

基于全连接神经网络的车辆短预瞄电磁导引方案 *

杨豫龙¹, 赵娟^{1,2}, 黄原¹

(1.中国地质大学(武汉) 自动化学院, 湖北 武汉 430074;
2.复杂系统先进控制与智能自动化湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要: 电磁导引是一种车辆自动导引方案, 广泛应用于工业、物流等领域。为解决现有电磁导引方案对车辆机械结构要求较高、易受传感器预瞄距离短的限制、难以应用于小型自动导引车辆的问题, 提出了一种基于全连接神经网络的导引方案。通过数据分析寻找有限预瞄距离内的最优传感器排布方案, 设计和训练全连接神经网络模型, 对车身姿态及车后道路的信息进行全面预测, 以弥补传感器短预瞄所造成的前向道路探测能力的不足。经模拟和实际测试, 该方案能极大改善较小体积车辆的短预瞄电磁导引系统的控制效果, 实现车辆的稳定快速运行。

关键词: 神经网络; 监督学习; 短预瞄; 电磁导引; 自动导引车

中图分类号: TN609; TP242.6; TP249

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.211665

中文引用格式: 杨豫龙, 赵娟, 黄原. 基于全连接神经网络的车辆短预瞄电磁导引方案[J]. 电子技术应用, 2022, 48(3): 22-26.

英文引用格式: Yang Yulong, Zhao Juan, Huang Yuan. Electromagnetic guidance scheme for limited-preview vehicles based on fully connected neural network[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(3): 22-26.

Electromagnetic guidance scheme for limited-preview vehicles based on fully connected neural network

Yang Yulong¹, Zhao Juan^{1,2}, Huang Yuan¹

(1. School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;
2. Hubei Key Laboratory of Advanced Control and Intelligent Automation for Complex Systems, Wuhan 430074, China)

Abstract: As one of the autopilot schemes of automatic guided vehicle(AGV), electromagnetic guidance is widely used in industry, logistics and other fields. Traditional electromagnetic guidance schemes have high requirements on mechanical structure and are easily limited by the small preview range of sensors. Thus, it is difficult to apply them to small AGV. In order to remedy the defect of limited detection ability, which is caused by limited preview, a fully connected neural network model is designed and trained to detect both vehicle's posture and rear road information. Both simulation and actual tests show that the presented scheme greatly improves the control effect of electromagnetic guidance system with small size and limited-preview sensors. In the whole process, the vehicle runs rapidly and steadily.

Key words: neural network; supervised learning; limited preview; electromagnetic guiding; AGV

0 引言

通有交变电流的导线附近会产生磁场。电磁导引利用这一特性, 通过预先铺设在路面的电磁线, 实现对车辆的导引^[1]。相较于视觉、雷达、卫星定位等引导方式^[2], 电磁导引方案对环境的抗干扰能力较强, 不易受外界光照、天气等条件的影响^[3], 广泛应用于工业、物流等路径相对固定的场景中^[4]。

为实现车辆电磁导引, 文献[5]通过一行紧密排布的传感器, 检测车身相对路面电磁线的位置。文献[6]利用最小二乘法, 对当前位置处的电磁感应强度与车身侧向

偏移量的函数关系进行曲线拟合, 从而确定车身相对路面的位置。文献[7]提出一种“差比和”算法, 用两传感器值之差除以两传感器值之和来描述车身的侧向偏移量, 然后使用 PID 控制器实现跟随。

但上述方案仍未解决阻碍电磁导引发展的根本问题, 即: 电磁传感器的探测距离十分有限, 导引速度难以提高, 若使用延长杆等机械结构增大电磁传感器探测距离, 会导致车辆体积庞大、机械性能变差。

因此, 本文利用神经网络模型优异的特征学习能力, 提出一种基于全连接神经网络模型的车辆短预瞄电磁导引方案。实验结果表明, 该方案极大优化了电磁导引在短预瞄车辆上的控制效果, 同时, 使电磁导引系统变

* 基金项目: 教育部产学合作协同育人项目(201902101005, 202101024035)

