doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.05.042

基于数字孪生的动力换挡拖拉机换挡策略研究

张延安[1]　王东青[2]　杜岳峰[1]　吴志康[1]　郭晓博[2]　高辽远[2]

(1.中国农业大学工学院，北京 100083；2.智能农业动力装备全国重点实验室，洛阳 471039)

摘要：发动机性能变化和牵引阻力波动等时变因素对大功率动力换挡拖拉机(PST)换挡策略的适应性具有巨大威胁。为了构建动态精准模型和应对负载波动，以提高PST换挡策略的适应性，提出了一种基于数字孪生的自适应换挡策略。一方面，将发动机状态变化视作内部干扰，基于深度确定性策略梯度(DDPG)算法对虚拟PST发动机进行实时校准，结合PST机理模型，实现对PST的实时动态精准建模。另一方面，将牵引阻力波动视作外部干扰，提出基于深度Q网络(DQN)的换挡策略生成方法。在实时动态精准建模和换挡策略自动生成两个机制的协同作用下，实现换挡策略的自适应调整。最后，开展了犁耕工况下的虚拟PST训练仿真及本文方法与模糊自适应方法的车速跟踪对比试验。结果表明，发动机转矩和燃油消耗率跟踪误差均值不超过7.28 N·m和1.55 g/(kW·h)，实现了对物理PST的动态精准建模。在长时间使用之后，发动机和牵引阻力的变化导致模糊自适应方法的换挡点和模糊规则不再完全适用，换挡表现逐渐变差，而本文方法的换挡表现和车速跟踪效果全程良好，其车速跟踪误差均值、燃油消耗率均值和总换挡次数分别为0.012 5 m/s、229.76 g/(kW·h)和42，比模糊自适应方法分别减小0.91%、11.14%、34.38%，验证了本文方法的适应性和优越性。

关键词：动力换挡拖拉机；数字孪生；换挡策略；适应性

中图分类号：S219.032.1　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2024)05-0440-09　　**OSID**：

Shift Strategy for Powershift Tractors Based on Digital Twins

ZHANG Yan'an[1]　WANG Dongqing[2]　DU Yuefeng[1]　WU Zhikang[1]　GUO Xiaobo[2]　GAO Liaoyuan[2]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment*, *Luoyang* 471039, *China*)

Abstract: Engine performance variations and traction fluctuations have a great impact on the adaptability of shift strategies for high-power power shift tractors (PSTs). In order to construct a dynamic accurate model and deal with traction fluctuation to improve the adaptability of PST shift strategy, an adaptive shift strategy development method was proposed based on digital twins. On one hand, the engine state change was regarded as an internal disturbance, and the virtual PST engine was calibrated in real time based on the deep deterministic strategy gradient algorithm, which was combined with the PST mechanism model to realize the real-time dynamic and accurate modeling of the PST. On the other hand, the traction fluctuation was treated as an external disturbance, and a deep Q-network was used to automatically generate the shift strategy. Finally, the virtual PST training simulation under plowing conditions and the speed tracking comparison test between the proposed method and the fuzzy adaptive method were carried out. The results showed that the average tracking errors of engine torque and fuel consumption rate did not exceed 7.28 N·m and 1.55 g/(kW·h), and dynamic and accurate modeling of physical PST was achieved. After using for a long time, the changes of engine and traction force caused that the shift points and fuzzy rules of the fuzzy adaptive method were no longer fully applicable, and the shift performance was gradually deteriorated. In contrast, the shift performance and speed tracking effect of the proposed method were good throughout, and the mean value of speed tracking error, mean value of fuel consumption rate, and total number of shifts were 0.012 5 m/s, 229.76 g/(kW·h), and 42, respectively, which were reduced by 0.91%, 11.14%, and 34.38% compared with those of the fuzzy adaptive method. The adaptability and superiority of the proposed method were verified.

Key words: power shift tractor; digital twins; shift strategy; adaptability

收稿日期：2024-02-21　修回日期：2024-03-09

基金项目：智能农业动力装备全国重点实验室开放项目(SKLIAPE2023016)和中国农业大学双一流科研项目(2023AC004)

作者简介：张延安(1993—)，男，博士生，主要从事农机装备数字化设计与自动控制技术研究，E-mail：yanan@cau.edu.cn

通信作者：杜岳峰(1984—)，男，副教授，博士生导师，主要从事农机装备数字化设计与自动控制技术研究，E-mail：dyf@cau.edu.cn

0　引言

良好的换挡策略是发挥动力换挡拖拉机(Power shift tractor, PST)在动力性、经济性等方面优势的重要基础[1-3]。然而,系统时变因素对换挡策略的适应性形成了巨大威胁。从系统内部的角度看,随着服役时间的增长,发动机性能因磨损和环境变化而产生变化,基于稳态数据生成的换挡策略将可能不再最优;从系统外部的角度看,拖拉机常挂接中、重型负载工作,牵引阻力高频、高幅波动,PST 循环换挡和频繁换挡现象频发[4-6]。因此,研究具有高适应性的换挡策略开发方法具有重要意义。

以往的换挡策略研究中,基于工况和驾驶意图对多参数换挡规律进行修正的方法备受关注。席志强[7]考虑拖拉机的牵引功率和牵引效率,制定了基于最大生产率的动力性换挡规律和基于最低油耗的经济性换挡规律。符冉[8]以车速、油门开度、驱动轮滑转率为换挡参数,结合模糊控制理论,制定了在颠簸路面、弯道、地头转弯等工况下的换挡策略和修正规律。杨彪[9]以油门开度和车速作为换挡参数制定了换挡策略,并在重载荷作业工况下使用滑移率和负荷率对换挡策略进行修正。为提高典型作业场景下的经济性,LI 等[10]运用递归最小二乘法实时识别作业工况,制定了以车速、油门开度、滑转率和工况因子为换挡参数的拖拉机自动换挡规律。赵盼[11]基于动态规划算法制定了换挡规律,并根据辨识出的驾驶意图和环境状况对换挡点进行修正。

