

基于改进鸽群优化算法的燃料电池汽车 模糊能量管理策略

肖 纯^{1,2}, 易子淳^{1,2}, 周炳寅³, 张少睿^{1,2}

(1. 武汉理工大学 自动化学院, 武汉 430070; 2. 国家能源氢能及氨氢融合新能源技术重点实验室(佛山仙湖实验室), 广东 佛山 528200; 3. 西安比亚迪半导体有限公司, 西安 710061)

摘要:以提高辅助能量源动力电池的寿命为目标提出复合模糊能量管理策略,采用改进鸽群优化算法(IPIO)更新模糊隶属度函数,同时确保动力电池长时间工作在适宜区间并降低等效氢耗量。对现有ADVISOR模型进行二次开发建立FCEV混合动力系统的仿真模型,并在NEDC、CLTC-P两种工况下进行仿真实验。结果表明:本文提出的复合模糊能量管理策略在初始SoC较低的情况下充电速度是功率跟随策略的2倍以上,能更快达到适宜的SoC区间,可以延长动力电池寿命;在初始SoC较高的情况下,本文提出的复合模糊能量管理策略等效氢耗量相比改进前在两种工况下分别降低了11.8%和9.09%,显著降低了氢耗量,提高了氢燃料电池汽车的经济性。

关键词:车辆工程;氢燃料电池汽车;能量管理策略;模糊逻辑;鸽群优化算法

中图分类号:U461.8 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2025)06-1873-10

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230926

Fuzzy energy management strategy of fuel cell electric vehicle based on improved pigeon-inspired optimization

XIAO Chun^{1,2}, YI Zi-chun^{1,2}, ZHOU Bing-yin³, ZHANG Shao-rui^{1,2}

(1. School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China; 2. National Energy Key Laboratory for New Hydrogen-Ammonia Energy Technologies, Foshan Xianhu Laboratory, Foshan 528200, China; 3. Xi'an BYD Semiconductor Co., Ltd., Xi'an 710061, China)

Abstract: A composite fuzzy energy management strategy was proposed with the goal of improving the lifespan of auxiliary energy source power batteries. The improved pigeon swarm optimization algorithm (IPIO) was used to update the fuzzy membership function, while ensuring that the power battery operates in a suitable range for a long time and reducing equivalent hydrogen consumption. The existing ADVISOR model was developed to establish a simulation model for the FCEV hybrid power system, and was conducted simulation experiments under two operating conditions: NEDC and CLTC-P. The results show that the charging speed of the IPIO-enhanced energy management strategy is more than twice as fast as the power-following strategy when the initial State of Charge (SoC) is low, enabling a faster transition to the

收稿日期:2023-09-01.

基金项目:国家自然科学基金面上项目(62173264);先进能源科学与技术广东省实验室佛山分中心(佛山仙湖实验室)开放基金项目(XHD2020-003).

作者简介:肖纯(1970-),女,教授,博士.研究方向:新能源汽车电子控制.E-mail:xiaochun70@163.com

optimal SoC range and prolonging battery lifespan. When the initial SoC is high, the equivalent hydrogen consumption of the IPIO-enhanced composite fuzzy energy management strategy is reduced by 11.8% and 9.09% compared with before under two driving cycles, significantly reducing hydrogen consumption and enhancing the economy of hydrogen fuel cell vehicles.

Key words: vehicle engineering; fuel cell electric vehicles; energy management strategy; fuzzy logic; pigeon-inspired optimization

0 引言

氢燃料电池汽车(Fuel cell electric vehicles, FCEV)大部分为两种动力源以上的混合动力系统,而能量管理策略(Energy management Strategy, EMS)对其整车功率分配有很大的影响,合适的EMS有助于提高整车经济性、减少能源消耗以及延长混合动力系统的寿命。目前,针对FCEV的EMS分为3种:基于规则的策略、基于优化的策略以及基于学习的策略^[1,2]。

基于规则的能量管理策略具有计算量小、鲁棒性好的优点,其可分为基于确定规则和基于模糊规则两种不同的能量管理策略^[3,4]。近年来,对确定性规则的能量管理策略研究主要集中在规则的提取优化、自适应规则的制订上^[5]。对基于模糊规则策略的研究主要集中在对模糊隶属度函数和模糊规则的优化上,已有学者采用遗传算法、决策树学习、灰狼算法等对模糊能量管理策略进行优化^[6-8]。Hu等^[9]将氢耗成本以及氢燃料电池的退化成本结合作为优化目标函数,通过遗传算法优化模糊控制器,使总成本降低11%,氢燃料电池的健康状态优化能达到4%。文献[10]采用双模糊逻辑控制器,通过精英非显性遗传算法将模型在环仿真作为适应度函数,实现多目标优化,增加了里程数,减缓了电池组容量衰减,并显著降低行驶成本。

受到鸽子归巢行为的启发,霍梦真等^[11]于2014年提出一种新型群体智能优化算法,即鸽群优化算法(Pigeon-inspired optimization, PIO)。文献[12]针对鸽群优化算法易于早熟收敛、陷入局部最优问题,提出了采用模糊变异算子改进鸽群优化算法,在19个测试函数上进行比较,结果表明改进算法的寻优率有明显提高。为进一步提高跳出局部最优的能力,增强全局搜索能力,本文采用混沌初始化、莱维飞行和logsig函数等对鸽群优化算法进行改进,提出了一种改进鸽群优化算法(Improved pigeon-inspired optimization,

IPIO),并将其应用于基于模糊逻辑的能量管理策略中,对隶属度函数进行迭代寻优,降低模糊逻辑隶属度函数设置的主观性。最后,改进ADVISOR中的FCEV混合动力系统模型,在NEDC、CLTC-P两种标准工况下进行联合仿真,验证本文能量管理策略对提高整车经济性和延长动力电池寿命的效果。

