基于深度强化学习的THS-Ⅲ平台PHEV能量管理策略研究*

张小俊[1] 沈亮屹[1] 唐鹏[2] 史延雷[2] 李彦辰[1]

（1.河北工业大学，天津 300401；2.中国汽车技术研究中心有限公司，天津 300300）

【摘要】针对THS-Ⅲ平台的插电式混合动力汽车提出一种基于深度强化学习的能量管理策略。首先，使用MATLAB/Simulink搭建车辆前向仿真模型；其次，建立车辆能量管理的马尔可夫过程和深度强化学习算法；最后，使用WLTC-Class3和ACC-60工况进行了仿真验证。结果表明，与基于规则的能量管理策略相比，基于深度强化学习的能量管理策略在WLTC-Class3工况下总花费节省16.51%，燃油消耗量下降15.56%，在ACC-60工况下总花费节省31.95%，燃油消耗量下降29.96%。

主题词：深度强化学习 插电式混合动力汽车 能量管理 层归一化 自适应巡航

中图分类号：U469.72 **文献标识码：**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20210951

Research on PHEV Energy Management Strategy of THS-Ⅲ Platform Based on Deep Reinforcement Learning

Zhang Xiaojun[1], Shen Liangyi[1], Tang Peng[2], Shi Yanlei[2], Li Yanchen[1]

（1. Hebei University of Technology, Tianjin 300401; 2. China Automotive Technology and Research Center Co., Ltd., Tianjin 300300）

【Abstract】This paper presentes a deep reinforcement learning based energy management strategy for Plug-in Hybrid Electric Vehicle (PHEV) of the THS-III platform. Firstly, a forward simulation model of the vehicle was built using MATLAB/Simulink. Secondly, a Markov process for vehicle energy management and a deep reinforcement learning algorithm were built. Finally, simulation and verification were carried out using WLTC-Class3 and ACC-60. The simulation results indicate that compared with the rule-based energy management strategy, the deep reinforcement learning-based energy management strategy saves 16.51% in cost and 15.56% in fuel consumption under WLTC-Class3, and saves 31.95% in cost and 29.96% in fuel consumption under ACC-60.

Key words: Deep reinforcement learning, Plug-in Hybrid Electric Vehicle (PHEV), Energy management, Layer normalization, Adaptive cruise

【引用格式】张小俊，沈亮屹，唐鹏，等. 基于深度强化学习的THS-Ⅲ平台PHEV能量管理策略研究[J]. 汽车技术，2023(4)：16-23.

ZHANG X J, SHEN L Y, TANG P, et al. Research on PHEV Energy Management Strategy of THS-Ⅲ Platform Based on Deep Reinforcement Learning[J]. Automobile Technology, 2023(4): 16-23.

1 前言

混合动力汽车同时配备电动机和内燃机，在减少能源消耗的同时可保证较长的续航里程，但多动力源提高了驱动系统的结构复杂度，故对混合动力汽车的能量管理策略进行研究具有重要意义。

目前，基于规则的能量管理策略因设计简单、易于实现[1-2]而被广泛应用。基于规则的能量管理策略依赖于一组简单的规则，不需要驾驶条件的先验知识，且具有很高的鲁棒性，但是缺乏灵活性和适应性[3]，因而基于优化的能量管理策略被提出，动态规划算法[4]、模型预测控制[5]与等效燃油消耗最小策略[6]是较为常见的方法[7]。但是动态规划算法很难应用于实时问题[8]，而模型预测控制与等效燃油消耗最小策略无法对车速进行精准预测。

随着人工智能技术的发展，基于深度强化学习（Deep Reinforcement Learning，DRL）的能量管理策略近

*基金项目：天津市新一代人工智能科技重大专项（18ZXZNGX00230）。

年受到广泛关注。Qi等人使用深度Q学习(Deep Q-Learning,DQL)算法对某混合动力汽车的驾驶数据进行处理,提出了最佳燃料使用策略[9]。Han等人使用更为精准的双Q学习(Double Deep Q-Learning,DDQL)算法解决了DQL算法的过估计问题,使得车辆燃油经济性提高了7.1%[10]。

DQL算法更适用于离散型动作,在连续动作的应用上稍显欠缺。王勇等人对THS平台的混合动力汽车建立了后向仿真模型,将更加适用于连续动作的深度确定性策略梯度(Deep Deterministic Policy Gradient,DDPG)算法应用在此模型中,发现使用DDPG算法的车辆燃油经济性较基于规则的能量管理策略提升了19%[7]。Fujimoto等人在DDPG基础上进行改进,得到了双延迟深度确定性策略梯度(Twin Delayed Deep Deterministic policy gradient,TD3)算法[11]。

目前,基于深度强化学习的混合动力汽车能量管理研究已经取得了一定的成果,但大多建立在后向仿真模型基础上,很难模拟真实的驾驶过程。因此,本文对THS-Ⅲ平台的插电式混合动力汽车建立前向仿真模型,建立其能量管理的马尔可夫过程,应用DDPG和TD3算法进行能量管理策略研究,并将该策略应用于自适应巡航工况中,对基于深度强化学习的能量管理策略进行验证。

2 THS-Ⅲ平台的PHEV模型建立

功率分流式插电式混合动力汽车(Plug-in Hybrid Electric Vehicle,PHEV)的结构和控制最为复杂,THS-Ⅲ平台的PHEV是功率分流型PHEV的代表[12]。因此本文对THS-Ⅲ平台的PHEV进行闭环前向仿真模型的搭建,以便还原真实的驾驶过程,优化能量管理策略。