以上方法虽然关注到负载不同对换挡策略的影响,但是仍存在工况适应性差等问题,同时,上述方法忽略了服役时长增加后发动机等关键部件性能变化对换挡策略适应性的影响。外部干扰(负载变化)和内部干扰(发动机等部件性能变化)均使系统发生动态变化,而传统换挡策略均是静态的,这是其无法实现适应性控制的根本原因[12-14]。负载变化可以由传感器实时测得,但发动机等部件性能变化缓慢,难以感知,因此如何构建 PST 的动态精准模型和应对负载波动成为提高换挡策略适应性的关键。

数字孪生是物理世界的动态精准的数字化镜像,能够在多时空尺度描述物理实体的属性与行为,为构建 PST 的动态精准模型提供了方法[15-16]。EDINGTON 等[17]提出对机理模型和数据模型进行加权融合,来实现对随时间演化的物理实体的准确描述。VERED 等[18]利用数字孪生估计随时间变化的齿隙间隙角度,用以重新设计死区和远程更新控制器。MAITY 等[19]将递归机器学习模型作为数字孪生模型来实时预测焊缝界面温度,显著提高了焊接质量。张延安等[20-21]提出了大功率拖拉机数字孪生体构建方法,并将一种基于实时数据的数字孪生体构建和控制方法应用到湿式离合器压力控制过程中。

此外,人工智能算法被应用到换挡策略生成过程中,显著提高了换挡策略对负载变化的适应性和生成换挡策略的便捷性。李方邑陆[22]以油门开度、车速、发动机转矩为换挡参数,使用试验数据和 BP 神经网络训练了一套面向重负荷、轻负荷和道路运输 3 种主要工况的换挡策略。张元侠[23]使用多分类支持向量机预测不同工况下的最佳挡位,并通过增量学习的方式使换挡策略适应工况、驾驶员风格和意图的变化。FENG 等[24]提出了一种智能换挡决策系统,该系统结合了基于随机森林回归模型的实时换挡决策方法和基于远程升级的换挡决策策略更新方法,能够不断适应驾驶行为和环境的变化。周楠等[25]提出一种基于强化学习的机器人驾驶车辆换挡策略,表现出比模糊神经网络换挡策略更好的动力性和舒适性。

综上所述,将数字孪生技术与人工智能技术融入换挡策略生成过程是提高换挡策略适应性的有效途径。因此,本文提出一种基于数字孪生的 PST 换挡策略开发方法。一方面,面向换挡策略开发需求,建立 PST 机理模型,并将发动机状态变化视作内部干扰,提出基于深度确定性策略梯度(Deep deterministic policy gradient, DDPG)的 VPST 发动机实时校准方法,实现对 PST 的实时动态精准建模。另一方面,将牵引阻力波动视作外部干扰,提出基于深度 Q 网络(Deep Q-network, DQN)的换挡策略生成方法。在实时动态精准建模和换挡策略自动生成两个机制的协同作用下,实现换挡策略的自适应调整。最后,通过仿真分析与试验,验证所提方法的有效性与优越性。

1　基于数字孪生的自适应换挡策略开发框架

1.1　PST 数字孪生系统

PST 数字孪生系统[20]是实现物理 PST 和虚拟 PST 双向互联和实现基于数字孪生的自适应控制的基础。PST 数字孪生系统可表示为

$$S_{PSTDTS} = \{PPST, VPST, DTsD, DTsS, CN\} \quad (1)$$

式中 PPST、VPST、DTsD、DTsS、CN 为物理 PST、虚拟 PST、DTs 数据、DTs 服务和各部分之间的连接。

PPST 是位于真实作业环境中的 PST,配备压力

传感器、转速传感器、温度传感器及 TCU，负责对多源异构数据进行统一分类与清洗、封装与上传，接收 DTS 下发的信号来执行指定动作。

VPST 是 PST 在虚拟世界中的映射，配备与 PPST 相同的传感器和控制器，负责接收 DTS 下发的信号来执行动作，并将数据上传。VPST 可与 PPST 同步运行，也可离线仿真。通过对模型、数据、知识的特殊处理，VPST 能够展现 PPST 的全面、多尺度、多维度的信息。

DTsD 是 PPST、VPST、DTsS 产生的全面数据的集合，经过数据处理、数据分析以及不断地数据积累与更新后，能够形成对 DTsS 更有价值的数据。

DTsS 是包括状态监测、参数预测、可视化、自适应控制等各项服务的集合，旨在向 PST 开发人员提供更好的优化方案，向 PST 提供更好的控制方案，向驾驶员提供更全面的 PST 状态。

CN 是 PST 数字孪生系统各部分之间的连接，包括传感器与控制器之间的 USB、Bluetooth、WiFi 等协议，软件之间的 Socket、ProToolkit、RPC、MQSeries、JDBC、ODBC、ADO. NET 等接口。

1.2 基于数字孪生的自适应换挡策略开发方法

基于数字孪生的自适应换挡策略开发方法如图 1 所示。融合自适应控制理念和数字孪生理念，利用强化学习构建动态准确的数字孪生体来作为设计控制器的基础，并使用强化学习和数字孪生体生成换挡策略。

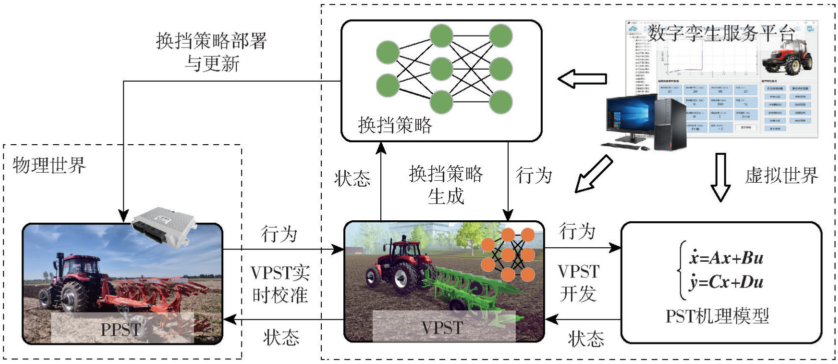

图 1 换挡策略开发方法

Fig. 1 Shift strategy development method

基于数字孪生的自适应换挡策略开发主要步骤如下：

(1)将 VPST 模型的校正问题转化为其对 PST 机理模型输出值的跟踪问题，利用 PST 机理模型和强化学习构建 VPST。将 PST 机理模型的输入和输出作为状态传递给 VPST，VPST 对比自身输出与 PST 机理模型输出，以减少跟踪误差为目标，不断调整自身参数，从而精准映射 PST 机理模型。

