

基于自主决策和多 Agent 协同控制的地铁全自动无人驾驶技术研究

张艳锋[†]

(西咸新区轨道交通投资建设有限公司, 陕西 西安 710000)

摘要:针对初步规划的自动驾驶路径在实际应用中效果欠佳,导致无人驾驶技术安全阈值较低的问题,提出了一种基于自主决策和多 Agent 协同控制的地铁全自动无人驾驶技术。该技术通过多 Agent 协同控制框架,利用传感器实时获取地铁环境信息,并进行精确的误差分析以精确定位地铁车体。在此基础上,系统对当前驾驶环境中的所有路径点进行深入分析,生成初步的自动驾驶路径规划结果。随后,通过应用自主决策算法,对初步规划结果进行智能化优化,以获取最优的自动驾驶路径,执行地铁全自动无人驾驶任务,实现地铁的无人驾驶。实验结果表明,该技术在实际应用中安全阈值更高,自动驾驶的应用性能更好。

关键词:自主决策;多 Agent 协同控制;地铁;全自动无人驾驶;无人驾驶技术;自主导航

中图分类号:U231+.6

文献标识码:A

Research on Fully Automatic Unmanned Driving Technology for Subway Based on Autonomous Decision-making and Multi Agent Collaborative Control

ZHANG Yanfeng[†]

(Xixian New Area Rail Transit Investment and Construction Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi 710000, China)

Abstract: In response to the problem of poor effectiveness of the initially planned autonomous driving path in practical applications, which leads to a low safety threshold for autonomous driving technology, this paper proposes a subway fully automated autonomous driving technology based on autonomous decision-making and multi-agent collaborative control. This technology utilizes a multi-agent collaborative control framework, utilizing sensors to obtain real-time subway environmental information and conducting precise error analysis to accurately locate subway vehicle bodies. On this basis, the system conducts in-depth analysis of all path points in the current driving environment and generates preliminary autonomous driving path planning results. Subsequently, by applying autonomous decision-making algorithms, the preliminary planning results are intelligently optimized to obtain the optimal autonomous driving path, execute fully automated autonomous driving tasks for the subway, and achieve autonomous driving of the subway. The experimental results indicate that this technology has a higher safety threshold and better performance in the application of autonomous driving in practical applications.

Key words: autonomous decision-making; multi agent collaborative control; subway; fully automated unmanned driving; autonomous driving technology; autonomous navigation

地铁作为城市公共交通的重要组成部分,其运行效率和安全性受到了极大的关注。地铁全自动无人驾驶技术作为一种新型的地铁运行模式,具有提高运行效率、降低运营成本、提升乘客出行体验等诸多优势,已成为当今地铁技术发展的趋势。然而,现有的无人驾驶技术往往缺乏对复杂环境和突发事件的应对能力,也缺乏有效的协调机制和合作策略,导致其很难实现对多车的协同运行和优化调度,难以进行真正的无人驾驶^[1]。因此,在上述背景下,不少研究学者针对无人驾驶技术展开了研究,并提出了自己的想法。

文献[2]先对水质监管船的主要任务和功能需求进行分析,利用传感器采集大量水质数据,并计算对应的水质参数,由此对水质监管船的行驶路径进行规划,从而实现水质监管船的自动驾驶。该方法虽然能够实现对监管船路径的规划,但实时监测水质数据导致数据量过于庞大,使得计算过程过于复杂,导致无人驾驶技术的应用效果不佳。文献[3]针对矿山车辆的运行环境和作业需求,收集大量的矿山环境数据,并设计相应的路径规划算法和避障算法,帮助矿山车辆实现自动驾驶。该方法虽然能够利用避障算法减少矿山车辆安全事故的发生,但未考虑到外界环境对矿山车辆行驶状况的影响,导致自动驾驶难以实现。文献[4]先构建无人驾驶车辆的数学模型,分析车辆与环境的交互行为,并建立对应的推理机制,在学习策略的作用下,寻找车辆的最优行驶策略,并根据实际情况进行不断调整。该方法虽然能够寻找到最优的行驶路径,但对于环境的适用性较差,实际应用性能不佳。文献[5]构建车辆行驶过程中的多个数学模型,并对构建需求进行分析,设计对应的车辆感知和定位算法,实现对车辆位置的实时监测,并规划出对应的行驶路径,从而完成对车辆的自动驾驶。该方法虽然可以实时监测车辆位置,但在路径规划时的实时性却不足,导致规划的形式路径存在一定的滞后性,无法达到自动驾驶的效果。

