

# 基于深度强化学习的车辆多目标协同巡航决策控制系统设计

宋倩<sup>1</sup>, 罗富贵<sup>1</sup>, 蓝俊欢<sup>2</sup>

(1. 河池学院 大数据与计算机学院, 广西 河池 546300; 2. 河池市供电局, 广西 河池 546300)

**摘要:** 为提升车辆巡航避障能力, 实现对运动目标的精准决策, 设计基于深度强化学习的车辆多目标协同巡航决策控制系统; 利用主控制电路输出的电量信号, 调节 ACC 控制器、MPC 轨迹跟踪器、双闭环控制器的实时连接状态, 再借助多目标解耦模块, 确定目标车辆所处巡航位置, 完成巡航决策控制系统的主要应用结构设计; 建立深度强化学习模型, 根据车辆目标数据集定义条件, 求解协同参数实际取值范围, 实现对车辆巡航位姿的估计; 确定坐标转换原则, 通过分析多目标量化结果的方式, 实现对巡航决策轨迹的按需规划, 再联合相关应用设备, 完成基于深度强化学习的车辆多目标协同巡航决策控制系统的设计; 实验结果表明, 深度强化学习机制作用下, 车辆在横、纵及全方位巡航方向上的避障准确度都达到了 100%, 符合车辆多目标协同巡航决策的实际需求。

**关键词:** 深度强化学习; 车辆多目标; 协同巡航; 决策控制; 轨迹跟踪器; 多目标解耦; 协同参数; 量化分析

## Design of Vehicle Multi-Objective Cooperative Cruise Decision Control System Based on Deep Reinforcement Learning

SONG Qian<sup>1</sup>, LUO Fugui<sup>1</sup>, LAN Junhuan<sup>2</sup>

(1. College of Big Data and Computer Science, Hechi University, Hechi 546300, China;

2. Hechi Power Supply Bureau, Hechi 546300, China)

**Abstract:** In order to improve the ability of vehicle to avoid obstacles in cruise and achieve accurate decision-making of moving targets, a vehicle multi-objective collaborative cruise decision control system based on deep reinforcement learning is designed. The real-time connection state of ACC controller, MPC track tracker and double closed-loop controller is adjusted by using the electrical signal output from the main control circuit, and the cruise position of the target vehicle is determined by using the multi-objective decoupling module to complete the main application structure design of the cruise decision control system. A deep reinforcement learning model is established. According to the definition conditions of the vehicle target data set, the actual value range of the collaboration parameters is solved to achieve the estimation of the vehicle cruise posture. Determine the principle of coordinate conversion, realize the on-demand planning of the cruise decision trajectory by analyzing the results of multi-objective quantification, and then complete the design of the vehicle multi-objective collaborative cruise decision control system based on deep reinforcement learning in combination with relevant application equipment. The experimental results show that the vehicle's obstacle avoidance accuracy in the horizontal, vertical and omni-directional cruise directions has reached 100% under the effect of the deep reinforcement learning mechanism, which meets the actual requirements of the vehicle's multi-objective collaborative cruise decision-making.

**Keywords:** intensive learning; vehicle multi-target; cooperative cruise; decision control; track tracker; multi objective decoupling; collaboration parameters; quantitative analysis

## 0 引言

车辆多目标协同巡航过程中存在多障碍物, 影响车辆多目标协同巡航决策的性能。车辆巡航避障在全方位控制方面存在一定的欠缺, 为此车辆多目标协同巡航决策控制成为当前相关领域的重点研究课题。深度强化学习是一种极其接近人类思维方式的新型人工智能方法, 将强化学习

决策机制与深度学习感知思维完美结合起来, 可以直接根据输入图像制定控制执行指令<sup>[1]</sup>。该算法的应用为解决复杂系统感知决策问题提供了全新的思路, 既能够根据预期回报结果对动作价值函数做出评价, 也可以通过既定策略将当前执行状态映射为相应的动作指令, 从而在得到准确数值解的同时, 制定与目标对象相关的最优策略执行原则。相较于其他类型的应用算法, 深度强化学习行为打破了数

收稿日期: 2022-12-16; 修回日期: 2023-02-01。

基金项目: 2022 年度广西中青年骨干教师科研基础能力提升项目(2022KY0606)。

作者简介: 宋倩(1995-), 女, 硕士研究生, 助教。

引用格式: 宋倩, 罗富贵, 蓝俊欢. 基于深度强化学习的车辆多目标协同巡航决策控制系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(10):

115-121.