2.1 整车模型的建立

前向仿真模型常用于汽车的完整设计过程,它可以较大程度地还原车辆的真实运行状态,提高仿真的真实性和可靠性[13],故本文选择建立THS-Ⅲ平台PHEV的前向仿真模型,其结构如图1所示。

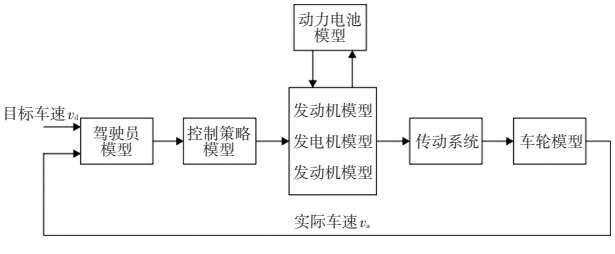


图1 车辆前向仿真模型结构示意

THS-Ⅲ平台插电式混合动力汽车结构如图2所示,它主要由发动机、电动机、发电机、电池和功率分流机构组成。发动机、电动机和发电机通过2个行星齿轮和动力耦合装置将动力传输至差速器,通过车桥驱动汽车。

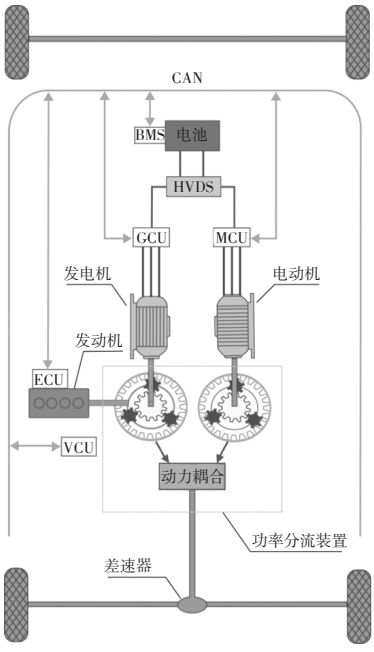


图2 THS-Ⅲ平台插电式混合动力汽车结构

2.2 车辆主要参数和约束条件

发动机万有特性曲线如图3所示,本文的发动机工作点均在图中最佳燃油消耗率曲线上。

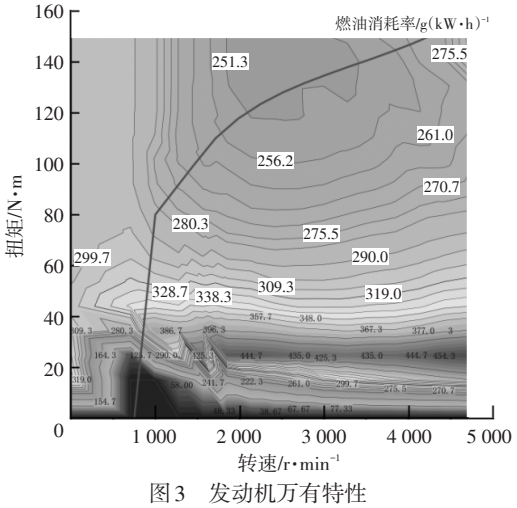


图3 发动机万有特性

通过图3可以得到燃油消耗率m_f,通过查表可以得到发电机效率η_m和电动机效率η_g:

$$m_f=\sigma_{eng}(\omega_{eng},T_{eng}) \tag{1}$$

$$\eta_m=\sigma_m(\omega_m,T_m) \tag{2}$$

$$\eta_g=\sigma_g(\omega_g,T_g) \tag{3}$$

式中,ω_{eng}、T_{eng}分别为发动机转速和转矩;σ_{eng}为发动机查表函数;ω_m、T_m分别为电动机转速和转矩;σ_m为电动机查表函数;ω_g、T_g分别为发电机转速和转矩;σ_g为发电机查表函数。

闭环前向仿真模型通过驾驶员模型来模拟真实的油门踏板和制动踏板开度。通过油门踏板开度可以得到车辆所需的总功率P_r，功率流平衡方程满足：

$$P_r=P_{eng}+P_{ele} \tag{4}$$

式中，P_{eng}、P_{ele}分别为发动机和电动机的功率。

出于安全考虑，车辆电池的荷电状态（State of Charge，SOC）应限制在[0.3,0.8]范围内。车辆的ω_{eng}、ω_m、ω_g、T_{eng}、T_m、T_g等参数均应满足自身的约束条件，车辆主要参数如表1所示。

表1　车辆主要参数

参数	数值	参数	数值
整车质量/kg	1 440	发电机最大功率/kW	42
发动机最大功率/kW	90	电池开路电压/V	182
电动机最大功率/kW	60	电池容量/kW·h	11.83

3　深度强化学习

深度强化学习（DRL）的出现为人工智能的实现提供了理论基础。一方面，深度学习对策略和状态具有强大的表征能力，能够用于模拟复杂的决策过程；另一方面，强化学习（Reinforcement Learning，RL）赋予智能体自监督学习能力，使其能够自主地与环境交互，在试错中不断进步[14]。