设计了基于自主决策和多 Agent 协同控制的地铁全自动无人驾驶技术。在自主决策的作用下,对地铁环境进行感知,并对车体进行定位,在多 Agent 协同控制的支持下,对地铁路径进行规划,并执行地铁全自动无人驾驶任务,由此实现对地铁的自动驾驶。设计的技术可以推动城市公共交通技术的发展和创,提高城市交通的智能化和自动

化水平,还能提高地铁列车的运行效率和安全性,有效缓解城市交通压力,提高乘客的出行体验^[6]。同时,设计的技术能够为其他领域的智能研究提供参考和借鉴,从而促进相关领域的发展和进步。

1 地铁全自动无人驾驶技术设计

1.1 基于多 Agent 协同控制的地铁环境感知及车体定位

在地铁全自动无人驾驶技术的实施过程中,环境感知是其最基础且至关重要的环节。若无法对地铁车体及其周边环境进行准确的感知,就无法实现车体的实时定位,从而无法实现地铁车辆的全自动无人驾驶。为了提升感知能力,全自动无人驾驶技术设计中采用了多 Agent 协同控制方法。该方法通过整合多个独立的智能体,使其实现信息共享、协作和协商,以达成共同的目标。在多 Agent 协同控制的作用下,能够获取更为全面且精确的环境信息以及车体位置信息^[7]。在进行感知时,需在地铁车体上安装激光雷达、超声波传感器等设备,以收集大量环境数据,并随后对这些数据进行误差分析,确保感知结果的准确性。其误差分析的具体结果如下所示:

$$\begin{cases} k_{ij} = \sum \exp\left[-\frac{(x'_i - \mu)^2 q^{-1}(x'_i + \mu)}{2}\right] \\ q^{-1} = \left(\frac{1}{2}H\right)^{-1} \sigma^2 \end{cases} \quad (1)$$

式中, k_{ij} 表示获取的感知数据存在的误差, x'_i 表示获取的感知数据值, μ 表示感知数据均值, q^{-1} 表示在多 Agent 协同控制下的感知参数, H 表示感知数据的配准值, σ 表示感知数据的标准差值。

通过式(1),完成对环境感知数据的误差分析,根据计算的误差,对环境感知数据进行进一步优化,由此提高环境感知数据的质量^[8,9]。同时,在多 Agent 协同控制下,对地铁车体进行定位。其具体定位过程如下所示:

$$\begin{aligned} z_{ij} = & \\ & \sqrt{(p_x - x_i)^2 + (p_y - y_i)^2 + (p_z - z_i)^2} + v_i \end{aligned} \quad (2)$$

式中, z_{ij} 表示具体的定位结果, p_x 、 p_y 、 p_z 表示下一时刻地铁车体的运行位置, x_i 、 y_i 、 z_i 表示当前时刻地铁车体的相对运行位置, v_i 表示地铁车体的运行速度。

1.2 基于自主决策的地铁自动驾驶路径规划

在自主决策的基础上,规划地铁自动驾驶路径。自主决策是指在没有外部干预的情况下,智能体能够根据自身感知和获取的信息,自主地做出决策并采取相应的行动。利用自主决策规划地铁车辆自动驾驶路径,结合上述获取的感知信息,能够对形式路径进行自动规划,并根据实际实时情况进行调整,保证地铁车辆安全、高效地运行^[10]。基于自主决策的地铁自动驾驶路径规划的具体过程如图 1 所示。

