
基于人机混合智能的地铁列车无人驾驶系统研究

黄本遵^{1,2}, 陈德旺^{1,3}, 何振峰^{1,2}, 邓新国^{1,2}

(1. 福州大学计算机与大数据学院, 福建福州 350108;

2. 福州大学智慧地铁福建省高校重点实验室, 福建福州 350108;

3. 福建工程学院交通运输学院, 福建福州, 350118)

摘要: 基于国内外地铁列车驾驶技术的发展现状, 阐述了地铁列车智能驾驶发展及研究的必要性。针对当前无人驾驶采用的机器学习算法可解释性差的缺陷, 引入模糊系统, 提出了基于人机混合智能的地铁列车无人驾驶系统, 以两种方式实现人机混合智能。探索了结合认知系统的地铁列车无人驾驶系统, 为实现真正意义上的强人工智能地铁列车无人驾驶系统提供了一种面向未来的解决方案。

关键词: 地铁; 无人驾驶; 人机混合智能

中图分类号: TP311.1, TP18

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202205

Research on metro train driverless system based on man-machine hybrid intelligence

HUANG Benzun^{1,2}, CHEN Dewang^{1,3}, HE Zhengfeng^{1,2}, DENG Xinguo^{1,2}

1. College of Computer and Data Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China

2. Key Laboratory of Intelligent Metro of Universities in Fujian, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China

3. School of Transportation, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China

Abstract: Based on the development status of subway train driving technology at home and abroad, the necessity of subway train intelligent driving development and research was expounded. In view of the poor interpretability of machine learning algorithms used in current unmanned driving, with an introduction of fuzzy system, a metro train unmanned driving system based on man-machine hybrid intelligence was proposed,

收稿日期: 2021-02-20; **修回日期:** 2021-03-20

通信作者: 陈德旺, dwchen@fjut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61976055); 福建省财政厅教育科研专项资金 (No.GY-Z21001)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(No.61976055), Special Fund of Education and Scientific Research of Fujian Provincial Department of Finance (No.GY-Z21001)

which realized man-machine hybrid intelligence in two ways. The subway train driverless system combined with cognitive system was explored, which a future-oriented solution for the realization of strong artificial intelligence subway train driverless system in the real sense was provided.

Key words: metro, unmanned driving, man-machine hybrid intelligence

1 引言

自 1969 年北京地铁 1 号线试运营以来, 地铁作为一种新式公共交通进入我国。地铁在英国被发明时, 就是用来解决地面交通拥堵问题的^[1]。作为一种地下公共交通, 地铁具有安全、快捷、准时、大运能、绿色环保等优势^[2], 能增强城市各个主要集散点的可达性、减轻地面交通压力、改善城市的客运交通系统结构^[3], 是解决城市化进程中人员拥堵问题的不二之选, 因此, 在大城市修建地铁网络是势在必行的。而地铁列车驾驶技术又是其中关键的一环。

地铁列车驾驶技术的发展, 大致可分为 4 个阶段。第一阶段是人工驾驶, 在这个阶段, 列车运行全由司机进行控制, 运行的质量由司机的驾驶水平决定, 还容易受到外界情况的干扰; 第二阶段是半自动驾驶, 这个阶段对列车某些比较固定的操作进行了自动化, 而变化较多的操作仍由司机操控, 在一定程度上减轻了司机的操作难度, 但列车运行的质量仍与司机的驾驶水平息息相关; 第三阶段是自动驾驶, 根据安全与效率的原则, 研究人员提出了列车自动控制系统 (Automatic Train Control, ATC), 根据 ATC, 出现了很多列车驾驶的自动控制方法。李子钧等人^[4]提出了基于模糊自适应比例-积分-微分 (proportion integration differentiation, PID) 控制的列车自动驾驶系统、冷勇林等人^[5]提出了基于专家经验和机器学习的列车智能驾驶算法、康太平等人^[6]提出了基于模糊预测控制的列车自动驾驶系统、陈荣武等人^[7]提出了基于 CBTC 的列车自动驾驶控制算法、张强^[8]提出了基于遗传算法的列车自动驾驶系统、张淼^[9]提出了基于强化学习的列车自动驾驶方法等, 不同程度地实现了地铁列车的自动驾驶。根据 IEC62267^[10]规定, 无人驾驶可按列车自动化水平 (grade of automation, GoA) 分为 5 个等级: GoA0、GoA1、GoA2、GoA3、GoA4。目前我国大部分城市采用的是 GoA2 (有司机值守的自动驾驶) 等级的系统, 运行中仍需要司机下达关门与发车指令。上海地铁 15 号线等一系列全自动驾驶列车已投入运营, 其等级为 GoA3 (有人值守下的自动化运行), 具有智能化程度高、安全可靠、造型美观、舒适性与人性化水平高、轻量化水平高的特点^[11], 已经可以做到只配备一名监督人员进行全自动驾驶。而真正完全无人的全自动驾驶系统 (GoA4) 也在港铁港岛线^[12]、北京地铁燕房线^[13]以及其他城市线路共计 8 条线路投入了使用, 真正做到了无人值守的全自动驾驶系统; 第四阶段也就是现在所处的阶段——智能无人驾驶。