据样本之间的制约性关系，可以在推导完整信息学习规则的同时，定义多个独立的神经元结构，不但解决了网络环境中信息参量的不合理分配问题，还深化了学习主机的区域性主导地位，使得网络设备能够直接处理已存储的数据样本对象<sup>[2]</sup>。

文献 [3] 提出自适应巡航控制系统。巡航决策系统对于车辆目标的管理主要包括轨迹规划、全局路径规划与行为决策。车辆运动行为要求行进轨迹必须具有平顺性、连续性的特征，所以构造连接始末位置的连续平滑轨迹是巡航决策系统的主要工作目标。自适应巡航控制系统借助卡尔曼滤波器及模型预测控制器原理，建立跟车动力学模型，再通过求解向量松弛因子的方式，求解决策控制指令的最优执行结果。文献 [4] 提出基于变采样时间模型的巡航系统。根据车辆速度变化率条件，建立 MPC 控制器闭环，再联合 Carsim、Matlab、Simulink 等多个执行软件，对决策指令与车辆巡航目标之间的适配性进行测试。

上述两类系统的应用，只能实现车辆在某一特定巡航方向上的精准避障，在全方位控制方面存在一定的欠缺。为解决上述问题，针对基于深度强化学习的车辆多目标协同巡航决策控制系统展开研究。

### 1 巡航决策控制系统的主要应用结构

车辆多目标协同巡航决策控制系统的主要应用结构包括控制电路、处理器子模块、多目标解耦模块，本章节将针对上述模块结构的设计方法展开深入研究。

#### 1.1 主控制电路

巡航决策控制系统采用 12 V 直流电源提供传感器所需的电量信号，因此需要 ADC 传输导线实现对电量信号的分配处理。STC12C5A60S2 单片机自带 A/D 转换功能，可以在无外设 AD 模块设备的情况下，调节巡航目标传感器、航速传感器对于决策对象的捕获及处理能力，由于 A/D 转换功能可以实现模拟信号与数字信号的转换，所以在系统运行过程中，巡航目标传感器可以在 IN4007 设备的配合下<sup>[5-6]</sup>，确定 K1、K2 设备两端负载电压的具体数值，面对车辆巡航目标时，K1 设备负责检测目标节点的横向坐标，K2 设备负责检测目标节点的纵向目标。IN4007 设备具备较强的电信号集合处理能力，可以根据车辆目标的具体航速水平，完成对电量信号的按需分配。具体的主控制电路结构如图 1 所示。

航速传感器在采集车辆目标行进速度的过程中，由于外界信号量大且杂乱，会导致航速传感器采集到的信息出现细微振动状态，但由于 STC12C5A60S2 单片机所输出数字信号的总量有限，能耗保证信号传输过程的稳定性，这也是传感器振幅能够得到有效控制的主要原因。

#### 1.2 处理器子单元模块

##### 1.2.1 ACC 控制器

ACC 控制器是主控制电路的下级负载结构，如图 2 所示，可以在传感器、决策主机等多个应用元件的配合下，制定多项执行指令，并能够根据固定目标节点、运动目标

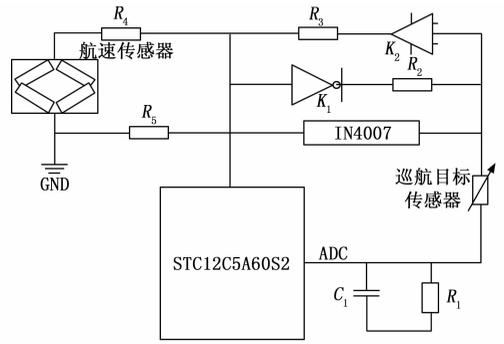


图 1 主控制电路示意图

节点的实时排列状态，来判断系统主机的当前执行状态是是否能够满足协同处理车辆目标节点的实际应用需求<sup>[7]</sup>。控制器主要部件由 ACC 执行设备、定向传感器、动向传感器、7280S 控制器、PLC 决策主机五部分共同组成。其中，ACC 执行设备同时控制定向传感器与动向传感器，可以在输出车辆行进指令的同时，标记固定目标节点、运动目标节点所处的实时位置，并可以借助传输信道组织，将已生成的指令文本反馈至系统核心控制主机之中。7280S 控制器、PLC 决策主机是两个相互关联的控制器执行结构，负责制定循环控制指令与决策执行指令，且为保证系统主机能够对车辆目标进行不间断地监测，这两类设备元件可以在脱机状态下保持长时间的稳定运行<sup>[8]</sup>。

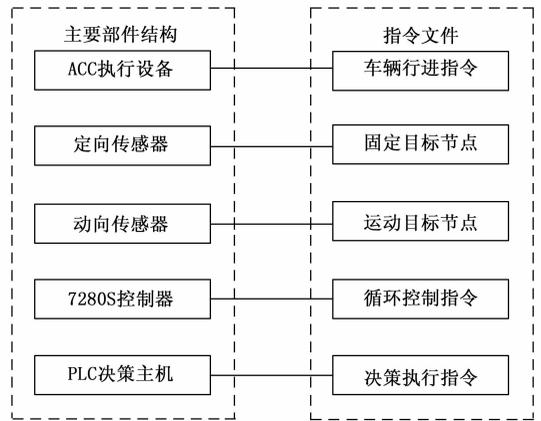


图 2 ACC 控制器结构简图

由于 ACC 控制器元件对于指令文件的寄存能力有限，所以在决策控制系统快速运行的过程中，有一部分信息样本会被直接存储至数据库主机之中。

##### 1.2.2 MPC 轨迹跟踪器

MPC 轨迹跟踪器控制指令的实现是以选定被控车辆目标为基础，生成最优控制解与实际巡航轨迹。MPC 调度主机通过全局规划的方式，确定被控车辆目标在既定巡航区域内所处位置，再联合深度强化学习算法应用原则，求解与车辆巡航轨迹相关的运动学方程。对于系统主机而言，求解所得结果会以状态量参数的方式输入既定执行模块，以供 ACC 控制器、双闭环控制器元件对其进行直接调取与

