

北京工业大学全日制专业学位 研究生开题报告

学位级别： ☐博士 ☒硕士

学 号： S201525073

研究生姓名： 王嘉雯

指导教师姓名： 严海蓉

专业类别： 工程硕士

工程领域： 软件工程

所在学院： 信息学部

开题报告时间： 2017 年 1 月 10 日

北京工业大学研究生院制表

一、基本情况

研究生姓名	王嘉雯	学 号	S201525073
学 院	信息学部	校内指导教师 姓名及职称	严海蓉 副教授
类别、领域	工程硕士、软件工程	校外指导教师 姓名及职称	
入学年月	2015 年 9 月	填表日期	2017 年 1 月 8 日
<div>1、 研究方向、论文选题范围： 机器学习</div> <div>2、 拟定论文题目： 基于 Hough 变换和神经网络的智能车辆车道线识别</div> <div>3、 论文科研课题属于哪一级科研或工程项目，经费来源及金额（课题来源选项分为国家计委、科委项目、国家经贸委项目、国家自然科学基金项目、国务院其他部门项目、主管部门（部委级）项目、省、市、自治区项目、国际合作项目、学校级项目、自选项目、其它）： 自选项目</div> <div>4、 论文类型（基础研究、应用研究、产品研发、工程设计、工程或项目管理、调研报告、其它） 应用研究</div>			
摘 要	选题研究内容和意义简介（限 400 字）： 智能车辆(IV)是近年来各国在智能交通中潜心研究的一个重要领域，其中，基于视觉的结构化道路环境识别研究成为研究的重点。结构化道路环境的检测与识别的一个主要方面就是对路面中的车道线进行检测与识别，确定车道的边界与类型，为智能车辆提供保持车道行驶和变换车道行驶必须的车道信息，使智能车辆能实现平稳、安全的自动驾驶。		
	本课题以智能车辆自动驾驶应用为背景，以实现智能车辆稳定实时的对道路结构进行识别为目标，提出了一种基于 Hough 变换和人工神经网络的道路识别方法。课题使用 ARM 控制器进行智能车辆的模拟，通过对从数字摄像头采集来的道路信息进行处理，并通过使用神经网络进行图片的分类和识别结合增强学习来进行训练最终完成智能车辆对实时道路状况的识别，以实现安全准确的自动驾驶。		
关键词（用分号隔开 最多 5 个）		图像处理； Hough 变换； 人工神经网络； 增强学习；	

报 告 正 文

（一）选题依据与研究内容

1、选题依据

1.1 研究意义

在企业生产技术不断提高、对自动化技术要求不断加深的环境下，智能车辆以及在智能车辆基础上开发出来的产品已成为自动化物流运输、柔性生产组织等系统的关键设备。世界上许多国家都在积极进行智能车辆的研究和开发设计。移动机器人是机器人学中的一个重要分支，出现于 20 世纪 06 年代。当时斯坦福研究院(SRI)的 Nils Nilsson 和 Charles Rosen 等人，在 1966 年至 1972 年中研制出了取名 Shakey 的自主式移动机器人，目的是将人工智能技术应用在复杂环境下，完成机器人系统的自主推理、规划和控制。从此，移动机器人从无到有，数量不断增多，智能车辆作为移动机器人的一个重要分支也得到越来越多的关注。智能小车，是一个集环境感知、规划决策，自动行驶等功能于一体的综合系统，它集中地运用了计算机、传感、信息、通信、导航及自动控制等技术，是典型的高新技术综合体。智能车辆也叫无人车辆，是一个集环境感知、规划决策和多等级辅助驾驶等功能于一体的综合系统。它具有道路障碍自动识别、自动报警、自动制动、自动保持安全距离、车速和巡航控制等功能。智能车辆的主要特点是在复杂的道路情况下，能自动地操纵和驾驶车辆绕开障碍物并沿着预定的道路(轨迹)行进。

随着人工智能和物联网理念的不断发展，近年来，智能车辆(IV)成为在各国的智能交通中潜心研究的一个重要领域，其中，基于视觉的结构化道路环境识别研究成为研究的重点。结构化道路环境的检测与识别的一个主要方面就是对路面中的车道线进行检测与识别，确定车道的边界与类型，为智能车辆提供保持车道行驶和变换车道行驶必须的车道信息，使智能车辆能实现平稳、安全的自动驾驶。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 国外研究现状