尽管 GoA4 级别的无人驾驶已经能够完全解放人类劳动力，但其在安全性上仍然不如有人监管的自动驾驶系统，究其原因，是因为深度学习对于目前的人类仍来说，仍然是一个黑盒，可解释性差^[14]。假设遇到突发问题导致的列车自动驾驶系统出现故障，专家们也很难对其做出解释进而优化纠错。因此，如何让列车做到即使无人监管也能自行处理突发情况，并且要尽量做到自学习，对突发情况能够泛化处理，保证地铁列车正常运行，是当前研究的重点和难点。

但现阶段，真正意义上的智能无人驾驶还是难以实现的。究其原因，是基于数理逻辑驱动的人工智能仍然无法像人类一样处理随时可能出现的变数，这大大增加了无人驾驶的风险性。对于常规的地铁运行来说，经过大量训练的智能体已经足以胜任，但是对于运行中可能出现的各种突发状况来说，智能体的处理能力仍然不足。在此之前，智能体依靠穷举法来训练处理各种情况的能力，即像 Alpha Zero 一样穷举围棋中可能发生各种情况，这种算法是一种完全不基于人类经验的自学习算法^[15]。

但是这在列车驾驶上并不能完全适用，因为人们只能对列车常规驾驶可能发生的情况进行穷举，而并不能对突发情况进行穷举，因为在实际的列车驾驶中，影响参数过多，参数的阈值范围过大。相对地，当面对各种突发情况时，人类专家并不需要大量的训练就可以做出相对合理的决策，例如前方出现障碍物时列车执行紧急制动即可。

既然真正意义上的智能无人驾驶暂时无法实现，那么人的作用在自动驾驶中仍然不可或缺。“任何智能程度的机器都无法完全取代人类，这就需要将人的作用或认知模型引入人工智能系统，形成混合-增强智能形态，这种形态是人工智能或机器智能的可行的、重要的成长模式。”这便是郑南宁院士提出的“人机混合增强智能”^[16]概念，其通过让机器智能与人类智能共同工作，解决一些机器智能无法独立解决的问题。因此，将人机混合增强智能引入列车自动驾驶系统，运用人机混合智能驾驶系统对列车驾驶智能体进行训练。列车的常规运行使用传统方法即可，而面对突发情况时引入专家经验进行解决。

基于以上思路，本文主要介绍如何通过人机混合智能这一思路进行列车自动驾驶的研究，具体安排如下。第 1 节主要介绍地铁列车自动驾驶的历史及现状并引入人机混合智能的概念。第 2 节主要介绍人机混合智能应用于地铁列车无人驾驶的基本框架。第 3 节主要介绍如何实现人机混合智能系统。第 4 节主要介绍基于人机混合智能的地铁列车无人驾驶系统如何应对 2 种特殊场景。第 5 节进行总结与展望。

2 基于人机混合智能的地铁列车无人驾驶系统的基本框架

人机智能系统在国内外已有一定的研究。Sasaki K 等人^[17]提出的杠杆操纵爬梯轮椅代表了最初的人机系统，其需要由人操纵杠杆来进行爬梯，具有低智能化的特点；SU H 等人^[18]提出的微创手术机器人和 Roza L 等人^[19]提出的运输机器人则代表了一种通过分工完成任务的人机智能系统；Huang R 等人^[20]提出的助力外骨骼以及 Benderius O 等人^[21]提出的人机共同驾驶系统代表的是人类与机器融合的人机智能系统；而 Strickland M 等人^[22]提出的

无人车则是一种具有由人类智能与机器智能融合而成的人机混合智能的独立智能体。这些不同形式的人机智能系统代表了人机混合智能的发展由依赖人逐渐走向智能化。

运用人机混合智能系统解决地铁列车无人驾驶的关键是合理安排人类专家与智能体的分工。在汽车的自动驾驶方面，美国国家公路交通安全管理局（NHTSA）按照驾驶操作、周边监控、接管、应用场景 4 个指标将自动驾驶分为 5 个等级^[23-24]，代表了自动驾驶智能化程度的高低。同样地，可以参考这些指标对地铁列车的人机共驾进行简要分级，以评判列车驾驶系统的智能化程度。如果利用人类专家经验处理的部分过多，则自动化和智能化的程度就会过低；如果智能体处理的部分过多，则可能会出现部分特殊场景的疏漏，存在安全隐患。

为了解决人类专家以及智能体的分工问题，此处引入模糊系统。模糊控制将人们的手动控制经验用语言加以描述，构成一系列条件语句，即控制规则，再利用模糊理论、模糊语言变量和模糊逻辑推理将模糊的控制规则上升为数值运算，并让计算机运用程序来实现这些控制规则，这样就可利用计算机模拟人进行自动控制^[25]，解决许多复杂而无法建立精确的数学模型系统控制问题。模糊系统作为一种万能逼近器具有很强的可解释性，已被广泛应用在各个领域^[26]。