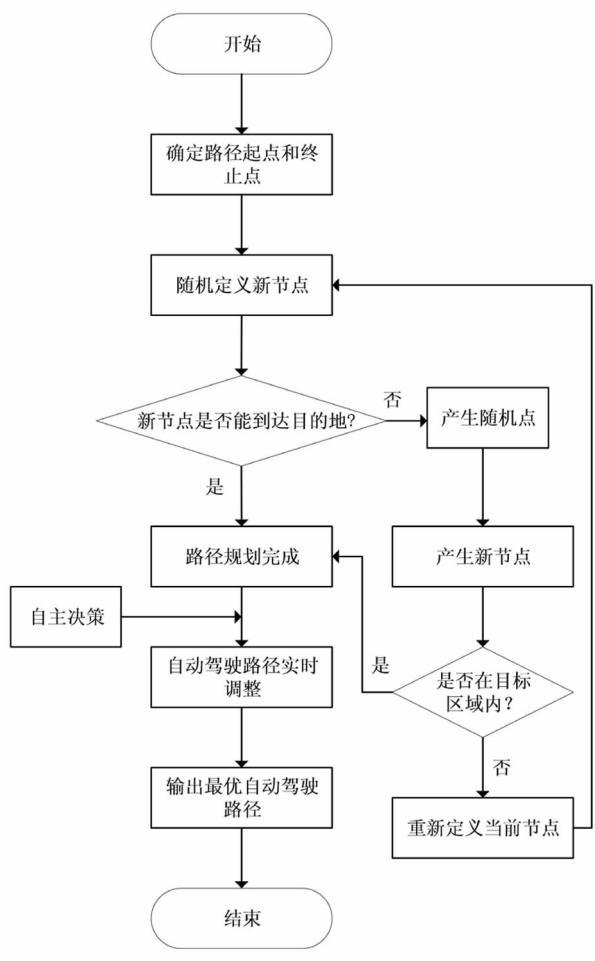


图 1 基于自主决策的地铁自动驾驶路径规划的具体过程

如图 1 所示,在路径规划的过程中,首先确定路径的起点和终止点。接着,在起点和终止点之间随机选择一个新的节点,并判断该新节点是否能够直接到达终止点^[11]。如果不能直接到达,则随机生成新的候选节点,并继续判断。同时,还需检查当前节点是否位于目标区域内,如果位于目标区域,则重新评估新节点是否具备到达终止点的条件。一旦新节点能够成功到达终止点,则完成初步

的路径规划。随后,基于上述规划的路径,结合地铁环境感知信息和当前地铁车体的位置,通过自主决策算法对路径进行实时调整。在调整过程中,对车辆的行驶速度进行优化,以确保生成的是最优的地铁自动驾驶路径^[12]。在上述过程中,先对当前驾驶环境所有路径点进行分析,其具体分析过程如下所示:

$$\begin{cases} G = (V, E, W) \\ V = (v_1, v_2, \dots, v_n) \\ E = (e_1, e_2, \dots, e_n) \\ W(e_i) = v_i v_{i+1} \end{cases} \quad (3)$$

式中, G 表示当前驾驶环境的各项参数, V 表示当前驾驶环境下的速度, E 表示当前驾驶环境下的节点信息, W 表示当前驾驶环境下的路径长度, $v_1, v_2, \dots, v_n$ 分别表示不同驾驶状态下地铁车辆的驾驶速度, $e_1, e_2, \dots, e_n$ 分别表示行驶过程中的节点信息变化。

通过式(3),对当前驾驶环境的各项参数信息进行分析,根据分析结果,对参数进行量化处理,以此为基础,对自动驾驶路径进行规划^[13]。其具体规划结果如下所示:

$$\mathbf{X}^* = \arg \min \prod_{i=0}^n \prod_{K \in L} \|z_i - h_i(X)\| \quad (4)$$