利用<sup>[9-10]</sup>。MPC 轨迹跟踪器的运行原理如图 3 所示。

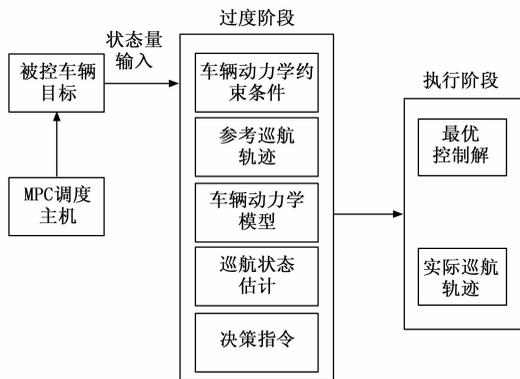


图 3 MPC 轨迹跟踪器运行原理

已被输入的被控车辆目标信息经过系统主机的计算与处理之后, 会形成完整的动力学约束条件, 随着数据样本的不断传输, MPC 调度主机中生成参考轨迹路线与动力学参考模型, 而这些信息参量都会为决策指令的生产提供数据样本支持。最终执行阶段, MPC 轨迹跟踪器整合所得到的参考轨迹、决策指令与动力学模型表达式, 并联合真实的车辆目标对象节点信息, 计算最优解结果, 从而使系统控制主机能够掌握完整的车辆巡航轨迹路线。

### 1.2.3 双闭环控制器

相较于其他处理器子单元模块, 双闭环控制器的运行模式较为复杂, 由两条完全独立的巡航决策指令传输线路组成, 能够同时调度 PI 控制器、转矩响应器、同步补偿器与 PMSM 控制器, 既可以在制定决策控制指令的过程中, 更改数据信息文本的传输方向, 也可以在不改变信息传输方向的情况下, 提取系统运行所必需的关键数据样本<sup>[11]</sup>。双闭环控制思想的具体执行原理如图 4 所示。

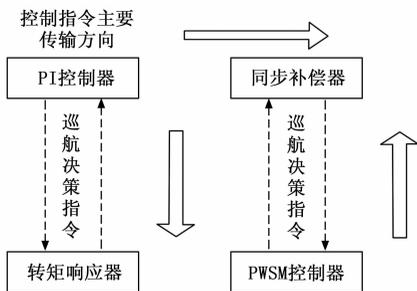


图 4 双闭环控制回路

PI 控制器与转矩响应器之间的信息互传: PI 控制器作为巡航决策指令输出端, 可以直接控制下级转矩响应器, 当车辆目标行驶至既定巡航区域内, 系统主机所生成的所有决策指令都会经由转矩响应器设备, 分发至其他应用元件。

PMSM 控制器与同步补偿器之间的信息互传: PMSM 控制器作为巡航决策指令输出端, 不具备直接控制同步补偿器元件的能力, 但却可以在运行过程中, 借助巡航决策指令干扰补偿器设备的运行状态, 但这种干扰行为的表现能力具有明显时效性, 一般来说, 车辆目标巡航轨迹在既

定决策区域中的累积量越大, PMSM 控制器对于同步补偿器元件的干扰作用能力就越强<sup>[12]</sup>。

### 1.3 多目标解耦模块

为适应双闭环控制器的运行需求, 多目标解耦模块同时设置直轴解耦元件、曲轴解耦元件两类执行设备, 能够对决策控制主机输出的车辆巡航信号进行交叉分析, 并从中选取数据样本的重合部分, 作为制定解耦信号所必需参考的信息参量。所谓多目标解耦就是指决策控制主机在单位时间内所能检索到的车辆目标对象并不唯一, 由于这些目标对象所描述的车辆运动状态并不相同, 所以处理器元件所表现出的执行情况也并不相同<sup>[13-14]</sup>。一般来说, 直轴解耦元件负责记录直行运动区域内的车辆巡航目标节点, 而曲轴解耦元件负责记录转弯运动区域内的车辆巡航目标节点, 虽然巡航节点的标记形式不同, 但对于决策控制主机而言, 这些标记信息都可供目标处理器设备的直接利用。多目标解耦模块的运行原理如图 5 所示。