(2)校正 VPST。将步骤(1)中的 PST 机理模型替换为 PPST，利用 PPST 的输入与输出数据对训练得到的初始 VPST 进行实时和持续的模型校准，从而动态精准映射 PPST。

(3)利用 VPST 和强化学习生成换挡策略，并定期或按需更新。将 VPST 的输入与输出作为状态传递给换挡策略，以减小对目标车速的跟踪误差为目的，训练得到油耗小、换挡次数少的换挡策略。

(4)将训练得到的换挡策略部署至 PPST。换挡策略在数字孪生服务平台端自动更新，定期或按需向 PPST 更新部署，以保证换挡策略的适应性(这也能避免直接使用 PPST 更新换挡策略的成本和风险)。

2 基于数字孪生的自适应换挡策略

2.1 PST 机理模型

PST 传动系统简图如图 2 所示。主要分为发动机、变速箱和整车 3 部分。变速箱分为主变速箱(动力换挡部分)与副变速箱(区段换挡部分)，主变速箱由离合器 A、B、C、D 实现 4 速动力换挡，其挡位分为 LL 挡、L 挡、M 挡、H 挡，副变速箱由同步器实现 6 速手动换挡。

图 2 中：J_e、J_m、J_v 分别表示发动机飞轮、输出轴及整机等效转动惯量；T_e、$T_A \sim T_D$、T_v 分别为发动机输出转矩、离合器 A ~ D 传递转矩及阻力矩；ω_e、ω_m、ω_o、ω_v 分别为发动机、输出轴、后轴、驱动轮角速度；c_e、c_m 和 c_v 分别为发动机、输出轴和驱动轮的等效转动阻尼系数；K_o 为扭转减震器的等效转动刚度；C_o 为扭转减震器的等效转动阻尼系数；i_1、i_3、i_4、i_F、$i_{d1} \sim i_{d6}$、i_o、i_w 分别为 LL 挡、M 挡、H 挡、前进挡、副变速箱挡位、中央传动及最终传动的传动比。

以往常使用试验获取的发动机稳态数据搭建发动机稳态模型。但是，文献[26]表明，温度、湿度、氧气浓度、柴油机曲轴角加速度的变化及关键部件磨损老化等均会造成发动机性能变化。因此构建发

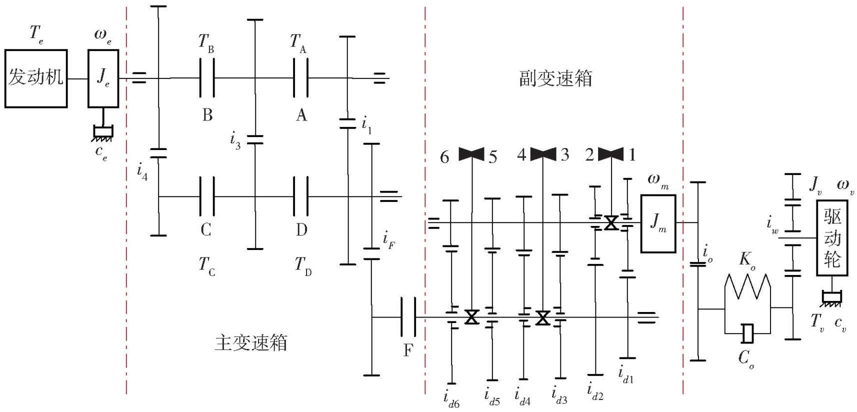

图 2　PST 传动系统简图

Fig. 2　PST driveline sketch

动机动态模型为

$$\begin{cases} T_e = \sum\limits_{\substack{i=0\\j=0}}^{\substack{i=m\\j=n}} a_{i,j}\alpha^i\omega_e^j + \int_0^t \eta_T \mathrm{d}t \\ g_e = \sum\limits_{\substack{i=0\\j=0}}^{\substack{i=m\\j=n}} b_{i,j}T_e^i\omega_e^j + \int_0^t \eta_g \mathrm{d}t \end{cases} \tag{2}$$

式中　η_T——发动机转矩在单位时间内的动态增量，N·m

g_e、η_g——发动机燃油消耗率及其在单位时间内的动态增量，g/(kW·h)

$a_{i,j}$、$b_{i,j}$——多项式系数

α——油门开度

变速箱包含动力换挡部分、区段换挡部分、中央传动部分和最终传动部分，其机理模型为

$$\begin{cases} J_e\dot{\omega}_e = T_e - T_\mathrm{B} - T_\mathrm{C}/i_4 - c_e\omega_e \\ J_m\dot{\omega}_m = (T_\mathrm{A}i_1 + T_\mathrm{D})i_Fi_r - T_o/i_o - c_m\omega_m \\ T_o = K_o(\theta_o - \theta_vi_w) + C_o(\omega_o - \omega_vi_w) \\ J_v\dot{\omega}_v = T_oi_w - T_v - c_v\omega_v \end{cases} \tag{3}$$

式中　T_o——后桥扭转减振器扭矩，N·m

i_r——副变箱传动比

θ_o——后轴转角，rad

θ_v——驱动轮转角，rad

整车纵向动力学模型为

$$\begin{cases} m\dot{v}_t = T_v/R_d - mgf_g\cos\alpha_s - mg\sin\alpha_s - 0.5C_dA_w\rho v_t^2 - F_T \\ v = v_t(1 - s_v) \end{cases} \tag{4}$$

