

智能车辆先进技术丛书

智能车辆理论与应用

陈慧岩 熊光明 龚建伟 邸慧军 ◎ 著

THEORY AND APPLICATION OF
INTELLIGENT VEHICLES



北京理工大学出版社

BEIJING INSTITUTE OF TECHNOLOGY PRESS

智能车辆理论与应用

Theory and Application of Intelligent Vehicles

陈慧岩 熊光明 龚建伟 邸慧军 著

 **北京理工大学出版社**
BEIJING INSTITUTE OF TECHNOLOGY PRESS

内 容 简 介

本书是作者在已经编写出版的《无人驾驶车辆理论与设计》本科生教材的基础上,考虑深度学习、强化学习等人工智能技术以及智能网联技术在智能车辆中的最新发展,同时结合研究生层次的培养需求及特点撰写而成的。

全书共8章,包括智能车辆与人工智能概述,智能车辆视觉技术,深度学习与目标检测,智能网联技术,智能决策与类人驾驶,智能车辆路径规划与运动规划,智能车辆模型预测控制,以及智能车辆测试与评价。

为了方便教学,书中适当章节增加了ORB-SLAM、CAFFE+SSD、Prescan、ROS+V-REP等相关操作实践和实例分析。

本书可作为高等院校机械工程、自动化、计算机等专业的研究生教材,同时也可供各类具有一定基础知识的智能车辆从业人员参考使用。

版权专有 侵权必究

图书在版编目(CIP)数据

智能车辆理论与应用 / 陈慧岩等著. —北京:北京理工大学出版社, 2018.7
ISBN 978-7-5682-5966-8

I. ①智… II. ①陈… III. ①智能控制-汽车-研究生-教材 IV. ①U46

中国版本图书馆CIP数据核字(2018)第168618号

出版发行 / 北京理工大学出版社有限责任公司

社 址 / 北京市海淀区中关村南大街5号

邮 编 / 100081

电 话 / (010) 68914775 (总编室)

(010) 82562903 (教材售后服务热线)

(010) 68948351 (其他图书服务热线)

网 址 / <http://www.bitpress.com.cn>

经 销 / 全国各地新华书店

印 刷 /

开 本 / 787毫米×1092毫米 1/16

印 张 / 15.25

字 数 / 364千字

彩 插 / 4

版 次 / 2018年7月第1版 2018年7月第1次印刷

定 价 / 68.00元

责任编辑 / 封 雪

文案编辑 / 封 雪

责任校对 / 周瑞红

责任印制 / 王美丽



图书出现印装质量问题,请拨打售后服务热线,本社负责调换

前言

近年来,随着全球人工智能技术的提高,智能车辆技术也得到了迅猛的发展。

2017年12月,北京市在国内首次发布关于自动驾驶上路测试的相关政策文件,进一步在全国范围内掀起了智能车辆的研究热潮。

与智能车辆技术如火如荼的发展大潮不相配的是人才的紧缺。高等院校承担着人才培养的重任。北京理工大学机械工程2016年版硕士研究生培养方案中已经增设了智能车辆相关课程。本书正是在北京理工大学研究生院的资助下,撰写的面向研究生的教材。

本书也是我们已经编写出版的《无人驾驶车辆理论与设计》本科生教材的提高篇。在本科生教材中,我们从初学者更容易理解的感知、定位导航、路径规划以及路径跟踪等角度进行了介绍,更强调基础知识。本书则主要考虑深度学习、强化学习等人工智能技术以及智能网联技术在智能车辆方面最新的发展,同时结合研究生层次的培养需求及特点进行撰写。

全书共8章。第1章介绍了智能车辆研究范畴,并对人工智能、机器学习、深度学习以及滤波技术基础进行了介绍。第2章从广义的角度把智能车辆所用的视觉传感器,分为主动视觉传感器(如激光雷达)和被动视觉传感器(如摄像机),并从使用主动视觉传感器和使用被动视觉传感器的角度介绍了智能车辆视觉技术,包括基于三维激光雷达的目标检测、使用机器视觉(摄像机)的可通行区域检测、视觉SLAM(即时定位与地图构建)。第3章介绍了深度卷积神经网络、深度学习基本框架结构;并通过实例介绍了深度学习在智能车辆目标检测中的应用。第4章以基于网联技术的多车编队自动驾驶为例,介绍了智能网联系统结构、行车规则和编队各车之间的信息传输规则及通信软件结构;以V2V通信与车载传感器信息融合的匝道入口避撞系统为例,对比分析了有/无V2V通信以及二者信息融合的自动驾驶系统;以基于V2V的遮挡情况下的AEB技术为例,介绍了必须引入V2X的自动驾驶场景,并分析了通信时延的影响。第5章介绍了智能车辆行为决策与类人驾驶,包括高速道路环境下智能车辆超车行为决策、无信号灯十字路口智能车辆行为决策以及基于强化学习的车辆跟驰问题的类人驾驶学习系统。第6章介绍了智能车辆路径规划与运动规划。第7章介绍了智能车辆模型预测控制。第8章介绍了基于ROS+V-REP的智能车辆测试方法,以及考虑驾乘人员主观感受的智能车辆主客观评价方法。为了方便教学,书中适当章节