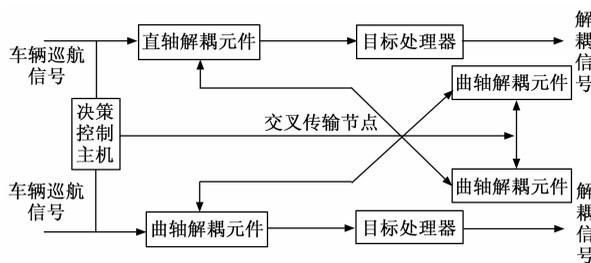


图 5 多目标解耦原理

如果直轴解耦信息、曲轴解耦信息存储于相同的数据库主机之中, 则表示系统主机所选取车辆目标属于相同的巡航区域, 车辆执行往复巡航任务的可能性较大。

## 2 车辆位姿估计

为实现对车辆巡航目标的精准决策, 还需借助深度强化学习模型, 定义车辆目标数据集, 并联合相关系数指标, 求解协同参数的实际取值范围。

### 2.1 深度强化学习模型

深度强化学习模型是系统主机决策车辆巡航目标所遵循的核心处理原则, 可以在一级、二级协同节点的作用下, 分析所选目标对象的实时巡航状态, 从而使得系统主机能够精准定义决策控制指令。深度强化学习模型表现形式如图 6 所示。

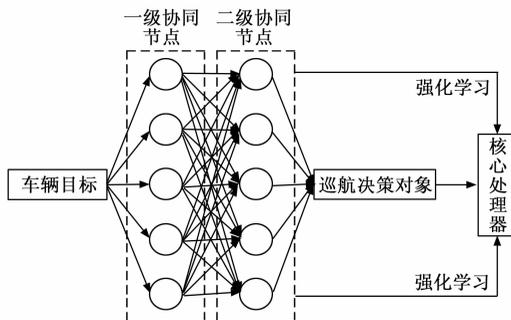


图 6 深度强化学习模型

图 6 中, 一级协同节点对于车辆目标的提取具有不确定性, 所以未进行强化学习处理的数据信息样本并不满足制定决策控制指令的应用需求<sup>[15-16]</sup>。二级协同节点负责对车辆目标进行整理, 并可以按照核心处理器的运行需求, 对已采集到的数据信息样本进行强化学习, 从而生成满足决策控制需求的巡航对象信息。设  $\delta$  表示一个无序的车辆目标对象,  $q_\delta$ 、 $\omega_\delta$  表示两个不相等的协同处理系数,  $\chi$  表示强化度指标,  $\alpha$  表示深度学习向量的初始取值, 联立上述物理量, 可将深度强化学习模型表达式定义为:

$$E(\delta) = q_\delta \left[ \omega_\delta + \frac{1}{\chi} \int_{\delta=1}^{+\infty} (\delta)^2 \right] \quad (1)$$

在一个标准的巡航运动区域内, 深度强化学习模型对于车辆目标对象的捕捉准确度必须达到 100%, 且模型表达式不存在为空值的可能, 所以参数  $\delta$  的取值只能属于  $[0, +\infty)$  的数值区间。

### 2.2 车辆目标数据集

车辆目标数据集是包含所有车辆目标协同巡航特征的样本集合空间, 对于深度强化学习模型而言, 其在定义决策控制指令时所需应用的数据样本都必须来自该样本集合, 所以该集合对于样本数据的完整性提出了明确要求<sup>[17-18]</sup>。在深度强化学习模型中, 车辆目标数据的单位累积量为  $\Delta Q$ , 随着单位巡航时间的延长,  $\Delta Q$  参数的实际取值也会不断增大。  $q_1, q_2, \dots, q_n$  表示  $n$  个可能出现的样本学习参数, 在满足深度强化学习模型处理标准的情况下, 可将学习参数求解结果表示为:

$$\begin{cases} q_1 = \alpha_1 \cdot |\Delta Q| \\ q_2 = \alpha_2 \cdot |\Delta Q| \\ \vdots \\ q_n = \alpha_n \cdot |\Delta Q| \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  分别表示与  $n$  个样本学习参数对应的强化度标记系数。在式 (2) 的基础上, 设  $\bar{W}$  表示车辆目标巡航特征的平均记录结果,  $\beta$  表示单位巡航区域内的车辆运动路径偏离度参数, 联立式 (1), 推导车辆目标数据集定义式如下:

$$\vartheta = \beta(\bar{W})^2 - \sqrt{\frac{1}{E(\delta)}} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ \vdots \\ q_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

若目标车辆处于静止状态, 且静止节点处于单位巡航区域内, 则表示整个巡航区域内只存在一个目标决策节点, 当前情况下, 深度强化学习模型规定车辆目标数据集中  $n$  参数的取值等于自然数 “1”。

### 2.3 协同参数

协同参数决定了深度强化学习模型对于车辆目标对象的处理能力, 系统主机制定巡航决策控制指令时, 该项物理参数的取值越大, 就表示单位车辆巡航区域的划定范围越大。系统主机对于车辆目标协同巡航的要求就是指所选定目标决策节点必须处于同一巡航区域之内, 对应深度强

化学学习模型的约束要求, 就是指所有目标决策节点必须属于同一个车辆目标数据集<sup>[19-20]</sup>。规定  $y_1, y_2, \dots, y_n$  表示  $n$  个不同的车辆目标节点对象,  $y_{\min}$  表示所选取目标节点对象的最小取值结果,  $y_{\max}$  表示目标节点对象的最大取值结果, 为满足深度强化学习模型对于车辆目标的决策处理需求, 要求目标节点对象取值应满足式 (4):

$$\begin{cases} p_1, p_2, \dots, p_n \in \vartheta \\ p_{\min}, p_{\max} \in \vartheta \end{cases} \quad (4)$$

