接下来，由我来讲解模拟实验部分。

这里选择三个方法进行实验。一个是这篇论文提出的基于学习的waypoint navigation方法，还有忽略所有知识的E2E learning方法，以及没有学习只使用几何映射和路径规划的方法。

模拟的data从真实世界的建筑物场景中扫描获得。

与E2E相比，基于学习的waypoint navigation方法从起点到达目标点的成功率要高出22%。花费的时间减少40%。加速度也减少50%意味着更少的能量消耗。

从图上可以看到，LB-WayPtNav能够成功地通过狭窄的走廊，并在障碍和角落转弯，而E2E方法失败了。

这个图上可以看到，当两种方法都能到达目标位置时，LB-WayPtNav只需10秒，而E2E大约需要17秒。

与几何映射和路径规划的方法相比，当使用理想的深度图像观测，成功率达到97.85%，接近专家的性能。另外无内存规划器的性能也比LB-WayPtNav好。但是现实世界的深度传感器是不完美的，也没有无限的范围。

从图中可以看到，LB-WayPtNav在预测下一个路径点时，主要关注墙壁、门道、走廊和垃圾桶之类的障碍物，而网络所关注的则取决于机器人要去的地方。

LB-WayPtNav能够学习适当的导航线索，比如通过门口进入房间，进入房间内的目标，继续沿着走廊进入更远的目标。这样的线索使机器人能够在新的环境中有效地导航。

论文的作者也进行了实际环境的测试实验。

使用的是TurtleBot 2测试小车。进行了5组实验。

实验1实验2测试在混乱的环境中导航。可以看到，LB-WayPtNav能够精确地控制机器人通过有障碍物的狭窄走廊，同时始终保持平滑的轨迹。

由于现实世界中深度测量的不完善。例如，深度传感器无法捕捉到闪亮的自行车框架和头盔、黑色的自行车轮胎和监视器屏幕，以及薄薄的椅子腿和地板上的接线板。这些系统缺失的障碍物导致机器人在实验2中发生碰撞。

实验3测试利用导航功能。在实验3中，当它通过门口离开房间时，LB-WayPtNav成功地利用了导航线索。

实验4测试对光照条件的稳健性。在强烈的环境光下，导致地图的质量也会大幅下降。

通过数据增强，LB-WayPtNav能够在极端照明条件下表现良好。

实验5测试对动态环境变化的适应。机器人成功地对移动的障碍物做出反应并在没有碰撞的情况下到达目标。LB-WayPtNav能适应环境的变化。

采用E2E和基于映射方法，在这5组实验条件下都失败了。

E2E方法往往会在需要积极而细致的控制的情况下失败。基于映射的方法在深度传感器不能正确成像环境的情况下失败(例如细电线、有光泽的材料、明亮的阳光等)。

基于学习的waypoint navigation方法从起点到达目标点的成功率要高出22%。花费的时间减少40%。加速度也减少50%意味着更少的能量消耗。

从2个建筑物的扫描被用来生成训练数据来训练LB-WayPtNav。在一个三层楼的185个开始-目标位置对的测试片段被用来测试不同的方法。