DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2022.02.038

AGV车技术在轮对全自动输送系统中的应用

王铃

(中国神华国际工程有限公司,北京 100007)

摘 要:研究全自动运输系统中的 AGV 轮对驱动系统开发模型及训练方法。使用激光点云作为主视觉系统、三通道可见光作为辅助视觉系统;使用多嵌入主机的内部数据控制方法;使用 8 个深度卷积神经网络模块和 2 个多列神经网络模块对轮对驱动底盘进行驱动。发现该系统训练 25 h 后达到与人工遥控车辆同等的控制效率,训练 100 h 后可显著超越人工遥控效率。

关键词:AGV 车:轮对驱动:全自动输送系统:机器人视觉:神经网络

中图分类号:TP29 文献标志码:B 文章编号:1671-5276(2022)02-0142-04

Application of AGV Technology in Wheelset Automatic Conveying System

WANG Quan

(China Shenhua International Engineering Co., Ltd., Beijing 100007, China)

Abstract: The development model and training method of AGV wheelset drive system in automatic transportation system are studied. Laser point cloud is used as the main vision system and three channel visible light as the auxiliary vision system. The internal data control method of multi embedded host is used, and eight deep convolution neural network modules and two multi column neural network modules are used to drive the wheelset driving chassis. It is found that the control efficiency of the system is the same as that of the manual remote control vehicle after 25 hours of training, yet significantly higher than that of the manual remote control vehicle after 100 hours of training.

Keywords: AGV vehicle; wheelset Drive; automatic conveying system; robot vision; neural network

0 引言

AGV(automated guided vehicle) 车技术是一种背负式的、可无轨移动的、基于电磁及光学自我感知和自动寻迹的自动化运输车辆技术^[1]。小负荷 AGV 车辆可以用于快递、邮件分拣系统;大负荷 AGV 车辆可以在车间系统中跨生产线搬运加工中间物资^[2]。当前我国的 AGV 车辆技术已经处于国际先进水平,主要实现方式是通过轮对控制法实现车辆驱动,通过激光点云雷达和可见光实时建模技术实现寻迹和避障^[3]。

车间内跨生产线运输系统早期依靠小型叉车或者梭车实现,因为通道较为狭窄,人员跨线走动情况带来的环境干扰较为复杂,所以该运输系统容易造成车间生产事故^[4]。人工驾驶的小型叉车或者梭车很难实现较高的生产效率,所以促进了对 AGV 车辆的市场需求^[5]。

该研究在轮对全自动驱动底盘系统上实现 AGV 车辆技术,提升车间跨生产线运输效率,提升车间安全管理效能,特别针对 AGV 轮对全自动输送车的算法优化进行技术创新,并评价新技术的优势及后续开发方向^[6]。

1 轮对驱动 AGV 车辆底盘系统 分析

轮对式驱动系统通过调节一对胶轮的相对转速,实现车辆的直行、后退、转向功能。驱动轮分别通过独立的驱动电机进行驱动。驱动电机为大功率同步交流电动机,电源来自车载逆变器(部分大负荷 AGV 车辆电源来自车载发电机)^[7]。该底盘系统整体架构详见图 1。

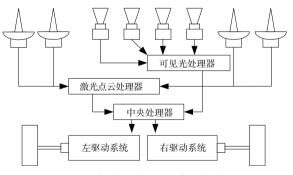


图 1 轮对驱动 AGV 车辆底盘 系统示意图

作者简介:王铨(1982—),男,内蒙古呼伦贝尔人,工程师,硕士,研究方向为自动化控制系统与技术应用。

图 1 中,左、右两套驱动系统驱动轮对底盘,利用变频器实现 4 个前进挡、1 个停止挡和 2 个后退挡,同时驱动左右独立的制动系统,构建轮对驱动系统。驱动轮直径33 cm,该驱动策略详见表 1^[8]。

表 1 驱动策略汇总表

	.,,, _	3E-33 3K+H+E-10-34	
驱动策略	频率/Hz	转速/(r/min)	折算线速度 /(m/s)
前进4	90	7.5	4.00
前进3	30	2.5	1.25
前进2	12	1.0	0.50
前进1	6	0.5	0.25
停止	0	0	0
后退1	6	0.5	0.25
后退 2	12	1.0	0.50
制动		断电+轮轴闭锁	

表1中,该车辆的最大前进线速度约为4.00 m/s,即14.4 km/h,用作长距离低风险转运过程,如封闭或半封闭长距离转运通道;低速前进速度约为1.25 m/s,即4.5 km/h,用作长距离高风险转运过程。该车轮对中线间距设计为1.44 m,最大车宽1.55 m,最大车长设计为1.89 m,其中轮对轴线前方1.25 m,轮对轴线后方0.64 m,其转向能力验算图如图2所示^[9]。