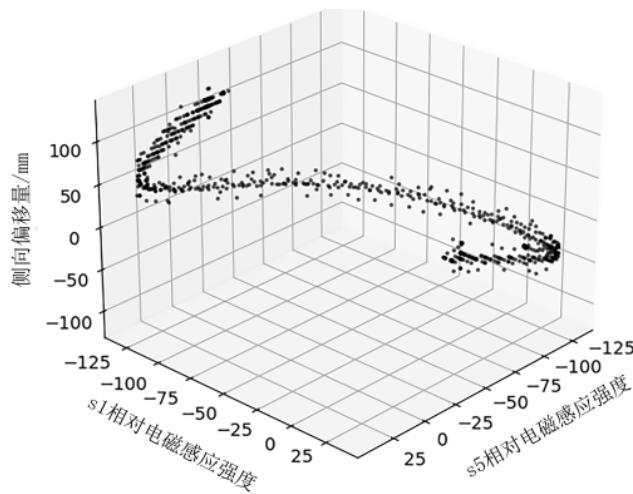


图 4 对称位置传感器电磁感应强度与侧向偏移距离关系

图 3 中的 S1 和 S7、S5 和 S6。将两个传感器测得的电磁感应强度作差,绘出该差值与车辆行驶方向相对电磁线偏离角度(以下简称纵向偏移角度)的关系,如图 5 所示。由图可见,曲线在-30°~30°范围内具有较好的线性特性。这说明呈对角线排布的一对传感器能够反映车身纵向偏移角度的变化。

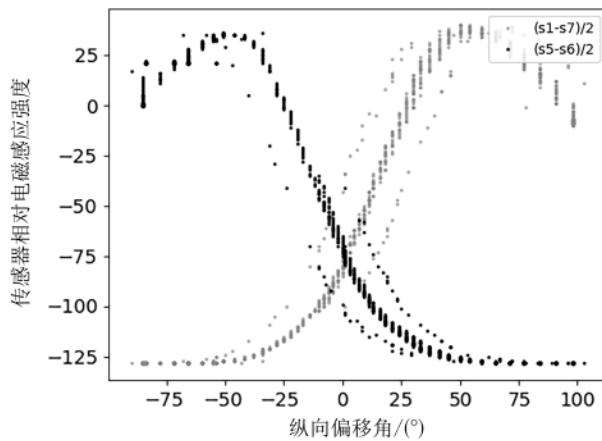


图 5 对角位置传感器电磁感应强度差值与偏移角度关系

本文根据此传感器排布方案,搭建一辆四轮车模型,如图 6 所示。其中,7 个电磁传感器按图 3 排布方式分别安装在车身的前部和中后部。车模长为 295 mm,宽为 199 mm,高为 95 mm,轮距为 153 mm,轴距为 202 mm。传感器最前端到前转向轮轴心沿前进方向的水平距离为 42 mm。考虑到电磁传感器的探测距离极短,可认为该车模电磁导引系统的预瞄距离为 42 mm,约为车身轴距的 1/5。

除此之外,车模上还搭载了一套独立的摄像头导引系统,其预瞄距离达 300 mm。该系统仅用于在神经网络训练阶段,引导车模在实验环境中以 3.2 m/s 的速度稳定运行,以获得高质量的数据集。

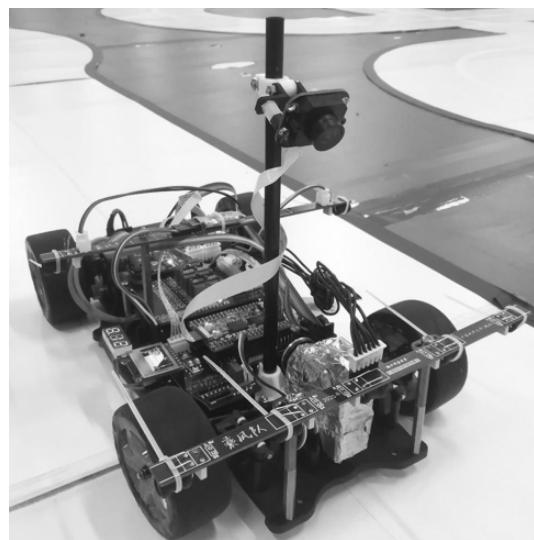
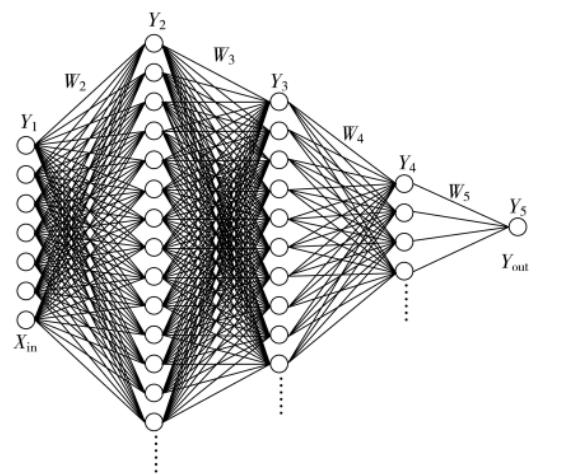


