引言：

随着近年来深度学习算法的不断进步以及计算机运算性能的不断提高，深度学习在许多方面已经赶超了许多的传统算法，而导航技术作为一个发展正火热的技术，也受到了深度学习算法的冲击，本文将从多方面介绍现阶段较成熟的导航技术的框架以及近几年深度学习在导航技术中的应用，之后结合自身需要选择一两个方向进行详细的论述。

研究现状

在我看来，导航主要包含以下两个部分：定位于路径规划（许多人分为制图，定位，路径规划三个部分，但由于现在出现了一些基于增强学习的无需制图的导航算法，因此我将他分为两个部分）

## 定位：

#### 1基于地图的视觉定位

其中，基于地图的视觉导航可以分为以下两种，第一是提供地图的，第二类是在移动时自动创建地图的，其中前一类问题发展的较早，并且其关键技术包含在后者之中因此主要讨论后者即视觉slam

后一类的问题即视觉slam问题，slam（(simultaneous localization and mapping）即时定位与地图制作，这一类问题是近几年研究的热门并且有了很大的发展。

传统的slam有激光slam与视觉slam，由于激光仪的成本较高，并且随着计算机技术的发展，图像的分析能力越来越强大，所以，视觉slam是近几年研究的重点。slam可以大致分为前端和后端，其中前端主要负责传感器数据的提取，比如用sift提取图像中的特征点信息，后端对提取好的图像特征进行优化并进行几何关系的求解。

现阶段比较成熟的视觉slam的方法如下：

##### 1.1图像检测与匹配

主要有基于特征的以及直接法

###### 1.1.1基于特征

基于特征的主要是基于点特征，用sift，surf，orb算法对点进行检测然后在不同的帧中进行匹配，在一些角点信息不丰富的地方也使用边特征或区域特征，这已经有了较多的研究，但还是存在一些问题，如：

运算复杂，速度较慢。

只选用几百个特征点，丢失了大量的图像信息

在某些特征不丰富的地方效果差。

因此也出现了直接法：

###### 1.1.2直接法

直接法是直接对像素点的强度进行操作，基于同一点在邻近帧中灰度不变的假设进行计算。

##### 1.2关键帧的选择

由于帧数较多如果对每两个相邻帧进行匹配会导致计算太复杂，因此选择用相距有一定距离的两帧进行匹配，这样一方面可以减少计算量更主要的是可以减小误差的积累。

##### 1.3闭环检测

当物体检测到相同的环境区域，将新检测的环境区域与之前的对比，如果匹配成功将两者进行融合消除前一段过程中产生的误差。

#### 2、不用创建地图，直接进行端到端的定位

这主要是

## 二、路径规划：

路径规划又分为全局的规划和局部的规划

#### 1 全局规划

全局规划用于在获得整体地图后从起始点到目标点建立一条合适的路线，

#### 2 局部规划

局部规划则是由传感器实时采集环境信息，了解环境地图信息，然后确定出所在地图的位置及其局部的障碍物分布情况，从而可以选出从当前结点到某一子目标结点的最优路径。

这方面的算法有非常多

传统的有：拟退火算法、人工势场法、模糊逻辑算法、禁忌搜索算法

有关图形学的算法有：C空间法、栅格法、自由空间法、voronoi图法

基于人工智能的算法有：蚁群算法、神经网络算法、粒子群算法、遗传算法

深度学习在其中的应用

按理来说以深度学习的发展情况，任何一个模块都可以用深度学习的方法去实现，但是在很多情况下深度学习的效果并没有经过长期发展的传统方法的效果好，这在slam中由关键点求解空间几何关系特别明显。接下来展示几个近几年研究较多的导航与深度学习结合较好的模块。

1、 视觉SlAM的前端工作

在基于特征的匹配中，可以通过利用卷积神经网络获得图像的特征点用来代替sift，surf等算法获得图像的特征点

在直接法中，用

2、 端对端的定位

这一方面属于刚刚开始的研究，暂时就看了两篇相关的论文，【】中展示了在一个经过训练的场景，通过给定一个目标，机器人可以自主的导航去目标点。这就像是人一样，我们在家里想要喝水，此时我们不会去在脑袋中建立地图，去寻找谁的位置。我们会左右看看水在不在我们的视野里，如果在就去拿，如果不在，我们就会想到水杯很有可能在桌上，我们就看看周围有没有桌子，有桌子，我们就往桌子走然后找到水杯。所谓的基于目标，是通过增强学习获得一些经验，当给定目标时，可以通过这些经验找到目标物体的相关物体进而增加找到物体的可能。