1 FCEV复合模糊能量管理策略

1.1 燃料电池汽车模糊能量管理策略

在FCEV混合动力系统的EMS中,模糊控制器包括4个部分:模糊化、知识库、模糊推理和解模糊,其结构如图1所示。

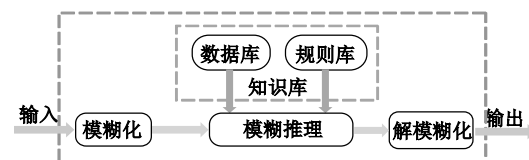


图1 模糊控制器的结构

Fig. 1 Structure of fuzzy controller

图1中,模糊控制器的输入为整车需求功率 P_m 和动力电池SoC。本文选用的电机最大功率为80 kW,因此,整车需求功率的物理论域为 $[0, 8 \times 10^4]$ W,将 P_m 的量化因子取为 $k=1/(8 \times 10^4)$,则其模糊论域为 $[0, 1]$ 。SoC的物理论域和模糊论域均为 $[0, 1]$ 。模糊控制器的输出为氢燃料电池的输出功率 P_{fc} 。本文选用的氢燃料电池最大功率为45 kW,因此其物理论域为 $[0, 4.5 \times 10^4]$ W,取 P_{fc} 的比例因子 $\omega=1/(4.5 \times 10^4)$,则 P_{fc} 的模糊论域为 $[0, 1]$ 。

1.2 模糊规则设计

设计输入变量 P_m 的模糊子集为{零、很小、小、中、大、很大},对应符号为{ZO, PS, S, M, B, PB};输入变量SoC的模糊子集为{很低、低、略低、中等、较高、高},对应符号为{PL, L, SL, M, SH, H};输出变量 P_{fc} 的模糊子集为{关闭、很小、小、中等、大、很大},对应符号为{OFF, PS, S, M,

B, PB}。各变量的隶属度函数均选择三角形隶属度函数。

模糊规则设计总体目标为:当汽车起步或者加速爬坡时,由于氢燃料电池启动时响应慢,此时动力电池应提供较多能量,SoC应处于较高的状态;在SoC较低的时候,氢燃料电池不仅要满足负载需求功率,还需要对动力电池进行充电,保证SoC升高到适宜区间;在SoC较高时,氢燃料电池输出功率应处于较低水平,确保在满足需求功率后不会由于氢燃料电池的高功率继续对电池进行充电导致过充,同时也能降低氢燃料电池的氢耗。模糊规则的具体设置见表1。

表1 模糊规则表

Table 1 Fuzzy rules table

P_{fc}	P_m					
	ZO	PS	S	M	B	PB
PL	M	M	B	PB	PB	PB
L	S	S	B	B	B	PB
SL	S	S	M	M	B	B
M	PS	PS	S	S	M	B
SH	OFF	OFF	OFF	PS	S	M
H	OFF	OFF	OFF	OFF	OFF	OFF

1.3 复合模糊能量管理策略

常规的氢燃料电池模糊能量管理策略仅有一个双输入单输出的模糊控制器,控制效果不佳。为了强化对SoC的控制效果,添加一个子模糊控制器构成复合模糊控制器。将第一个模糊控制器设置为主模糊控制器,其输入变量不变,输出变量改为氢燃料电池输出功率的权重系数 α_1 。通过复合模糊控制器将SoC更好地控制在目标SoC值附近。本文将目标SoC值设定为0.65,该值位于[0.5, 0.8]的适宜区间的中点。

子模糊控制器的输入变量为当前SoC与设定目标SoC的差值,输出变量为氢燃料电池输出功率的权重系数 α_1 。 ΔSoC 分为很小、小、中等、大、很大5个模糊子集,其对应的符号为{PS, S, M, B, PB};将 α_2 分为小、中等、大、很大4个模糊子集,其对应符号为{S, M, B, PB}。输入变量 ΔSoC 选择灵敏度更高的三角形隶属度函数,输出变量 α_2 选择三角形与梯形结合的隶属度函数。

子模糊控制器模糊规则的设计依据为:当 ΔSoC 处于负值时,此时需要氢燃料电池给动力电池充电,使动力电池的荷电状态提高至设定的目标SoC值,故设置为较高水平;当 ΔSoC 处于正

值时,此时氢燃料电池无须给动力电池充电,故 α_2 设置为较低水平;当 ΔSoC 处于0左右时,此时动力电池的荷电状态已处于目标SoC值附近,氢燃料电池的输出主要用于保持汽车的动力,因此,将氢燃料电池输出比例设置为中等水平。子模糊控制器的推理规则见表2。

表2 子模糊控制器的IF-THEN规则

Table 2 IF-THEN rule table of subfuzzy controller

序号	规则
1	If ΔSoC is PS, then α_2 is PB
2	If ΔSoC is S, then α_2 is PB
3	If ΔSoC is M, then α_2 is B
4	If ΔSoC is B, then α_2 is M
5	If ΔSoC is PB, then α_2 is S

2 基于IPIO的模糊能量管理策略

2.1 鸽群优化算法原理

鸽子在归巢中根据目的地距离的不同,使用的导航工具也有所不同。鸽群优化算法通过使用地图和指南针算子以及地标算子两个导航单元来模拟鸽群的归巢机制,进而对鸽群的位置和速度进行迭代更新。在地图和指南针算子导航单元中,鸽群根据所处地的磁场与太阳的高度判断自己的位置,并同时更新自己的速度;在地标算子导航单元中,鸽群通过附近的地标来判断自身的位置和速度,如果鸽子对于附近的地标较为熟悉,则鸽子会直接飞向目的地,反之则会追随其他对于附近地标更熟悉的鸽子。

2.1.1 指南针算子

指南针算子主要用来对鸽群飞行的宏观方向进行把握,其种群个体的位置和速度通过式(1)和(2)进行迭代更新:

$$v_i(t) = v_i(t-1)e^{-Rt} + \text{rand}(X_{\text{best}} - x_i(t-1)) \quad (1)$$

$$x_i(t) = x_i(t-1) + v_i(t) \quad (2)$$

式中: $x_i(t)$ 、 $v_i(t)$ 分别为个体 i 第 t 代的位置和速度; R 为指南针因子; rand 为区间[0, 1]上的随机数; X_{best} 为当前迭代中种群的全局最优解,该阶段的最大迭代次数设置为 $N_{1,\text{max}}$,当迭代次数达到 $N_{1,\text{max}}$ 时,会从地磁导航单元转到地标导航单元。