美国开始组织实施智能车辆先导(Intelligent Vehicle Initiative, IVI)计划，欧洲提出公路安全行动计划(Road Safety Action Program, RSAP)，日本提出超级智能车辆系统。国外具有代表性的成型系统主要包括：美国卡内基梅隆大学的 NavLab5 试验车，德国慕尼黑联邦国防大学的 VaMP 试验车和意大利帕尔马大学的 ARGO 试验车[1]。

对于对智能车辆的研究，大多数的研究方向都集中在如何让车辆准确的识别出车道线，以此为目的，美国卡内基梅隆大学机器人学院，NavLab 实验室和视觉与自动化系统研究中心(VASC)首次联合开发出了基于机器视觉识别的 ALVINN 系统和 SCARF 系统。ALVINN 利用神经网络从训练数据中学习正确的行为，SCARF 系统将图像中的像素点基于它们各自的颜色聚类分为道路类和非道路类，在基于假设道路在图像中表现为梯形的条件下，利用变换寻找最可能的道路位置[2]。日本三菱汽车公司设计出了 DSS(Driver Support System)系统，该系统也基于机器视觉，由车辆佩戴的摄像头获取车辆前方的车道标识线。美国和日本所研究出来的车道线识别系统都是基于机器视觉直接对图片进行图片识别的训练以达到车辆对车道线的识别，但是 Parma 大学的 J.M. Collado 等人建立了一个几何模型来表示车辆，使用了高度和宽度 7 个参数来构造车辆的形状和对称性，阴影信息的能量函数，然后使用遗传算法来找到最优参数值。如果能量函数的输出较大，则认为有车辆存在，否则，认为不存在车辆。

目前，大多数车道线识别算法都分为两部分，首先对采集的图片进行预处理，然后在对机器的

识别能力进行训练。在[3]中，作者使用模糊分类器对机器的识别进行训练。[4]中，作者对常用的 hough 变换算法进行了改进，对 hough 变换进行了分层处理，将图片处理过程的计算减少了 98%–99%。

1.2.2 国内研究现状

由清华大学智能技术与系统国家重点实验室筹资，移动导航车（THMR）课题组研制的“THMR-v”智能车于 2003 年通过系统测试。“THMR-v”智能车已经能够实现结构化环境下的车道线识别；复杂环境下的道路壁障，视觉临场遥感驾驶等功能，但是，该智能车只有在画有清晰白线的结构化道路上进行车道跟踪。

国防科技大学自动研究所研制出的 CITAVT-Iv 无人驾驶车主要以研究在结构化道路环境下的自动驾驶技术为主要目标，该车与 2000 年 4 月在长沙市绕城公路上进行了自主试验，最高车速达到了 75.6km/h。试验中存在的主要问题是视觉系统对道路出口和桥梁出口的鲁棒性不够强，在经过两个出口时视觉系统会将匝道认作道路，在跨越湘江大桥时，视觉系统无法识别道路边缘，需要人工纠正。[5]在 Hough 变换的基础上又加入了不变矩对机器进行图像识别的训练。

2、选题的研究内容、研究目标以及拟解决的关键问题等

2.1 研究内容

智能车辆驾驶准确性和安全性的保障完全依赖于车辆对道路的识别和认知，只有当车辆能正确识别实时的道路状况，才能及时做出相应的反应以应对多变的道路状况。针对如何提高机器视觉对图像的处理和识别，本课题需要对一下内容展开研究：

2.1.1 图像预处理算法设计

由于道路背景的复杂性，除了车道线以外，道路图像还常常包含着大量的干扰信息，例如道路旁边的障碍物，树木等。如果将一张图像直接进行识别，这不仅会造成部分车道线无法识别，还会严重影响机器识别图像的效果和效率，所以在进行车道线识别之前必须对道路进行图像的预处理。本课题拟用的预处理算法如图 2.1 所示。

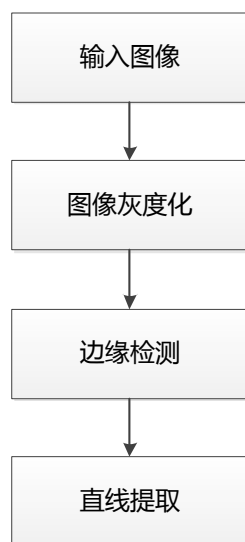


图 2.1 图像预处理算法

(1) 图像灰度化

将彩色图像转化成为灰度图像的过程称为图像的灰度化处理。彩色图像中的每个像素的颜色有红色、绿色、蓝色三个分量组成的。三个分量都是以灰度显示的，每个分量有个值可取，代表了各自颜色的浓淡程度，这样一个像素点可以有多万的颜色变化范围。灰度数字图像是每个像素只有一个采样颜色的图像。一般图像灰度化处理可以用两种方法来实现：一种方法是求出每个像素点的三