增加了 ORB-SLAM、CAFFE+SSD、Prescan、ROS+V-REP 等相关实例分析。

本书由陈慧岩、熊光明、龚建伟、邸慧军撰写。北京理工大学智能车辆研究所教师席军强、翟涌、吕超、吴绍斌，博士研究生张玉、刘凯、王威、杨磊，硕士研究生尧玲、李明红、徐乐、朱宝昌、康子怡、丁勇强、王超参加了部分章节的撰写及部分文字、图表的修订工作。

本书内容来源于北京理工大学智能车辆研究所长期研究积累，其中部分研究成果得到国家自然科学基金重点项目“城区真实交通环境无人驾驶车辆关键技术与平台研究”(91420203)资助。本书的出版还得到了北京理工大学 2016 年“双一流”研究生精品教材项目资助。本书在撰写过程中参考了国内外公开发表的资料，在此向相关资料的作者表示感谢。

智能车辆理论与应用仍在不断发展过程中，我们将根据技术进展以及实际教学效果，及时修改完善本书，欢迎社会各界提出意见和建议，以满足智能车辆高层次人才培养的需要。

作 者

2018 年 3 月

目 录

CONTENTS

第 1 章 智能车辆与人工智能概述	001
1.1 智能车辆概述	001
1.2 人工智能概述	004
1.3 滤波技术基础	007
1.3.1 卡尔曼滤波	007
1.3.2 粒子滤波	011
1.4 智能车辆体系结构	013
1.4.1 RCS 运行机制介绍	014
1.4.2 数据采集与回放系统	018
习题	019
第 2 章 智能车辆视觉技术	020
2.1 基于三维激光雷达的目标检测与跟踪	020
2.1.1 栅格地图创建	020
2.1.2 目标聚类与检测	021
2.1.3 目标数据关联	025
2.1.4 动态目标状态估计	029
2.2 使用机器视觉的可通行区域检测	032
2.2.1 特征提取算法	033
2.2.2 基于 FSVM 和 AdaBoost 的特征选择算法	038
2.2.3 SVM 模型的训练与分类	043
2.3 视觉 SLAM	045
2.3.1 算法框架与前端搭建	046
2.3.2 图优化概述	051
2.3.3 非回环分层模型	054
2.4 实例——用 ORB-SLAM2 方法计算 KITTI 数据集	058
习题	062

第 3 章 深度学习与目标检测	063
3.1 CNN	063
3.1.1 CNN 模型结构	064
3.1.2 CNN 的前向传播算法	067
3.1.3 CNN 的反向传播算法	068
3.2 CNN 改进	070
3.2.1 R-CNN	070
3.2.2 SPPNet	071
3.2.3 Fast R-CNN	072
3.2.4 YOLO	074
3.2.5 Faster R-CNN	076
3.2.6 SSD	077
3.2.7 Mask R-CNN	079
3.3 训练框架	080
3.3.1 CAFFE	080
3.3.2 TensorFlow	081
3.3.3 Torch、MXNet 与 Keras	082
3.4 深度学习在智能车辆上的应用实例分析	083
3.4.1 基于深度学习的车道线检测	083
3.4.2 CAFFE+SSD 目标检测实例介绍	086
习题	093
第 4 章 智能网联技术	094
4.1 基于网联技术的多车编队自动驾驶	094
4.1.1 车辆编队总体方案	095
4.1.2 多车编队系统架构	098
4.1.3 编队车辆平台软件结构	099
4.2 V2V 通信与车载传感器信息融合的匝道入口避撞系统	103
4.2.1 基于车载传感器与 V2V 通信的避撞系统	103
4.2.2 综合 V2V 通信与车载传感器信息的匝道入口避撞系统	108
4.2.3 匝道避碰系统仿真分析	109
4.3 基于 V2V 的遮挡情况下的 AEB 技术	113
4.3.1 在遮挡环境下基于 V2V 通信的 AEB 系统	114
4.3.2 基于 PreScan/MATLAB 的模型搭建	115
4.3.3 三车 V2V 避撞仿真分析	120
习题	123
第 5 章 智能决策与类人驾驶	124
5.1 高速道路环境下智能车辆超车行为决策	124