式中　m——整车质量，kg　　A_w——迎风面积，m²

R_d——驱动轮半径，m

f_g——滚动阻力系数

α_s——坡度，rad　　s_v——滑转率

C_d——空气阻力系数　　F_T——牵引阻力，N

ρ——空气密度，kg/m³

v_t、v——理论车速和实际车速，m/s

整车纵向力为驱动力、滚动阻力、坡度阻力、空气阻力、牵引阻力的合力。受牵引阻力和地面变化的影响，轮胎将出现不同程度的滑转。

2.2　VPST 设计

2.2.1　VPST 结构

数字孪生体是面向需求的多精度模型。离合器压力和换挡品质的变化对换挡策略的开发影响较小，因此变速箱和整车的建模精度要求较低，应采取机理建模的方式。发动机转矩和燃油消耗率的动态值与稳态值间的误差逐渐增大是造成换挡策略适应性变差的重要原因，而传统的发动机静态模型无法描述发动机性能的动态变化，因此发动机的建模精度要求较高，需采取数字孪生建模的方式。结合变速箱和整车机理模型及虚拟发动机，形成的 VPST 如图 3 所示。

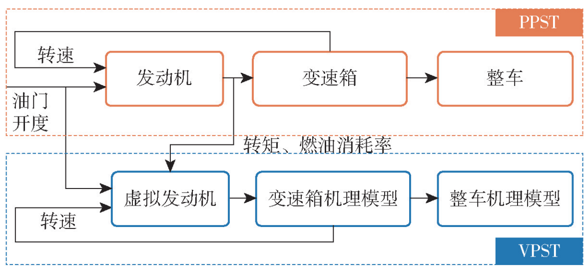

图 3　VPST 结构图

Fig. 3　VPST structure diagram

忽略复杂的离合器作动过程和换挡过程，将式(3)、(4)所示变速箱和整车的机理模型与虚拟发动机的输出相结合，得到 VPST 的公式为

$$\begin{cases} (T_{eV}, g_{eV}) = f_V(\alpha, \omega_e) \\ m\dot{v}_t = T_{eV}i/R - mgf\cos\alpha_s - mg\sin\alpha_s - 0.5C_dA\rho v_t^2 - F_T \\ v = v_t(1 - s_v) \end{cases} \tag{5}$$

式中　T_{eV}——虚拟发动机转矩，N·m

g_{eV}——虚拟发动机燃油消耗率，g/(kW·h)

f_V——虚拟发动机模型

2.2.2 基于DDPG的VPST发动机实时校准

将VPST发动机实时校准问题转化为其对PPST发动机的实时跟踪问题，提出基于DDPG的VPST发动机实时校准方法，如图4所示。

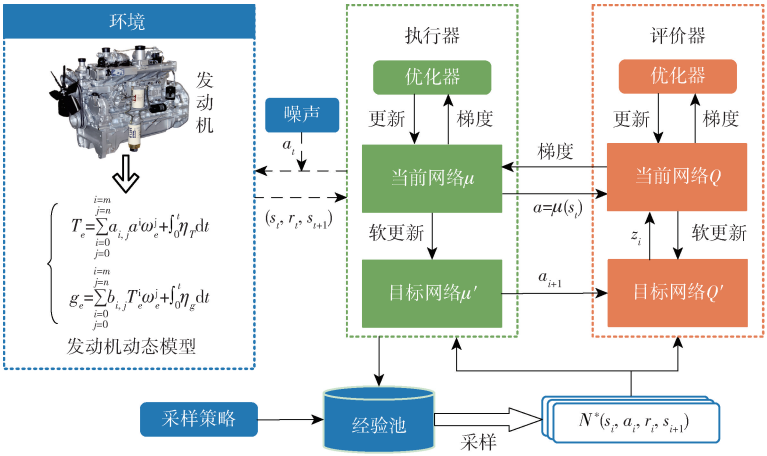

图4 DDPG结构图

Fig. 4 DDPG structure diagram

DDPG以演员-评论家算法为基本框架，使用深度神经网络作为策略网络和动作值函数，并通过向智能体添加行为噪声、经验回放机制和双网络结构来提高训练过程的稳定性，适用于求解状态空间和动作空间均连续的问题。其包含执行器当前网络μ、执行器目标网络μ'、评价器当前网络Q、评价器目标网络Q'。

网络Q由损失函数以反向传播方式更新，损失函数为

$$L=\frac{1}{N}\sum_i\left(r_i+\gamma Q'(s_{i+1},\mu'(s_{i+1}|\boldsymbol{\theta}^{\mu'})|\boldsymbol{\theta}^{Q'})-Q(s_i,a_i|\boldsymbol{\theta}^{Q})\right)^2 \tag{6}$$

式中 r——奖励 γ——折扣因子

$\boldsymbol{\theta}^{\mu'}$、$\boldsymbol{\theta}^{Q}$、$\boldsymbol{\theta}^{Q'}$——$\mu'$、$Q$、$Q'$的网络参数

N——批处理样本数

网络μ参数$\boldsymbol{\theta}^{\mu}$更新遵循确定策略梯度定理，即

$$\nabla_\theta=\frac{1}{N}\sum_i\left(\nabla_a Q(s_i,a|\boldsymbol{\theta}^{Q})|_{a=\mu_s}\nabla_\theta\mu(s_i|\boldsymbol{\theta}^{\mu})\right) \tag{7}$$

式中 ∇_θ——网络μ关于θ的梯度

∇_a——网络Q关于a的梯度

网络Q'和网络μ'采用软更新的方式计算更新目标，即

$$\begin{cases}\boldsymbol{\theta}^{Q'}\leftarrow\tau\boldsymbol{\theta}^{Q}+(1-\tau)\boldsymbol{\theta}^{Q'}\\ \boldsymbol{\theta}^{\mu'}\leftarrow\tau\boldsymbol{\theta}^{\mu}+(1-\tau)\boldsymbol{\theta}^{\mu'}\end{cases} \tag{8}$$