设  $i$  表示单位巡航区域内的车辆目标分散度指标, 联立式 (4), 推导协同参数定义式为:

$$P = \frac{p_1 \cdot p_2 \cdot \dots \cdot p_n}{\sum_{i=1}^{+\infty} |p_{\max} - p_{\min}|^2} \quad (5)$$

如果式 (5) 的计算结果小于零, 则表示车辆运动方向与系统主机对于决策节点的规划方向相反; 如果式 (5) 的计算结果大于零, 则表示车辆运动方向与系统主机对于决策节点的规划方向相同; 如果式 (5) 的计算结果等于零, 则表示所选车辆目标保持静止状态。

## 3 巡航决策轨迹规划

在深度强化学习模型的基础上, 根据车辆运动坐标转换原则, 对选取决策目标进行量化分析, 再参考所得计算结果, 实现对巡航决策轨迹的规划与控制。

### 3.1 坐标转换

由于车辆运动行为只存在于平面区域内, 所以对于巡航决策目标的坐标转换处理也只需参考横轴、纵轴两个方向上的轨迹偏移量<sup>[21-22]</sup>。对于横轴方向上的轨迹偏移量, 需要参考 X 轴方向上的坐标转换结果, 对于纵轴方向上的轨迹偏移量, 则需要参考 Y 轴方向上的坐标转换结果。

X 轴方向上的坐标转换定义式:

$$O_x = \vec{x} \cdot \frac{|\Delta U_x|}{P} \cdot (\gamma_x - 1)^2 \quad (6)$$

Y 轴方向上的坐标转换定义式:

$$O_y = P \left( \frac{\vec{y}}{\gamma_y} \right)^2 \times |\Delta U_y| \quad (7)$$

其中:  $\vec{x}$  表示 X 轴方向上的车辆目标运动向量,  $\Delta U_x$  表示 X 轴方向上的巡航位移单位累积量,  $\gamma_x$  表示横轴转向系数,  $\vec{y}$  表示 Y 轴方向上的车辆目标运动向量,  $\gamma_y$  表示 Y 轴方向上的巡航位移单位累积量,  $\Delta U_y$  表示纵轴转向系数。协同巡航决策控制系统的设计不考虑车辆目标的转圈运动行为, 故而在定义坐标转换原则时, 式 (6)、式 (7) 的求解结果不可能相等。

### 3.2 多目标量化分析

多目标量化分析就是根据车辆目标标记结果, 制定巡航决策执行指令的过程, 对于系统控制主机而言, 只有保证多目标量化分析结果的唯一性, 才能够确保已定义车辆目标处于同一巡航区域之中<sup>[23-24]</sup>。  $g$  表示巡航区域分配系数,  $l_1$  表示所选巡航区域内  $n$  个不重合的决策节点,  $f$  表示无误差量化参数。在上述物理量的支持下, 联立式 (6)、式

(7), 推导多目标量化分析表达式如式 (8):

$$H = \frac{1}{g^2} \cdot \sqrt{\frac{O_X \cdot O_Y}{f(l_1^2 + l_2^2 + \dots + l_n^2)}} \quad (8)$$

在不考虑非精准巡航避障问题的情况下, 系统控制主机可以根据多目标量化分析结果, 制定车辆多目标协同巡航决策指令, 从而确保式 (8) 计算结果的合理性, 是实现控制系统应用的必要条件。

## 4 对比实验分析

### 4.1 实验说明

本文设计了基于深度强化学习的车辆多目标协同巡航决策控制系统。

系统硬件通过调节 ACC 控制器、MPC 轨迹跟踪器、双闭环控制器的实时连接状态确定目标车辆所处巡航位置, 利用多目标解耦模块提供巡航决策控制系统硬件平台。根据深度强化学习模型估计车辆巡航位姿, 确定坐标转换原则, 结合巡航决策控制系统硬件, 实现基于深度强化学习的车辆多目标协同巡航决策控制系统的设计。

为验证基于深度强化学习的车辆多目标协同巡航决策控制系统的有效性, 设计实验环节。行驶车辆在巡航区域内只具备横、纵两个方向上的运动能力, 所以本次实验需分别在这两个方向上以及全方位控制方面, 对所选控制系统的避障准确度进行验证。划定长 200 m、宽 50 m 的巡航区域作为实验环境, 在中部区域选择 5 个决策节点作为避障性能测试位置, 相邻节点之间的物理间隔为 10 m。设置障碍物物体的长度和宽度为 0.3 m \* 0.3 m, 具体实验步骤如下:

1) 当目标车辆运动至 1、2、3、4、5 号节点时, 利用基于深度强化学习的车辆多目标协同巡航决策控制系统, 统计车辆实际运动位置与障碍物位置之间的间隔数据, 所得结果为实验组数据;

2) 利用自适应巡航控制系统重复步骤 1), 所得结果为对照 a 组数据;

3) 利用基于变采样时间模型的巡航系统再次重复步骤 1), 所得结果为对照 b 组数据;