个分量的平均值,然后将这个平均值赋给这个像素的三个分量。第二种方法是根据在的颜色空间中,的分量的物理意义是点的亮度,由该值反映亮度等级,根据和颜色空间的变化关系可建立亮度与三个颜色分量的对应:0.3 份红色、0.59 份绿色、0.11 份蓝色,这样混合后可以得到较好的符合人类视觉的灰度值。

本文采用的是第二种方法进行灰度化,公式(2.1)显示了彩色图像灰度化的变换关系:

$$\begin{cases} V_{\text{gray}} = 0.3R + 0.59G + 0.11B \\ R = G = B = V_{\text{gray}} \end{cases}$$

(2) 边缘检测

边缘是图像中灰度发生急剧变化的区域边界,图像灰度的变化情况可以用图像灰度分布的梯度来反映,因此可以用局部图像微分技术来获得边缘检测算子。图像的边缘定义为两个强度明显不同区域之间的过渡,图像的梯度在这些过渡边界上将存在最大值。一阶微分是图像边缘检测的基本方法。一幅图像 $f(x,y)$,在点 (x,y) 的梯度即一阶微分是一个具有大小和方向的矢量,则图像的梯度向量 $\nabla f(x,y)$ 为

$$\nabla f(x,y) = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right]^T = [f_x, f_y]^T$$

$\nabla f(x,y)$ 中包含的局部灰度的变化信息,其幅度 $g(x,y)$ 定义为:

$$g(x,y) = \sqrt{f_x^2(x,y) + f_y^2(x,y)}$$

由于一阶微分幅值取得极大值的点,对应二阶导数的过零点。因此就可以用梯度的极大值和二阶导数过零点来提取图像的边缘。以此理论为依据,人们提出了许多边缘检测算子,常用的方法有 Roberts 边缘检测算子、Prewitt 边缘检测算子、Sobel 边缘检测算子等等。但是,这些经典的边缘检测算子对噪声都极度敏感,适合于含噪声少,不太复杂的图像。相比较而言, Canny 边缘检测算法对过去的一些边缘检测方法和应用做了总结,在此基础上提出了边缘检测的三个准则并将其用数学的形式表示出来,采用最优化数值方法,得到一个较好的实用边缘检测算法。因为道路图像会复杂多变,所以,本课题选用的就是 Canny 算法。

(3) 直线提取

直线提取是将图像中的直线提取出来,常用的直线提取方法有最小二乘法直线检测法,最小距离法直线检测, Radon 变换直线检测以及 Hough 变换直线检测,本课题采用的是 Hough 变换直线检测法。

变换的基本思想是将图像的空间域变换到参数空间,使原图上给定形状的几何曲线上的点,经过变换以后都集中到变换空间的某些位置,在变换空间上形成峰点,通过检测变换空间中的峰值点,来找出原图中给定形状曲线的参数方程。

对于图像中直线特征的提取,变换的基本思想就是点一线的对偶性。直线 $y = mx + b$ 可用极坐标表示为: $r = x \cos \theta + y \sin \theta$. (r, θ) 定义了一个从原点到线上的最近点的向量(图 2.2),这个向量与该直线垂直。其中 r 为直线到原点的垂直距离, θ 为法线与轴的夹角。上述方程中,点 (x, y) 被映射到空间 (r, θ) 上。直角坐标系中的一条直线对应极坐标中的一个点,它是由线到点的变换。

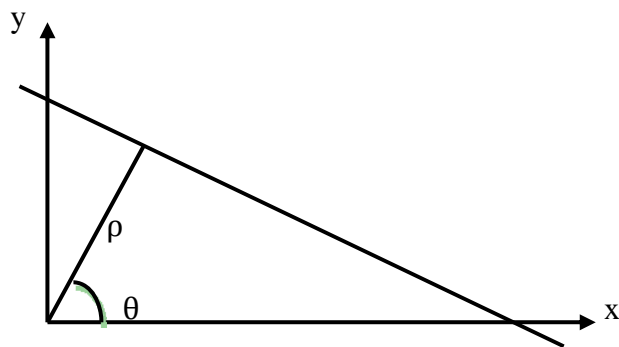


图 2.2 一条直线的极坐标表示

再考虑 (x, y) 平面的任意一个特定的点 (x_0, y_0) 。过该点的直线有很多, 每一条直线都对应了 r, θ 空间的一个点。然而这些点必须是满足以 x_0 和 y_0 作为常量时的等式。因此在 r, θ 空间中与 x, y 平面所有这些直线对应的点的轨迹是一条正弦曲线。所以, x, y 平面上的任一点(图 2.3)对应了 r, θ 空间的一条正弦曲线(图 2.4)。