将模糊系统应用于人机混合智能系统，在地铁运行中就是对常规场景以及特殊场景进行划分，如果模糊系统判断当前场景属于常规场景，则使用智能体对当前场景进行处理；如果当前场景属于特殊场景，则应当在智能体处理的基础上再加入人类专家的作用进行处理。如此一来，安排分工这一核心问题就转变为划分列车运行场景。

现尝试通过构建场景库进行运行场景的划分。通过构建场景库可获得各项参数，为各项参数事先设定好阈值，若在某个场景中，若干个参数超出阈值，则可认为该场景为特殊场景；若参数都处于阈值范围之内，则认为该场景为常规场景。与路面交通相比，地铁列车驾驶除了要保证安全之外，还要尽可能地保持准时性和乘客的舒适性，因此在构建场景库的时，要将与准时性和舒适性有关的场景考虑进去。以下给出几种比较典型的特殊场景。

一是碰撞场景。该场景主要考虑安全性因素，出现在前方突然出现障碍物（如有人掉下站台）、前车制动、前车减速、后车加速等场景下。需要考虑的场景对象有障碍物、前车、后车、实验列车自身、轨道等。需要考虑的环境因素有隧道内湿度、风速、温度、信号等。主要收集的参数有前后车车速、前后车加速度、前后车距离、实验车速度、前后车距离等。通过收集到的以上场景要素和参数计算出安全距离（使碰撞不发生的距离），将安全距离设定为实验车与障碍物或前后车辆距离的阈值，若前后车辆距离小于此阈值，则执行紧急制动或加速以规避前后碰撞。

二是时刻变动场景。该场景主要考虑准时性因素，出现在列车时刻表变动（因特殊原因导致的客流量突然增大或减少、因天气原因导致工程方面需要维护修缮等）的场景下。需要考虑的场景对象有实验列车自身、轨道、客流、隧道维护人员等。需要考虑的环境因

素有隧道内湿度、风速、温度、信号等。主要收集的参数有实验车速度、加速度、路段限速、距下一个站点的距离、目标到达时间等。通过收集到的以上要素和参数计算实际到达时间，若其偏离目标到达时间的时间超过设定的阈值则视为特殊场景，执行加速或减速调整；若虽然时刻表变动，但变动的幅度不超过阈值，则可作为常规场景进行处理。又或者是列车时刻表因某些情况频繁变动，则可以设定一个变动次数的阈值，在一定时间段内，如果变动次数达到阈值则应该作为特殊场景进行处理。

三是状态切换场景。该场景主要考虑舒适性因素，出现在频繁切换列车行驶状态的场景下。需要考虑的场景对象有实验列车自身、轨道、车内乘客及物品等。需要考虑的环境因素有隧道内湿度、风速、温度、信号等。主要收集的参数有实验车速度、加速度、路段限速、距下一个路段限速的距离、下一个路段限速等。根据收集到的以上要素和参数计算列车运行状态的切换次数以及加速度的变化幅度，若是次数及幅度超出设定的阈值则认为属于特殊场景，单独进行训练。

在保证安全性的前提下，场景的创建可以自定义，这样可以保证一定的泛化性。例如某班次列车的时刻表变动可能性较大，就可以将时刻变动这一场景归属于常规场景对智能体进行训练，以减少调度人类专家的频率；若某班次列车的时刻表变化可能性不大，则可以将时刻变动作为特殊场景使用人类专家知识进行处理，以减少训练不同时刻列车运行智能体的成本。

解决了以上核心问题，便可以得到如图 1 所示的基于人机混合智能的地铁列车无人驾驶系统的基本框图。首先由列车智能体与人类专家或列车智能体单独感知目前的运行环境，获得当前时刻的列车速度、加速度、运行阻力、剩余路程等参数，然后对这些参数进行综合，用模糊系统来判断当下的状态属于常规场景还是特殊场景。如果属于常规场景，则按照事先训练好的场景让智能体独自处理，得到下一个时刻应做出的动作；如果属于特殊场景，则将人的作用引入人工智能，让智能体运用人类专家经验与常规经验一同处理，得出下一个时刻的最优或者较优动作。如此循环，直至完成一趟运行。