2.1.2 地标算子

地标导航单元的鸽群位置速度更新时,通过对鸽群个体适应度的排序选出适应度最高的个体,适应度较差、对于地标辨识能力较差的鸽子被

丢弃,这部分为种群数量的一半,如式(3)所示。剩下的鸽子跟随适应度最优的个体飞行。在地标导航单元,鸽群迭代按照式(4)(5)进行计算:

$$N^t = \frac{N^{t-1}}{2} \quad (3)$$

$$x_{center}(t-1) = \frac{\sum_{i=1}^{N^{t-1}} x_i(t-1) \cdot f(x_i(t-1))}{\sum_{i=1}^{N^{t-1}} f(x_i(t-1))} \quad (4)$$

$$x_i(t) = x_i(t-1) + \text{rand}(x_{center}(t-1) - x_i(t-1)) \quad (5)$$

式中: N^t 为第 t 次迭代中种群的数量; $x_{center}(t-1)$ 为第 $t-1$ 代的最优个体位置; f 为适应度函数。

2.2 鸽群优化算法的改进

传统的鸽群优化算法收敛速度快,但容易陷入局部最优,因此,本文基于混沌初始化、莱维飞行和logsig函数对鸽群优化算法进行改进,提出了一种改进鸽群优化(Improved pigeon-inspired optimization, IPIO)算法,其流程图如图2所示。

2.2.1 混沌运动改进种群初始化

在经典鸽群优化算法基础上,采用Tent映射进行混沌初始化,有效增加初始化的多样性。同时,当陷入局部最优时,采用混沌理论在邻域内进行遍历,从而跳出局部最优,继续进行全局寻优。

鸽群优化算法初始化为 $[0, 1]$ 区间内的随机数,采用式(6)生成混沌序列 Z ,并通过线性变换将混沌序列转换成优化变量 x ,其定义域为 $[a, b]$,如式(7)所示:

$$x_{n+1} = \begin{cases} x_n/\beta, & x_n \in (0, \beta] \\ (1-x_n)(1-\beta), & x_n \in (\beta, 1] \end{cases} \quad (6)$$

$$Z \rightarrow x; x = a + (b-a)Z \quad (7)$$

式中: $x \in (0, 1)$ 为混沌域; β 为Tent参数,其值不大于1,通常取 $\beta=0.5$,此时该系统处于完全混沌状态,通过该映射生成的粒子是随机的,能遍历整个混沌域,此时即可在全局空间内搜索最优解。

2.2.2 莱维飞行改进指南针算子

指南针算子是根据鸽群和地磁场的关系建立的,由于鸽群可能会出现磁场波动导致迷失方向或者搜索错误,因此,引入莱维飞行来对指南针单元进行优化。其鸽群位置的更新式如下:

$$x_i(t) = x_i(t-1)(1 - e^{-Rt}) + \text{rand} \cdot \text{step} \quad (8)$$

$$\text{step} = s \cdot (x_i(t-1) - X_{best}) \quad (9)$$

$$s = r_1 / |r_2|^{1/\rho} \quad (10)$$

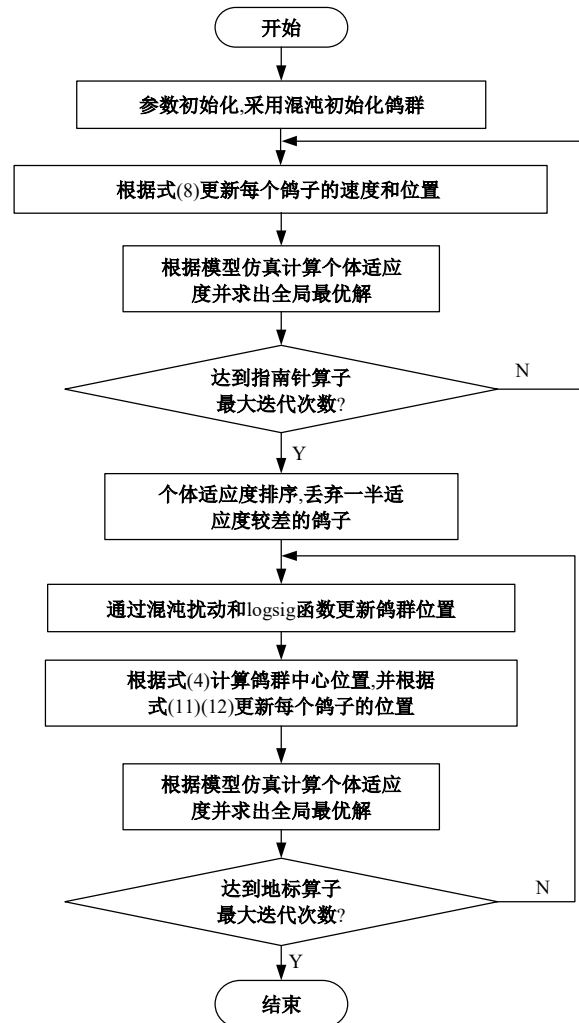


图2 改进鸽群算法流程

Fig. 2 Flow chart of IPIO algorithm

式中: r_1 和 r_2 满足正态分布,参数 ρ 通常取1.5。

将式(8)替代鸽群优化算法的指南针算子位置更新式(1)。通过加入莱维飞行来防止寻优在指南针单元陷入局部最优。

2.2.3 logsig函数地标算子

在地标导航单元的迭代陷入局部最优时,鸽群优化算法难以跳出。针对该问题,本文将鸽群在排序结果上按适应度大小分为A和B两个类别,适应度更优的A类鸽群引入logsig函数进行更新迭代,而将适应度较差的B类鸽群根据中心位置引入混沌扰动变量进行更新,从而跳出局部最优。其更新公式为:

$$\begin{cases} x_i(t) = x_i(t-1) + L \cdot \text{rand}(x_{center}(t-1) - x_i(t-1)), & i \geq \delta N^t \\ x_i(t) = x_{center}(t-1) + r(Z_i - 0.5), & i < \delta N^t \end{cases} \quad (11)$$

$$L = \text{logsig} \left(\frac{\frac{t}{2} - (N_{1, \max} + N_{2, \max})}{k}} \right) \quad (12)$$