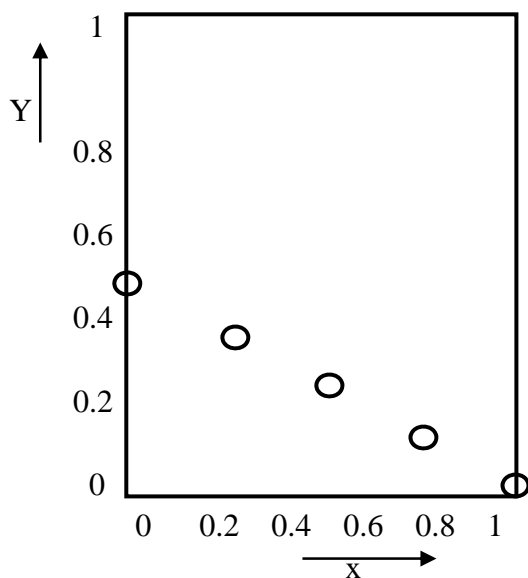


图 2.3 x, y 平面

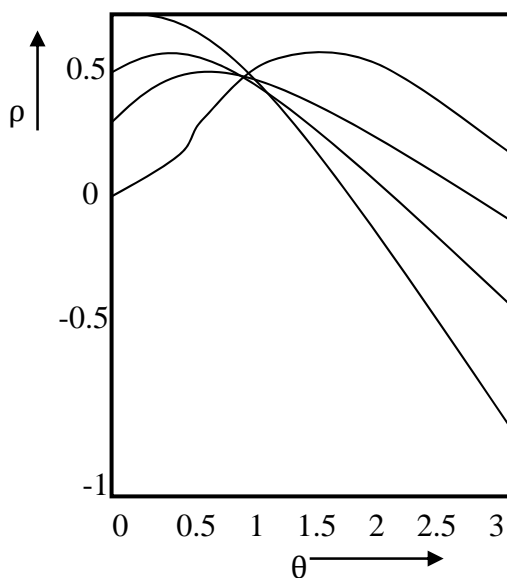


图 2.4 r, θ 平面

2.1.2 图像识别的人工神经网络训练方法

图像经过预处理后, 为了让机器(智能车辆)能够准确的识别出图像中的车道线, 一般都会对车辆进行训练, 让其在日后的使用中能自主的判断出车道线的位置以及转向, 目前, 运用的最多的训练方法就是运用人工神经网络进行训练, 而在众多的神经网络中, 本研究拟选的为卷积神经网络。

(1) 人工神经网络

神经网络技术是 20 世纪 80 年代来兴起的一个人工智能技术, 它通过模拟人脑结构和功能来建立一个智能信息系统。神经网络通过输入层到输出层的非线性映射并通过调整网络内部权值和阈值来学习或发现变量间的关系, 它能够对信息进行表示、存储和处理并具有一定的学习、推理能力。神经网络通过内部许多的连接中的权系数将学习到的信息进行存储, 它能处理具有噪声的图像分类问题, 而且广泛互连的网络结构具有很高的容错性和鲁棒性。

神经网络内部的基本处理单元是神经元, 神经元的基本模型如图 2.1 所示。该神经元单元由多个输入 $x_i, i = 1, 2, \dots, p$ 和一个 y_k 组成。输入的权值与修正值决定了中间状态, 则输出可表示为:

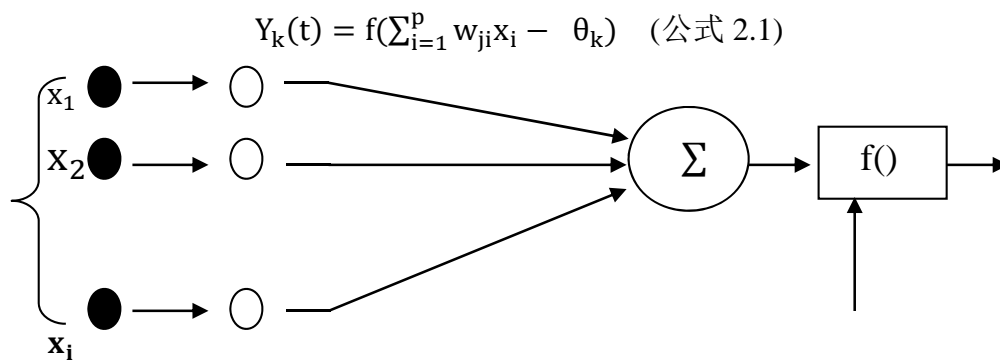


图 2.5 神经元模型

公式 (2.1) 中, θ_k 为神经元单元的阈值, w_{ji} 为连接权值 (w_{ji} 取正值时表示该神经元处于激发状态, w_{ji} 取负值时表示该神经元处于抑制状态), p 表示输入信号的数目, y_k 为神经元对应输出, t 为时间, $f()$ 为输出变换函数, 又称为激励函数。

(2) 卷积神经网络

卷积神经网络 (CNN) 是受生物神经学知识启发并参考其结构原理结合人工神经网络后而产生的开创性研究成果之一, 并且它是一种具有深度学习能力的神经网络系统, 与传统方法相比, 卷积神经网络具有适用性强、特征提取与分类同时进行、泛化能力强、全局优化训练参数少等优点。

相对于其他图像分类算法, 卷积神经网络使用相对较少的预处理, 这是因为它专心于滤波器的学习, 而传统的算法则过多的在乎手工特征的设计。不需要依赖于先验知识以及目前手工特征设计困难是卷积神经网络相比于传统算法的主要优势。图 2.6 是传统的图像分类模型, 图 2.7 是卷积神经网络分类模型。

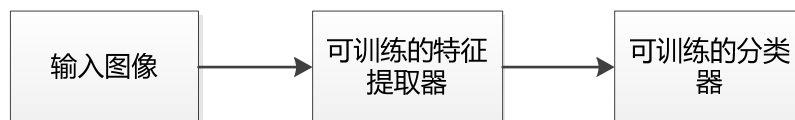


图 2.6 传统图像分类模型



图 2.7 卷积神经网络分类模型

(3) 增强学习

增强学习是一种无导师在线学习技术, 从环境状态到动作映射学习, 使得 Agent 根据最大奖励值采取最优的策略; Agent 感知环境中的状态信息, 搜索策略 (哪种策略可以产生最有效的学习) 选择最优的动作, 从而引起状态的变化并得到一个延迟回报值, 更新评估函数, 完成一次学习过程后, 进入下一轮的学习训练, 重复循环迭代, 直到满足整个学习的条件, 终止学习。

2.1.3 小车车道识别算法与控制设计

在之前的卷积神经网络识别训练时, 将图片区域划出感兴趣区域 (ROI) 后进行训练, 在感兴趣区域中划分出一条中线, 通过判断中线左右两侧是否出现直线来进行车道情况的判断, 小车识别后的图片分为五类, 如图 2.8:

1. 在感兴趣区域的中线两侧都存在直线, 则判断为该车道为直线行驶车道。小车保持原速持续直

线行驶。

2. 在感兴趣区域中线的左侧存在直线但是中线右侧不存在直线，则判断为该车道为右转车道。小车进行减速并且以小角度持续右转，持续右转直到中线两侧都分别出现一条直线为止。
3. 在感兴趣区域中线的右侧存在直线但是中线左侧不存在直线，则判断为该车道为左转车道。小车进行减速并且以小角度持续左转，持续左转直到中线两侧都分别出现一条直线为止。
4. 在感兴趣区域中出现了一片黑的状态，则判断为未能检测出车道。小车以低速向后行驶 500ms。
5. 在感兴趣区域中出现了一条横线，则表示小车在转弯时出现转角过度。应对方法为：判断出小车前一步转弯的方向，并且以相反的方向进行小角度反转，例如：小车前一步为左转，检测出一条横线后小车开始右转。