图 6 本文所使用的四轮车模

3 全连接神经网络模型

在人工神经网络模型中,神经元是一种多输入、单输出的非线性模型^[12]。基于神经元模型,搭建一种 5 层全连接神经网络,如图 7 所示。输入层包含 7 个神经元,分别用于接收 S1~S5 5 个电磁传感器数据,以及(S1-S7)/2、(S5-S6)/2 两对传感器的差比和数据;神经网络设置 3 层隐含层;输出层神经元个数为 1,输出结果作为控制量输出至舵机。



输入层(7) 隐含层(140) 隐含层(100) 隐含层(40) 输出层(1)

图 7 全连接神经网络模型

基于多次实验结果,综合权衡使用不同激活函数的利弊^[13],本文选择 tanh 函数作为隐含层第一、第二层的激活函数,选择 ReLU 函数作为隐含层第三层的激活函数。

$$\varphi_{\text{tanh}}(x) = \frac{1-e^{-2x}}{1+e^{-2x}} \quad (9)$$

$$\varphi_{\text{ReLU}}(x) = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (10)$$

将神经网络输入矩阵记为 X_{in} ,输出矩阵记为 Y_{out} ,各

层输出矩阵记为 Y_n , 权值矩阵记为 W_n , 偏置矩阵记为 B_n , 其中整数 $n \in [1, 5]$ 。该全连接神经网络模型的完整结构表示为:

$$\begin{aligned} Y_1 &= X_{\text{in}} \\ Y_2 &= \varphi_{\text{tanh}}(W_2 Y_1 + B_2) \\ Y_3 &= \varphi_{\text{tanh}}(W_3 Y_2 + B_3) \\ Y_4 &= \varphi_{\text{ReLU}}(W_4 Y_3 + B_4) \\ Y_{\text{out}} &= Y_5 = W_5 Y_4 + B_5 \end{aligned} \quad (11)$$

不失一般性地, 忽略隐含层之间的复杂关系, 将上述神经网络模型看作输入 X_{in} 到输出 Y_{out} 的映射 $h(X_{\text{in}}; \theta)$, 其中 θ 为神经网络模型参数矩阵, 包括权重 W 和偏置 B , 基于该映射构造均方差(Mean Square Error, MSE)损失函数 $L(Y_i, X_{\text{in}})$ 作为目标函数:

$$L(Y_i, X_{\text{in}}) = \frac{1}{2n} \sum_i^n \{Y_i - h(X_{\text{in}}; \theta)\}^2 \quad (12)$$

全连接神经网络训练的基本方法是首先通过正向计算误差, 然后将该误差反向传播。每一层参数的更新依赖于后一层的损失, 各层利用梯度下降法更新参数, 如式(13)所示。

$$\theta_i := \theta_i - \alpha \frac{\partial L}{\partial \theta_i} \quad (13)$$

式中, 梯度即目标函数 $L(Y_i, X_{\text{in}})$ 对参数 θ 的偏导数, α 为学习率。

由于使用的训练集数据量较大, 为了提高迭代速度, 将训练集划分为 m 个大小为 n 的样本, 进行小批量梯度下降^[14]。由式(12)、式(13), 得到式(14):

$$\theta_i := \theta_i - \alpha \frac{1}{n} \sum_{k=1}^m \left(Y_i^{(k)} - h(X_{\text{in}}^{(k)}; \theta) \right) X_i^{(k)} \quad (14)$$