式中: δ 为鸽群类别划分参数; r 为搜索半径; k 为 logsig 的参数; Z_i 为产生的一个混沌序列。

2.3 IPIO 改进模糊能量管理策略

2.3.1 IPIO 的适应度函数设计

本文选择等效氢耗量作为 IPIO 的适应度函数。所研究混合动力系统能量源由氢燃料电池和动力电池组成,动力电池的能量也来源于氢燃料电池对动力电池充电,因此整个混合动力系统的能量直接或间接源于氢气,故等效氢耗量 m 的计算为:

$$m = m_{fc} + m_{bat} \quad (13)$$

式中: m_{fc} 和 m_{bat} 分别为氢燃料电池的耗氢量和动力电池的等效氢耗量。

氢燃料电池的氢耗量计算为:

$$m_{fc} = \frac{1}{LHV_{H_2}} \int \frac{P_{fc}}{\eta_{fc}} \quad (14)$$

式中: LHV_{H_2} 为常数,表示氢气的低热值; P_{fc} 为氢燃料电池的输出功率; η_{fc} 为氢燃料电池的效率。

动力电池的等效氢耗量计算如下所示:

$$m_{bat} = \begin{cases} \frac{1}{LHV_{H_2}} \int \frac{P_{bat}}{\eta_{chg} \eta_{dis}}, & P_{bat} \geq 0 \\ \frac{1}{LHV_{H_2}} \int P_{bat} \eta_{chg} \eta_{dis}, & P_{bat} < 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中: P_{bat} 为动力电池的输出功率; η_{chg} 、 η_{dis} 分别为动力电池的平均充、放电效率。

在优化过程中, P_{fc} 、 η_{fc} 、 P_{bat} 、 η_{chg} 、 η_{dis} 均来自 FCEV 混合动力系统仿真模型输出,计算等效氢耗量 m ,并作为 IPIO 的适应度函数值进行迭代。

2.3.2 复合模糊隶属度函数的优化对象选取

根据前面的分析可知,主模糊控制器有 2 个输入量和 1 个输出量。本文选择各变量隶属度函数的顶点坐标作为模糊隶属度函数优化的对象,以主模糊控制器 P_m 的隶属度函数为例进行说明,如图 3 所示。

图 3 中,底边顶点的横坐标可由 v_1 、 v_2 和 v_3 表示。待优化的参数 v_1 、 v_2 和 v_3 的定义域都在 $[0, 0.5]$ 内。与 P_m 的隶属度函数类似,SoC 的隶属度函数待优化变量为 v_4 、 v_5 、 v_6 ; α_1 的隶属度函数待优化变量为 v_7 、 v_8 、 v_9 。

子模糊控制器输入变量 ΔSoC 的隶属度函数的待优化变量为 v_{10} 和 v_{11} ; 输出变量 α_2 的隶属度函

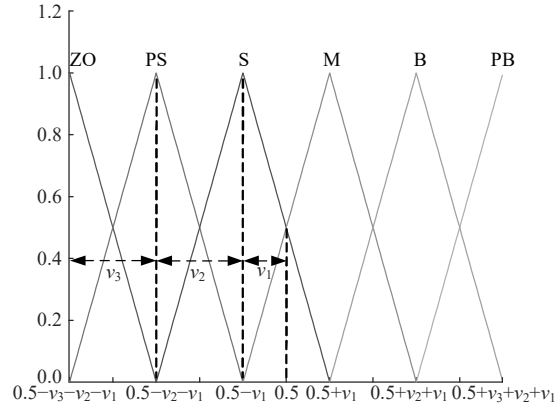


图 3 隶属度函数中的待优化参数

Fig. 3 Optimization parameters in membership function

数待优化变量为 v_{12} 、 v_{13} 和 v_{14} 。其中, v_{10} 和 v_{11} 的定义域为 $[0, 0.2]$,其余定义域为 $[0, 0.5]$ 。

因此,改进鸽群优化算法中取 $v_1 \sim v_{14}$ 为鸽群优化算法个体每个维度的变量,优化维度为 14 维。

2.3.3 IPIO 改进模糊能量管理策略流程

在 IPIO 的迭代中将生成的每一个种群个体的优化参数代入复合模糊控制器中生成对应的隶属度函数;再将生成的模糊能量管理策略集成至混合动力系统仿真模型中运行计算出等效氢耗量,把计算出的等效氢耗量作为该种群个体的适应度函数值传递给 IPIO 进行下一步的迭代,直到最大迭代次数;生成最优隶属度函数将其代入复合模糊控制器生成最优模糊控制器,集成至仿真模型中得到最终的 IPIO 改进模糊能量管理策略,其流程如图 4 所示。

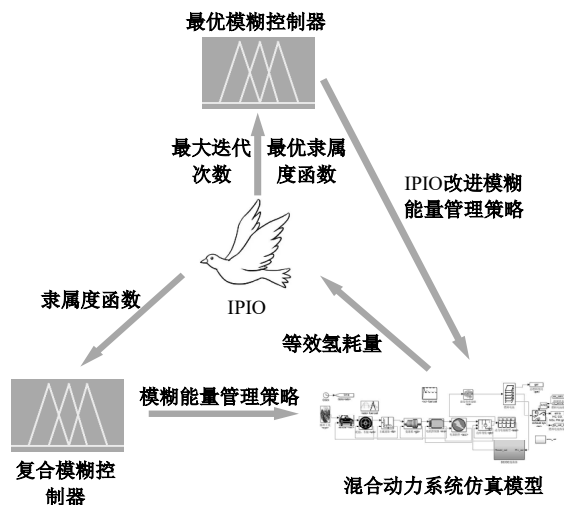


图 4 基于 IPIO 的模糊能量管理策略仿真流程

Fig. 4 Flow chart of IPIO improved fuzzy energy management strategy simulation

3 仿真模型及结果分析

3.1 FCEV 混合动力系统仿真模型

本文中燃料电池汽车混合动力系统采用的是氢燃料电池+锂离子动力电池两种动力源构成的方案,基于车辆仿真软件 ADVISOR 提供的氢燃料电池混合动力系统模型进行二次开发,由于本文采用的氢燃料电池模型输出电压一般在 100~200 V,而母线电压通常高于 300 V,因此在原有基础模型中进行二次开发加入单向 DC/DC 变换器与燃料电池系统相连接,改进后的动力系统仿真结构如图 5 所示。FCEV 混合动力系统基本参数如表 3 所示。