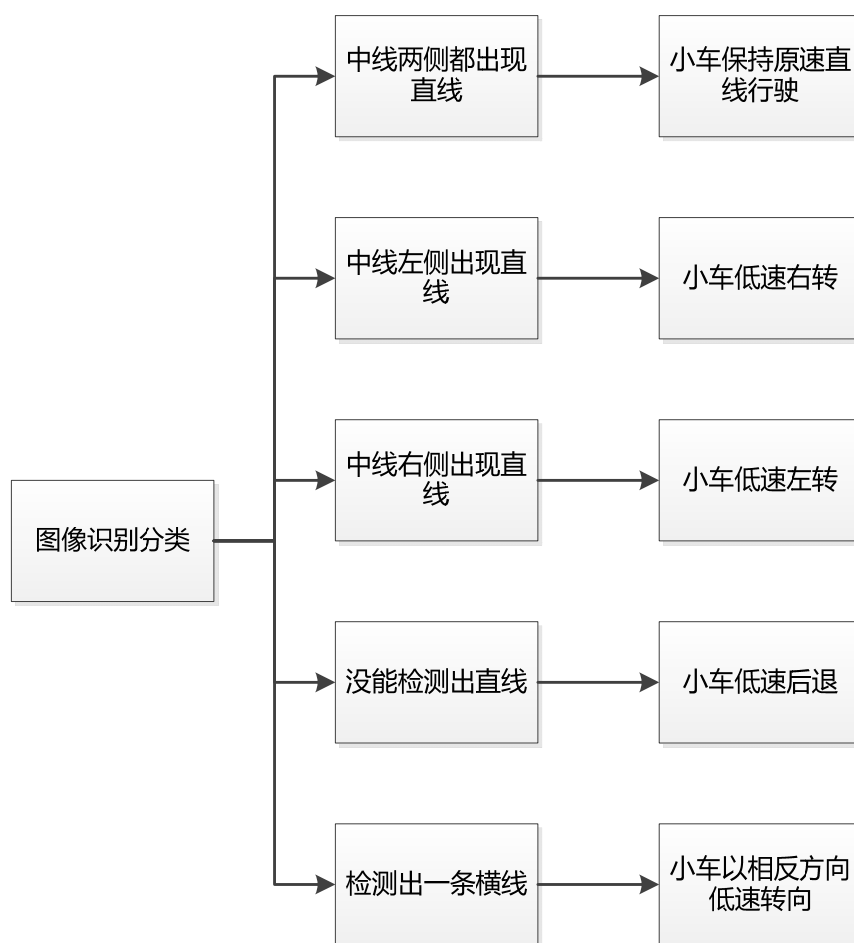


图 2.8 小车识别后的图像分类以及控制

2.2 研究目标

设计并实现基于 Hough 变换和卷积神经网络的车道线识别方法，并结合增强学习的方法应用于智能车辆行驶中。在实际条件下搭建智能车辆的测试平台，进行模拟行驶，验证并保证该识别方法的可靠性，稳定性，和准确性。

2.3 拟解决的关键问题

(1) 卷积神经网络结构的选取

由于卷积神经网络存在网络结构复杂的特点，训练耗时较长。对于同一个数据集，如何找到最

合适的网络结构，以及能否找到一种相对不同数据集都具备一定分类性能的网络结构成为了本课题需要解决的关键问题之一。

（2）增强学习中回报函数和动作转换函数的选择和设计

在增强学习中，机器通过动作转换函数来进行下一步动作的选择，通过回报函数来判断该动作是否正确，所以如何设计回报函数成为机器是否能准确做出动作的关键之一，也成为了本课题需要解决的关键问题之一。

（3）算法嵌入式裁减和压缩

由于在本课题中，识别出车道后还需要对小车的运行方向和运行速度进行控制，所以对于整个系统的实时性有要求。为了满足系统实时性的要求，实现快速控制车辆，如何对已有算法进行裁剪和压缩，如何让已有算法既能在嵌入式核心板中实现又能快速运行成为了本课题需解决的关键问题之一。

3、拟采取的研究方案及可行性分析

3.1 研究思路

- （1）分析和研究现有图像处理和图像识别的方法，主要工作是学会如何对图像进行合适的预处理。
- （2）分析和研究卷积神经网络以及增强学习，主要工作是学会如何根据情况不同选择设计不同的网络结构以及如何将增强学习应用到神经网络中。
- （3）设计一种能保证识别准确度和实时性的车道线识别方法，并通过 C++或 Python 及 Opencv 编写实现。
- （4）搭建智能小车测试平台，将识别方法应用到智能小车中测试验证。