3.1　马尔可夫决策过程

马尔可夫决策过程（Markov Decision Process，MDP）是深度强化学习的理论基础，适用于解决序列决策问题。用元组($\boldsymbol{S},\boldsymbol{A},\boldsymbol{P},\boldsymbol{R},\boldsymbol{\gamma}$)来描述马尔可夫决策过程，其中$\boldsymbol{S}$为有限的状态集合，$\boldsymbol{A}$为有限的动作集合，$\boldsymbol{P}$为状态转移概率，$\boldsymbol{R}$为奖励函数，$\boldsymbol{\gamma}$为折扣因子。马尔可夫性是指系统的下一个状态只与当前状态有关，而与历史状态无关，其数学描述可表示为：

$$P_{ss'}^{a}=P\left[S_{t+1}=s'|S_t=s,A_t=a\right] \tag{5}$$

式中，S_t为t时刻的状态；A_t为t时刻采取的动作；$P_{ss'}^{a}$为状态转移概率；s、s'、a为相应常数；P为概率函数。

在式(5)的状态转移过程中会产生奖励函数R，在给定一个策略π的前提下，智能体累积获得的奖励G_t为：

$$G_t=R_{t+1}+\gamma R_{t+2}+\cdots+\gamma^k R_{t+1+k}=\sum_{k=0}^{\infty}\gamma^k R_{t+1+k} \tag{6}$$

式中，γ^k为折扣因子；R_{t+1+k}为$(t+1)$时刻的即时奖励函数。

本文希望智能体能够与其所处的环境进行交互，根据环境反馈来学习最佳行为，并通过反复试验不断改进行动策略，选择累计回报值最大的策略：

$$\pi(s,a)=\text{argmax}E[G_t] \tag{7}$$

式中，$\pi(s,a)$为策略函数；E为均值函数。

为了获得最优策略，需要对每个动作的价值进行评估：

$$Q_\pi(s,a)=E_\pi[R_{t+1}+\gamma Q(S_{t+1},A_{t+1})|S_t=s,A_t=a] \tag{8}$$

式中，R_{t+1}为$(t+1)$时刻的即时奖励；$Q(S_{t+1},A_{t+1})$为$(t+1)$时刻的Q值；E_π为采取π策略下的均值函数；$Q_\pi(s,a)$为采取策略π时，在s状态下采取动作a的价值。

在深度强化学习中，可以利用神经网络的强大表征能力来代替传统强化学习中的Q表，通过更新神经网络中的参数θ表示某一动作的Q值，得到每个状态的最佳Q值：

$$Q^*(s,a)=\max_{\pi}Q_\pi(s,a) \tag{9}$$

式中，$Q^*(s,a)$为s状态下的最佳Q值。

通过最大化Q值，产生最佳策略$\pi^*(s,a)$：

$$\pi^*(s,a)=\begin{cases}1, & a=\arg\max_a Q^*(s,a)\\ 0, & \text{其他}\end{cases} \tag{10}$$

式中，$\pi^*(s,a)$为在s状态下的最佳策略。

3.2　层归一化与深度强化学习

在监督学习中，数据归一化可以缩短训练时间、提升网络稳定性[15]。在深度强化学习中，层归一化（Layer Normalization，LN）已应用于分布式深度确定性梯度策略（Distributed Distributional DDPG，D4PG）和近端策略优化（Proximal Policy Optimization，PPO）算法[16-17]。Bhatt等人将层归一化与DDPG算法进行融合，在某些环境下的训练中获得了良好效果[18]。

层归一化针对单个训练样本进行，不依赖于其他数据，将输入的元素x_i归一化为$\hat{x}_i$：

$$\hat{x}_i=\frac{x_i-\mu_L}{\sqrt{\sigma_L^2+\epsilon}} \tag{11}$$

式中，σ_L^2、μ_L分别为输入元素的方差和平均值；ϵ为稳定系数。

将归一化层加入到演员（Actor）网络和评论家（Critic）网络的输入层，如图4所示。

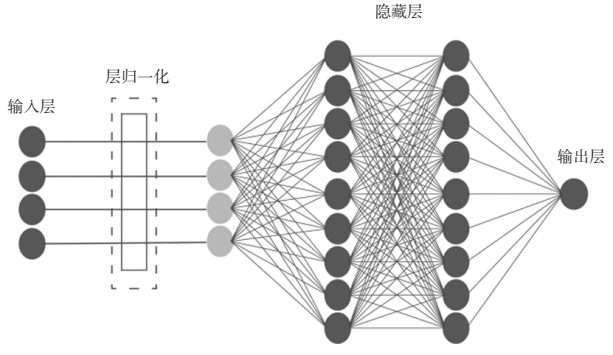


图4　神经网络结构示意

3.3 DDPG与TD3算法

DeepMind团队基于演员-评论家（Actor-Critic）算法框架，结合确定策略梯度（Deterministic Policy Gradient，DPG）开发出DDPG算法。基于确定策略梯度的深度强化学习算法优点在于需要采样的数据少、算法效率高[19]，这种特点适用于车载计算平台。在DDPG算法中有演员和评论家2个网络，演员网络近似表示策略函数，其输入为状态s，输出为动作a，表示为：

$$\nabla_{\theta^\mu}J=E_{s_t}[\nabla_a Q(s,a|\theta^Q)|_{s=s_t,a=\mu(s_t)}\nabla_{\theta_\mu}\mu(s|\theta^\mu)|_{s=s_t}] \tag{12}$$