式中 τ——软更新参数

为实现对PPST发动机的实时跟踪，以VPST发动机的转矩和燃油消耗率及其跟踪误差为评价依据，以缩小跟踪误差为学习目标，对VPST发动机的转矩动态增量与燃油消耗率动态增量进行校正，制定实时校准VPST发动机转矩和燃油消耗率的马尔可夫决策过程模型。在发动机转矩的马尔可夫决策过程模型中，状态空间由VPST发动机转矩、发动机转矩跟踪误差及其累计值组成，动作空间为VPST发动机转矩，跟踪误差小于5时的奖励值为10，否则奖励值为-1，状态转移函数为

$$T_e(t+1)=\sum_{i=0,j=0}^{i=m,j=n}a_{i,j}\alpha^i(t)\omega_e^j(t)+\eta_T(t) \tag{9}$$

在燃油消耗率的马尔可夫决策过程模型中，状态空间由VPST发动机燃油消耗率、燃油消耗率跟踪误差及其累计值组成，动作空间为VPST发动机燃油消耗率，跟踪误差小于5时的奖励值为10，否则奖励值为-1，状态转移函数为

$$g_e(t+1)=\sum_{i=0,j=0}^{i=m,j=n}b_{i,j}T_e^i(t)\omega_e^j(t)+\eta_g(t) \tag{10}$$

2.3 基于DQN和VPST的换挡策略生成

为便捷、自动地生成具有良好动力性和经济性的换挡策略，提出基于DQN的换挡策略生成方法，如图5所示。

DQN使用深度神经网络代替Q-table完成状态感知和评价，使用Q-learning完成探索和决策，适用于求解状态空间连续、动作空间离散的问题。更新方式为

$$Q(s,a)\leftarrow Q(s,a)+\alpha_Q[r+\gamma\max Q(s',a')-Q(s,a)] \tag{11}$$

$$f(s,a|\boldsymbol{\theta})\approx Q(s,a) \tag{12}$$

式中 f、f'——当前值网络和目标值网络

s、s'——当前和下一状态

a、a'——当前和下一动作

α_Q——学习率 $\boldsymbol{\theta}$——f的网络参数

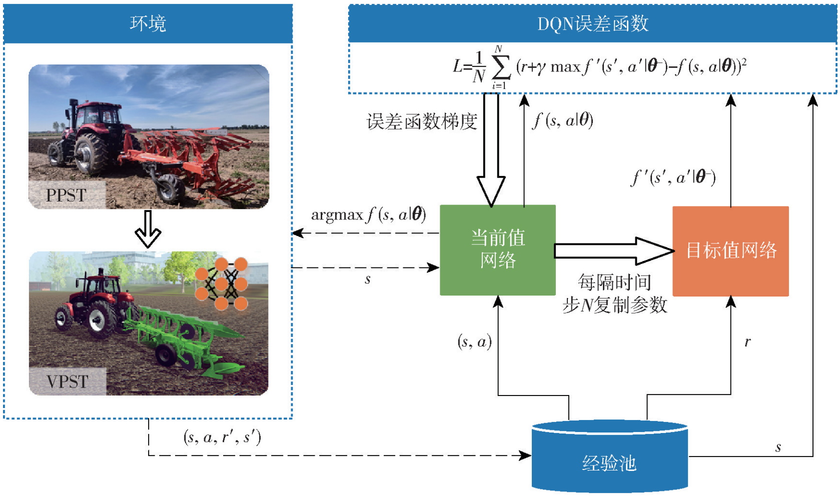

图 5　换挡策略生成方法

Fig. 5　Shift strategy generation method

损失函数为

$$L=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(r+\gamma\max f'(s',a'|\boldsymbol{\theta}^-)-f(s,a|\boldsymbol{\theta})\right)^2 \tag{13}$$

DQN 将强化学习得到的数据存放在经验池中，随机抽取小批量数据来更新网络，以避免数据关联。在训练过程中，固定目标值网络，计算动作的 Q 值和损失函数，使用梯度下降的方式调节网络参数，每隔 N 步将当前值网络参数复制到目标值网络，以保证训练稳定。同时，使用 ε-贪心策略选择动作，以权衡探索和利用。

为使拖拉机具有良好的动力性和经济性，以缩小车速跟踪误差、减少换挡次数和降低燃油消耗为学习目标，制定换挡策略生成过程的马尔可夫决策过程模型。其中状态空间为车速、油门开度、滑转率、牵引阻力随机载荷变异系数、当前挡位，动作空间为升挡(1)、降挡(−1)、不换挡(0)，跟踪误差小于 0.1 时的奖励值为 10，否则奖励值为 −1，加速度不等于 0 时奖励值为 −0.01，同时将 $-0.001g_{eV}$ 作为奖励值的补充项。状态转移函数为

$$\begin{cases}v_t(t+1)=v_t(t)+(T_{eV}i(t)/R-mgf\cos\alpha_s-\\ \qquad mg\sin\alpha_s-0.5C_dA\rho v_t^2(t)-F_T)/m\\ v(t+1)=v_t(t)(1-s_v(t))\end{cases} \tag{14}$$

其中，牵引阻力随机载荷变异系数定义为

$$K=\sqrt{\frac{1}{n_j-1}\sum_{i=1}^{n_j}\left(F(i)-\sum_{i=1}^{n_j}F(i)\Big/n_j\right)^2}\Big/F_s(t) \tag{15}$$

式中　K——牵引阻力随机载荷变异系数
　　n_j——采样窗口宽度
　　F、F_s——随机载荷及其稳态值，N

K 能够表征随机载荷的离散程度和波动性。为了减少频繁换挡，应当根据随机载荷的波动程度适当修正换挡策略[6]。

3　仿真分析与试验

3.1　仿真分析

为测试本文方法的有效性，基于 Matlab 搭建了 PST 机理模型及 DDPG 和 DQN 的强化学习环境。

补充 PI 控制器来模拟驾驶员控制油门开度，其中比例控制系数 $K_p=50$，积分控制系数 $K_i=10$。为模拟田间犁耕作业效果，使用田间犁耕试验测得的真实牵引阻力和滑转率数据如图 6 所示。所设置的 DDPG 与 DQN 训练参数如表 1 所示。