式中, $\mathbf{X}^*$ 表示初步规划路径矩阵, z_i 表示当前路径点, $h_i(X)$ 表示随机新节点。将上述规划出的初始路径作为基础,利用自主决策,对其进行优化和调整。在自主决策的作用下,获得的最优路径具体如下所示:

$$\begin{cases} \vec{p}(t) = \sum_{i=1}^{n-1} \vec{p}_i B_i(t) \mathbf{X}^* \\ B_i(t) = \frac{t - t_i}{t_{i+1} - t_i} B_i^{d-1}(t) + \frac{t_{i+d+1} - t}{t_{i+d+q} - t_{i+1}} B_{i+1}^{d-1}(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\vec{p}(t)$ 表示在自主决策的作用下,优化后的自动驾驶路径, $\vec{p}_i$ 表示自主决策算法, $B_i(t)$ 表示路径的权重函数, $t, t_i, t_{i+1}, t_{i+d+1}, t_{i+d+q}$ 分别表示不同的路径点, $B_i^{d-1}(t), B_{i+1}^{d-1}(t)$ 分别表示在不同节点处的权重函数^[14]。

1.3 执行地铁全自动无人驾驶任务

将上述感知到的环境信息和车体位置信息作为基础,结合规划的地铁自动驾驶路径,执行地铁全自动无人驾驶任务。在执行自动驾驶任务时,通过实时监控车辆的状态和环境变化,保证自动驾驶

任务的顺利进行。执行自动驾驶任务的部分代码如图 2 所示。

```
import numpy as np
import random
class Train:
    def __init__(self, position, direction):
        self.position = position
        self.direction = direction
    def move(self, distance):
        self.position += distance * self.direction
    def change_direction(self, direction):
        self.direction = direction
class Environment:
    def __init__(self, tracks):
        self.tracks = tracks
        self.obstacles = []
    def add_obstacle(self, obstacle):
        self.obstacles.append(obstacle)
    def remove_obstacle(self, obstacle):
        self.obstacles.remove(obstacle)
    def get_next_position(self, train):
        next_position = np.random.randint(0, len(self.tracks), size=2)
        return next_position
class DecisionControl:
    def __init__(self, train):
        self.train = train
    def make_decision(self, environment):
        direction = np.random.choice([-1, 1])
        speed = random.randint(1, 5)
        return direction, speed
    def execute_task():
        train = Train(0, 1)
        Environment = Environment([10, 10])
        decision_control = DecisionControl(train)
        while True:
            environment.add_obstacle(Obstacle(environment, [2, 3]))
            direction, speed = decision_control.make_decision(environment)
            Train.change_direction(direction)
            train.move(speed)
            next_position = environment.get_next_position(train)
            print("Next position:", next_position)
```

图 2 地铁全自动无人驾驶任务执行的部分代码

如图 2 所示,先对地铁车辆和环境信息进行定义,由此定义对应的决策算法,并创建地铁车辆和环境对象,执行地铁全自动无人驾驶任务。在执行任务的过程中,需要添加一个调整车辆方向、移动车辆距离的函数,并对车辆的位置信息进行实时更新。由此,完成对地铁全自动无人驾驶任务的执行^[15]。

至此,基于自主决策和多 Agent 协同控制的地铁全自动无人驾驶技术的设计完成。

2 实验测试

为提高本次实验结果的可靠性,将以往的无人驾驶技术和设计的无人驾驶技术进行对比。其中,设计的基于自主决策和多 Agent 协同控制的地铁全自动无人驾驶技术为技术 1,基于深度学习和人工智能的地铁全自动无人驾驶技术为技术 2,基于强化学习和数据分析技术的地铁全自动无人驾驶技术为技术 3。为对比上述三种技术在实际应用中的效果,设计的实验具体如下。

2.1 实验准备

为验证设计的基于自主决策和多 Agent 协同控制的地铁全自动无人驾驶技术在实际应用中的效果,进行实验测试。

以某地铁轨道和地铁车辆为实验对象,统计该地铁轨道和地铁车辆的参数,由此得到相应的模拟轨道和模拟参数,将模拟结果作为基础,构建相应的实验环境。其具体的实验环境如图 3 所示。