式中，$\nabla_a Q(s,a|\theta^Q)$为在s状态下采取a动作的Q值的梯度；$\mu(s|\theta^\mu)$为策略函数；$\mu(s_t)$为t时刻采用的策略动作；$\nabla_{\theta^\mu}J$为策略梯度函数；E_{s_t}为t时刻状态s_t的均值函数。

为了保证确定性策略的探索性，需要在策略动作中加入噪声ψ，则策略函数为：

$$\mu'(s_t)=\mu(s_t|\theta_t^\mu)+\psi \tag{13}$$

式中，ψ为奥恩斯坦-乌伦贝克（Ornstein-Uhlenbeck，OU）噪声；$\mu'(s_t)$为加入噪声后的策略函数；θ_t^μ为t时刻演员网络的参数。

评论家网络用来近似价值函数，输入为状态s和动作a，输出为Q值。评论家网络采用最小化损失函数来更新网络：

$$L(\theta^Q)=E_{s_t\sim\rho^\beta,a_t\sim\beta}\left[\left(Q(s_t,a_t|\theta^Q)-y_t\right)^2\right] \tag{14}$$

其中：

$$y_t=r(s_t,a_t)+\gamma Q(s_{t+1},\mu(s_{t+1})|\theta^Q) \tag{15}$$

式中，$L(\theta^Q)$为最小化损失函数；$r(s_t,a_t)$为即时奖励；$Q(s_t,a_t|\theta^Q)$为s_t状态下的Q值；$E_{s_t\sim\rho^\beta,a_t\sim\beta}$为$s_t$服从$\rho^\beta$分布，$a_t$服从$\beta$分布时的均值函数。

DDPG中引入演员目标网络和评论家目标网络来提高训练的稳定性。目标网络的更新方式为：

$$\begin{aligned}\theta^{Q'}&\leftarrow\tau\theta^Q+(1-\tau)\theta^{Q'}\\\theta^{\mu'}&\leftarrow\tau\theta^\mu+(1-\tau)\theta^{\mu'}\end{aligned} \tag{16}$$

式中，θ^Q为评论家网络的参数；$\theta^{Q'}$为目标评论家网络的参数；θ^μ为演员网络的参数；$\theta^{\mu'}$为目标演员网络的参数；τ为更新系数。

Fujimoto[11]在DDPG算法的基础上进行改进得到TD3算法。Fujimoto发现DDPG的算法中存在价值估计过高的问题，并引入DDQL的思想将DDPG中的式（15）改为：

$$y_t=r(s_t,a_t)+\gamma\min_{i=1,2}Q\left(s_{t+1},\mu(s_{t+1})+\varepsilon|\theta^Q\right) \tag{17}$$

式中，$\varepsilon\sim clip(\mathrm{N}(0,\sigma),-c,c)$为clip参数；$\mathrm{N}(0,\sigma)$表示期望为0，标准差为$\sigma$的高斯分布；$c$为目标平滑范围。

式（17）解决了DDPG的过估计和峰值故障问题，并对目标策略进行平滑处理。

此外，在TD3中，演员网络的参数更新频率低于评论家网络的更新频率，降低了DDPG中由于策略的更新导致的目标变化所带来的波动性。

3.4 基于深度强化学习的能量管理策略

本文将深度强化学习算法应用在THS-Ⅲ平台PHEV的能量管理中，智能体分别采用DDPG和TD3算法，外部交互环境为车辆模型，整体框架如图5所示。

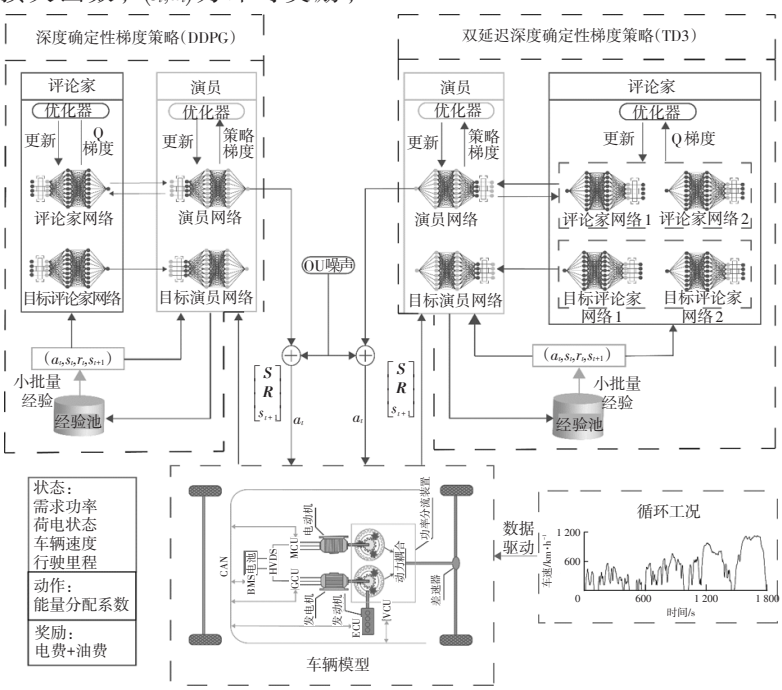


图5 基于深度强化学习的能量管理策略框架

马尔可夫决策过程中的状态、动作、奖励值的定义在基于深度强化学习的混合动力汽车能量管理中极其关键。

a. 状态的定义。从算法的稳定性和收敛性角度考虑，本文仅选取较为关键的状态，状态$\boldsymbol{S}$可表示为：

$$\boldsymbol{S}=\{\boldsymbol{s}=[P_r,v,S_{SOC},d]^T\} \tag{18}$$

式中，v为车辆速度；S_{SOC}为荷电状态；d为车辆行驶里程。

b. 动作的定义。前向仿真模型通过驾驶员模型控制踏板开度并计算当前总功率需求P_r，通过$\boldsymbol{A}=\{\boldsymbol{a}=[\eta]^T\}$将$P_r$分配给发动机和电动机：