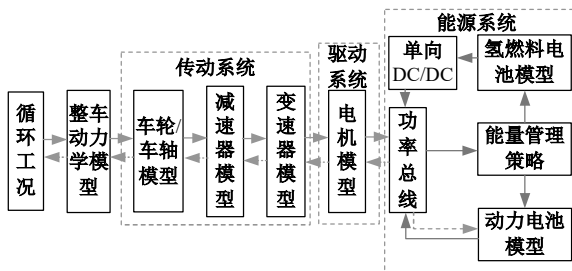


图 5 FCEV 混合动力系统仿真结构

Fig. 5 Simulation structure of FCEV's hybrid power system

表 3 FCEV 混合动力系统基本参数

Table 3 Basic parameters of FCEV hybrid system

名称	整车参数	数值
整车部分	整车质量/kg	1 472
	迎风面积/m ²	1.95
	车轮半径/m	0.3
	传动系机械效率 η_t	0.96
	空气阻力系数 C_D	0.63
燃料电池	峰值功率/kW	45
	单体电压/V	0.7~0.75
	数量	280
	额定工作电压/V	100~200
	工作温度/°C	80
锂电池	电池组峰值功率/kW	35
	单体额定容量/Ah	48
	单体额定电压/V	3.25
	最大充/放电倍率/C	1/2
	串联/并联数	100/1
永磁同步电机	额定功率/kW	75
	额定转速/(r·min ⁻¹)	2 750

3.2 氢燃料电池模型

ADVISOR 提供的系统仿真模型中燃料电池模型通过极化曲线建模,仅考虑了电压的损失。

为提高燃料电池模型的精度,对该模型进行二次开发,通过建立能斯特电压与 3 种电压损失模型来获得较为精确的氢燃料电池电压的数学模型,并以该数学模型替换 ADVISOR 模型中的查表模块。

氢燃料电池的单体输出电压 E_{cell} 如下所示:

$$E_{cell} = E - U_{act} - U_{conc} - U_{ohm} \quad (16)$$

式中: E 为能斯特电压; U_{act} 为浓度电压损失; U_{conc} 为活化电压损失; U_{ohm} 为欧姆电压损失。

在考虑温度和气体压强的影响下, PEMFC 的能斯特电压如下所示:

$$E = -\frac{\Delta G}{2F} + \frac{\Delta S}{2F} (T_{fc} - 298.15) + \frac{RT}{2F} \left[\ln(P_{H_2}) + \frac{1}{2} \ln(P_{O_2}) \right] \quad (17)$$

式中: ΔG 为吉布斯自由能变化量; ΔS 为气体熵变值; R 为气体常数; T 为电池温度; F 为法拉第常数; P_{H_2} 、 P_{O_2} 为气体的分压。

氢燃料电池的总输出电压可表示为:

$$E_{fc} = NE_{cell} \quad (18)$$

式中: N 为氢燃料电池的片数。

3.3 动力电池模型

经仿真实验发现, IPIO 优化模糊控制器隶属度函数的计算量较大,为加快仿真实验的速度以提高时效性,本文对动力电池模型进行简化处理,采用 Rint 等效模型。该模型虽在表达电池的动态特性方面存在一定的局限,但其最大的特点是简单且易于实现,不需要考虑电池的极化特性,主要是利用参数辨识的方法对 SoC 进行估计。对于 Rint 等效电路模型,其为:

$$U_b = U_{oc} - I_b R_0 \quad (19)$$

式中: U_b 为蓄电池端电压; U_{oc} 为电池的开路电压; I_b 为电路的端电流; R_0 为动力电池的等效电阻。

对 ADVISOR 中的 Rint 等效电路模型,其开路电压是一个关于 SoC 和电池温度的查表函数,如式(20)所示。

$$U_{oc} = Nf(\text{SoC}, T) \quad (20)$$

式中: N 为电池个数; $f(\text{SoC}, T)$ 为关于 SoC 和电池的平均温度 T 的查表函数。

由于动力电池的电压输出需要对其 SoC 进行正确估计,选择安时积分法作为 SoC 估计的方法,其表达式如下所示:

$$\text{SoC}(t+1) = \text{SoC}(t) - \int \frac{i}{Q} dt \quad (21)$$

式中: Q 为电池的容量; i 为充放电电流。

3.4 DC/DC 变换器模型

本文使用升压变换器来对氢燃料电池进行升压使其达到母线电压水平,选择响应速度快、电流可控性强的 Boost 型 DC/DC 变换器实现升压功能,其等效电路如图 6 所示。其中, U 为电压源; L 为储能电感; D_1 、 D_2 为二极管; S 为开关管; C 为滤波电容; U_0 为负载端电压。

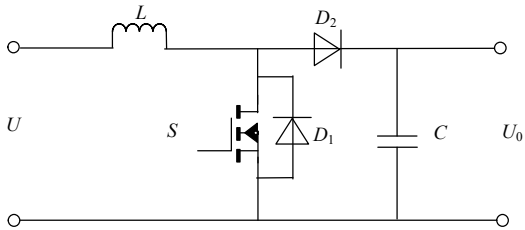


图 6 Boost 型 DC/DC 变换器等效电路图
Fig. 6 Boost DC/DC converter equivalent circuit diagram

Boost 型 DC/DC 变换器可以通过控制三极管的占空比来控制输出电压,其关系如下所示:

$$\frac{U_0}{U} = \frac{1}{1-D} \quad (22)$$

式中: D 为占空比。

由于 ADVISOR 采用离散时间仿真,无法在 Simulink 中建立 Boost 型 DC/DC 变换器的电路仿真,采用 2-D 表创建 DC/DC 变换器的效率数学模型,其效率图如图 7 所示。

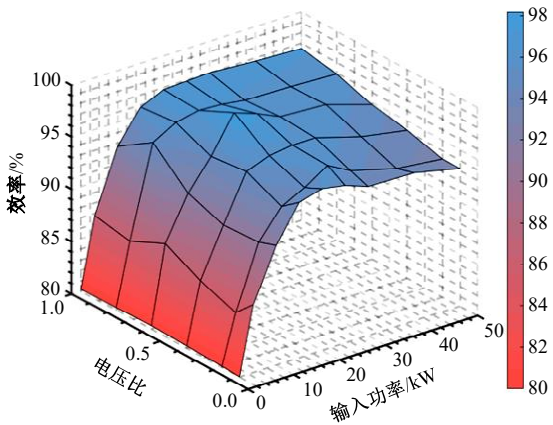


图 7 Boost 型 DC/DC 变换器效率图

Fig. 7 Boost DC/DC converter efficiency diagram

3.5 仿真及结果分析

循环工况选择 NEDC (New european driving cycle, 新标欧洲驾驶周期) 和 CLTC-P (China light-duty vehicle test cycle-passenger, 中国轻型乘用车测试工况) 作为仿真测试工况,设置动力电池初始 SoC 在较低 (0.4) 和适宜区间 (0.7) 的两种状态下进行仿真,基于功率跟随策略、复合模糊