5.1.1 基于层次状态机的超车行为建模	126
5.1.2 基于人工神经网络的超车意图产生	129
5.1.3 基于规则的超车条件判定	133
5.2 无信号灯十字路口智能车辆行为决策	136
5.2.1 无信号灯十字路口场景分析	136
5.2.2 基于模糊逻辑的驾驶员激进程度识别	137
5.2.3 基于相对驾驶激进程度的无信号灯交叉口决策方法	138
5.3 车辆跟驰类人驾驶学习系统	141
5.3.1 类人驾驶学习系统设计	141
5.3.2 强化学习与马尔科夫决策过程	142
5.3.3 Q Learning 与 NQL (Neural-Q Learning)	144
5.3.4 NQL 求解过程	147
5.3.5 NQL 算法流程	149
5.4 定距离跟驰仿真试验	151
5.4.1 仿真系统设计	151
5.4.2 定距离跟驰模型	152
5.4.3 试验结果与分析	153
习题	155
第 6 章 智能车辆路径规划与运动规划	156
6.1 实时、增量式路径规划	156
6.1.1 概述	156
6.1.2 增量式路径规划算法	158
6.1.3 变维度状态空间的实时、增量式路径规划	159
6.2 局部路径规划	163
6.2.1 局部路径生成算法	164
6.2.2 避障分析与路径选择	166
6.3 运动规划与行驶模式	176
6.3.1 规划方法设计思路	176
6.3.2 速度规划方法	178
6.3.3 行驶模式分析	180
习题	184
第 7 章 智能车辆模型预测控制	185
7.1 车辆动力学和轮胎模型	185
7.1.1 车辆动力学模型	185
7.1.2 轮胎模型	189
7.2 模型预测控制理论推导与求解	195
7.2.1 模型预测控制算法	196

7.2.2 非线性模型预测控制	198
7.2.3 线性时变模型预测控制	200
7.3 基于动力学模型的前轮主动转向控制	206
习题	210
第 8 章 智能车辆测试与评价	212
8.1 基于 ROS+V-REP 的智能车辆测试方法	212
8.1.1 安装 ROS+V-REP	212
8.1.2 模型搭建	214
8.1.3 联合仿真测试	217
8.2 复杂交通环境智能车辆评价方法	222
8.2.1 复杂交通环境下智能车辆性能测试内容	222
8.2.2 基于集成测试方法的性能测试	224
8.2.3 智能车辆性能测试环境构建	224
8.2.4 智能车辆性能评价方法	225
习题	228
参考文献	229

第 1 章

智能车辆与人工智能概述

近年来,智能车辆技术得到飞速发展,涉及的内容非常多。本章首先讨论了智能车辆研究范畴及其涉及的相关概念;并介绍了人工智能与机器学习的发展;接着介绍了卡尔曼滤波、粒子滤波等常用的滤波技术;最后介绍了智能车辆体系结构。

1.1 智能车辆概述

1. 自动驾驶、无人驾驶与自主驾驶

1984 年,美国国防高级研究计划局(The Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA)发布了“星球大战”(Star War)计划架构下的战略计划,该计划旨在将人工智能技术与超级计算机技术应用到军事领域中。

自主地面车辆(Autonomous Land Vehicle, ALV)即是其中的重要组成部分,其目的一方面在于开发出能够在战场漫游并发现敌军部队或设备的陆地车辆,另一方面在于通过研发 ALV,促进人工智能技术、控制技术、计算机技术等学科的交叉与协作。

作为 ALV 等计划的主要参与者,美国卡内基·梅隆大学(Carnegie Mellon University, CMU)的 NavLab(Navigation Laboratory)实验室先后开发了 NavLab 系列实验平台。Nitaog 等在其 1985 年发表的论文“An Intelligent Pilot for an Autonomous Vehicle System”中提到了一个重要概念:“自主车辆”(Autonomous Vehicle)。

2012 年加利福尼亚州参议院 1298 号法案指出,“自主车辆”是指使用计算机、传感器和其他技术和设备,在没有驾驶员的主动控制和连续监测下可以安全行驶的车辆。

关于“智能”,目前并没有一个统一的定义。美国 Robert Finkelstein 博士在其报告“4D/RCS: An Autonomous Intelligent Control System for Robots and Complex Systems of Systems”中指出:

(1) An intelligent system is a system with the ability to act appropriately (or make an appropriate choice or decision) in an uncertain environment.

这里面包含了两个要点,一个是不确定环境,一个是作出适当的选择或决定。

(2) An appropriate action (or choice) is that which maximizes the probability of successfully achieving the mission goals (or the purpose of the system) .

