogen fuel consumption results in hydrogen tank under transport conditions

g

控制策略	燃料电池氢耗	锂电池等效氢耗	总氢耗
DP－DEDR	1 280.74	3.65	1 284.39
DAO	1 257.50	26.02	1 283.52
性能变化率/%	－1.81	612.88	－0.07

从功率分配结果（图 13）可知，运输工况下 DAO 策略燃料电池输出功率曲线波动更为平缓。这一现象与 DP－DEDR 策略作为全局最优策略及学习样本，应具有最优平稳性的预期相悖。出现差异主要是由于式（11）中目标权重是基于犁耕工况设定的，在运输工况下适用性可能受限。而 DAO 策略中所设计的改进 TSO－BP 算法，凭借强大的非线性拟合能力与泛化能力，通过在实际决策过程自发地调整不同目标之间的隐含权重，表现出良好的工况自适应性。表明本研究所设计的 DAO 策略能够封装 DP－DEDR 策略在不同系统状态下优化决策，在线运行时自适应表现并非依赖网络参数的实时调整，而是源于训练所得固定模型对系统状态的前向推理与泛化。

从表 9 可知，虽然锂电池等效氢耗上升，但燃料电池氢耗下降幅度足以弥补这一增加，使得氢罐总氢耗保持在较低水平。

上述结果表明 DAO 策略具备良好泛化能力，在保证整机综合性能的同时，自主地调整优化决策，实现工况自适应需求。

4.2.2　燃料电池系统效率

燃料电池工作点效率分布如图 14 所示。由图 14 可知，DAO 策略下燃料电池输出功率高度集中于高效区间，表明该策略可以改善目标函数寿命权重适配导致的性能发挥局限问题，具有良好的工况自适应特性。

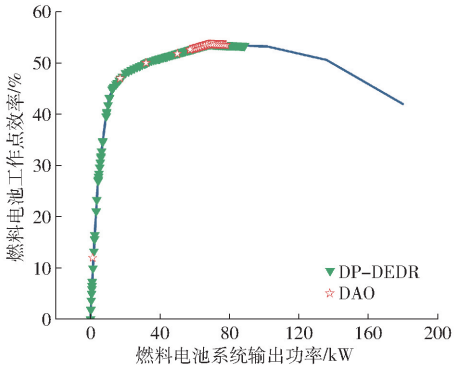


图 14　运输工况下燃料电池系统工作点效率分布

Fig. 14　Efficiency distribution of fuel cell system operating points under transport conditions

4.2.3　计算时间

为评估控制策略的实时应用潜力，对策略在运输作业工况下仿真试验时间进行定量分析，如表 10 所示。类似于犁耕工况，通过数据可以看出，DAO 策略具备满足实时控制要求的计算效率。

5　实车田间试验

以中国一拖集团有限公司研制的 HQ2204 型大

表 10 运输工况下不同策略计算时间

Tab. 10 Computation time under different strategies under transport conditions

控制策略	总时间/s	单步时间/s	单步频率/Hz
DP－DEDR	29.570 3	2.5×10^{-2}	40
DAO	0.470 2	3.9×10^{-4}	2 564

马力氢燃料电池拖拉机为试验对象，开展田间犁耕作业验证。

5.1 试验方案

试验在中国一拖宜阳孪生数字农业园进行。作业天气为晴天，作业土地为丘陵地区黄黏土地。土壤特性表现为含砾石较多、湿度较高，土地坡度为 0°～8°，作业负荷率较大。试验对照组采用实车原模糊控制策略，优化组采用 DAO 策略。试验配套 MULTI－MASTER153T（4E＋1）型液压翻转犁，配套功率为 100～165.5 kW，作业幅度为单铧 0.45 m，犁体数量为 5。

试验依据 GB/T 3871.1—2006《农业拖拉机试验规程 第 1 部分：通用要求》、GB/T 3871.12—2005《农业拖拉机 试验规程 第 11 部分：高温性能试验》和 GB/T 24648.1—2009《拖拉机可靠性考核》。在土壤条件一致的同块农田中划分 2 个相邻区域，分别应用对照组与优化组进行犁耕作业，各区域作业面积均不小于 1 km^2，以确保土壤阻力条件具有高度一致性。试验中数据采样频率设定为 10 Hz。在每段试验结束后，对样机进行短暂停机检查，确认各子系统工作状态正常，并重新校准锂电池初始 SOC 至 60%，以保证对比试验的一致性。图 15 为样机田间犁耕作业试验场景。