图 2 中,该轮对底盘的转向方式主要分为两种,其中图 2(a)为轮对对向运行实现以轮对驱动轴中点为回转中心的小半径转向方式,图 2(b)为抱死—侧驱动轮,使用另一侧驱动轮低速驱动实现的以—侧驱动轮为转向回转中心的转向驱动方式。为计算该两种转向方式的底盘参数,应计算其转向过程的最大扫过半径 L_{\max} 和理论角速度 ω ,该轮对驱动底盘的具体数据如表 2 所示 [10-12]。

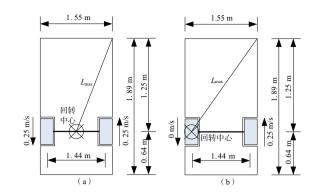


图 2 该轮对底盘转向能力相关参数试算图

表 2 驱动底盘具体数据汇总表

项目	驱动参数	值
线速度	最大前进线速度/(km/h) 最小前进线速度/(km/h) 最大后退线速度/(km/h)	14.4 0.9 1.8
转向方案 a	转向角速度/(π/s) 底盘最大扫过半径/m	0.11 1.442 5
转向方案 b	转向角速度/(π/s) 底盘最大扫过半径/m	0.06 1.906 9

2 驱动系统算法革新

该驱动算法,采用机器人视觉神经系统理念,利用深度卷积神经网络,将4个视频探头和4个激光点云探头数据分别进行深度卷积,形成8个避障数据,将该8个避障数据进行继续卷积,形成多列神经网络决策,详见图3。

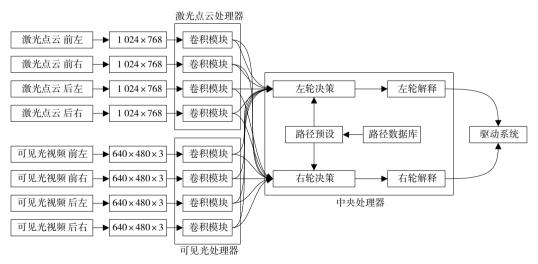


图 3 驱动系统神经网络算法示意图

图 3 中,涉及到 5 个关键技术点,现分析如下。

1)激光点云的数据卷积方案

单个激光点云探头的扫描视域为 1 024×768 点阵,共

涉及到 1 个通道 786 432 个数据,数据格式为双精度浮点变量格式。采用多项式回归法进行节点设计,数据无损卷积率可达到 40%,即其包含隐藏层 14 层,分别为 314 573

节点、125 830 节点、50 332 节点、20 133 节点、8 054 节点、3 222 节点、1 289 节点、516 节点、207 节点、83 节点、33 节点、14 节点、6 节点、3 节点。其节点基函数如下:

$$Y = \sum_{i} \sum_{i=0}^{5} A_{i} X_{i}^{j} \tag{1}$$

式中: X_i 为节点输入项中的第i 个输入值;Y 为节点输出值;i 为多项式阶数; A_i 为第i 阶多项式的待回归系数。

激光点云处理器需要同时运行上述 4 个卷积神经网络模块,对嵌入系统的浮点计算能力要求较高,所以嵌入设备应配置多个高频率(>2.4 GHz)浮点型处理器及通用处理器运行操作系统,并控制多嵌入设备的周围总线通信。该处理器向中央处理器报送 4 个双精度浮点变量作为中央处理器的视觉参照数据。

2)可见光的数据卷积方案

可见光处理器的节点设计与激光点云处理器相同,即采用公式(1)基函数进行节点设计,但因为输入数据量不同,其隐藏层架构有所不同。可见光采用三通道采集可见光数据,每通道为 640×480 解析度,故每个摄像头探头采集的可见光数据包括 921 600 个数据,数据格式为长整型变量,可在计算中强制转化为神经网络可识别的双精度浮点型变量进行控制。同样采用 40%卷积率,其隐藏层共14层,分别为 368 640 节点、147 456 节点、58 983 节点、23 593 节点、9 438 节点、3 775 节点、1 510 节点、604 节点、242 节点、97 节点、39 节点、16 节点、7 节点、3 节点。

可见光处理器需要同时运行上述4个卷积神经网络模块,处理器硬件设计同激光点云处理器。

3)路径预设的跳点方式

传统计算模式中,在路径中设计拐点,计算拐点的回转中心点与回转角度,但在该设计中,将路径下一跳点坐标(x,y)与 AGV 车辆当前定位点(x₀,y₀)共 4 个变量输入到中央处理器的判断坐标中,使其通过卷积神经网络判断轮对驱动方案。该 4 个变量均为双精度浮点型变量。该卷积神经网络设计方案详见下文。