2013 年 NHTSA(美国高速公路安全局)发布了自动驾驶的分级标准,包括特定功能自动化、部分自动化、有条件自动化和完全自动化四个级别。2014 年美国汽车工程师学会(Society of Automotive Engineers, SAE)制定的自动驾驶汽车分级标准,将自动化分为驾驶

辅助、部分自动化、有条件自动化、高度自动化以及完全自动化五个级别。由于 SAE 标准的说明更加详细、描述更加严谨，更加符合未来发展趋势，2016 年 NHTSA 发布的《联邦自动驾驶汽车政策》采用了 SAE 标准。

(1) SAE 等级 0 为无自动化水平，汽车由驾驶员完全控制，此等级的特点是只有环境感知，目的是辅助增强驾驶员对环境和危险的感知能力。驾驶员操作中方向盘、油门、刹车一个都不能少。

(2) SAE 等级 1 为驾驶支援，此等级大部分的功能都是单独由一个电子控制单元 (ECU) 来开发。自适应巡航控制 (ACC) 系统和自动紧急制动 (AEB) 系统是这一阶段的两个例子。驾驶员的操作在 ACC 情况下，油门和刹车不用；在 AEB 情况下，刹车可不用。

(3) SAE 等级 2 为部分自动化，系统同时具有纵向和侧向的自动控制，驾驶员可以放弃主要控制权，驾驶员需要观察周围情况，并提供安全操作。驾驶员必须随时待命，在系统退出的时候随时接上。此等级系统需要进行融合，系统之间高度耦合。驾驶员操作上只需要用眼睛察看。以丰田公路自动驾驶辅助 (Automated Highway Driving Assist, AHAC) 系统为例：该系统由两个子系统组成，分别为自适应巡航控制和车道跟踪控制 (TCC)，开启过程中驾驶员可以完全脱离方向盘。

(4) SAE 等级 3 为有条件的自动化行驶。由系统完成所有驾驶操作，根据系统要求，驾驶员提供适当应答。

(5) SAE 等级 4 为高度自动化，由自动驾驶系统完成所有的驾驶操作。根据系统要求，人类驾驶员不一定需要对所有的系统请求作出应答、限定道路和环境条件等。

(6) SAE 等级 5 为完全自动化，在所有人类驾驶员可以应付的道路和环境条件下，均可以由自动驾驶系统自主完成所有的驾驶操作。

从上面的描述可以看出，SAE 等级 5 要求的驾驶环境与人类驾驶员驾驶环境、驾驶工况是一样的，也就是全天候、全工况的。按照上面两个要点来判断，只有具备 SAE 等级 5 的车辆才能认为是“真正”智能的。

通常说的智能车辆实际上是一个广义的概念，人们常说的自动驾驶 (Automated Driving)、无人驾驶 (Self-driving) 与自动驾驶都可以看作智能车辆的范畴。DARPA Grand Challenge 相关文献中提到的术语还包括 “Unmanned Ground Vehicles” “Autonomous Robotic Ground Vehicle” “The Robot Vehicle”，等等。此外，还有常见的辅助驾驶 (Driving Assistance Systems)、主动安全 (Active Safety) 等。这些概念在研究的早期都被纳入智能车辆的范畴。

智能车辆包含的范围非常宽泛，它涵盖了辅助驾驶、主动安全以及无人驾驶等各个方面。它在向高智能化发展过程中逐渐实现了辅助驾驶和主动安全。辅助驾驶旨在提高汽车行驶时的安全性，为驾驶员提供预警信号，并在一定条件下能对车辆实施控制；主动安全在车辆发生碰撞前，利用机械及电子装置，保持车辆操控状态，让驾驶员能恢复对车辆的控制，避免意外的发生。自动驾驶是智能车辆发展的最终方向。无人驾驶可以看作是自动驾驶的一种表现形式，它具有整个道路环境中所有与车辆安全性相关的控制功能，不需要驾驶员对车辆实施控制。

2. 智能车辆概述

智能车辆 (Intelligent Vehicles, IV) 是集传感技术、自动控制、人工智能、视觉计算、程序设计、组合导航、信息融合等众多技术于一体的智能化系统，它是充分考虑车路合一、

协调规划的车辆系统。在民用领域，它是智能交通系统的一个重要组成部分。在各国智能交通系统的研究规划中，智能车辆系统均是一个重要的子系统。通常，智能车辆应具备以下功能：

- （1）状态监测。通过各种车载传感器对车辆的技术状态进行监测，并对车辆的自动驾驶或辅助驾驶能力作出判断，对车辆的运行方式进行相应的限制，为驾驶方式选择提供信息。
- （2）安全保障。通过各种车载传感器采集交通环境信息，如周边车辆的速度、相对的位置，并对其相互关系进行分析，同时形成车辆安全保障控制策略。
- （3）辅助驾驶。智能车辆应向驾驶员提供行驶环境信息、状态自检信息以及控制反馈信息，在某些危险状态下不仅能发出警告，而且可以自动启动安全保障功能。
- （4）自动驾驶。智能车辆不但能实现车道跟踪、车距保持、伺机换道、定速巡航等自动行驶功能，而且还可以人为终止自动驾驶状态。