神经网络的训练过程就是通过上述方法不断迭代训练, 寻找参数 θ 的最优解, 使目标函数趋于全局最小的过程。训练流程如图 8 所示。

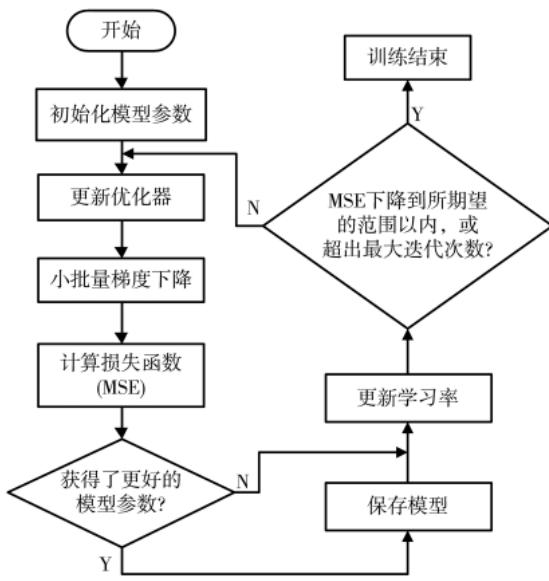


图 8 神经网络训练流程图

在训练开始前, 向神经网络模型提供一套合适的初始参数^[15], 然后, 使用 Adam 优化器在每次迭代时指引神经网络各个参数向正确的方向更新。在每次模型迭代后, 使用测试集验证新模型的性能, 以决定是否保留该模型, 并根据验证结果调整学习率继续迭代, 直至 MSE 值下降到所期望的范围以内, 或训练再无进展。

4 系统性能测试

本次训练使用的数据集总量为 75 464 条, 每 20 次训练为一次迭代, 共迭代 200 次。训练过程的 MSE 下降曲线如图 9 所示。从图中可以看出, 训练前期 MSE 下降迅速, 随后下降趋于平缓, 最终训练集和测试集 MSE 均稳定在 0.002 左右, 低于预期目标 MSE 值 0.005, 说明该神经网络模型训练结果较好。

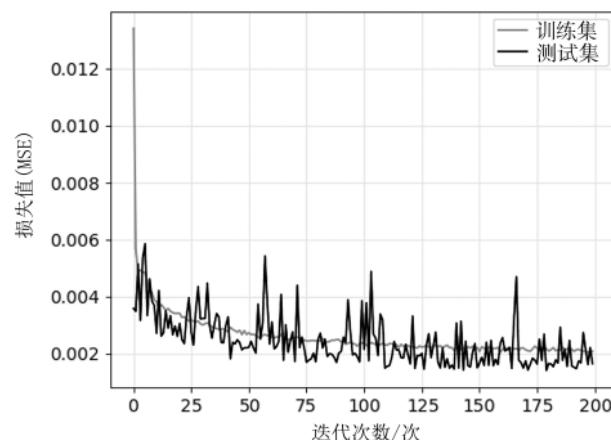


图 9 神经网络模型训练 MSE 下降曲线

在将神经网络模型部署到车模之前, 对模型进行模拟运行测试。为了避免模型对单一数据集可能存在过拟合现象, 模拟测试是在不同的场地上重新采集数据, 然后将传感器数据按时间顺序依次输入训练好的模型进行预测, 以模拟车辆在场地上的运行过程。由于摄像头导引系统具有很好的控制效果, 可以将其输出结果视为标准结果。然后将神经网络模型的实时输出结果与标准结果进行对比, 如图 10 所示。结果表明, 神经网络模型输出结果与摄像头导引方案的实际控制量基本一致, 证明该模型跟随情况良好, 已经具备较强的控制能力。

完成模拟测试后, 将神经网络模型部署至车模。在同一场地上, 使用同一短预瞄车模, 分别使用传统“差比”和“PID 算法^[17]”和本文构建的全连接神经网络模型控制车模运行, 记录车模在不同运行速度下偏离路线中心线的最大距离, 如表 1 所示。从此表可以看出, 当车模低速(1 m/s)运行时, 两种方案均具有较好的控制效果; 随着运行速度的提高, 前者受预瞄距离的限制, 控制效果迅速变差, 出现较大幅度的震荡, 而后者依然能保持较好的控制效果; 当速度提高到 2.5 m/s 时, 前者已经无法引