图 15 样机田间犁耕作业试验

Fig. 15 Field plowing operation test of prototype

5.2 试验结果分析

由于完整试验周期数据量较大，全局尺度下曲线难以清晰呈现瞬态响应细节。为深入揭示犁耕作业工况下动态过程，随机截取 100 s，对优化组与对照组功率分配和氢耗进行分析。

图 16、17 分别为在实际田间犁耕动态载荷下，对照组和优化组功率分配结果。为确保对比试验公平性，首先对 2 组试验负载特性进行校验。对照组和优化组驱动电机需求功率统计均值分别为 155.26、154.67 kW，表明 2 组试验作业土壤条件和负载强度基本相当，为策略效能对比提供可靠的工况基础。

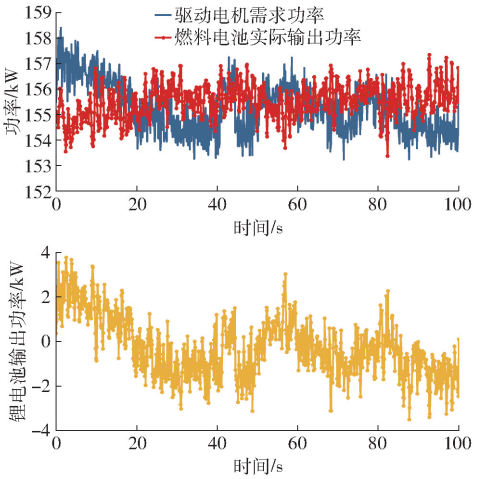


图 16 对照组功率分配结果

Fig. 16 Power allocation results of control group

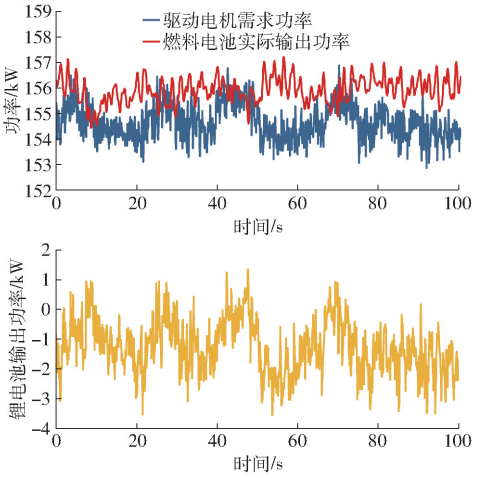


图 17 优化组功率分配结果

Fig. 17 Power allocation results of optimized group

由图 16、17 可知，在相同负载需求下，相较于对照组，优化组燃料电池需求功率曲线变化平缓，表明优化组具有良好的自适应特性，通过训练 DP－DEDR 策略，成功引入燃料电池动态响应能力约束机制，有效避免了因土壤阻力突变导致的频繁功率调整。

表 11 为氢燃料消耗结果。考虑到 2 组试验作业工况存在差异，对氢耗按作业面积进行归一化处理。由表 11 可知，优化组等效氢耗率较对照组降低 5.05%，验证了在能耗经济性方面的优势。

表 11 氢燃料消耗结果

Tab. 11 Hydrogen consumption results

试验方案	燃料电池氢耗/g	锂电池等效氢耗/g	总氢耗/g	总等效氢耗率/（g·km^{-1}）
对照组	243.85	－1.85	242.00	360.93
优化组	244.72	－14.95	229.78	342.69

6　结论

(1)设计了基于随机森林的自适应工况识别方法。基于工况特点提取并构建了包含 4 个时域特征参数的样本集。通过随机森林分类方法从特征分析与模型训练 2 个层面进行了系统验证。结果表明,分类准确率为 98.61%,模型泛化误差稳定在 1.2% 左右,为 DAO 策略实施提供了可靠的前端决策保障。

(2)设计了基于改进 TSO－BP 算法的氢燃料电池拖拉机双模自适应在线能量管理策略。针对传统 BP 神经网络易陷入局部最优的问题,引入改进 TSO 算法、自适应隐含层神经元数寻优方法和二次微调策略,提升了网络对最优控制律的拟合与泛化能力。并分别构建了面向犁耕与运输工况的专用训练模型。与传统 BP 算法相比,改进 TSO－BP 算法在 2 个工况下对燃料电池输出功率预测精度分别提升 82.93% 和 81.77%。

(3)仿真结果表明,DAO 策略在 2 种工况下具备良好的预测、决策与在线应用能力,能够有效学习 DP－DEDR 策略的优化规律。特别是在运输工况下表现出良好的泛化能力,实现了对目标函数中寿命权重的隐式修正。相较于 DP－DEDR 策略,DAO 策略氢罐总氢耗在犁耕工况下降低 0.002%,在运输工况下降低 0.07%。