对于自主式智能车辆不仅应具有加速、减速、前进、后退以及转向等常规车辆功能，而且还应具有定位、任务自主分配、路径规划、路径跟踪、环境感知、自主决策等类似于人类智能行为的人工智能。智能车辆的研究和发展必将促进人类社会的进步与发展。当今的车辆发展并不完善，安全性、智能化、人机交互等方面远远不能满足人类的需要和社会发展的需求。技术上的缺陷导致交通堵塞、环境污染、交通安全性差，而智能车辆可以大大缓解这些问题。

在军事上，由于战场情况复杂多变，自动化程度越来越高，世界各国都竞相开展军用智能车辆技术的研究。美国国家研究委员会（National Research Council, NRC）预言：“20 世纪的核心武器是坦克，21 世纪的核心武器是在人的监督下计算机控制的无人作战系统。”为此，从 20 世纪 80 年代开始，美国国防高级研究计划局专门立项，制定了地面无人作战平台的战略计划。目标是研制可以在崎岖地形上沿规划的路线自主导航及躲避障碍，并在必要时重新规划路线的智能车辆。从此，在全世界掀起了全面研究智能车辆的序幕。随着各种机器人技术的日益成熟，军用智能车辆在未来战场上的地位将日益受到重视，其作用会更大，且将会有更多更先进的智能车辆安装各种武器系统用于军事目的。

IEEE 智能交通系统协会（Intelligent Transportation Systems Society, ITSS）每年举办一次智能车辆国际研讨会（The Intelligent Vehicles Symposium）。表 1-1 是 2007 年和 2017 年研讨会的主题列表。从表中一方面可以看出，智能车辆技术所涵盖的范围非常广泛；另一方面还可以看出近 10 年来，智能车辆国际研讨会上一一些研究热点的变化。

表 1-1 Topic 列表

IV'2007	IV'2017
Driver Assistance Systems	Connected and Probe Vehicles
Automated Vehicles	Automated Vehicles with and without Pilot/Driver
Active and Passive Safety	Partial Vehicle Automation
Integrated Safety Systems	Vehicle-to-Vehicle and Vehicle-to-Infrastructure
Vehicle Environment Perception	Communications
System Architecture	Driver Monitoring
Smart Infrastructure	Driver Human Factors and Personalization
Impact on Traffic Flows	Electric Vehicles

续表

IV'2007	IV'2017
Cooperative Vehicle-Highway Systems Floating Car Data for Safety Dedicated Short Range Communications Collision Avoidance Sensors Image, Radar, Lidar Signal Processing Information Fusion Vehicle Control Telematics Decision and Expert Systems Communications and Networks Human Factors Human Machine Interaction Inter-Vehicle Communications Driver Attention Monitoring	Hybrid Vehicles Vehicle Dynamics and Control Lane Change and Merging Commercial Vehicles Vehicle Emissions and Environmental Impacts Sensing, Detection, and Actuation Advanced Vehicle Safety Systems Driver and Traveler Support Systems Vision and Environment Perception Vehicle Localization and Autonomous Navigation Cognition and Control Legal Issues

1.2 人工智能概述

1. 人工智能、机器学习与深度学习之间的关系

“人工智能”（Artificial Intelligence，AI）这一词语由 John McCarthy 于 1955 年提出，在 1956 年的达特茅斯会议上其作为一门学科得到了认可。当时的理念是，人类智慧可以通过精确地表示和描述来让机器模拟。而人工智能的通常含义是指机器能够像人类一样思考。人工智能的目标包括推理、知识、规划、学习、自然语言处理、感知等能力，涉及计算机、数学、心理学、语言学、哲学、神经科学等众多学科。自提出以来，人工智能研究经历过数次兴衰，近年来人工智能的兴起是由于计算能力的提高、海量数据的获取和人工智能理论上的进展。1997 年 IBM 公司的“深蓝”击败国际象棋冠军和 2016 年 Google 公司的 AlphaGo 击败世界围棋冠军是人工智能历史上获得公众关注的两次标志性事件。

人类的智能主要包括归纳总结和逻辑演绎两大类。人类的视听觉、身体感知处理等都是下意识的，属于归纳总结智能。而数学推导、逻辑推理等都是基于公理系统的符号演绎方法。由于在发展过程中，对于智能的理解不同，渐渐形成了几个经典学派。每个学派从不同的角度看待问题，提出解决方案。比如符号学派和联结学派，前者从哲学、逻辑学和心理学出发，将学习视为逆向演绎，使用预先存在的知识来解决问题，大多数专家系统使用符号学派的方法。后者专注于通过神经元之间的连接来推导表示知识，该学派聚焦于物理学和神经科学，并相信大脑的逆向工程，用反向传播算法来训练人工神经网络以获取结果。其他学派，如进化学派在遗传学和进化生物学的基础上得出结论，贝叶斯学派注重统计学和概率推理，类推学派更多是关注心理学和数学优化来推断相似性判断。