图 3 实验环境

如图 3 所示,地铁轨道需要参考真实的地铁轨道,由轨道、道岔、信号灯等多种设备构成,地铁车辆的参数需与真实车辆的参数相同,且该车辆应具备自主决策和多 Agent 协同控制功能。利用传感器采集大量的地铁环境信息,并对采集到的信息进行优化处理。通信器用于实现地铁车辆在行驶过程中的信息交互。在上述基础上,需要设置相应的实验参数。其具体的实验参数如表 1 所示。

表 1 实验参数

序号	实验参数	参数数值
1	轨道长度	500 m
2	车辆的尺寸	19.5 m×3 m×3.8 m
3	车辆最大行驶速度	80 km/h
4	车辆的重量	50 t
5	障碍物数量	5 个
6	其他车辆数量	20 辆
7	实验总时长	30 min
8	时间间隔	1 s
9	采样频率	10 Hz

如表 1 所示,设置相应的实验环境,并获取对应的环境信息。将获取的环境信息作为基础,对其

进行优化处理。其具体处理结果如图 4 所示。

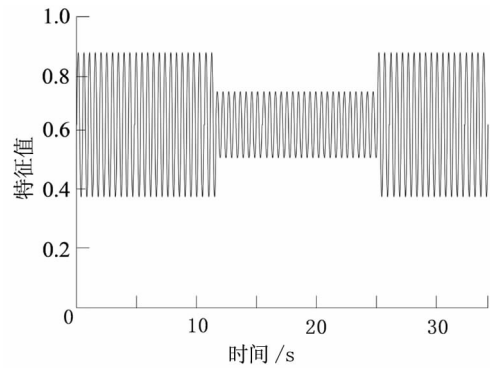


图 4 获取的环境信息数据优化处理结果

如图 4 所示,环境信息经过优化处理后,数据中原本的噪声点和干扰因素被全部剔除,且数据整体呈现出规律波动,为后续实验提供可靠的数据支持。将上述感知的环境信息作为基础,在多 Agent 协同控制的作用下,对地铁车辆进行定位,根据定位结果,结合自主决策算法,规划地铁车辆自动驾驶最优路径,并执行对应的自动驾驶任务。由此完成对地铁全自动无人自动驾驶。

2.2 实验结果讨论

为验证上述三种技术在实际应用中的效果,以技术的车辆自动驾驶的路径与实际路径的拟合程度为评价指标,对比三种技术的性能。实验中,根据地铁轨道的不同情况,规划多条自动驾驶路径,利用三种技术进行自动驾驶,对比实际驾驶路径和规划路径之间的拟合程度。其具体统计结果如图 5 所示。

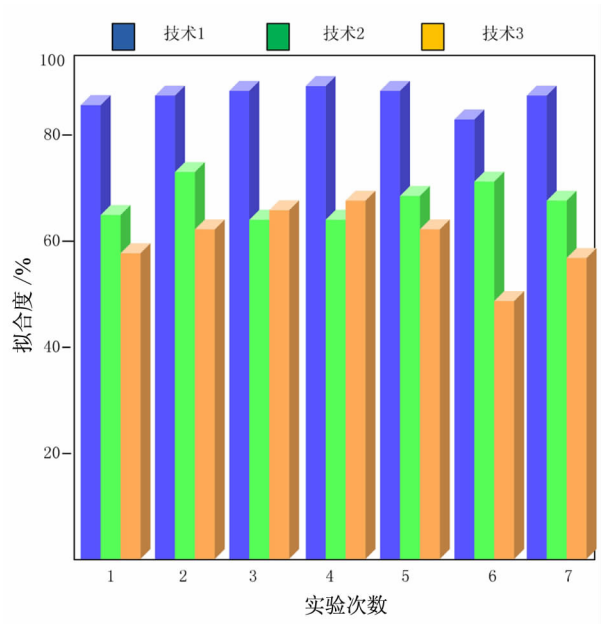


图 5 三种技术的对比结果

如图 5 所示,在上述实验结果中,技术 1 的拟合程度较高,且在多次实验中拟合程度数值变化不大,技术 2 和技术 3 的拟合程度较低,且波动较大。由此可见,技术 1 的拟合程度较高。因此,设计的无人驾驶技术在实际应用中效果最好。