【】中展示的是一种有认知的定位。他也是通过增强学习，学习出一些知识，比如餐厅不会再建筑物的中心，而是在通风的地方，以及想去一个新的房间我们大概率要通过一条走廊而不是在空旷的地方一直逛。这些知识引导机器人去定位于寻找路径。

由于在现实环境中有很多的影响因素并且做学习模型的训练也要花费大量时间，在论文中两者的实验都是基于仿真环境实现的。可以发现这种端到端的定位和导航与人类在没有地图的陌生环境下自己摸索道路的过程非常相像，但联想到人类在没有地图与标志物的情况下也经常迷路，我个人认为这两种方法也只适合于较小的区域，在大的区域准确率可能不会太高。

对于不需要建立地图的导航，本身就是类人的，也都采用了增强学习的算法，是很适合用深度学习研究的。

3、 路径规划

最后是路径规划的算法，对于输入的图像或者结构光数据，可以通过监督学习【】，深度强化学习来使车辆达到动态的避障。

总结：

综上所述，可以发现虽然导航中的多个模块都可以使用深度学习的算法进行代替，但效果并不是都那么好，尤其是在slam的后端进行的求解空间几何关系是时，虽然也有了【】但效果没有【】好，实时性也不如【】。但是也可以发现，深度学习也促进导航技术发展出了一些有别于传统的导航技术，如【】【】中的基于目标的和基于认知性学习的，在我看来这两种技术最终会取代传统的定位技术，因为他们更类似与人类的行为，因此显得更智能，但是现阶段这些不基于地图的定位技术仍然处在发展之中，论文中的实验也都是在模拟环境下，由于现实环境会有大量的干扰以及需要大量的运算时间，因此还有很长的路要走。

相比之下视觉slam的定位方法则显得更为完善，在图像匹配的过程中，无论是基于特征的或是直接法，在深度学习的算法下都获得了比原来性能更好的效果，尤其是卷积神经网络的发展，大大提高了基于特征的图像匹配的效果。在这方面深度学习已经展露出他的潜力，并且现在的效果【】在实际运用下仍然有待提高，因此我认为这是很值得去研究的一个方面。

在路径规划方面，

Kruse T, Pandey A K, Alami R, et al. Human-aware robot navigation: A survey[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(12): 1726-1743.

Biswas J, Veloso M. Multi-sensor mobile robot localization for diverse environments[C]//Robot Soccer World Cup. Springer, Berlin, Heidelberg, 2013: 468-479.

Kendall A, Grimes M, Cipolla R. Posenet: A convolutional network for real-time 6-dof camera relocalization[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2015: 2938-2946.

Yi K M, Trulls E, Lepetit V, et al. Lift: Learned invariant feature transform[C]//European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2016: 467-483.

Zhu Y, Mottaghi R, Kolve E, et al. Target-driven visual navigation in indoor scenes using deep reinforcement learning[C]//Robotics and Automation (ICRA), 2017 IEEE International Conference on. IEEE, 2017: 3357-3364.

Gupta S, Davidson J, Levine S, et al. Cognitive mapping and planning for visual navigation[J]. arXiv preprint arXiv:1702.03920, 2017.

Tateno K, Tombari F, Laina I, et al. CNN-SLAM: Real-time dense monocular SLAM with learned depth prediction[J]. arXiv preprint arXiv:1704.03489, 2017.

Zhou T, Brown M, Snavely N, et al. Unsupervised learning of depth and ego-motion from video[J]. arXiv preprint arXiv:1704.07813, 2017.

DeTone D, Malisiewicz T, Rabinovich A. Toward Geometric Deep SLAM[J]. arXiv preprint arXiv:1707.07410, 2017.

Davison A J, Reid I D, Molton N D, et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2007, 29(6): 1052-1067.

Engel J, Schöps T, Cremers D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2014: 834-849.

Engel J, Stückler J, Cremers D. Large-scale direct SLAM with stereo cameras[C]//Intelligent Robots and Systems (IROS), 2015 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2015: 1935-1942.

Klein G, Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces[C]//Mixed and Augmented Reality, 2007. ISMAR 2007. 6th IEEE and ACM International Symposium on. IEEE, 2007: 225-234.

Thrun S, Montemerlo M, Dahlkamp H, et al. Stanley: The robot that won the DARPA Grand Challenge[J]. Journal of field Robotics, 2006, 23(9): 661-692.

段华. 室外移动机器人视觉导航关键技术研究 [D][D]. 南京航空航天大学, 2006.

郭木河, 杨磊, 陶西平, 等. 视觉导航中基于模糊神经网的消阴影算法研究邀[J]. 1999.

权美香, 朴松昊, 李国. 视觉 SLAM 综述[J]. 2016.