(4)以东方红 HQ2204 型拖拉机作为试验对象开展田间犁耕作业试验,以实车原模糊控制策略作为对照组,DAO 策略作为优化组。试验结果表明,优化组等效氢耗率较对照组降低 5.05%。

参　考　文　献

[1] 陈仲举,谢斌,罗振豪,等. 无人驾驶电动拖拉机犁耕机组路径跟踪与耕深模糊控制策略研究[J]. 农业机械学报,2024,55(12):491－504.
Chen Zhongju, Xie Bin, Luo Zhenhao, et al. Fuzzy control strategy for path tracking-tillage depth of unmanned electric tractor ploughing unit[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(12):491－504. (in Chinese)

[2] 李道亮, 杨昊. 农业物联网技术研究进展与发展趋势分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 1－20.
Li Daoliang, Yang Hao. State-of-the-art review for internet of things in agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 1－20. (in Chinese)

[3] 徐立友,石明岳,刘孟楠,等. 基于质量闭环算法的双轴驱动燃料电池拖拉机参数研究[J]. 农业机械学报,2025,56(4):543－553.
Xu Liyou, Shi Mingyue, Liu Mengnan, et al. Parameter research of dual-axle drive fuel cell tractor based on mass closure algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(4):543－553. (in Chinese)

[4] 张凯,王琳,邓晓亭,等. 基于庞特里亚金极小值原理的混合动力拖拉机 ECVT 能量管理策略改进方法与验证[J]. 农业机械学报,2025,56(9):766－779.
Zhang Kai, Wang Lin, Deng Xiaoting, et al. Improved method and verification of energy management strategy of hybrid tractor ecvt based on Pontryagin's minimum princip[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(9):766－779. (in Chinese)

[5] Sundstrom O, Guzzella L. A generic dynamic programming Matlab function[C]//2009 IEEE Control Applications,(CCA) & Intelligent Control,(ISIC). IEEE, 2009: 1625－1630.

[6] Bao Shuyue, Sun Ping, Zhu Jianxin, et al. Improved multi-dimensional dynamic programming energy management strategy for a vehicle power－split hybrid powertrain[J]. Energy, 2022, 256: 124682.

[7] Yang Hongtu, Sun Yan, Xia Changgao, et al. Research on energy management strategy of fuel cell electric tractor based on multi-algorithm fusion and optimization[J]. Energies, 2022, 15(17): 6389.

[8] 徐立友, 胥文翔, 刘孟楠, 等. 基于小波分层解耦的氢燃料电池复合电源拖拉机能量管理策略[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(2): 173－182.
Xu Liyou, Xu Wenxiang, Liu Mengnan, et al. Energy management strategy for hydrogen fuel cell hybrid power tractor based on wavelet stratified decoupling[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(2): 173－182. (in Chinese)

[9] 孔岩. 车辆规范化全局优化能量管理控制方法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
Kong Yan. Research on standardized global optimization energy management control method of vehicles[D]. Changchun: Jilin University, 2023. (in Chinese)

[10] 金升升. 基于动态规划算法的增程式电动汽车能量管理策略优化研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
Jin Shengsheng. Optimization of energy management strategy for extended range electric vehicle based on dynamic programming algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021. (in Chinese)

[11] 金辉, 张子豪. 基于自适应动态规划的 HEV 能量管理研究综述[J]. 汽车工程, 2020, 42(11): 1490－1496.
Jin Hui, Zhang Zihao. Review of research on HEV energy management based on adaptive dynamic programming[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(11): 1490－1496. (in Chinese)

(下转第 418 页)