$$P_{eng}=P_r\eta \tag{19}$$

$$P_{ele}=P_r-P_r\eta \tag{20}$$

式中，$\eta\in[0,1]$为功率分配系数。

c. 奖励值的定义。奖励值决定马尔可夫决策过程的解，且影响收敛精度和收敛速度。强化学习算法的目标是获取最大的预期累计奖励值，本文设定即时奖励值为时间步长内燃油消耗量与电量消耗的总花费之和的相反数，即时奖励值$r(s,a)$为：

$$r(s,a)=-\int_{t-1}^{t}(m_t\mathrm{d}t\cdot p_{fuel}+E_t\mathrm{d}t\cdot p_{ele}) \tag{21}$$

累计回报G_t为：

$$G_t=-\int_0^t(m_t\mathrm{d}t\cdot p_{fuel}+E_t\mathrm{d}t\cdot p_{ele}) \tag{22}$$

式中，m_t为t时刻的燃油消耗量；p_{fuel}为燃油价格；E_t为t时刻的电能消耗量；p_{ele}为电价。

4 训练数据的准备

图6所示为数据训练过程：首先使用工况数据对控制策略进行离线训练，然后将训练好的策略下载到控制器中进行在线学习。

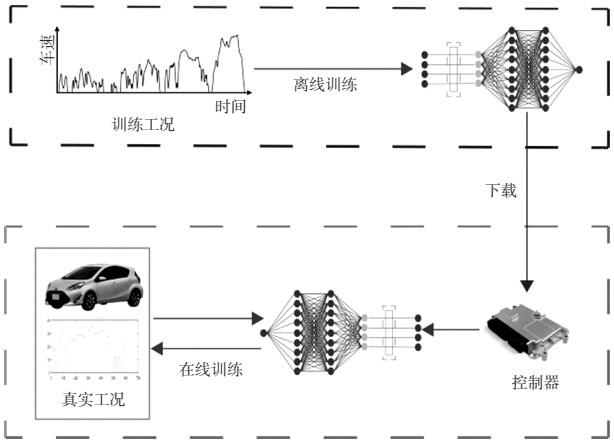


图6 数据训练过程

4.1 典型工况

新欧洲驾驶循环（New European Driving Cycle，NEDC）工况是一种经典的测试工况，但其测试有非常大的局限性，在新能源汽车的测试中尤为明显。GB 19578—2021《乘用车燃料消耗量限值》[20]规定使用全球统一轻型车辆测试循环（Worldwide Light-duty Test Cycle，WLTC）工况代替NEDC工况。与NEDC工况相比，WLTC工况引入了更多的瞬态过程，匀速比例降低，加速和减速更为频繁，有利于评价车辆在瞬态工况和高速工况下的能源消耗和排放水平[21]。本文采用WLTC-Class3工况，如图7所示，主要参数如表2所示。

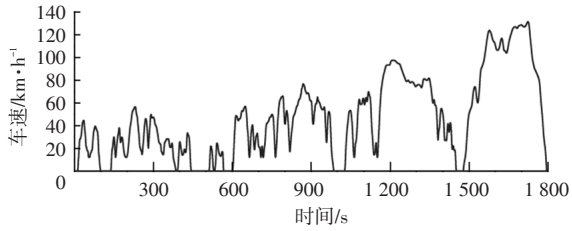


图7 WLTC-Class3工况

表2 WLTC-Class3工况主要参数

参数	数值	参数	数值
时长/s	1 800	最高速度/km·h^{-1}	131
行驶里程/km	23.26	最大加速度/m·s^{-2}	1.75
平均速度/km·h^{-1}	47	最大减速度/m·s^{-2}	-1.50

4.2 ACC-60工况

本文将车辆的自适应巡航控制（Adaptive Cruise Control，ACC）与基于深度强化学习的能量管理策略相结合，并设定巡航速度为60 km/h，提出一种新的工况，即ACC-60工况。相比于训练单纯的传统工况，与车辆真实功能的结合将促进基于深度强化学习的能量管理的实际应用。

本文通过MATLAB中的自动驾驶工具箱建立相关的道路和车辆环境。通过Simulink搭建ACC算法，并将巡航速度设置为60 km/h。该环境与控制算法能够较好地还原车辆在ACC状态下的速度变化情况。相关工况如图8所示，主要参数如表3所示。