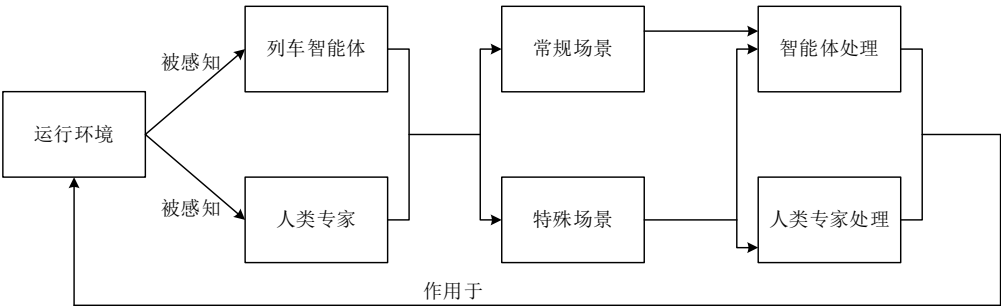


图 1 基于人机混合智能的地铁列车无人驾驶系统的基本框架

3 人机混合智能的两种实现方式

在大致框架已经确定的前提下，仍需要确定混合智能系统的具体实现细节，例如如何实现感知环境以及如何下决策。在此尝试提出以下两种实现方式：

一是将人的作用引入回路中，人类经验与智能体通过物理交互和任务分类的方式，提升列车运行时感知以及决策执行过程中的精确性和安全性^[27]。具体来说，就是将当前的场景按需求分类，然后使用模糊系统进行判断，应用物理交互方式切换使用专家经验还是使用智能体自身经验完成感知和决策。如当隧道内环境比较简单时，使用智能体自身经验完成感知和决策即可。但是感知到不合常规的参数，智能体处理的置信度低，超出了智能体经验的处理范围，即可切换到运用专家经验进行感知与决策，所使用的专家经验应对特殊场景具有高感知度，即能在短时间内判断出特殊场景出现的问题，并且具备在特殊场景中的快速决策能力，即能够在遇到特殊场景时快速决策出下一时刻的列车动作。这种方式的优点是实现起来相对简单，能够根据使用需求调整切换模式的条件，但缺点是智能体在每次的训练中只能学习常规场景的处理方法，对于特殊场景的处理能力无法得到训练，从而一直依赖于人类智能处理特殊场景。将人的作用引入回路的混合智能驾驶系统的基本框架如图2所示。

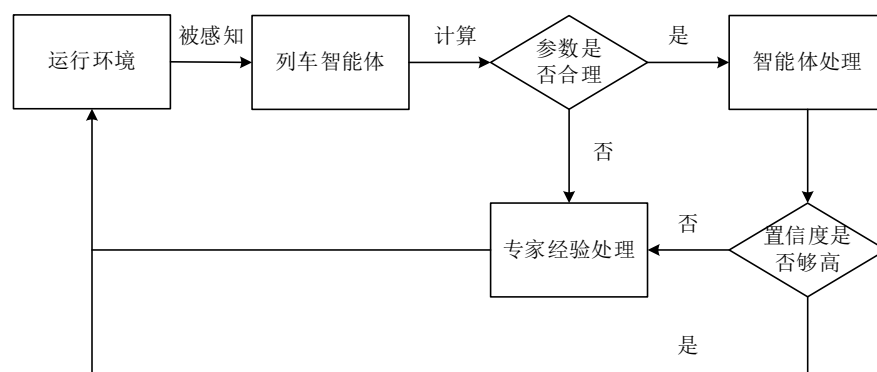


图2 将人的作用引入回路的混合智能驾驶系统的基本框架

二是基于认知计算的人机混合智能方式。不同于将人的作用引入回路中的人机混合智能，这种计算方式的重点在于构造一个模仿人类大脑结构的智能体计算模型，目标是建立一种能摆脱人类干预并自行解决复杂问题的计算系统，实现类脑计算，即让计算机系统能像人脑一样学习、思考，并做出正确的决策^[28]。机器智能擅长的是获取大量的数据，以数理逻辑获得概率进而执行相对理性的动作，而人类智能擅长的是推理、记忆等相对感性且抽象的能力，两者之间是互补的。基于认知计算的人机混合智能综合了两者的优点。在训练时，以训练智能体的方式获得常规场景的处理方式，而对于特殊场景，则需要充分运用人类智能的推理以及记忆能力。对于从外界感知获得的数据，该类智能体应具有举一反三的能力，对于类似的数据会采取类似的操作，具有较强的泛化性。而记忆能力则能给智能

体带来成长性，面对出现过的特殊场景，智能体可以采取同样的操作。对于未出现过的特殊场景，智能体可应用人类智能的“直觉”进行处理，在处理结束后，对处理结果进行记忆，并进行推理，决定以后应采取相似操作还是采取相反操作。在经过足够的训练后，智能体应成为一个既具有理性的数理逻辑分析能力，又具有感性的推理、记忆等能力的强智能体。这种实现方式的优点是智能体能够不断成长，从而更接近于真正的人工智能。但缺点是现在对于人脑的结构，在生物学上仍然存在着许多未知的部分，因此想要实现一个具有人类智能的智能体具有极大的难度。可以说要想以认知计算方式实现人机混合智能，关键是研究出人脑的“直觉推理能力”是如何实现的。认知科学的大量实验事实表明，认知的基本单元不是计算的符号，不是信息的比特，米勒（Miller）提出计量工作记忆大小的单元是一种整体性的“组块”；卡尼曼（Kahneman）提出注意选择的基本单元是整体性的“知觉物体”；波普勒（Popple）提出时间组织的基本单元是整体性的“时间格式塔”^[29]。本研究暂且将整体性、模块化作为人认识世界并进行决策的关键，这与机器智能离散、精确到单点数据的思考方式有极大的差别，下文也将基于此对认知计算方式实现的人机混合智能进行讨论。基于认知计算的人机混合智能驾驶系统的基本框架如图 3 所示。