4) 由于设置的障碍物物体的长度和宽度为 0.3 m \* 0.3 m, 当障碍物与目标车辆之间的距离小于 0.3 m 时, 会产生碰撞的风险, 而当障碍物与目标车辆之间的距离大于 0.3 m, 表示当前情况下可以实现精准避障;

5) 将所得实验数值与最小避障距离对比, 分析所选实验系统是否能够提升车辆的巡航避障能力。

### 4.2 横向避障实验

根据图 7 设计巡航车辆的横向避障实验, 具体实验情况如图 8 所示。

分析图 8 可知, 在横向避障实验中, 应用实验组、对照 a 组控制系统可以实现巡航车辆的精准避障, 而应用对照 b 组控制系统则无法实现精准避障。

### 4.3 纵向避障实验

根据图 9 设计巡航车辆的纵向避障实验, 具体实验情况如图 10 所示。



图 7 横向避障实验原理

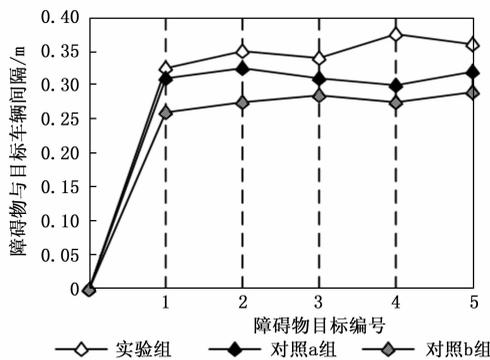


图 8 横向避障实验结果

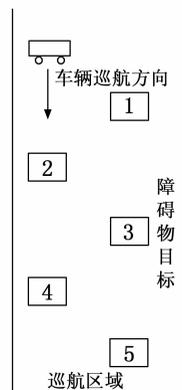


图 9 纵向避障实验原理

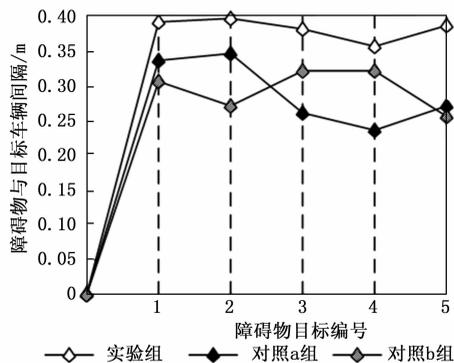


图 10 纵向避障实验结果

分析图 10 可知, 在纵向避障实验中, 应用实验组控制系统依然可以实现巡航车辆的精准避障, 而对照 a 组、对照 b 组控制系统都只能在个别目标节点处实现巡航车辆的精准避障。

### 4.4 全方位避障实验

根据图 11 设计巡航车辆的全方位避障实验, 具体实验

情况如图 12 所示。

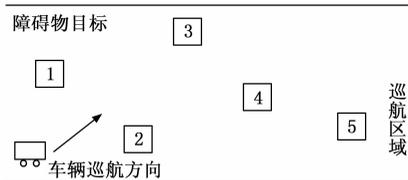


图 11 横向避障实验原理

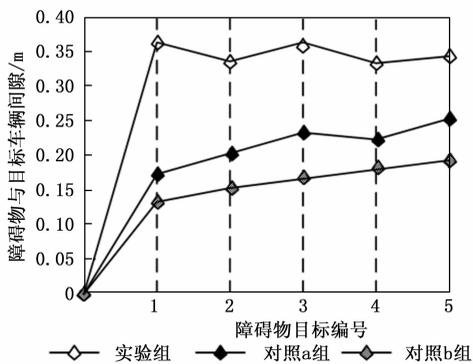


图 12 全方位避障实验结果

分析图 12 可知，在全方位避障实验中，应用实验组可以实现巡航车辆的精准避障，而应用对照 a 组控制系统、对照 b 组控制系统则无法实现精准避障。

#### 4.5 数据统计

联合图 8、图 10 中的实验结果，求解障碍物与目标车辆之间距离的平均值，具体计算结果如表 1 所示。

表 1 间隔距离平均值

方法	横向/m	纵向/m	全方位/m
实验组	0.35	0.38	0.35
对照 a 组	0.31	0.28	0.22
对照 b 组	0.28	0.29	0.16

分析表 1 可知，整个实验过程中，实验组横向、纵向及全方位间隔距离平均值均大于 0.3 m，表示应用该系统始终可以实现巡航车辆的精准避障；对照 a 组横向间隔距离平均值大于 0.3 m、纵向及全方位间隔距离平均值小于 0.3 m，表示应用该系统仅可使实现巡航车辆的横向精准避障；对照 b 组横向、纵向及全方位间隔距离平均值均小于 0.3 m，表示应用该系统不可以实现巡航车辆的精准避障。

综上可知本次实验结论为：

1) 自适应巡航控制系统、基于变采样时间模型的巡航系统的应用都无法保证障碍物与目标车辆之间的距离一直大于 0.3 m，故而这两种系统在实现巡航车辆精准避障方面的应用能力相对有限。