能量管理策略和本文提出的模糊能量管理策略分别进行仿真。在得到最终的仿真结果后,对比分析不同初始 SoC 状态下 3 种不同 EMS 的功率分配变化、SoC 变化和等效氢耗量。

3.5.1 初始 SoC 为 0.4 的仿真分析

(1) 功率分配。以 NEDC 工况为例,在初始 SoC 为 0.4 即处于较低水平时,3 种不同 EMS 的功率分配如图 8 所示。

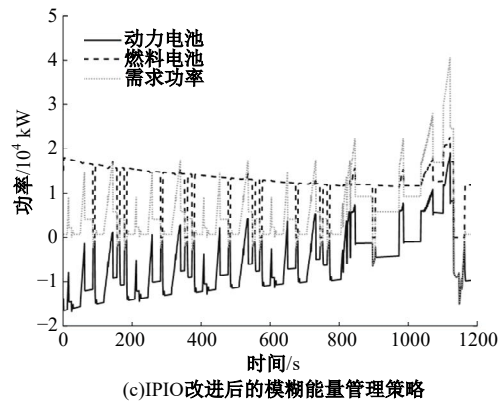
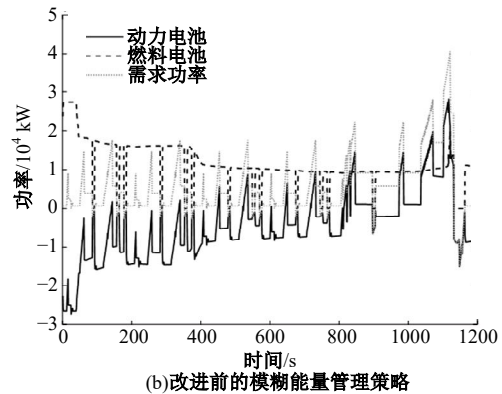
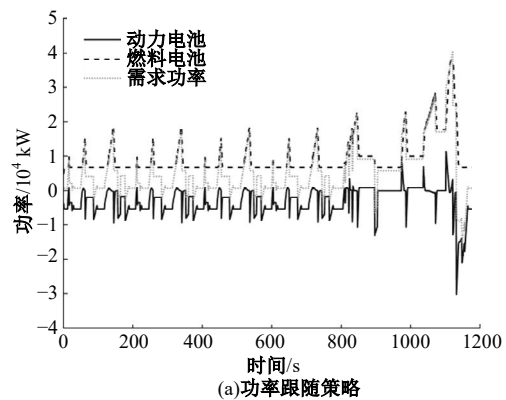


图 8 NEDC 工况下初始 SoC 为 0.4 时的 EMS 功率分配图
Fig. 8 Power allocation diagram of different EMS under NEDC conditions with an initial SoC of 0.4

由图 8 可知,氢燃料电池承担了主要的能量输出任务,大部分时间不仅提供负载的需求功率,还给动力电池充电;动力电池主要在负载需求功

率高的时候提供动力。与功率跟随策略相比,本文提出的模糊能量管理策略的氢燃料电池功率在下降时是平滑的,这样对燃料电池的负荷较小,有利于延长氢燃料电池的寿命;与改进前的模糊能量管理策略相比,工况开始时的需求功率较小,氢燃料电池给动力电池充电时功率维持在一定水平,而改进前则随着动力电池 SoC 的提高,氢燃料电池的功率逐渐下降。

(2) SoC 变化。初始 SoC 设置为 0.4 时,在 NEDC 和 CLTC-P 工况下 3 种策略的 SoC 变化如图 9 所示。

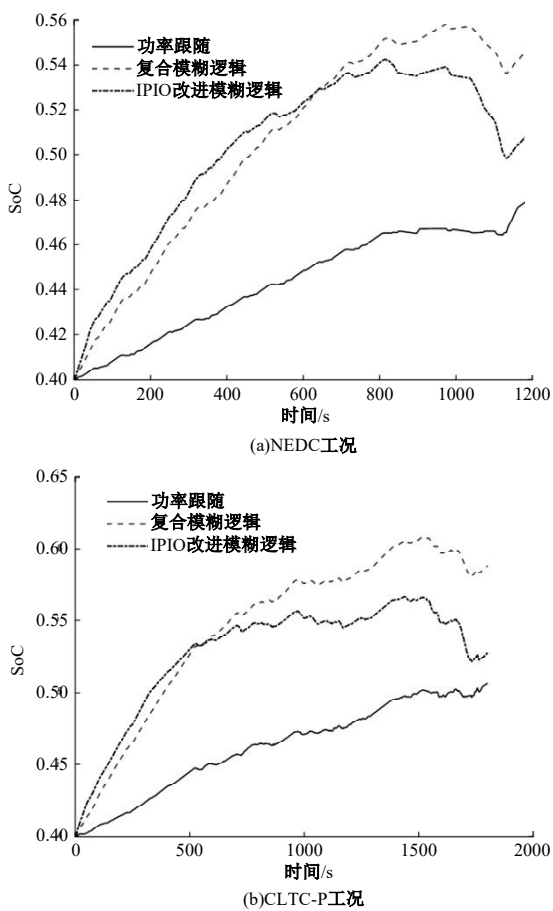


图 9 初始 SoC 为 0.4 时,不同 EMS 两种工况下的 SoC 变化

Fig. 9 Variation of SoC under two conditions for different EMS with an initial SoC of 0.4

在两种工况下,初始 SoC 低时,功率跟随策略无法满足在低 SoC 启动的条件下动力电池的快速充电要求,无法确保 SoC 保持在适宜区间内;改进后模糊能量管理策略有更快的充电速度,是功率跟随策略的两倍。动力电池的 SoC 上升速度比改进前的模糊能量管理策略更快。改进后的模糊能量管理策略在 SoC 进入适宜区间后,其