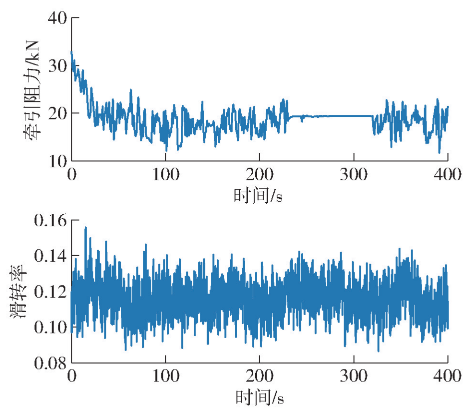

图 6　犁耕试验结果

Fig. 6　Plowing test results

VPST 发动机训练结果如图 7 所示，随着训练轮数的增加，VPST 发动机转矩和燃油消耗率跟踪训练奖励值逐渐变大并分别收敛至 2006 和 2010。VPST 发动机仿真结果如图 7c、7d 所示，在 PPST 发动机转矩和燃油消耗率以幅值为 25 的正弦规律变化时，最大跟踪误差为 4.75 N·m 和 3.5 g/(kW·h)，这说明 VPST 发动机得到了良好的实时校准，验证了 VPST 开发方法的有效性。

表 1　训练参数

Tab. 1　Training parameters

参数	数值	
	DDPG	DQN
训练轮数	5 000	5 000
最大步数	200	500
折扣因子	0.99	0.99
学习率	10^{-3}（评价器） 10^{-4}（执行器）	10^{-4}
经验池尺寸	10^6	10^6
Mini-batch	64	64
软更新因子	10^{-3}	
探索噪声	0.3（均值）、10^{-5}（方差）	

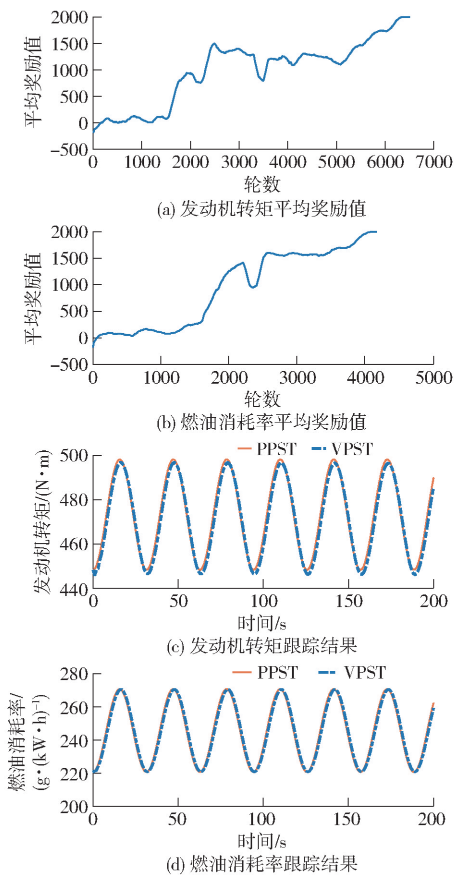

图 7　VPST 发动机训练和仿真结果

Fig. 7　Virtual engine training and simulation results

换挡策略训练与仿真结果如图 8 所示。由图 8a 可知，随着训练轮数的增加，奖励值逐渐变大并收敛至 10 160。

由图 8c 可知，车速跟随误差均值为 0.029 8 m/s，换挡策略能够实现对目标车速的跟踪。由于 VPST 对 PPST 的准确映射和生成换挡策略时考虑了牵引力变化，总换挡次数仅为 19 次，燃油消耗率均值为 226.72 g/(kW·h)，动力性和经济性均得到良好控制，验证了换挡策略生成方法的有效性。

由图 8e、8f 可知，VPST 对 PPST 的发动机转矩和燃油消耗率跟踪误差均值分别为 7.28 N·m 和 1.55 g/(kW·h)，进一步验证了 VPST 开发方法的有效性[27]。

3.2　部署与试验

为了验证所提方法的适应性，搭建 PST 数字孪生系统，开展犁耕工况下车速跟踪试验。

为验证控制策略在大功率 PST 长时间运行后的适应性，基于实车开展试验将花费巨额的时间和金钱。为了实现对换挡策略适应性的快速、安全验证，搭建 PST HIL 系统作为 PPST，并将发动机长周期内的性能变化压缩到短时间内。PST HIL 系统主要由 dSPACE、TCU、工作站组成。工作站分别通过 TCP/IP 和 USB – CAN 适配器与 dSPACE 和 TCU 相连接，dSPACE 与 TCU 通过 CAN 连接。

为实现对整个 PST 数字孪生系统的管理，利用 Matlab GUI 开发了数字孪生服务平台，该平台通过“serialport”函数接收 PPST 的状态，使用“add_exec_event_listener”函数监听 VPST 的状态，并通过“database”函数将系统数据存入 MySQL。

将 PST HIL 试验台、VPST 与数字孪生服务平台集成，形成图 9 所示的 PST 数字孪生系统。dSPACE 中实时运行 PST 模型，以代表 PPST。VPST 和数字孪生服务平台在工作站中的 Matlab 中实时运行。训练得到的换挡策略在 TCU 中运行来控制 PPST 和 VPST。