3.2 技术路线

本课题的技术路线大致如下：

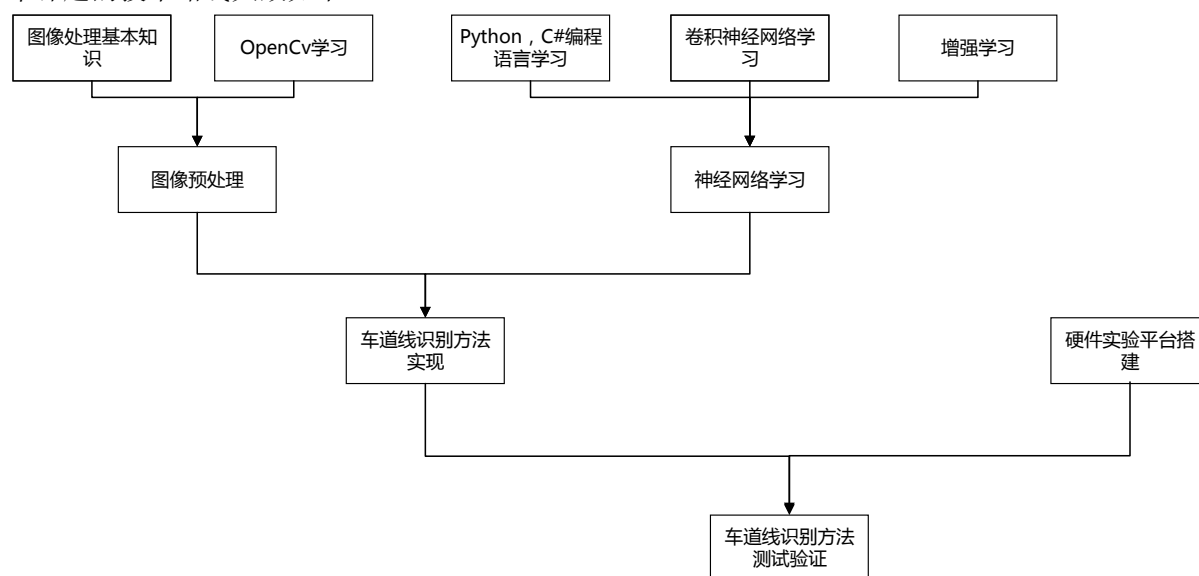


图 3-1 技术路线图

3.3 可行性分析

本课题的研究内容是在阅读了大量课题相关的资料并对课题背景进行深入了解研究后确定的。对于图像预处理时所用算法的选择，本课题是在已实现的算法上进行借鉴和改进；对于训练时所使用的神经网络，已有大量国内外文献可供参考。

4、论文研究进度计划和预期研究结果

4.1 研究进度计划安排

2017 年 1 月—2017 年 3 月：课题前期规划，阅读大量文献，收集相关资料。对课题进行详细的分析，完成整体设计及功能模块设计。

2017 年 4 月—2017 年 7 月：设计实现基于 Hough 变换和神经网络的车道线识别方法。

2017 年 8 月—2018 年 2 月：在实际环境下搭建实验平台，将本课题的车道线识别算法应用在智能小车中，对实验结果进行分析，验证功能的可靠性。

2018 年 3 月—2018 年 5 月：对课题进行总结，撰写硕士论文，准备答辩。

4.2 研究经费预算及解决办法

本课题采用 Opencv 和 C#或 Python 语言实现建模和算法，使用 Matlab 辅助验证和建模，并使用 ARM 控制器实现智能小车的搭建。算法的研究和设计可以利用北京工业大学软件学院所提供的电子资源，无需大量经费支持。

4.3 预期研究结果

- (1) 设计实现基于 Hough 变换和神经网络的智能车辆车道线识别
- (2) 完成硕士毕业论文
- (3) 发表一篇相关论文

(二) 论文研究工作基础及条件保障

1、工作基础

本人在入学以来阅读了有关数字图像处理的相关资料。并跟随导师做了有关智能车辆的项目对智能车辆有了较为深入的了解。同时目前已可以使用 C#，Python 语言，且对 Matlab 已经了一定的了解。

2、工作条件

工作实验地点为北京工业大学软件学院。实验室在软件商配有 Matlab、Microsoft Visual Studio 2010 等开发环境，并提供了相关论文的下载，能够保证资料的查询以及算法的实现，保证了本课题的顺利进行。