充电速度相对变慢,SoC 维持在 $[0.5, 0.55]$,从而获得更高的整车经济性。

(3) 等效氢气消耗量。3 种策略在不同工况下的等效氢耗量如图 10 所示。

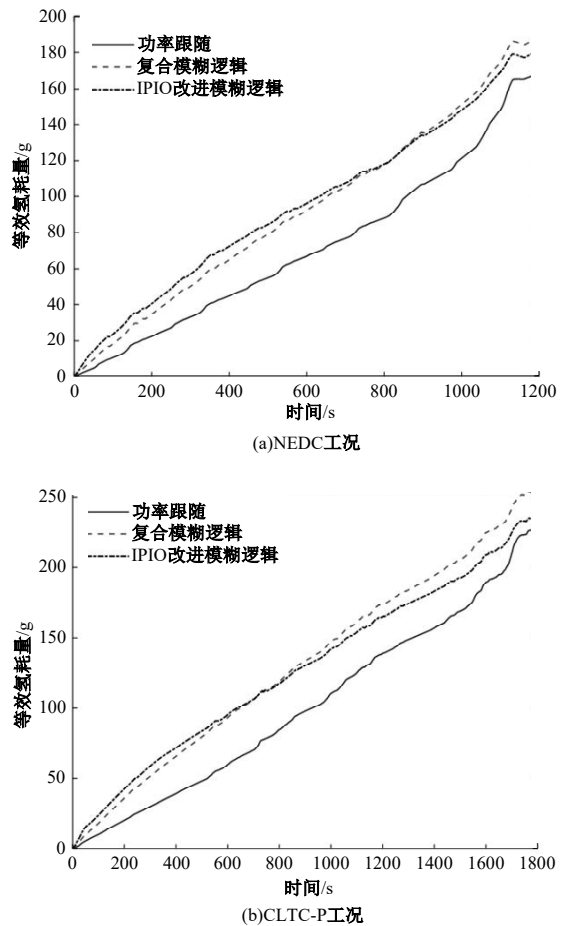


图 10 初始 SoC 为 0.4 时,不同 EMS 的等效氢耗量变化
Fig. 10 Variation of equivalent hydrogen consumption under two conditions for different EMS with an initial SoC of 0.4

在初始低 SoC 时,NEDC 工况下改进的模糊能量管理策略相较于改进前减少了 3.7%;在 CLTC-P 工况下改进后的策略同样相较改进前减少了 6.7%。这是由于改进后的模糊能量管理策略的 SoC 在达到适宜区间后,就维持 SoC 处于 $[0.5, 0.55]$,相较改进前的 SoC 处于较低水平。

由上述结果可知,当较低初始 SoC 时,在面对车速需求较高、功率需求较大的情况下,功率跟随策略较慢的功率变化与 SoC 变化对这种情况的适应性较差;改进后的模糊策略相较于其他两种策略的动力电池充电速度快,能更早达到适宜区间,对动力电池的寿命友好;同时相比于改进前,其等效氢耗量也相对更小。

3.5.2 初始 SoC 为 0.7 的仿真分析

(1)功率分配。在初始 SoC 为 0.7,即处于较适宜区间时,功率跟随策略会使动力电池的 SoC 处于高水平,而改进后的策略适宜地分配动力电池与燃料电池的功率,使动力电池的功率分配适量增多,从而减少氢燃料电池的氢耗量。在工况后期需求功率较高时,改进后的模糊能量管理策略更倾向于使用动力电池作为主要动力源,而氢燃料电池的输出功率则较低,这样避免了氢燃料电池功率的较大波动,有益于延长氢燃料电池的寿命。

(2)SoC 变化。初始 SoC 设置为 0.7 时,在 NEDC 和 CLTC-P 工况下 3 种策略的 SoC 变化如图 11 所示。

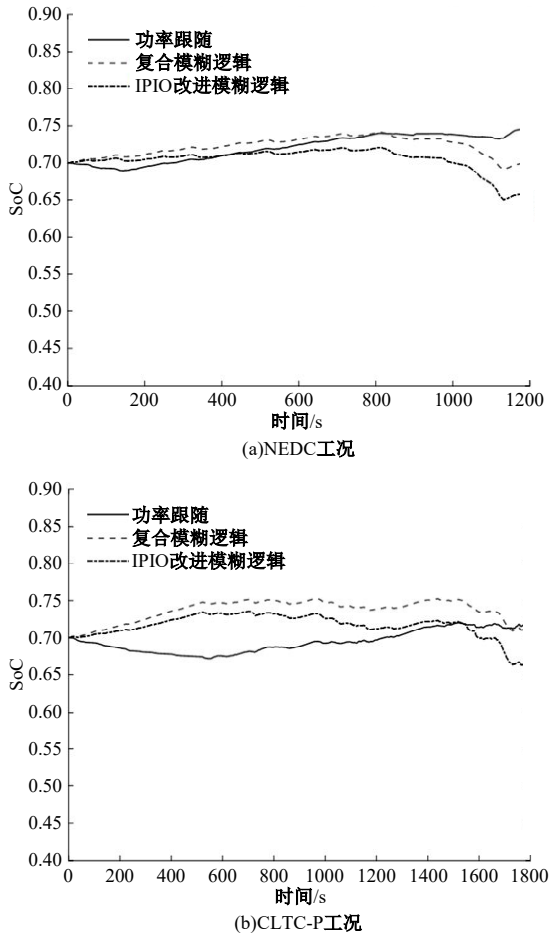


图 11 初始 SoC 为 0.7 时,不同 EMS 两种工况下的 SoC 变化

Fig. 11 Variation of SoC under two conditions for different EMS with an initial SoC of 0.7

由图 11 可知,虽然动力电池作为主要的动力源,但改进后的模糊能量管理策略将 SoC 维持在 $[0.65, 0.7]$,没有使其低于适宜区间下限。改进

前则倾向于将 SoC 维持在 $[0.7, 0.75]$,二者均处于适宜的 SoC 区间内。

(3)等效氢气消耗量。3 种策略的等效氢耗量如表 4 所示。NEDC 工况下,初始 SOC 处于较适宜区间时,IPIO 改进后的模糊能量管理策略的等效氢耗量相较于改进前和功率跟随策略分别减少了 11.8%、19.0%;在 CLTC-P 工况下,改进后的策略同样相较改进前和功率跟随策略分别减少了 9.1%、5.5%。