虽然上述学派各自都取得了很大的成就，但是其各自采用的研究方法都遇到了诸多困难，

而且这些学派对于人工智能的研究思路和方法都难以形成一个统一的框架。基于对“机器智能是由什么决定”这个问题的回答,人工智能领域 60 多年的发展形成了四大研究方法:结构模拟、功能模拟、行为模拟和机制模拟。在人工智能发展过程中,上述多个方法各自都出现过自己的发展巅峰和低谷时期。目前的人工智能热潮则源于结构模拟方面的突破,即由于解决了深度神经网络的训练问题,加上大数据的高性能计算平台(云计算、GPU 等)变成现实,因此深度神经网络的表达能力得到了充分的发挥,对人工智能的发展起到了推波助澜的作用。

通常将人工智能分为弱人工智能和强人工智能,前者让机器具备观察和感知的能力,可以做到一定程度的理解和推理,而强人工智能让机器获得自适应能力,解决一些之前没有遇到过的问题。目前的研究大多集中在弱人工智能这部分。弱人工智能的“智能”主要归功于一种实现人工智能的方法——机器学习。机器学习最基本的做法,是使用算法来解析数据、从中学习,然后对真实世界中的事件作出决策和预测。与传统的为解决特定任务的软件程序不同,机器学习是用大量的数据来“训练”,通过各种算法从数据中学习如何完成任务。机器学习直接来源于早期的人工智能领域,传统的算法包括决策树、聚类、贝叶斯分类、支持向量机、Adaboost 等。从学习方法上来分,机器学习算法可以分为监督学习(如分类问题)、无监督学习(如聚类问题)、半监督学习、集成学习、深度学习和强化学习等。

传统的机器学习算法在指纹识别、基于 Haar 的人脸检测、基于 HOG 特征的物体检测等领域的应用基本达到了商业化的要求或者特定场景的商业化水平,但每前进一步都异常艰难,直到深度学习算法的出现。深度学习并不是一种独立的学习方法,其本身也会用到有监督和无监督的学习方法来训练深度神经网络。但由于近几年该领域发展迅猛,一些特有的学习手段相继被提出(如残差网络),因此越来越多的人将其单独看作一种学习的方法。

最初的深度学习是利用深度神经网络来解决特征表达的一种学习过程。深度神经网络本身并不是一个全新的概念,可大致理解为包含多个隐含层的神经网络结构。为了提高深层神经网络的训练效果,人们对神经元的连接方法和激活函数等方面作出相应的调整。

综上所述,机器学习是一种实现人工智能的方法,深度学习是一种实现机器学习的技术。

2. 机器学习

1) 机器学习发展概述

机器学习最早可以追溯到对人工神经网络的研究。1943 年,Warren McCulloch 和 Walter Pitts 提出了神经网络层次结构模型,确立为神经网络的计算模型理论,从而为机器学习的发展奠定了基础。1957 年,康奈尔大学教授 Frank Rosenblatt 提出“perceptron”(感知器)概念,并且首次用算法定义了自组织自学习的神经网络数学模型。1969 年,人工智能研究的前驱者 Marvin Minsky 和 Seymour Papert 出版了对机器学习研究具有深远影响的著作《Perceptron》,虽然提出的 XOR 问题把感知机研究送上不归路,此后的十几年基于神经网络的人工智能研究进入低潮,但是对于机器学习基本思想的论断:解决问题的算法能力和计算复杂性,影响深远,延续至今。

1980 年夏,在美国卡内基·梅隆大学举行了第一届机器学习国际研讨会,标志着机器学习研究在世界范围内兴起。1986 年“Machine Learning”创刊,标志着机器学习逐渐为世人瞩目并开始加速发展。1982 年,Hopfield 发表了一篇关于神经网络模型的论文,构造出能量函数并把这一概念引入 Hopfield 网络,同时通过对动力系统性质的认识,实现了 Hopfield 网

络的最优化求解，推动了神经网络的深入研究和应用。1986 年，Rumelhart, Hinton 和 Williams 联合在《自然》杂志发表了著名的反向传播算法（Back Propagation, BP），首次阐述了 BP 算法在浅层前向型神经网络模型中的应用，不但明显降低了最优化问题求解的运算量，还通过增加一个隐层解决了感知器无法解决的 XOR Gate 难题，该算法成为神经网络的最基本算法。从此，神经网络的研究与应用开始复苏。1989 年，美国贝尔实验室学者 Yann LeCun 教授提出了卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）计算模型，推导出基于 BP 算法的高效训练方法，并成功地应用于英文手写体识别。