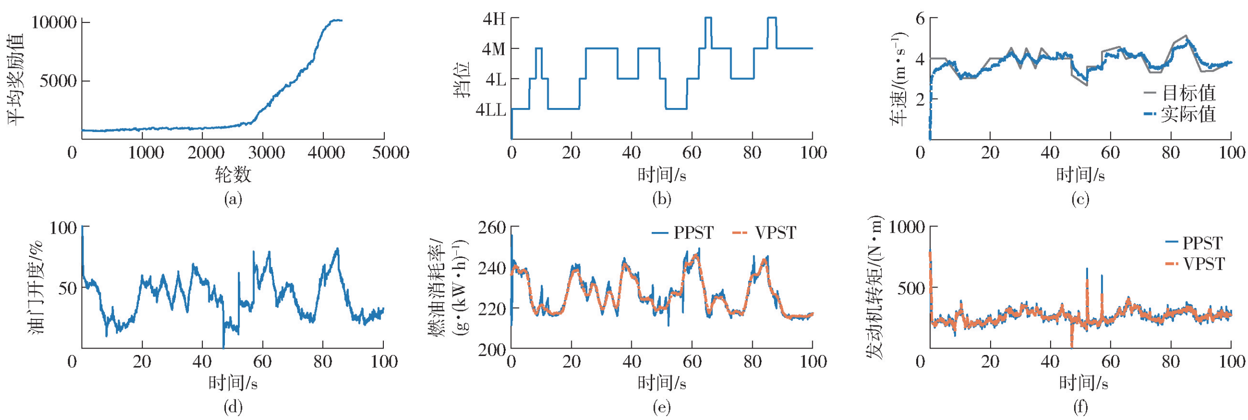

图 8　换挡策略训练与仿真结果

Fig. 8　Shift strategy training and simulation results

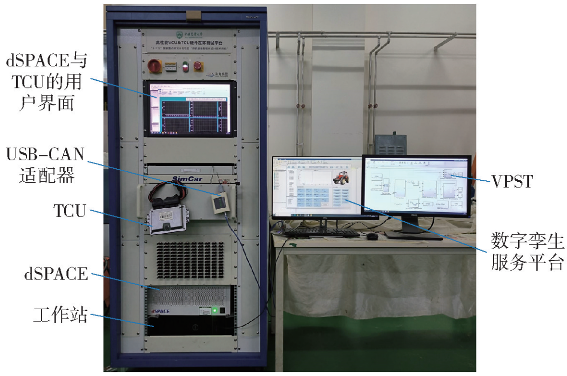

图 9　PST 数字孪生系统

Fig. 9　PST digital twin system

为验证本文方法的优越性，同时使用文献[6]中模糊自适应方法进行车速跟踪试验，两种方法的试验结果对比如图 10 所示。

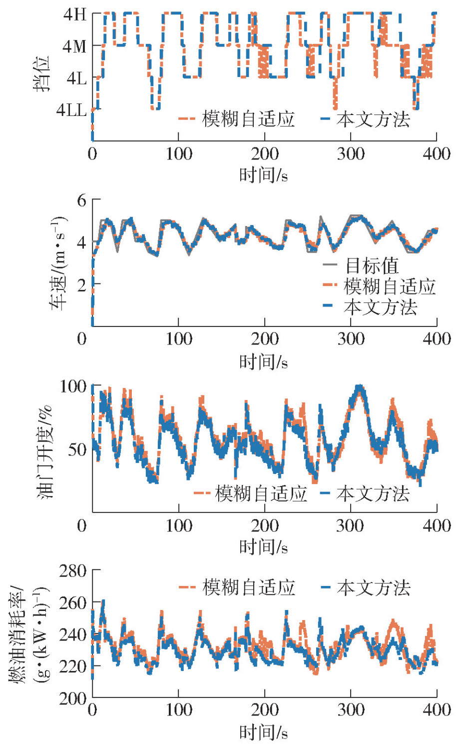

图 10　试验结果

Fig. 10　Test results

在试验前期，两种方法的车速跟踪效果、换挡点和换挡次数均良好且差异不大。但在试验后期，发动机性能和犁耕阻力的变化导致模糊自适应方法的换挡点和模糊规则不再完全适用，模糊自适应方法的不恰当换挡次数逐渐增多，燃油消耗率增加，其车速跟踪误差均值、燃油消耗率均值、总换挡次数分别为 0.014 1 m/s、231.88 g/(kW·h)、64。

而由于 VPST 对 PPST 的准确映射和生成换挡策略时考虑了牵引力变化，本文方法的换挡表现和车速跟踪效果全程良好，其车速跟踪误差均值、燃油消耗率均值、总换挡次数分别为 0.012 5 m/s、229.76 g/(kW·h)、42，比模糊自适应方法分别减少 0.91%、11.14%、34.38%，验证了本文方法的适应性和优越性。

4　结论

（1）提出一种 VPST 开发方法，该方法将 PST 机理模型与基于 DDPG 的 VPST 发动机相结合形成 VPST。仿真结果表明，VPST 对发动机转矩和燃油消耗率的跟踪误差均值不超过 7.28 N·m 和 1.55 g/(kW·h)，实现了对 PPST 的动态精准建模。

（2）提出一种基于 DQN 和 VPST 的换挡策略生成方法，该方法以动态精准的 VPST 为基础，使用 DQN 生成换挡策略。仿真结果表明，车速跟随误差均值、燃油消耗率均值、总换挡次数分别为 0.029 8 m/s、226.72 g/(kW·h)、19，动力性和经济性良好，验证了本文方法的有效性。

（3）基于 PST 数字孪生系统开展了犁耕工况下的车速跟踪试验，结果表明，相比于模糊自适应方法，本文所提换挡策略的车速跟踪误差均值、燃油消耗率均值、总换挡次数分别减少 0.91%、11.14%、34.38%，验证了本文方法的适应性与优越性。

参　考　文　献

[1]　杜岳峰，傅生辉，毛恩荣，等. 农业机械智能化设计技术发展现状与展望[J]. 农业机械学报，2019，50(9)：1－17.
DU Yuefeng, FU Shenghui, MAO Enrong, et al. Current status and prospects of intelligent design technology for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 1－17. (in Chinese)

[2]　徐立友，张俊江，闫祥海，等. 农业装备电动化技术研究综述[J]. 农业机械学报，2023，54(9)：1－12.
XU Liyou, ZHANG Junjiang, YAN Xianghai, et al. Review of research for agricultural equipment electrification technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 1－12. (in Chinese)

[3]　XIAO M, ZHAO Y, LI X, et al. Dynamic simulation of the tractor HMCVT under typical working conditions based on AMESim[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2022, 15(2): 102－110.