表 4 不同能量管理策略的氢耗量对比

Table 4 Comparison of hydrogen consumption under different energy management strategies

工况	EMS	等效氢耗量/g	
		SoC=0.4	SoC=0.7
NEDC	功率跟随	162.784	150.049
	复合模糊逻辑	177.504	137.721
	IPIO 改进	170.984	121.473
CLTC-P	功率跟随	221.255	183.960
	复合模糊逻辑	242.977	191.247
	IPIO 改进	226.663	173.871

综上所述,基于 IPIO 改进后的模糊能量管理策略相较于改进前在初始 SoC 较低时会维持更多的燃料电池功率给动力电池充电,有更快的充电速度;在初始 SoC 保持在适宜区间时,改进后的模糊能量管理策略中 SoC 会维持在 $[0.65, 0.7]$,不会过多地充电,而改进前则会继续充电至 0.75 左右。改进后的能量管理策略相比改进前等效氢耗量有明显减少。因此,改进后的模糊能量管理策略相较于改进前有更好的整车经济性,也能减缓动力电池的寿命衰退。

4 结束语

本文提出了一种基于改进鸽群算法优化模糊逻辑隶属度函数的燃料电池汽车 EMS。针对鸽群优化算法容易陷入局部最优的缺点,引入混沌初始化对鸽群优化算法的初始化进行改进;引入莱维飞行改进鸽群优化算法的指南针算子;引入 logsig 函数改进鸽群优化算法的地标算子,有效提高了算法的寻优能力。对 ADVISOR 提供的氢燃料电池混合动力系统模型进行二次开发并在多个标准工况下仿真。结果表明:改进后的模糊策略相较于改进前在较低初始 SoC 的情况时动力

电池充电速度略快,能更早达到适宜区间,有益于延长动力电池寿命。同时,其等效氢耗量减少了 3.7%;当初始 SoC 处于适宜区间时,IPIO 改进后的策略相较于改进前不会过多地充电,且 NEDC 工况下,IPIO 改进后策略的等效氢耗量相较于改进前和功率跟随策略分别减少了 11.8%、19.0%;在 CLTC-P 工况下改进后的策略同样相较改进前和功率跟随策略分别减少了 9.1%、5.5%。当 SoC 较低时,两种工况下改进后的等效氢耗高于功率跟随策略,是因为改进后的策略考虑了 SoC 尽快进入适宜区间,给动力电池快速充电,而功率跟随策略则未考虑该情况。因此,可以认为 IPIO 改进后的模糊能量管理策略有更快的充电速度,其经济性也有更好的表现,同时在减缓动力电池寿命衰退方面的表现也更好。

参考文献:

- [1] 崔鹏飞,沈英,赵凯烨. 基于模糊控制的燃料电池汽车动力源能量管理[J]. 机械制造与自动化, 2020, 49(4): 177-179, 187.
Cui Peng-fei, Shen Ying, Zhao Kai-ye. Energy management of fuel cell vehicle power source based on fuzzy control[J]. Machine Building & Automation, 2020, 49(4): 177-179, 187.
- [2] 严陈希,耿文冉,黄明宇,等. 基于工况识别的混合动力汽车能量管理策略[J]. 机械设计与制造, 2022, 373(3): 24-29.
Yan Chen-xi, Geng Wen-ran, Huang Ming-yu, et al. Energy management strategy for hybrid electric vehicles based on condition recognition[J]. Machinery Design & Manufacture, 2022, 373(3): 24-29.
- [3] Song K, Li F Q, Hu X, et al. Multi-mode energy management strategy for fuel cell electric vehicles based on driving pattern identification using learning vector quantization neural network algorithm[J]. Journal of Power Sources, 2018, 389: 230-239.
- [4] Liu Y G, Liu J J, Zhang Y J, et al. Rule learning based energy management strategy of fuel cell hybrid vehicles considering multi-objective optimization[J]. Energy, 2020, 207: No. 118212.
- [5] Wang Y, Sun Z, Chen Z. Energy management strategy for battery/supercapacitor/fuel cell hybrid source vehicles based on finite state machine[J]. Applied energy, 2019, 254: No. 113707.
- [6] Zhang Q, Fu X L. A neural network fuzzy energy management strategy for hybrid electric vehicles based on driving cycle recognition[J]. Applied Sciences, 2020, 10(2): No. 696.
- [7] 张宇. 基于模糊规则学习的燃料电池混合动力汽车能量管理策略[D]. 长春: 吉林大学通信工程学院, 2021.
Zhang Yu. Energy management strategy for fuel cell hybrid electric vehicles based on fuzzy rule learning [D]. Changchun: College of Communication Engineering, Jilin University, 2021.
- [8] 周健豪,顾诚,刘军,等. 基于 IGWO 的燃料电池汽车模糊控制能量管理策略[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学, 2021, 35(5): 33-41.
Zhou Jian-hao, Gu Cheng, Liu Jun, et al. Fuzzy control energy management strategy for fuel cell vehicles based on IGWO[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2021, 35(5): 33-41.
- [9] Hu X, Liu S K, Song K, et al. Novel fuzzy control energy management strategy for fuel cell hybrid electric vehicles considering state of health[J]. Energies, 2021, 14(20): No. 6481.
- [10] Zhou S Y, Chen Z Q, Huang D Y, et al. Model prediction and rule based energy management strategy for a plug-in hybrid electric vehicle with hybrid energy storage system[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 36(5): 5926-5940.
- [11] 霍梦真,段海滨. 基于自适应变异的多目标鸽群优化的无人机目标搜索[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(3): 584-591.
Huo Meng-zhen, Duan Hai-bin. Unmanned aerial vehicle target search based on adaptive mutation for multi-objective pigeon swarm optimization[J]. Control Theory and Applications, 2020, 37(3): 584-591.
- [12] 夏小刚,罗建婷,王欣. 模糊变异算子的改进鸽群优化算法[J]. 河南科技大学学报: 自然科学版, 2022, 43(3): 39-44.
Xia Xiao-gang, Luo Jian-ting, Wang Xin. Improved pigeon-inspired optimization algorithm of fuzzy variation operator[J]. Journal of Henan University of Science and Technology(Natural Science), 2022, 43(3): 39-44.