22 – 31.
Zhang Yuquan, Ren Ling, Yang Miao, et al. Motion control of transplanter seedling pickup and delivery mechanism using non-singular fast terminal sliding mode[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(3): 22 – 31. (in Chinese)
[19] 冀杰, 贺庆, 赵立军, 等. 除草机器人自适应快速积分终端滑模跟踪控制技术[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 55 – 64.
Ji Jie, He Qing, Zhao Lijun, et al. Adaptive fast integrating terminal sliding mode tracking control technique for weeding robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 55 – 64. (in Chinese)
[20] 陈涛, 刘建璇, 王立忠, 等. 六轴机械臂非奇异快速积分终端滑模轨迹跟踪控制研究[J]. 系统仿真学报, 2025, 37(8): 2115 – 2123.
Chen Tao, Liu Jianxuan, Wang Lizhong, et al. Research on non-singular fast integral terminal sliding mode trajectory tracking control of six-axis robotic arm[J]. Journal of System Simulation, 2025, 37(8): 2115 – 2123. (in Chinese)
[21] Gopikadev Y, Amal A. Integral sliding mode control: a review of applications[J]. International Journal of Advanced Control and System Engineering, 2024, 2(1):25 – 35.
[22] Meena K, Dhavalikar M, Thorat S. A review on the position control of hydraulic cylinder for accuracy and response time[J]. Materials Today: Proceedings, 2023, 72: 995 – 999.
[23] 孟德远, 张猛, 刘送永, 等. 气动肌肉驱动六自由度并联平台的高精度位姿控制[J]. 中国机械工程, 2026, 37(1): 73 – 82.
Meng Deyuan, Zhang Meng, Liu Songyong, et al. High precision position and posture control of 6-DOF parallel platforms driven by pneumatic muscles[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(1): 73 – 82. (in Chinese)
[24] 黄俊杰,皇甫晨豪,张家齐,等.3-PRS 并联机构动力学解耦与控制研究[J].农业机械学报,2025,56(6):735 – 744.
Huang Junjie, Huangfu Chenhao, Zhang Jiaqi, et al. Dynamic decoupling and control of 3-PRS parallel mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(6):735 – 744. (in Chinese)
[25] 赵世龙,王生海,何云鹏,等.船用绳驱动并联打磨机器人二阶积分终端自适应滑模控制策略研究[J].振动与冲击,2025,44(14):207 – 219,236.
Zhao Shilong, Wang Shenghai, He Yunpeng, et al. Research on second-order integral terminal adaptive sliding mode control strategyfor marine cable-driven parallel grinding robot[J]. Journal of Vibration and Shock,2025,44(14):207 – 219,236. (in Chinese)

(上接第 409 页)

[12] Liu Mengnan, Li Yanying, Xu Liyou, et al. General modeling and energy management optimization for the fuel cell electric tractor with mechanical shunt type[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108178.
[13] Li Xianzhe, Zhang Mingzhu, Yan Xianghai, et al. Power allocation strategy for fuel cell distributed drive electric tractor based on adaptive multi-resolution analysis theory[J]. Energy, 2023, 284: 129350.
[14] Min Dehao, Song Zhen, Chen Huicui, et al. Genetic algorithm optimized neural network based fuel cell hybrid electric vehicle energy management strategy under start-stop condition[J]. Applied Energy, 2022, 306: 118036.
[15] Lin Xinyou, Zeng Songrong, Li Xuefan. Online correction predictive energy management strategy using the Q-learning based swarm optimization with fuzzy neural network[J]. Energy, 2021, 223: 120071.
[16] Zhang Qi, Fu Xiaoling. A neural network fuzzy energy management strategy for hybrid electric vehicles based on driving cycle recognition[J]. Applied Sciences, 2020, 10(2): 696.
[17] Gupta R, Kolmanovsky I V, Wang Y, et al. Onboard learning-based fuel consumption optimization in series hybrid electric vehicles[C]//2012 American Control Conference (ACC). IEEE, 2012: 1308 – 1313.
[18] Wang Jie, Zhou Jianhao, Zhao Wanzhong. Deep reinforcement learning based energy management strategy for fuel cell/battery/supercapacitor powered electric vehicle[J]. Green Energy Intelligent Transportation, 2022, 1(2): 100028.
[19] Xie Shaobo, Hu Xiaosong, Qi Shanwei, et al. An artificial neural network-enhanced energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicles[J]. Energy, 2018, 163: 837 – 848.
[20] Wu Yiwei, Zhao Yifan, Wen Changkai, et al. Research on energy management strategies for high-power diesel-electric hybrid tractors based on double deep Q-network[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 17130.
[21] Li Liqiao, Chen Jiangchun, Nie Jing, et al. Reinforcement learning energy management control strategy of electric tractor based on condition identification[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2025, 170: 110846.
[22] Li Yanying, Liu Mengnan, Wang Yiting, et al. Energy management optimization and validation of a hydrogen fuel cell-powered agricultural tractor based on hierarchical dynamic programming[J]. IEEE Access, 2024, 12: 21382 – 21401.
[23] 周志立, 方在华. 拖拉机机组牵引动力学[M]. 北京:科学出版社,2010.
[24] Mohri M, Rostamizadeh A, Talwalkar A. Foundations of machine learning[M]. Cambridge:MIT Press, 2018.
[25] Li Yanying, Wu Yueze, Liu Mengnan, et al. Energy management strategy for hydrogen fuel cell tractors integrating online dynamic response capability[J]. World Electric Vehicle Journal, 2026, 17(3): 115.