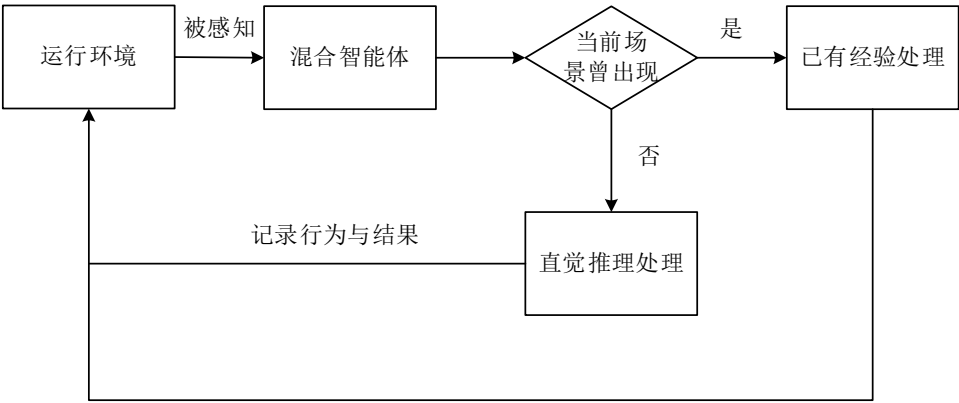


图 3 基于认知计算的人机混合智能驾驶系统的基本框架

4 特殊场景的应对方式举例

以下介绍两种可能出现的特殊场景以及可以尝试的应对方式。

场景一是前方突然出现障碍物。若运用将人的作用引入回路的混合智能驾驶系统，则使用智能体感知障碍物，并将感知到的障碍物参数以及现在时刻计算出的各项运行参数传递给模糊判断系统，若是障碍物以及列车各项运行参数都属于常规运行场景，则可以由智能体训练经验继续常规运行；若是由系统判断出现了非常规的参数，则调用专家经验结合智能体进行决策。例如当障碍物在近距离时，智能体经过计算判断短时间可能会撞上障碍物，则列车根据常规司机经验采取紧急制动以尽量避免撞上障碍物或尽量减小动量以降低碰撞损伤；而当障碍物距离稍远时，智能体经过计算判断短时间内不会与障碍物碰撞，则

可根据专家经验设定的安全距离，由智能体计算制动速度，使列车在安全距离之前停车即可，这样一来，既保证了列车运行安全，也能保证车上乘客不会因紧急制动而受伤，同时也能减少列车组件的损耗。而若是运用基于认知计算的人机混合智能驾驶系统进行实现，则要考虑环境中各个参数之间的联系，将其作为一个整体环境进行计算。众所周知，有经验的司机可以根据障碍物的距离以及列车的速度来推断该如何控制列车的行动，而使用认知计算，则需要将司机这种对整体环境的判断能力赋予智能体。例如将与障碍物的距离、列车当前的加速度、列车当前的速度、列车能够到达的最大制动加速度等参数作为一个整体输入智能体，以训练其是否执行制动操作的“直觉推理能力”，当列车不因为某一异常的离散数据而失去判断能力时，可以认为其获得了一定的认知计算能力。通过这种整体性的决策，能够很好地泛化推广到各种驾驶场景中。前方出现障碍物的应对方式如图 4 所示。