4)多列神经网络实现驱动信号输出方案

针对左轮和右轮驱动方案分别设计1列卷积神经网络,形成多列卷积神经网络系统。2列神经网络的模块架构相同,根据不同设计方案进行训练。每列神经网络共12个输入数据,均为双精度浮点型变量,包括4个激光点云数据卷积结果,4个可见光数据卷积结果,4个路径预设结果。

该多列神经网络系统的核心统计学目标并非数据卷积,因为与前文数十万数据卷积为1个数据相比,通过12个输入数据卷积为1个数据,其卷积压力较小,所以该部分神经网络的核心统计学目标为发掘数据细节,实现更高精度的数据表达。故其节点函数选择方案应侧重于数据细节的发现,应采用对数回归函数进行节点设计,其基函数应改写如下:

$$Y = \sum (A \cdot \log_e X_i + B) \tag{2}$$

式中: X_i 为节点输入项中的第 i 个输入值;Y 为节点输出值;e 为自然常数,此处取近似值 e=2.718 281 828;A 为节点待回归系数。

为加强数据分析结果,该部分神经网络隐藏层层数设计为6层,分别为17节点、31节点、53节点、29节点、11

节点、3节点。输出为1个双精度浮点型变量。

5)驱动方案解释办法

上述 2 列多列神经网络各输出 1 个双精度浮点型变量,值域空间为 $(-\infty,+\infty)$ 。在解释办法中应将该输出值解释为轮对单侧驱动轮运行的 8 个驱动策略(表 1),其输出值与解释值之间的关系如表 3 所示。

表 3 驱动方案解释办法汇总表

	值域	策略
1	(-∞,0)	报错
2	[0.000,0.100)	前进1
3	[0.100, 0.200)	前进2
4	[0.300, 0.400)	前进3
5	[0.400,0.500)	前进4
6	[0.600,0.700)	后退1
7	[0.700,0.800)	后退 2
8	[0.800,0.900)	停车
9	[0.900,1.000]	制动
10	(1.000,+∞)	报错

表 3 中,将数据解释方案设定为有效值域空间[0,1.000] 范围,超出此值域范围的(-∞,0)和(1.000,+∞),均设定为报错区间。该报错区间用于判断神经网络系统是否有效收敛,而在实际运行中,一旦一侧驱动轮给出报错数据,则两侧驱动轮均同时制动抱死,防止出现不可预见事故。在有效值域空间内,系统根据两侧驱动轮的实际神经网络输出值选择合适策略。但在安全保护装置中,系统会给出以下辅助报错空间,以对神经网络的收敛情况给出加强辅助判断过程,详见表 4。

表 4 辅助报错空间设置

状态	前进4	前进3	前进2	前进 1	停止	后退 1	后退 2	制动
前进4	前进	报错	报错	报错	报错	报错	报错	报错
前进3	报错	前进	报错	报错	报错	报错	报错	报错
前进2	报错	报错	前进	转向	报错	报错	报错	报错
前进1	报错	报错	转向	前进	转向	转向	报错	报错
停止	报错	报错	报错	转向	停车	转向	报错	报错
后退1	报错	报错	报错	转向	转向	后退	转向	报错
后退 2	报错	报错	报错	报错	报错	转向	后退	报错
制动	报错	报错	报错	报错	报错	报错	报错	制动

表 4 中,前进策略共有 4 个,后退策略为 2 个,停车策略 1 个,计划内制动策略 1 个,转向策略 10 个,上述计划内策略共 18 个,而策略投影空间共有 81 项。该 81 项中如果策略投影不在 18 个计划内策略中,均会给出报错,并使系统保护性制动。该策略进一步增加神经网络训练过程中的收敛度,且增加了系统安全性。

3 系统开发与测试

该系统软件开发过程中,3个处理器均采用了 Linux 操作系统,逻辑数据管理使用了 MySQL 平台软件,视频与激光点云驱动为探头内置软件,软件开发使用了 Java 编译系统。数据训练过程采用了遥控训练法,使用人工遥控的方式操作该轮对驱动系统,神经网络系统根据操作指令和探头输入数据进行训练,其自主训练路径长度 100 m,设计拐点6个,运行过程中设计额外障碍物及行人闯入等应急状态。根据训练时长测试其效率,得到测试结果如表5所示。

表 5 系统开发测试结果表

训练时长/h	设计距离/m	绕行距离/m	通过时间/s	平均速度/(m/s)
遥控时长	100	9.3±0.5	11.4±0.2	9.59±0.62
1	100	15.2 ± 1.7	29.8±0.9	3.88 ± 0.34
5	100	11.8±1.2	18.2 ± 0.7	6.17±0.53
25	100	9.1±0.5	11.8±0.3	9.29 ± 0.53
100	100	7.3 ± 0.4	9.6±0.3	11.19±0.55
300	100	7.2 ± 0.3	9.4±0.3	11.35±0.51