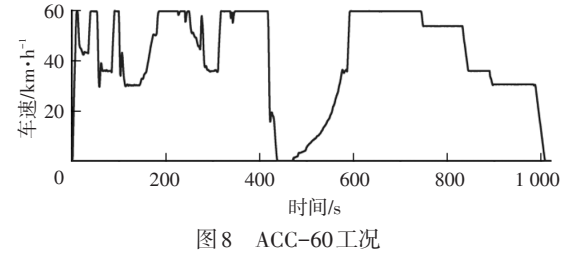


图8 ACC-60工况

表3 ACC-60工况主要参数

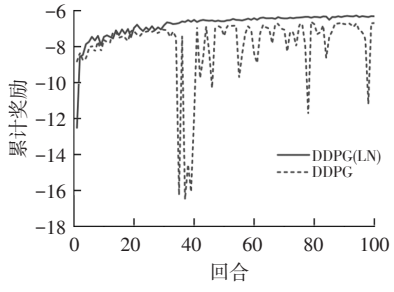
参数	数值	参数	数值
时长/s	1 020	最高速度/km·h^{-1}	60
行驶里程/km	11.77	最大加速度/m·s^{-2}	2
平均速度/km·h^{-1}	38	最大减速度/m·s^{-2}	-3

5 仿真分析

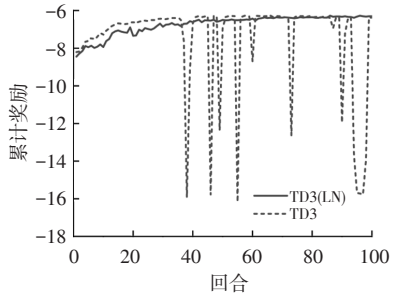
通过WLTC-Class3和ACC-60工况对基于深度强化学习的能量管理策略进行仿真验证和结果分析。

5.1 算法验证

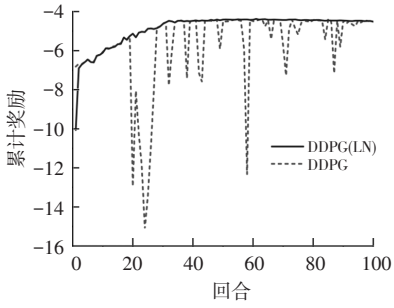
为了匹配工况和车辆的行驶数据，将仿真工况设定为2个WLTC-Class3循环和5个ACC-60循环。图9所示分别为WLTC-Class3和ACC-60在100个回合内的训练结果，可以看出，无论哪种工况和算法，加入层归一化均有助于算法的稳定和收敛。



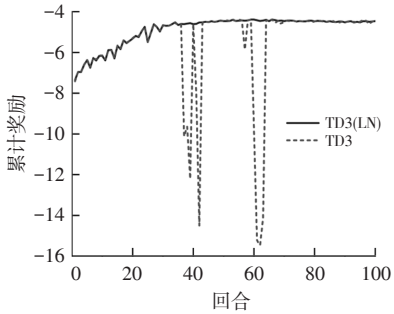
（a）WLTC-Class3工况下DPPG(LN)和DDPG对比



（b）WLTC-Class3工况下TD3(LN)和TD3对比



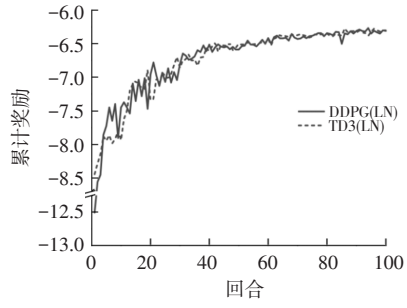
（c）ACC-60工况下DDPG(LN)和DDPG对比



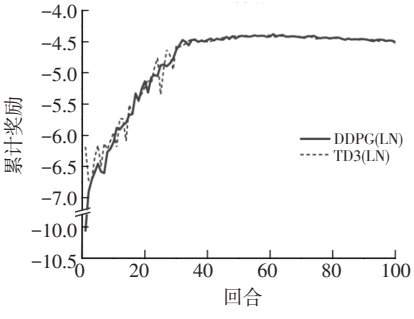
（d）ACC-60工况下TD3(LN)和TD3对比

图9 不同策略和工况下的训练结果

图10所示为在2种训练工况下带有层归一化的双延迟深度确定性梯度策略（TD3(LN)）和带有层归一化的深度确定性梯度策略（DDPG(LN)）算法的对比。可以看出，二者在收敛过程和最终收敛值上区别不大。虽然TD3为DDPG的改进算法，但二者基本原理一致，TD3虽然有助于提高网络收敛的稳定性，但是在本文中DDPG也可以实现很好的收敛效果，而且DDPG相比于TD3拥有更为简单的网络架构，计算成本更低[11]。



（a）WLTC-Class3工况



（b）ACC-60工况

图10 TD3(LN)和DDPG(LN)算法训练结果对比

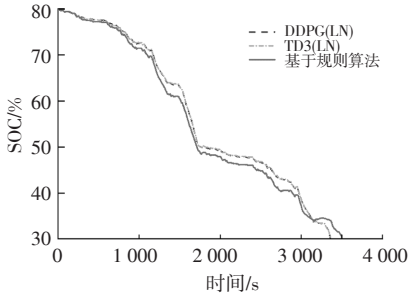
5.2 仿真结果分析

图11所示为2种工况下不同算法的车辆SOC随时间变化趋势的对比。可以发现，DDPG(LN)和TD3(LN)算法产生的变化趋势非常近似。另外，修改基于规则算法中的参数，使其SOC在[0.3,0.8]的范围内。