为进一步验证上述三种方法在实际应用中的效果,以技术的安全阈值为实验评价指标,进行实验测试。安全阈值越高,说明当前技术的应用性能越好。实验中,利用三种技术进行多次实验测试,统计不同实验的安全阈值。其具体统计结果如表 2 所示。

表 2 三种技术的对比结果

实验次数	三种技术的安全阈值		
	技术 1	技术 2	技术 3
1	9.86	8.11	6.98
2	9.77	8.02	7.02
3	9.62	8.36	7.13
4	9.88	8.23	7.22
5	9.76	8.54	7.36
6	9.69	8.23	7.12
7	9.48	8.45	7.25
8	9.58	8.35	6.88
9	9.78	8.12	6.98
10	9.96	8.63	6.78

如表 2 所示,在上述实验结果中,技术 1 的安全阈值较高,且在多次实验中均保持在较高水平,其他两种技术的安全阈值数值较低。因此,设计的技术在实际应用中效果较好。

综上所述,设计的基于自主决策和多 Agent 协同控制的地铁全自动无人驾驶技术在实际应用中拟合程度更高,安全阈值更高,能够更好地实现地铁全自动无人驾驶。

3 结 论

提出了基于自主决策和多 Agent 协同控制的地铁全自动无人驾驶技术。通过构建多 Agent 协同控制框架,实现了地铁环境信息的实时获取和精确的车体定位,为后续路径规划提供了可靠的数据支持。在路径规划阶段,系统不仅生成了初步的自动驾驶路径,还通过自主决策算法对规划结果进行了智能化优化,确保了自动驾驶路径的最优性。实验结果表明,该技术显著提升了无人驾驶的安全性和应用性能。本文方法为地铁无人驾驶技术的发展提供了新的思路和方法,有助于推动该领域的进一步研究和应用。下一步将继续探索如何将该技术与智能交通系统、大数据分析等技术融合,以构

建更高效、智能的地铁交通网络。

参考文献

[1] 李雪松,班定东,张亮,等. 基于无人驾驶技术及云平台的无人物流运输研究[J]. 现代工业经济和信息化, 2022, 12(1): 38—39.

[2] 陈玲,孟巧,周陈炎,等. 水质监管船的无人驾驶技术研究[J]. 中国新通信, 2022, 24(15): 29—31.

[3] 赵刚毅,孙彬,刘剑,等. 矿山智能化无人驾驶技术的探究[J]. 内蒙古煤炭经济, 2022, 18(10): 42—44.

[4] LIU H. Train unmanned driving algorithm based on reasoning and learning strategy[J]. Unmanned Driving Systems for Smart Trains, 2021, (1): 101—151.

[5] LIU H. Unmanned driving intelligent algorithm simulation platform[J]. Unmanned Driving Systems for Smart Trains, 2021, (1):297—341.

[6] 孟峰,徐煦,薛国庆,等. 5G+无人驾驶技术在国能宝日希勒露天煤矿智能化建设中的应用研究[J]. 中国煤炭, 2021, 47(S1): 172—182.

[7] 高金龙,蔡明祥,王识辉. 准东露天煤矿 5G+卡车无人驾驶

技术应用试验[J]. 露天采矿技术, 2021, 36(5): 39—42.

[8] 赵浩,毛开江,曲业明,等. 我国露天煤矿无人驾驶及新能源卡车发展现状与关键技术[J]. 中国煤炭, 2021, 47(4): 45—50.

[9] 刘帅,李秋伟,承林涛. 基于无人驾驶技术的无人配送物流服务体系研究[J]. 中国新通信, 2021, 23(1): 73—74.

[10] 张振,卫自强,孙豆豆,等. 无人驾驶技术中红外图像识别准确率的实验研究[J]. 汽车实用技术, 2022, 47(4): 19—23.

[11] 贺海涛,廖志伟,郭卫. 煤矿井下无轨胶轮车无人驾驶技术研究及探索[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(S1): 212—217.

[12] 杨孝新,郭浩宇,杨志勇. 无人驾驶技术在新疆天池能源南露天煤矿的应用[J]. 露天采矿技术, 2022, 37(3): 75—77+81.