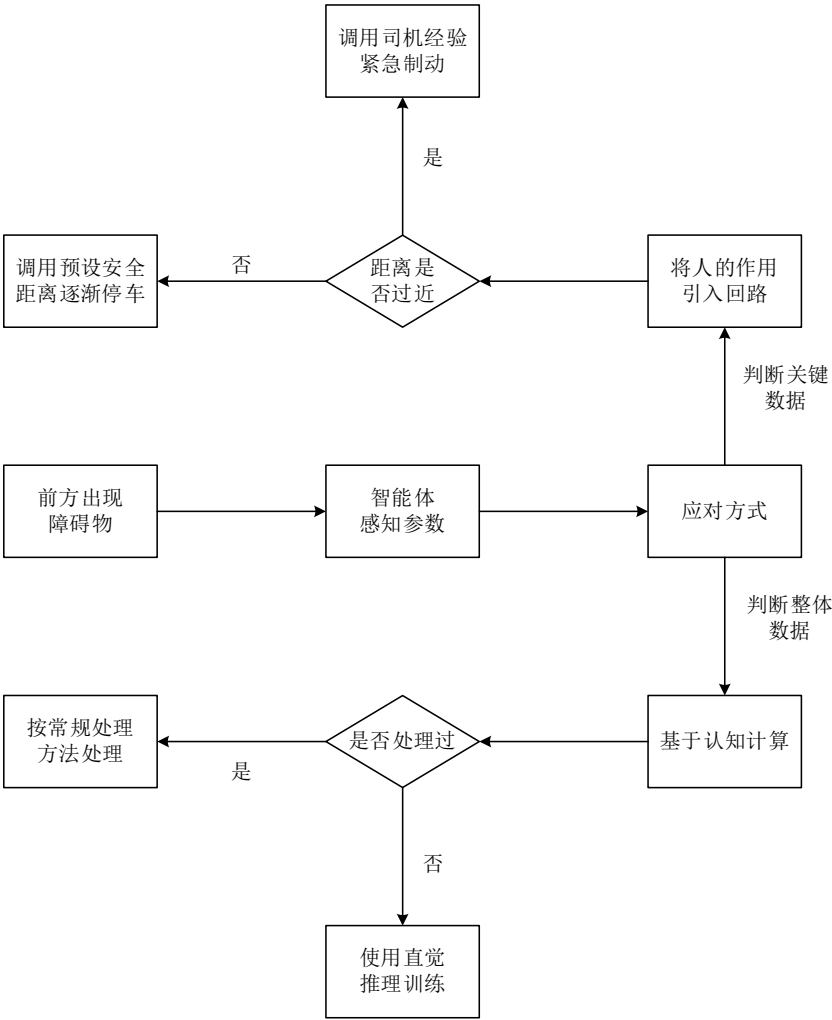


图 4 前方出现障碍物的应对方式

场景二是后方出现可能追尾的列车同时前方出现障碍物。同样尝试使用将人的作用引入回路的混合智能驾驶系统解决。用智能体感知前方障碍物以及后方列车的各个参数，并计算列车自身运行参数，一并传入系统，由专家经验对后方列车以及前方障碍物进行性质

判断。若后方列车距离较远且正在制动而前方障碍物较近，则优先减少前方障碍物可能造成的危险，进行紧急制动；若后方列车距离近、速度快而前方障碍物距离仍然较远或危害性不高，则可以仍保持一定速度与后方来车保持距离，待后方列车成功制动后再进行本列车制动。而在下达这些专家经验的判断之后，具体采用何种加速度或制动速度仍然交给智能体进行计算，因为在量化方面，智能体比专家更具有优势，因此只需要借助专家经验的决策能力即可。若使用基于认知计算的人机混合智能驾驶系统进行实现，则与前文类似，将障碍物距离、列车速度、列车加速度、后车速度、后车距离以及后车加速度等参数作为一个整体对列车智能体决策进行训练，最终达到“直觉推理”的效果。后方出现列车同时前方出现障碍物的应对方式如图 5 所示。