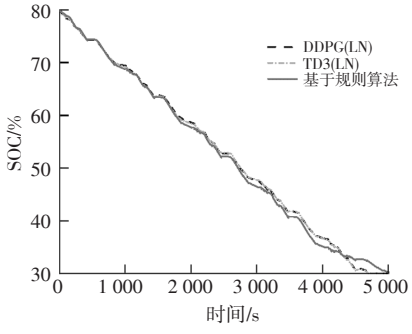
表4和表5所示分别为WLTC-Class3和ACC-60工况的仿真结果。以DDPG(LN)为例，可以得出，基于深度强化学习的能量管理策略在WLTC-Class3工况下比基于规则的能量管理策略总花费节省了16.51%，燃油消耗量下降了15.56%，而在ACC-60工况下比基于规则的能量管理策略总花费节省了31.95%，燃油消耗量下降了29.96%。在2种工况中，与动态规划（Dynamic Programming，DP）算法相比，总花费差距仅为1.7%和0.4%。

图12和图13所示分别为2种工况下的电动机功率和转矩随时间的变化曲线。可以看出，基于深度强化学习的能量管理策略比基于规则的策略将更多的

功率和转矩分配给了电动机,节省了燃油。另外,在动力电池能量超出安全范围被限制使用后,车辆可以利用制动能回收技术对动力电池进行充电,进一步节约费用。



(a)WLTC-Class3工况



(b)ACC-60工况

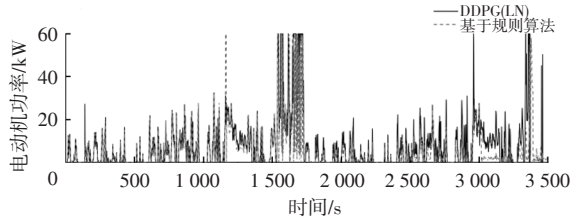
图11　2种工况下SOC随时间的变化情况

表4　WLTC-Class3工况仿真结果

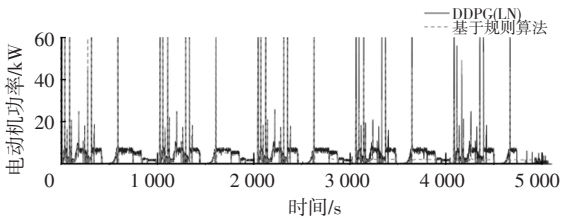
算法	总花费/元	电花费占比/%	油花费占比/%	燃油消耗/L	相比基于规则的策略提升/%	与DP差距/%
DP	6.163	47.84	52.16	1.292	17.88	
基于规则的策略	7.505	39.05	60.95	1.555		21.78
DDPG(LN)	6.266	47.48	52.52	1.313	16.51	1.70
TD3(LN)	6.275	47.42	52.58	1.315	16.39	1.80

表5　ACC-60工况仿真结果

算法	总花费/元	电花费占比/%	油花费占比/%	燃油消耗/L	相比基于规则的策略提升/%	与DP差距/%
DP	4.366	67.26	32.74	0.940	32.13	
基于规则的策略	6.433	45.68	54.32	1.345		47.34
DDPG(LN)	4.378	67.07	32.93	0.942	31.95	0.40
TD3(LN)	4.386	66.95	33.05	0.944	31.82	0.50

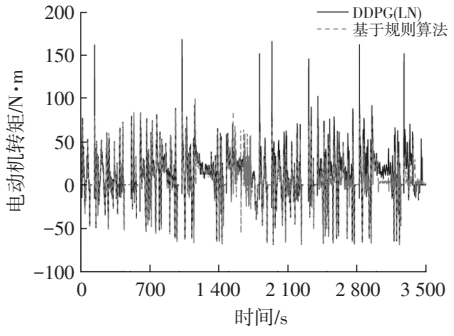


(a)WLTC-Class3工况

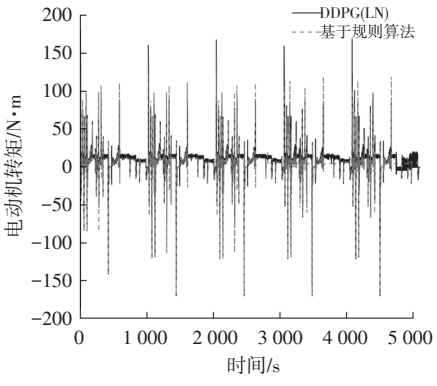


(b)ACC-60工况

图12　2种工况下电动机功率随时间的变化



(a)WLTC-Class3工况



(b)ACC-60工况

图13　2种工况下电动机转矩随时间的变化

6　结束语

本文基于MATLAB/Simulink建立前向仿真车辆模型,通过对车辆能量管理MDP过程建模,将深度强化学习算法应用到THS-Ⅲ平台的混合动力汽车中,并得到如下结论:

a.　加入层归一化的DDPG(LN)和TD3(LN)算法更加稳定,有助于算法的收敛。DDPG(LN)和TD3(LN)算法收敛数值和产生的策略非常相似,但DDPG(LN)的计算成本更低。

b.　基于深度强化学习的能量管理策略不仅可以节省一定的费用,并且可以减少燃油消耗量,有助于保护环境。

c.　在WLTC-Class3工况下,DDPG(LN)和TD3(LN)算法都表现出很好的适应性。此外,2种算法在自行建立的ACC-60工况下也表现良好,表明其可以与车辆自

适应巡航控制很好地结合,这将有助于基于深度强化学习的能量管理策略的实际应用。

参 考 文 献

[1] ANBARAN S A, IDRIS N, JANNATI M, et al. Rule-Based Supervisory Control of Split-Parallel Hybrid Electric Vehicle [C]// 2014 IEEE Conference on Energy Conversion (CENCON). Johor Bahru, Malaysia: IEEE, 2014.