(三) 参考文献

- [1] 孙涵, 任明武, 唐振民, 杨静宇. 基于机器视觉的智能车辆导航综述[J], 公路交通科技, 2005, 5: 132-135.
- [2] 王荣木, 郭烈, 金立牛等. 智能车辆安全辅助驾驶技术研究近况[J], 公路交通科技, 2007, 24(7): 107-111.
- [3] 顾思妍. 机器视觉的直线检测技术及应用研究[D]. 广东工业大学, 2011.
- [4] 胡燕平, 张立亭. 道路特征提取研究进展[J]. 地理空间信息, 2010, 08(6): 108-111.
- [5] 郑丽娜. 视觉导航道路识别系统中图像特征直线提取方法研究[D]. 吉林大学, 2005.
- [6] 张玲艳. 基于 Canny 理论的自适应边缘检测方法研究[D]. 西北大学, 2009.
- [7] 张远. 基于车道线边缘及分而特征的车道线识别算法研究与实现[D]. 东北大学, 2010.
- [8] 吕艳鹏, 潘玉田. 基于 BP 神经网络的非结构化道路识别[J]. 机械工程与自动化, 2014(3): 178-180.
- [9] 李青, 郑南宁, 马琳, 等. 基于主元神经网络的非结构化道路跟踪[J]. 机器人, 2005, 27(3): 247-251.
- [10] 卜富清. 基于人工神经网络的图像识别和分类[D]. 成都理工大学, 2010.
- [11] 王垚. 基于人工神经网络的人脸识别技术研究及应用[D]. 西安石油大学, 2015.
- [12] 王瑞. 基于卷积神经网络的图像识别[D]. 河南大学, 2015.
- [13] 王振, 高茂庭. 基于卷积神经网络的图像识别算法设计与实现[J]. 现代计算机: 普及版, 2015(7): 61-66.
- [14] Mei X, Prokhorov D V, Li J, et al. Multi-task deep convolutional neural networks for efficient and robust traffic lane detection:, US9286524[P]. 2016.
- [15] Qian R, Zhang B, Yue Y, et al. Robust chinese traffic sign detection and recognition with deep convolutional neural network[C]// International Conference on Natural Computation. IEEE, 2015.
- [16] Hillel A B, Lerner R, Dan L, et al. Recent progress in road and lane detection: a survey[J]. Machine Vision & Applications, 2014, 25(3): 727-745.
- [17] Kim J, Lee M. Robust Lane Detection Based On Convolutional Neural Network and Random Sample Consensus[M]// Neural Information Processing. 2014: 454-461.
- [18] Xu Y, Zhang L. Research on Lane Detection Technology Based on OPENCV[C]// International Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Systems. 2015.
- [19] Li J, Mei X, Prokhorov D. Deep Neural Network for Structural Prediction and Lane Detection in Traffic Scene.[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2016, 42(4): 401-415.
- [20] Mei X, Prokhorov D V, Li J, et al. Multi-task deep convolutional neural networks for efficient and robust traffic lane detection:, US9286524[P]. 2016.
- [21] Fan C, Xu J, Di S. Lane Detection Based on Machine Learning Algorithm[J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2014, 12(2): 1403-1409.
- [22] Children-Feng Wu; Cheng-Jian Lin; Chiyun Lee. "Applying a Functional Neurofuzzy Network to Real-Time Lane Detection and Front-Vehicle Distance Measurement," in IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS—PART C: APPLICATIONS AND REVIEWS, VOL. 42, NO. 4, JULY 2012
- [23] Assidiq A A M, Khalifa O O, Islam R, et al. Real time lane detection for autonomous vehicles[M]. 2008.

三、开题报告评价（本项分别由指导教师及专家组填写）

校内、校外指导教师对该生选题报告的简要评语（本栏由指导教师在开题报告会之前填写完毕）：

校内指导教师签名：年 月 日
校外指导教师签名：年 月 日

开 题 报 告 会	开题报告会时间：年 月 日 午 时— 时 地点：					
	评 审 专 家 组 成	姓名	职称	所在单位及学科专长	博导/硕导	(出席者) 签 名
		组长：				
	评审意见：（由评审专家组填写） <input type="checkbox"/> （正常）通过； <input type="checkbox"/> 不合格，年 月 日前重做开题报告。 其它评语：					
评审组长签名：年 月 日						

注：开题报告会专家组由至少 3 名（校内导师必须参加）具有高级专业技术职务或具有专业学位研究生导师资格的本类别（领域）或同行专家组成，其中至少有 1 人是校外企业专家。