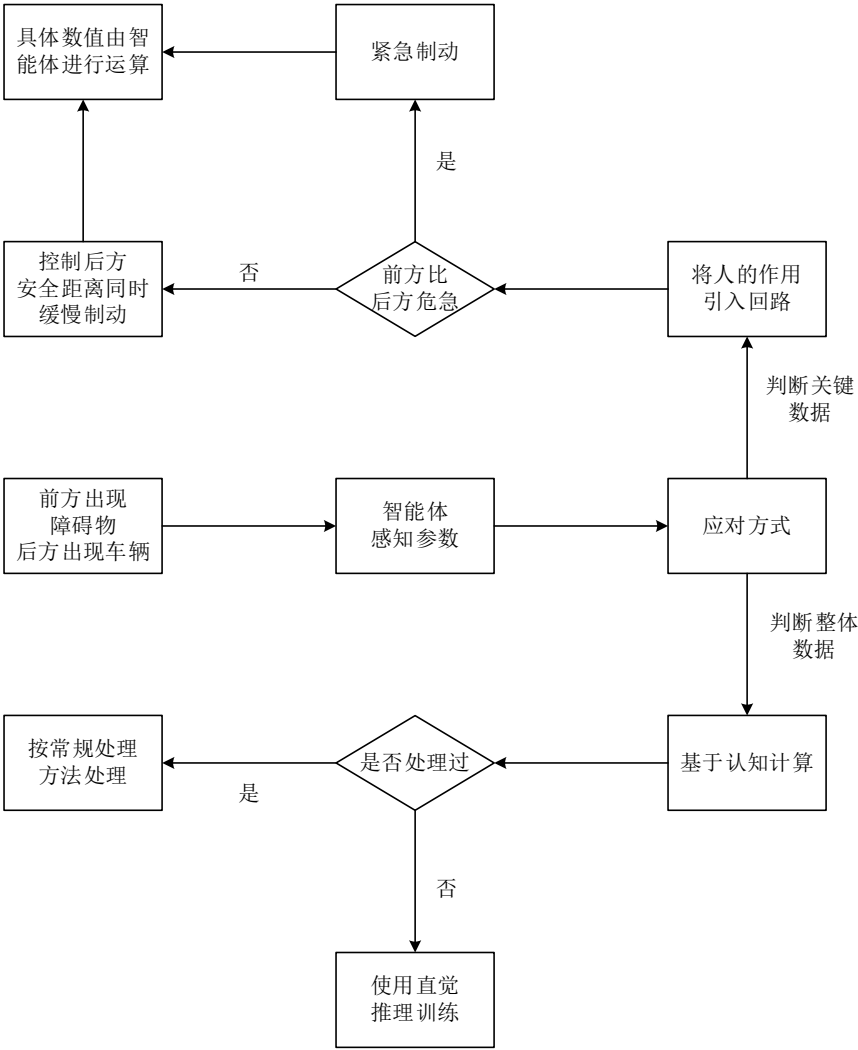


图 5 后方出现列车同时前方出现障碍物的应对方式

5 结束语

地铁列车的驾驶系统是地铁的核心，将地铁列车自动驾驶系统与人工智能深度结合也是势在必行的一步。但由于目前的人工智能仍是初级人工智能，与强人工智能还有不小的

差距, 因此需要探索一条由初级人工智能过渡至强人工智能的道路。本文基于人机混合智能这一道路, 提出一种地铁自动驾驶系统的发展方向。这种地铁驾驶系统既具备了机器智能对常规场景的高效处理能力, 又具备了人类智能对于特殊场景的处理能力, 为更加节省人力、降低能耗、提高效率、确保安全的地铁系统提出了一种可能性。

现阶段, 人们对人工智能的探索仍存在问题, 因此一些新的研究方向是不确定的, 但一个重要的基本途径是: 从脑认知和神经科学领域寻找发展新一代人工智能的灵感, 推动人工智能的学科交叉研究已成为必然的趋势^[16]。如果人类能够在脑科学与神经科学上获得进展, 那么势必能够推进人机混合智能以及人工智能的发展, 有望实现真正的强人工智能。相对的, 那时的地铁列车自动驾驶系统也将具备强人工智能, 可称之为真正的“智能列车”和“智慧地铁”。

参考文献:

- [1] 刘涛, 杨帆. 浅谈我国地铁发展现状及展望[J]. 中小企业管理与科技(上旬刊), 2014(2): 129-130.
LIU T, YANG F. On the present situation and prospect of subway development in China[J]. Management & Technology of SME, 2014(2): 129-130.
- [2] 朱建峰. 我国智慧地铁发展现状与展望[J]. 佛山科学技术学院学报(自然科学版), 2019, 37(4): 6-9.
ZHU J F. Development status and prospect of smart metro in China[J]. Journal of Foshan University (Natural Science Edition), 2019, 37(4): 6-9.
- [3] 叶浪. 我国地铁现状及发展的必要性研究[J]. 才智, 2013(3): 309.
YE L. The necessity research of our country subway present situation and development[J]. Intelligence, 2013(3): 309.
- [4] 李子钧. 基于模糊自适应 PID 控制的列车自动驾驶系统的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.
LI Z J. Research of automatic train operation system based on fuzzy self-adaptive PID[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010.
- [5] 冷勇林. 基于专家经验和机器学习的列车智能驾驶算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.
LENG Y L. Intelligent train operation algorithm based on expert knowledge and machine learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2013.
- [6] 康太平. 基于模糊预测控制的列车自动驾驶系统研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2006.
KANG T P. Study on automatic train operation based on fuzzy prediction control[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2006.
- [7] 宗明, 郜春海, 何燕. 基于 CBTC 控制的全自动驾驶系统[J]. 都市快轨交通, 2006, 19(3): 34-36.

-
- ZONG M, GAO C H, HE Y. Fully automatic operation system based on CBTC[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2006, 19(3): 34-36.
- [8] 张强. 基于遗传算法的列车自动驾驶系统研究与实现[D]. 北京: 北京交通大学, 2008.
- ZHANG Q. Research and implementation of automatic train operation system based on genetic algorithm[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2008.
- [9] 张淼. 基于强化学习的列车自动驾驶方法研究[D]. 北京: 中国铁道科学研究院, 2020.
- ZHANG M. Research on automatic train operation based on reinforcement learning[D]. Beijing: China Academy of Railway Sciences, 2020.
- [10] 国际电工委员会. 铁路应用设施. 都市自动化有轨运输(AUGT). 安全性要求: IEC 62267-2009 [S]. 2009.
- International Electrotechnical Commission. Railway applications - automated urban guided transport (AUGT) - safety requirements: IEC 62267-2009[S]. 2009.
- [11] 杨苑斐, 申永勇, 王子超. 上海轨道交通 15 号线全自动驾驶列车设计概述[J]. 上海电气技术, 2020, 13(4): 43-47.
- YANG Y F, SHEN Y Y, WANG Z C. Overview of design of self-driving train on Shanghai rail transit line 15[J]. Journal of Shanghai Electric Technology, 2020, 13(4): 43-47.
- [12] 张崔中. 我国首条全自动驾驶地铁“上岗”[J]. 新长征(党建版), 2017(5): 60.
- ZHANG C Z. Chinese first fully autonomous subway train begins work [J]. Xin Chang Zheng, 2017(5): 60.
- [13] 陈荣武, 刘莉, 诸昌铃. 基于 CBTC 的列车自动驾驶控制算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(11): 2649-2651.
- CHEN R W, LIU L, ZHU C Q. Automatic train operation and its control algorithm based on CBTC[J]. Journal of Computer Applications, 2007, 27(11): 2649-2651.
- [14] 吴飞, 廖彬兵, 韩亚洪. 深度学习的可解释性[J]. 航空兵器, 2019, 26(1): 39-46.
- WU F, LIAO B B, HAN Y H. Interpretability for deep Learning[J]. Aero Weaponry, 2019, 26(1): 39-46.
- [15] 唐振韬, 邵坤, 赵冬斌, 等. 深度强化学习进展: 从 AlphaGo 到 AlphaGo Zero[J]. 控制理论与应用, 2017(12): 1529-1546.
- TANG Z T, SHAO K, ZHAO D B, et al. Recent progress of deep reinforcement learning: from AlphaGo to AlphaGo Zero[J]. Control Theory & Applications, 2017(12): 1529-1546.
- [16] 郑南宁. 人工智能新时代[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(1): 1-3.
- ZHENG N N. The new era of artificial intelligence[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(1): 1-3.
- [17] SASAKI K, EGUCHI Y, SUZUKI K. Step-climbing wheelchair with lever propelled rotary legs[C]//Proceedings of 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE Press, 2015: 6354-6359.