[13] 宋占成,王治国,王鑫,等. 我国露天矿山无人驾驶现状及关键技术分析研究[J]. 采矿技术, 2022, 22(6): 14—17+25.

[14] 杨小江,刘文胜,江登学. 和尚桥露天采场矿用汽车无人驾驶技术的设计与应用[J]. 现代矿业, 2023, 39(6): 52—55.

[15] 赖文柱,陈德旺,何振峰,等. 地铁列车驾驶技术发展综述:从人工驾驶到智能无人驾驶[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(3): 335—343.

(上接第 54 页)

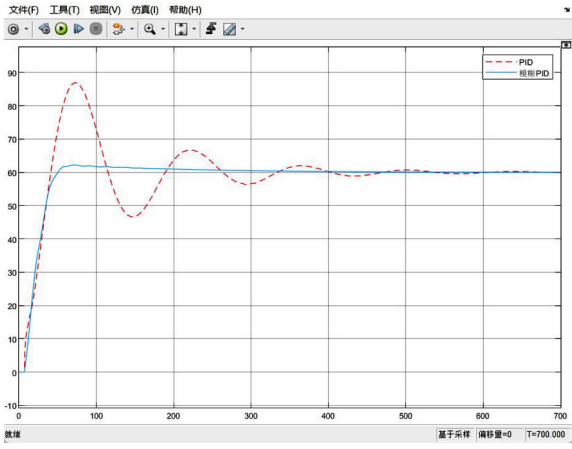


图 10 PID 参数为 $k_p=0.4, k_i=0.05, k_d=4$ 的响应图

4 结 论

由上文从第一组到第二组的实验可知,合理的参数设置对于传统方法很重要,如果参数设置不佳,会让系统不能满足设定的理想控制性能要求。而本文设计的模糊自调整 PID 控制器对于 PID 初始参数设置的要求不高,对于不同的初始参数设置,因控制器具有调节功能,表现出稳定性较好,超调量和调节时间都更小。综合上文,通过仿真验证得出,与传统只使用 PID 控制的方法相比,本文设计的模糊自整定 PID 控制方法对锅炉燃烧控制系统的控制性能更优。

参考文献

[1] 高宏杰. 煤炭行业发展现状和供需形势分析[J]. 中国煤炭工业, 2022, (3): 75—77.

[2] 张雪岩,王亚锋,刘敬敏. 燃煤锅炉改造为燃气锅炉的技术探讨[J]. 煤气与热力, 2010, 30(3): 12—14.

[3] 卜登新. 燃气热水锅炉控制系统设计及应用[D]. 兰州:兰州理工大学, 2023.

[4] 李斌. 燃气锅炉燃烧控制系统应用设计[D]. 天津:天津理工大学, 2017.

[5] 白鑫. 锅炉控制的智能优化算法研究[D]. 石家庄:河北科技大学, 2019.

[6] 张子蒙. 基于神经网络及智能混合优化算法发电锅炉燃烧控制系统建模与设计[D]. 合肥:安徽工业大学, 2022.

[7] 段振戈. 燃气锅炉燃烧控制器应用设计[D]. 天津:天津理工大学, 2017.

[8] 赵启瑞. 天然气蒸汽锅炉 DCS 控制系统设计及应用研究[D]. 太原:中北大学, 2023.

[9] 张振兴. 燃气热水锅炉智能控制系统的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2007.

[10] 赵钢,李斌. 燃气锅炉燃烧效率优化控制仿真研究[J]. 计算机仿真, 2017, 34(1): 376—379+422.

[11] 雷霞. 基于 Fuzzy-PID 算法加热炉温度控制的仿真研究[J]. 吉林工程技术师范学院学报, 2008(2): 74—77.

[12] 孟国影. 燃气热水锅炉控制系统的应用研究[D]. 天津:天津理工大学, 2015.

[13] 杨长亮. 基于模糊 PID 控制的燃气热水锅炉燃烧控制系统的研究[D]. 成都:电子科技大学, 2011.