2) 基于深度强化学习的协调决策控制系统可以保证障碍物与目标车辆之间的横向、纵向距离均大于 0.3 m，符合精准避障的应用需求，因此与其他类型的控制系统相比，该系统的应用可以大幅提升车辆巡航避障能力，实现对运

动目标的精准决策。

## 5 结束语

车辆多目标协同巡航决策控制系统在深度强化学习算法的基础上，联合主控制电路、ACC 控制器、双闭环控制器、多目标解耦模块等多个硬件应用结构，对车辆运动行为进行控制，又通过定义车辆目标数据集合的方式，求解协同参数的取值范围，从而实现对多目标对象的量化分析。与自适应巡航控制系统、基于变采样时间模型的巡航系统相比，这种新型控制系统在横、纵两个方向上的避障准确度都达到了 100%，不但提升了行进车辆的避障能力，还可以对运动目标进行精准决策。未来相关研究单位可以在该控制系统的基础上，提升巡航车辆对动态障碍物的运动避障能力，从而在满足协同巡航作用需求的同时，实现对目标对象节点的精准捕获与处理。

#### 参考文献：

[1] 龚开, 王旭, 邓晖, 等. 现货市场环境下基于深度强化学习的光储联合电站储能系统最优运行方法 [J]. 电网技术, 2022, 46 (9): 3365-3377.

[2] 王甜婧, 汤涌, 郭强, 等. 基于知识经验和深度强化学习的大电网潮流计算收敛自动调整方法 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40 (8): 2396-2406.

[3] 黄菊花, 邹汉鹏, 刘明春. 考虑测量噪声的车辆自适应巡航控制系统纵向跟车研究 [J]. 北京理工大学学报, 2020, 40 (3): 254-261.

[4] 李旭, 韩志峰, 王建春, 等. 基于变采样时间模型预测控制的自适应巡航系统 [J]. 机械设计与研究, 2021, 37 (3): 115-121, 131.

[5] 荆哲, 米珂, 张浩森, 等. 基于抗扰动观测器的光储反相均流 DC-DC 变换电路控制策略 [J]. 热力发电, 2020, 49 (8): 71-77.

[6] 陈建福, 谭喆, 刘仁亮, 等. 基于改进鲁棒重复控制与 QPR 的光伏电流控制策略 [J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36 (3): 100-110.

[7] 聂永辉, 徐晗桐, 蔡国伟, 等. 含双馈风电机组系统的广域阻尼控制器协调优化策略 [J]. 电力自动化设备, 2020, 40 (10): 79-84.

[8] 孟柳, 章回炫, 范涛. 永磁同步电机静止参数辨识及电流环控制器自动参数整定 [J]. 兵工学报, 2021, 42 (10): 2114-2122.

[9] 叶伯生, 谭帅, 黎晗, 等. 基于跟踪微分器的移动机器人轨迹规划与跟踪控制研究 [J]. 机床与液压, 2022, 50 (11): 1-7.

[10] 韩江, 汪鹏, 董方方, 等. 基于 Udwadia-Kalaba 方法的平面冗余并联机器人建模与轨迹跟踪控制 [J]. 应用数学和力学, 2020, 41 (11): 1183-1196.

[11] 年珩, 朱茂玮, 徐韵扬, 等. 双闭环定交流电压控制下 MMC 换流站阻抗建模及稳定性分析 [J]. 电力系统自动化, 2020, 44 (4): 81-90.

[12] 杜岗, 张萍, 骆汝九, 等. 基于粒子群优化 PI 双闭环 SP-

WM 逆变器控制策略研究 [J]. 电子器件, 2020, 43 (4): 815-819.

[13] 杨丽琼, 吴瑞阳, 杨 梁, 等. 基于解耦 De-skew PLL 的处理  
器低功耗同步间歇时钟系统设计 [J]. 计算机学报, 2022,  
45 (10): 2207-2220.

[14] 程贤福, 万 冲, 邱浩洋, 等. 模块化产品设计中模块间的关  
联分析与解耦策略 [J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26  
(4): 1043-1051.

[15] 吴 漾, 王鹏宇, 缪新萍, 等. 基于改进深度强化学习算法的  
电网缺陷文本挖掘模型研究 [J]. 科技通报, 2021, 37 (2):  
47-55.

[16] 董诗绘, 牛彩雯, 戴 琨. 基于深度强化学习的变电站巡检机  
器人自动化控制方法研究 [J]. 高压电器, 2021, 57 (2):  
172-177.

[17] 王 海, 刘明亮, 蔡英凤, 等. 基于激光雷达与毫米波雷达融  
合的车辆目标检测算法 [J]. 江苏大学学报 (自然科学版),  
2021, 42 (4): 389-394.

[18] 韩 皓, 谢 天. 基于注意力 Seq2Seq 网络的高速公路交织区  
车辆变道轨迹预测 [J]. 中国公路学报, 2020, 33 (6): 106

(上接第 102 页)

析, 应用缺陷知识, 成功测试出后续装备存在的某判断算  
法逻辑错误的问题。

## 5 结束语

本项目为高效开展软件试验工作, 首次针对性地提出  
了软件、测试、缺陷“三域”铰链软件测试新架构, 通过  
构建基于测试的软件缺陷参数化表述模型、研发软件测试  
信息管理系统, 收集了大量数据, 使软件测试数据模型化、  
知识化, 为更好、更深入开展软件试验工作提供了有效技  
术支撑, 推动软件测试/试验水平和效率的整体提高, 并为  
装备研制单位和使用单位提高研发质量、快速诊断排故等  
提供较好数据服务。

## 参考文献:

[1] 朱少民. 软件测试—基于问题驱动模式 [M]. 北京: 高等教  
育出版社, 2017.