-
- [18] SU H, YANG C G, FERRIGNO G, et al. Improved human-robot collaborative control of redundant robot for teleoperated minimally invasive surgery[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(2): 1447-1453.
- [19] ROZO L, BRUNO D, CALINON S, et al. Learning optimal controllers in human-robot cooperative transportation tasks with position and force constraints[C]//Proceedings of 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE Press, 2015: 1024-1030.
- [20] HUANG R, CHENG H, GUO H L, et al. Learning cooperative primitives with physical human-robot interaction for a human-powered lower exoskeleton[C]//Proceedings of 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE Press, 2016: 5355-5360.
- [21] BENDERUS O, BERGER C, MALMSTEN LUNDGREN V. The best rated human-machine interface design for autonomous vehicles in the 2016 grand cooperative driving challenge[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(4): 1302-1307.
- [22] STRICKLAND M, FAINEKOS G, AMOR H B. Deep predictive models for collision risk assessment in autonomous driving[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE Press, 2018: 4685-4692.
- [23] BARABÁS I, TODORUȚ A, CORDOȘ N, et al. Current challenges in autonomous driving[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2017, 252: 012096.
- [24] 吴超仲, 吴浩然, 吕能超. 人机共驾智能汽车的控制权切换与安全性综述[J]. 交通运输工程学报, 2018, 18(6): 131-141.
- WU C Z, WU H R, LYU N C. Review of control switch and safety of human-computer driving intelligent vehicle[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2018, 18(6): 131-141.
- [25] 王述彦, 师宇, 冯忠绪. 基于模糊 PID 控制器的控制方法研究[J]. 机械科学与技术, 2011, 30(1): 166-172.
- WANG S Y, SHI Y, FENG Z X. A method for controlling a loading system based on a fuzzy PID Controller[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2011, 30(1): 166-172.
- [26] 陈德旺, 蔡际杰, 黄允浒. 面向可解释性人工智能与大数据的模糊系统发展展望[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(4): 327-334.
- CHEN D W, CAI J J, HUANG Y H. Development prospect of fuzzy system oriented to interpretable artificial intelligence and big data[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(4): 327-334.
- [27] 程洪, 黄瑞, 邱静, 等. 人机智能技术及系统研究进展综述[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 386-398.
- CHENG H, HUANG R, QIU J, et al. A survey of recent advances in human-robot intelligent systems[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(2): 386-398.

[28] 张力平. 非凡的认知计算[J]. 电信快报, 2017(8): 28.

ZHANG L P. Extraordinary cognitive computing[J]. Telecommunications Information, 2017(8): 28.

[29] 陈霖. 新一代人工智能的核心基础科学问题: 认知和计算的关系[J]. 中国科学院院刊, 2018, 33(10): 1104-1106.

CHEN L. The core basic scientific problem of the new generation of artificial intelligence: the relationship between cognition and computation[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2018, 33(10): 1104-1106.

[作者简介]



黄本遵（1997-），男，福州大学计算机与大数据学院硕士生，主要研究方向为深度强化学习与地铁无人驾驶。



陈德旺（1976-），男，福州大学计算机与大数据学院教授、博士生导师，福建工程学院交通运输学院院长，福州大学智慧地铁福建省高校重点实验室研究员，福建省“闽江学者”特聘教授。主要研究方向为人工智能、大数据、智慧轨道交通。



何振峰（1971-），男，福州大学计算机与大数据学院副教授，主要研究方向为数据挖掘、智能交通、农业信息技术。



邓新国（1975-），男，福州大学计算机与大数据学院副教授，主要研究方向为印刷电路板转移路由、印刷电路板总线布线、列车智能驾驶。