进入 20 世纪 90 年代后，多种浅层机器学习模型相继问世，诸如逻辑回归、支持向量机等，这些机器学习算法的共性是数学模型为凸代价函数的最优化问题，理论分析相对简单，训练方法也容易掌握，易于从训练样本中学习到内在模式，来完成目标识别、任务分类等初级智能工作。基于统计规律的浅层学习方法比起传统的基于规则的方法具备很多优越性，取得了不少成功的商业应用的同时，浅层学习的问题逐渐暴露出来。由于有限的样本和计算单元导致对数据间复杂函数的表示能力有限，学习能力不强，只能提取初级特征。

2006 年，G. E. Hinton 和 R. R. Salakhutdinov 发表文章，提出了深度学习模型，开启了深度神经网络机器学习的新时代。2012 年，Alex Krizhevsky 采用深度学习模型赢得计算机视觉领域最具影响力的 ImageNet 比赛冠军。随着学者们对深度学习的进一步研究，以及云计算、大数据、计算机硬件技术发展的支撑，深度学习近年来在多个领域取得了较大进展。深度学习通过建立类似于人脑的分层模型结构，突破浅层学习的限制，能够表征复杂函数关系，对输入数据逐层提取从底层到高层的特征，并且逐层抽象，从而建立从底层简单特征到高层抽象语义的非线性映射关系，实现机器学习智能化的进一步提升，成为机器学习的一个里程碑。

2) 监督学习和无监督学习

一般根据处理的数据是否存在人为标注，将机器学习分为监督学习和无监督学习。监督学习用有标签的数据作为最终学习目标，通常学习效果较好，但获取有标签数据的代价是昂贵的。无监督学习相当于自学习或自助式学习，便于利用更多的数据，同时可能会发现数据中存在的更多模式的先验知识（有时会超过手工标注的模式信息），但学习效率较低。二者的共性是通过建立数学模型为最优化问题进行求解。

监督学习的数据集包括初始训练数据和人为标注目标，希望根据标注特征从训练集数据中学习到对象划分的规则，并应用此规则在测试集数据中预测结果，输出有标记的学习方式。因此，监督学习的根本目标是训练机器学习的泛化能力。监督学习的典型算法有逻辑回归、多层感知机、卷积神经网络等；典型应用有回归分析、任务分类等。

无监督学习，用于处理未被分类标记的样本集数据并且事先不需要进行训练，希望通过学习寻求数据间的内在模式和统计规律，从而获得样本数据的结构特征。因此，无监督学习的根本目标是在学习过程中根据相似性原理进行区分。无监督学习更近似于人类的学习方式，典型算法有自动编码器、受限玻尔兹曼机、深度置信网络等；典型应用有聚类和异常检测等。

3. 深度学习发展展望

虽然深度学习在应用中取得了很多成绩，但是仍存在很多局限。深度学习的研究多是基于实验训练进行的，但是对其内部原理，学习本质研究很少。现在的研究多是在网络架构、参数选择等方面，而且深度学习得到的结果往往是局部最优解，有可能不是全局最优解，还有进一步提升空间，也需要更加完备深入的理论支撑其发展。目前主流应用还是以监督学习

为主,但在实际生活中,无标签未知的数据占主体,所以更应该应用可以发现事物内在关系的无监督学习,但目前无监督学习未取得突破性的成果,未来还有更广阔的发展空间。

深度学习是人工智能发展的巨大推力,但是深度学习现阶段更侧重于处理数据,在智能方向发展较少,如记忆能力和逻辑推理能力。在面对复杂现实任务时,预测和存储包含信息序列的内容是必要的,这也将成为未来深度学习的一个研究方向。此外,深度学习在训练网络中需要大量有标记的数据去学习输入和输出的映射关系,这样获得的模型往往无法将其泛化到与训练时不同条件的数据集上。而现实应用中,人们遇到的数据集常常会包含很多新场景,许多数据是模型在训练过程中没出现过的,因此学习得到的模型可能无法很好地预测结果。将学习得到的知识迁移到新的条件和环境的能力通常被称为迁移学习,这是今后一个重要的研究方向。如果将迁移学习做到极限,仅仅从少数几个甚至零个样本中学习(如一次和零次学习),将能解决更多实际问题。执行一次和零次学习的模型是机器学习中最难的问题之一,可这对人类而言却不是那么困难的。