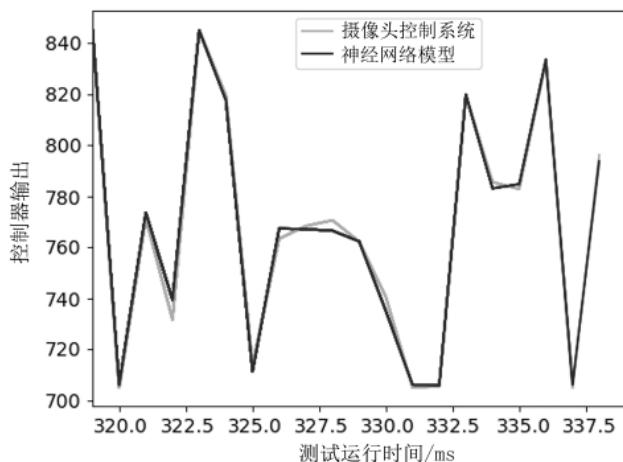


图 10 神经网络模型运行模拟测试

表 1 不同导引方案运行过程中的最大侧向偏移距离

运行速度/(m/s)	传统算法/cm	神经网络/cm
1.0	2	2
1.5	8	3
2.0	15	4
2.5	(冲出场地)	8

导车模按照正确路线运行,后者的控制精度有所降低,但依然能够引导车模正常运行。因此,全连接神经网络模型不论是最高运行速度,还是控制稳定性与精度,较传统电磁导引算法均有较大提高,极大地改善了短预瞄电磁导引的控制效果。

5 结论

本文提出了基于全连接神经网络模型的车辆短预瞄电磁导引控制方案。该方案利用全连接神经网络出色的非线性拟合能力,从短预瞄电磁传感器的有限数据中挖掘出尽可能丰富的车身位置、姿态等信息,基于这些信息对前方道路进行预测,从而弥补预瞄距离不足的缺陷,达到更好的控制效果。测试结果表明,其控制精度和最大稳定运行速度均远远超出传统的电磁导引控制算法。同时,本方案大大缩小了电磁导引系统的体积,拓展了电磁导引在小型车辆上的应用场景。电磁导引依靠其价格低廉、抗干扰能力强的优势,有望为未来无人驾驶技术提供新的思路与方式。

参考文献

- [1] 李全民,贾林锋.电磁循迹式智能小车传感器布置研究[J].实验技术与管理,2019,36(8):139-142.
- [2] 王金强,黄航,邹朋,等.自动驾驶发展与关键技术综述[J].电子技术应用,2019,45(6):28-36.
- [3] 陈虹,郭露露,宫洵,等.智能时代的汽车控制[J].自动化学报,2020,46(7):1313-1332.
- [4] 尚俊云,暴海宁,冯艳丽,等.自动导引车在工业4.0中的应用[J].导航与控制,2016,15(2):1-8,23.
- [5] 钟钜斌.基于多种导航技术混合的AGV系统设计[D].杭州:浙江大学,2016.
- [6] 王元哲,谈英姿.磁导航智能车路径信息采集系统的设计与实现[J].微型机与应用,2011,30(1):19-22.
- [7] 杨建民,赵玫,杨洪勇,等.电磁导航智能寻迹小车方向控制算法的分析与应用[J].科学技术与工程,2016,16(33):71-78.
- [8] 郭孔辉.预瞄跟随理论与人-车闭环系统大角度操纵运动仿真[J].汽车工程,1992(1):1-11.
- [9] 张冀,郑颖,鲍泓.适用全速域大曲率路径的自动驾驶跟踪算法[J].中国图象图形学报,2021,26(1):135-142.
- [10] Bao Hong, Guan Quanzhen, Xuan Zuxing. The research of prediction model on intelligent vehicle based on driver's perception[J]. Cluster Computing, 2017, 20(4): 2967-2979.
- [11] 朱刚.面向城市环境的无人驾驶车辆磁导航方法研究[D].上海:上海交通大学,2015.
- [12] 焦李成,杨淑媛,刘芳,等.神经网络七十年:回顾与展望[J].计算机学报,2016,39(8):1697-1716.
- [13] 田娟,李英祥,李彤岩.激活函数在卷积神经网络中的对比研究[J].计算机系统应用,2018,27(7):43-49.
- [14] 李兴怡,岳洋.梯度下降算法研究综述[J].软件工程,2020,23(2):1-4.
- [15] 陈丽芳,冯力静,刘保相.神经网络规则优化建模与应用[J].计算机工程与科学,2019,41(12):2247-2254.

(收稿日期:2021-04-20)

作者简介:

杨豫龙(2000-),男,本科,主要研究方向:嵌入式系统、智能控制。

赵娟(1979-),通信作者,女,讲师,主要研究方向:智能交互、数据处理、康复机器人,E-mail:zhaojuan0859@cug.edu.cn。

黄原(2000-),男,本科,主要研究方向:嵌入式系统、智能控制。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所