[2] 朱少民. 全程软件测试 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2014.

[3] 熊 智, 刘 莉, 雷钰锋, 等. X 测试模型的改进与应用 [J].  
计算机工程与设计, 2011, 32 (8): 2748-2751.

[4] 周 童, 方彦军. 一种新的软件测试过程模型—“跑道”模型  
[J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (10): 3347-3349.

[5] 李 龙. 软件测试架构实践与精准测试 [M]. 北京: 人民邮  
电出版社, 2018.

[6] 汪冬瑾, 张 舒. 基于状态转移图的箭载软件时序控制测试用  
例生成方法 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (8): 32.

[7] RODRIGUEZ-PeReZ G, et al. Perceived diversity in software  
engineering; a systematic literature review [J]. Empirical Soft-  
ware Engineering, 2021, 26 (5): 1-38.

[8] KOTTE A, QYSER D, et al. A Survey of different machine  
learning models for software defect testing [J]. European Jour-

-118.

[19] 徐梦宇, 易 茜, 单玉忠, 等. 基于系统动力流图的核电装备  
智能制造协同质量价值建模 [J]. 机械工程学报, 2022, 58  
(12): 270-282.

[20] 史海欧, 袁 泉, 张耘琳, 等. 基于 BIM 交互与数据驱动的  
多专业正向协同设计技术 [J]. 西南交通大学学报, 2021,  
56 (1): 176-181.

[21] 谢贵重, 董云桥, 钟玉东, 等. 基于坐标变换精确计算近奇  
积分的双向 sinh 变换法 [J]. 计算力学学报, 2021, 38 (2):  
188-192.

[22] 牛 博, 杨鼎革, 王雪莉, 等. 基于坐标变换的凸形 TRV 波  
形参考线及特征参数计算方法研究 [J]. 电子器件, 2022,  
45 (2): 494-498.

[23] 唐莉萍, 李高西, 黄应全. 非凸多目标优化中真有效解的一个  
非线性量化性质 [J]. 系统科学与数学, 2021, 41 (1):  
197-202.

[24] 司方远, 韩英华, 袁怀通, 等. 计及混合潮流约束的热—电互  
联综合能源系统多目标优化调度 [J]. 控制与决策, 2022,  
37 (1): 97-107.

nal of Molecular and Clinical Medicine, 2021, 7 (4): 3256  
-3268

[9] 刘支援, 郭永振. 软件测试架构浅析 [J]. 电子科学技术,  
2015, 2 (4): 460-464.

[10] 吴晓东, 王晓燕, 何其昌. 公安交通管理信息系统软件测试  
总体架构设计 [J]. 道路交通管理, 2008 (8): 54-56.

[11] 叶 波, 陈佳斌. 高效可信、灵活赋能的软件测试框架的构  
建与实施 [J]. 计算机应用, 2020 (5): 17-21.

[12] 韩仙玉. 软件测试信息领域本体构建研究 [J]. 软件导刊,  
2013, 12 (9): 29-30.

[13] 高 月, 张 杨. 基于大数据信息的软件测试方法改进研究  
[J]. 计算机测量与控制, 2017, 25 (11): 107-110.

[14] 顾滨兵, 郑 梅. 一种新的基于缺陷的软件测试描述语言—  
DBSTDL [J]. 计算机测与控制, 2017, 25 (4): 113-116.

[15] 柳永坡, 邹 磊, 金茂忠, 等. 软件测试领域的知识管理及模  
型研究 [J]. 计算机应用研究, 2009, 26 (1): 143-145.

[16] 王勇利, 顾滨兵, 李建波. 舰载电子对抗系统软件一体化测  
评框架设计与应用 [J]. 舰船电子工程, 2020, 312 (6): 74  
-79.

[17] 周 庆, 余正伟. 基于软件缺陷知识的测试框架研究 [J].  
测控技术, 2012, 31 (6): 134-137

[18] 陈 强, 陈 双, 吴立金, 等. 分布式复杂系统软件测试建  
模方法与应用研究 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (2):  
120-134.

[19] 马皖玉莹. 软件生态系统中的跨项目缺陷理解与分析技术  
[D]. 南京: 南京大学, 2019.

[20] 丁毓峰, 蒋 胜. 支持协同测试的软件测试信息管理系统  
[J]. 计算机工程, 2005, 31 (6): 81-83.

[21] 柴海燕, 丁 霞, 王凯凤, 等. 基于三层知识模型的软件缺陷  
管理系统 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (1): 127-129.

[22] 何 伟, 沈晓美, 刘泊江, 等. 基于任务的舰船装备软件测试  
技术研究 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (3): 72-78.