深度学习对未来社会发展仍将具有重要意义,需要不断深入研究,多方向、多角度、更全面地开发深度学习的潜在价值。

1.3 滤波技术基础

在工程应用中,对系统状态理想的测量值即为此状态的真值。然而,由于软硬件等方面的原因,实际的测量值中除了系统真值外,还有其他的干扰项,统称为噪声。这些噪声符合各种统计分布规律,可分为白噪声与有色噪声。滤波就是将系统真值从测量值中提取出来的过程。滤波的方法有很多种,包括中值滤波、限幅滤波、算术平均滤波、卡尔曼滤波、无迹滤波和粒子滤波等,其中卡尔曼滤波符合统计学中的最优滤波原理,且计算较为简单,精度适中,因此在工程上应用最为广泛。

1.3.1 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波以系统的观测量作为输入,以估计值为滤波器的输出,根据系统方程和观测方程对所需要处理的信号进行最优估计。

1. 经典卡尔曼滤波

经典卡尔曼滤波算法是一种递推线性最小方差估计技术,利用上一时刻的状态预测值进行预测,结合当前的测量值进行当前时刻状态的估计。

定义状态向量为 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$, 观测向量为 $\mathbf{z} \in \mathbf{R}^m$, 构建状态方程和观测方程分别为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1-1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (1-2)$$

式中: $\mathbf{A}$, $\mathbf{B}$, $\mathbf{H}$ 分别为过程矩阵、控制矩阵和观测矩阵; $\mathbf{u}_{k-1}$ 为输入, $\mathbf{w}_{k-1}$ 、 $\mathbf{v}_k$ 分别为过程噪声和观测噪声,卡尔曼滤波假设过程噪声和观测噪声相互独立,而且是满足正态分布的高斯白噪声,具体为

$$p(\mathbf{w}) \sim N(0, \mathbf{Q}) \quad (1-3)$$

$$p(\mathbf{v}) \sim N(0, \mathbf{R}) \quad (1-4)$$

把利用 k 时刻之前的信息对 k 时刻的状态进行估计得到的结果称为先验状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_k^- \in \mathbf{R}^n$ ，利用 k 时刻得到的观测值 $\mathbf{z}_k$ 对 k 时刻的状态进行估计得到的结果为后验状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_k \in \mathbf{R}^n$ 。则先验误差和后验误差分别为

$$\mathbf{e}_k^- = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^- \quad (1-5)$$

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k \quad (1-6)$$

协方差分别为

$$\mathbf{P}_k^- = E[\mathbf{e}_k^- \mathbf{e}_k^{-T}] \quad (1-7)$$

$$\mathbf{P}_k = E[\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T] \quad (1-8)$$

根据贝叶斯理论，利用当前 k 时刻的观测状态和预测状态的权重结果可求得后验状态估计，即

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (1-9)$$

式中： $\mathbf{K}_k$ 为卡尔曼增益，表示 $k-1$ 时刻预测 k 时刻状态的预测最小均方差误差在 k 时刻的总误差中的比重，比重代表真值接近预测值的概率大小，即 $\mathbf{K}_k$ 越大最优估计越接近测量值，反之接近预测值。其计算公式为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (1-10)$$

经典卡尔曼滤波的算法流程如图 1-1 所示。

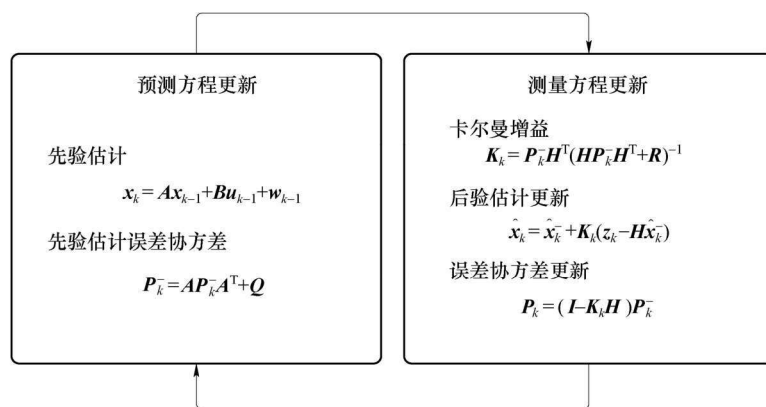


图 1-1 经典卡尔曼滤波的算法流程

2. 扩展卡尔曼滤波

扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF) 是在经典卡尔曼滤波算法的基础上发展而来的，主要为了解决实际应用中存在的非线性问题。其基本思想是：将过程或测量方程进行泰勒展开，省去二阶以上的高阶项，将非线性问题线性化，从而可利用经典卡尔曼滤波算法进行滤波。

定义状态向量为 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$ ，观测向量 $\mathbf{z} \in \mathbf{R}^m$ ，构建状态方程和观测方程用非线性方程表示：

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) \quad (1-11)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \quad (1-12)$$

式中： f 为 $k-1$ 与 k 时刻之间系统状态转移的非线性函数； h 为与状态 $\mathbf{x}_k$ 和观测值 $\mathbf{z}_k$ 有关的