[2] SALMASI F R. Control Strategies for Hybrid Electric Vehicles: Evolution, Classification, Comparison, and Future Trends[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2007, 56(5): 2393-2404.

[3] DU G D, ZOU Y, ZHANG X D, et al. Deep Reinforcement Learning Based Energy Management for a Hybrid Electric Vehicle[J]. Energy, 2020, 201.

[4] LI L, YANG C, ZHANG Y H, et al. Correctional DP-Based Energy Management Strategy of Plug-in Hybrid Electric Bus for City- Bus Route[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 64(7): 2792-2803.

[5] 张风奇, 胡晓松, 许康辉, 等. 混合动力汽车模型预测能量管理研究现状与展望[J]. 机械工程学报, 2020, 55(10): 86-108.
ZHANG F Q, HU X S, XU K H, et al. Current Status and Prospects for Model Predictive Energy Management in Hybrid Electric Vehicles[J]. Journal of Mechanical Engineering. 2020, 55(10): 86-108.

[6] LI H, RAVEY A, N'DIAYE A, et al. Equivalent Consumption Minimization Strategy for Hybrid Electric Vehicle Powered by Fuel Cell, Battery and Supercapacitor [C]// IECON 2016- 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Florence: IEEE, 2016.

[7] 王勇, 何洪文, 彭剑坤, 等. 基于深度强化学习的插电式混合动力汽车能量管理[C]// 2020中国汽车工程学会年会论文集. 北京: 机械工业出版社, 2020.
WANG Y, HE H W, PENG J K, et al. Deep Reinforcement Learning for Plug- in Hybrid Electric Vehicle Energy Management[C]// Proceedings of 2020 China Society of Automotive Engineers Congress. Beijing: CMP, 2020.

[8] KERMANI S, DELPRAT S, GUERRA T, et al. Predictive Energy Management for Hybrid Vehicle[J]. Control Engineering Practice, 2012, 20(4): 408-420.

[9] QI X W, LUO Y D, WU G Y, et al. Deep Reinforcement Learning- Based Vehicle Energy Efficiency Autonomous Learning System[C]// 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Los Angeles, CA, USA: IEEE, 2017.

[10] HAN X F, HE H W, WU J D, et al. Energy Management Based on Reinforcement Learning with Double Deep Q-Learning for a Hybrid Electric Tracked Vehicle[J]. Applied Energy, 2019, 254.

[11] FUJIMOTO S, VAN HOOF H, MEGER D. Addressing Function Approximation Error in Actor-Critic Methods[C]// International Conference on Machine Learning. Stockholm: PMLR, 2018.

[12] 张志强, 张晓莉, 熊禹, 等. 插电式混合动力汽车技术特点综述[C]// 第十八届中国科协年会中国新能源汽车产业创新发展论坛. 西安: 中国科学技术协会, 2016.
ZHANG Z Q, ZHANG X L, XIONG Y, et al. Summary of Technical Features of Plug- in Hybrid Electric Vehicles [C]// The 18th China Association for Science and Technology Annual Conference China New Energy Vehicle Industry Innovation and Development Forum. Xi'an: China Association for Science and Technology, 2016.

[13] PETTERSSON P, JACOBSON B, BRUZELIUS F, et al. Intrinsic Differences Between Backward and Forward Vehicle Simulation Models[J]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(2): 14292-14299.

[14] HOU J, LI H, HU J W, et al. A Review of the Applications and Hotspots of Reinforcement Learning[C]// IEEE International Conference on Unmanned Systems. Beijing, China: IEEE, 2017.

[15] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift[C]// International Conference on Machine Learning. Miami, Florida, USA: PMLR, 2015.

[16] BHATT A, ARGUS M, AMIRANASHVILI A, et al. Cross-Norm: Normalization for Off- Policy TD Reinforcement Learning[EB/OL]. (2019-02-14)[2021-12-20]. http://arxiv.org/abs/1902.05605.

[17] SCHULMAN J, WOLSKI F, DHARIWAL P, et al. Proximal Policy Optimization Algorithms[EB/OL]. (2017- 08- 28)[2021-12-20]. http://arxiv.org/abs/1707.06347.

[18] BARTH-MARON G, HOFFMAN M W, BUDDEN D, et al. Distributed Distributional Deterministic Policy Gradients [EB/OL]. (2018-04-23)[2021-12-20]. https://arxiv.org/abs/1804.08617.

[19] LILLICRAP T P, HUNT J J, PRITZEL A, et al. Continuous Control with Deep Reinforcement Learning[EB/OL]. (2019-7-5)[2021-12-20]. https://arxiv.org/abs/1509.02971.

[20] 范文清. WLTC取代NEDC将挤掉电动车续航"水分"[N]. 每日经济新闻, 2021-03-04(8).
FAN W Q. WLTC to Replace NEDC will Squeeze out the "Moisture" of the Battery Life of Electric Vehicles[N]. National Business Daily, 2021-03-04(8).

[21] 李孟良, 朱西产, 张建伟, 等. 典型城市车辆行驶工况构成的研究[J]. 汽车工程, 2005(5): 54-57.
Li M L, ZHU X C, ZHANG J W, et al. A Study on the Construction of Driving Cycle for Typical Cities in China [J]. Automotive Engineering, 2005(5): 54-57.

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为2021年12月20日。