表 5 中, 当训练达到 25 h 时, 该系统的自主寻迹能力已经与人工遥控操作时长保持持平; 当训练达到 100 h 时, 该系统的平均车速 11.19 m/s 较人工遥控的 9.59 m/s 提升 16.7%。考察行人侵入的制动效率, 人工遥控制动最终位置距离行人平均 1.92±0.36 m; 训练 25 h 时制动最终位置距离行人平均 1.23±0.24 m; 训练 100 h 时制动最终位置距离行人平均 0.73±0.18 m。可以推测自主寻迹避障功能, 更倾向于贴近异常点进行制动, 且所有机器人操作在训练 5 h 后均未发生意外碰撞事故。

4 结语

使用4个激光点云探头构建自主寻迹避障主视觉系统,使用4个3通道可见光摄像头构建自主寻迹避障辅助视觉系统,采用机器人自主视觉系统,在轮对驱动 AGV 车辆底盘上,构建驱动系统。该系统使用3个嵌入系统运行8个深度卷积神经网络和2个数据库辅助多列卷积神经

网络,最终构建针对 2 个驱动轮的 8 挡位控制系统,给出 4 个前进策略、2 个倒退策略、10 个转向策略、1 个停车策略和 1 个计划内制动策略。最终开发测试中,该系统在遥控训练 25 h 时,达到与人工遥控近似的自主寻迹能力;遥控训练 100 h 时,控制效率超出人工遥控 16.7%;但后续训练未发现有控制效率的显著提升。该系统通过提升神经网络系统的节点数量、增加控制器的硬件配置,可以得到更高的控制效率。

参考文献:

- [1] 戴福全, 刘路杰. 基于视觉引导的机器人抓取分类系统设计[J]. 福建工程学院学报, 2020, 18(6):530-534.
- [2] 杨涛,李祎,陈晶华,等. 基于背景差分的巡检机器人视觉识别方法[J]. 机械与电子,2020,38(12):60-64.
- [3] 张伟,陈栋,赵进慧. 金属铣削件视觉检测与机器人分拣系统[J]. 工业控制计算机,2020,33(12):91-93,96.
- [4] 郑耿峰. 地面移动机器人视觉系统成像性能检测方法[J]. 大 众标准化,2020(24);253-254.
- [5] 周自更,黄修乾,胡昌斌,等. 基于长期度量学习和图像匹配变换的机器人视觉定位研究[J]. 电子器件,2020,43(6): 1396-1402
- [6] 方华丽,吴晴. 采摘机器人定位导航系统设计——基于无线 传感网络和机器视觉[J]. 农机化研究,2021,43(9):199-203.
- [7] 李丽, 张晓亮. 基于机器视觉的采摘机器人果实三维模型重构与识别[J]. 农机化研究, 2021, 43(10): 231-235.
- [8] 王书剑,周诗薇,邓文兵,等. 一种小型 AGV 运输小车的设计[J]. 中小企业管理与科技(上旬刊),2018(12):176-177.
- [9] 吴航. 移动机器人地形分类的视觉方法研究[D]. 北京:中国人民解放军军事医学科学院,2017.
- [10] 秦雪涵. 基于粒子群算法与人工势场法的移动机器人路径规划研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2017.
- [11] 黄西利,覃鑫. AGV 小车在车身车间应用[J]. 装备制造技术,2015(4):201-203.
- [12] 沈治. 基于蚁群算法的 AGV 路径规化的实现[J]. 信息技术,2011,35(11):103-106.

收稿日期:2021-01-18

(上接第134页)

气系统并初步选定进气系统结构参数;通过限流阀流场仿真与一维内燃机工作过程仿真相结合,对侧置进气式进气系统进行优化处理,得出将限流阀进出口锥角分别设置为14°和5°、进气歧管长度为140 mm、稳压腔容积为3.5 L时,内燃机在赛车常用转速区间内转矩和功率输出更加稳定,且进气效率也有明显的改善。

参考文献:

- [1] 李理光.2020 中国大学生汽车大赛规则[Z]. [S.I.; s.n.], 2020.
- [2] 芮宏斌,张帅帅,史洋鹏,等. FSAE 赛车发动机进排气系统优

- 化设计[J]. 汽车文摘,2019(10):34-39.
- [3] 谭正平, 黄海波, 王永忠. FSAE 赛车发动机进气系统结构参数优化[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2017, 36(1): 82-87.
- [4] 施佳辉,王东方,王燕,等. FSAE 赛车发动机进气系统设计与流场分析[J]. 轻工学报,2017,32(5):66-73.
- [5] 林少辉,任志英. FSC 赛车进气限流阀研究与优化[J]. 赤峰学院学报(自然科学版),2015,31(12):37-39.
- [6] 魏春源. 高等内燃机学[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2001.

收稿日期:2021-05-12