[4]　WANG G, SONG Y, WANG J, et al. Shift quality of tractors fitted with hydrostatic power split CVT during starting[J]. Biosystems Engineering, 2020, 196: 183－201.

[5]　闫祥海，魏海江，刘孟楠，等. 基于充油流量与曝气程度的拖拉机动力换向性能研究[J]. 农业机械学报，2023，54(8)：381－393.
YAN Xianghai, WEI Haijiang, LIU Mengnan, et al. Dynamic change direction of tractor based on oil filling flow and aeration degree[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 381－393. (in Chinese)

[6] 傅生辉,张延安,张稳,等. 考虑随机载荷自适应补偿的 PST 换挡策略与硬件在环试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 408-416.
FU Shenghui, ZHANG Yan'an, ZHANG Wen, et al. PST shift strategy and hardware in loop test considering adaptive compensation of random load[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 408-416. (in Chinese)

[7] 席志强. 拖拉机动力换挡变速器控制系统研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2016.
XI Zhiqiang. Study on control system of tractor powershift transmission[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2016. (in Chinese)

[8] 符冉. 拖拉机动力换挡变速器换挡规律研究[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2015.
FU Ran. Shift schedule research on power gearshift transmission of tractor[D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2015. (in Chinese)

[9] 杨彪. 拖拉机动力换挡变速器换挡策略研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2019.
YANG Biao. Research on shift strategy of tractor power shift transmission[D]. Chongqing: Chongqing University, 2019. (in Chinese)

[10] LI B, SUN D, HU M, et al. Automatic gear-shifting strategy for fuel saving by tractors based on real-time identification of draught force characteristics[J]. Biosystem Engineering, 2020, 193(7): 46-61.

[11] 赵盼. 基于驾驶意图与行驶环境识别的双离合器自动变速器智能挡位决策研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2020.
ZHAO Pan. Research on intelligent gear decision-making of dual clutch transmissions based on driving intention and driving environment identification[D]. Chongqing: Chongqing University, 2020. (in Chinese)

[12] LIU J, JI Q, ZHOU H, et al. A multi-dimensional evolution modeling method for digital twin process model[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2024, 86: 102667.

[13] OGUNSAKIN R, MEHANDJIEV N, MARIN C A. Towards adaptive digital twins architecture[J]. Computers in Industry, 2023, 149: 103920.

[14] 高士根, 周敏, 郑伟, 等. 基于数字孪生的高端装备智能运维研究现状与展望[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(7): 1953-1965.
GAO Shigen, ZHOU Min, ZHENG Wei, et al. Intelligent operation and maintenance for advanced equipment based on digital twin: challenges and future[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2022, 28(7): 1953-1965. (in Chinese)

[15] TAO F, QI Q. Make more digital twins[J]. Nature, 2019, 573: 490-491.

[16] 郭大方, 杜岳峰, 栗晓宇, 等. 云-雾-边-端协同的农业装备数字孪生系统研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 133-141.
GUO Dafang, DU Yuefeng, LI Xiaoyu, et al. Digital twin system for agricultural machinery with cloud - fog - edge - terminal architecture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 133-141. (in Chinese)

[17] EDINGTON L, DERVILIS N, ABDESSALEM A B, et al. A time-evolving digital twin tool for engineering dynamics applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 188: 109971.

[18] VERED Y, ELLIOTT S J. The use of digital twins to remotely update feedback controllers for the motion control of nonlinear dynamic systems[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 185: 109770.

[19] MAITY D, PREMCHAND R, MURALIDHAR M, et al. Real-time temperature monitoring of weld interface using a digital twin approach[J]. Measurement, 2023, 219: 113278.

[20] ZHANG Y, DU Y, YANG Z, et al. Construction method of high-horsepower tractor digital twin[J]. Digital Twin, 2022, 2(12): 1-24.

[21] 张延安, 杜岳峰, 毛恩荣, 等. 基于数字孪生的大马力拖拉机湿式离合器压力控制方法研究[J]. 机械工程学报, 2022, 59(13): 268-279.
ZHANG Yan'an, DU Yuefeng, MAO Enrong, et al. Pressure control method of wet clutch in high-powered tractor based on digital twin[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 59(13): 268-279. (in Chinese)

[22] 李方邑陆. 基于 BP 神经网络的重型拖拉机换挡策略与自动控制方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
LI Fangyilu. Research on shifting strategy and automatic control method of heavy tractor based on BP neural network[D]. Changchun: Jilin University, 2019. (in Chinese)

[23] 张元侠. 基于 SVM 学习模型的换挡决策研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
ZHANG Yuanxia. Research on gear shift decision based on SVM learning model[D]. Changchun: Jilin University, 2019. (in Chinese)

[24] FENG J, QIN D, LIU Y, et al. Data-driven cloud-based intelligent gear-shift decision strategy of vehicle considering driving behavior and environment[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 429: 139558.

[25] 周楠, 陈刚. 机器人驾驶车辆深度强化学习换挡策略[J]. 汽车工程, 2020, 42(11): 1473-1481.
ZHOU Nan, CHEN Gang. Gearshifting strategy for robot-driven vehicles based on deep reinforcement learning[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(11): 1473-1481. (in Chinese)

[26] TOGUN N K, BAYSEC S. Prediction of torque and specific fuel consumption of a gasoline engine by using artificial neural networks[J]. Applied Energy, 2010, 87(1): 349-355.

[27] 李瑞雪. 涡轮增压柴油机平均值模型建模及模型校核方法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2014.
LI Ruixue. Modeling and validation for mean-value model of turbocharged diesel engine[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2014. (in Chinese)