研究意义

根据行人、车辆、动物等代理的历史活动状态来准确预测代理未来的活动状态对自动驾驶、智能机器人等的决策规划有重要的意义。行人轨迹预测是计算机视觉和人工智能领域的一个热门研究方向，它主要研究的是如何通过对行人当前位置、移动速度和方向等信息的分析，预测出行人未来的运动轨迹。该研究任务是自动驾驶，机器人路径决策等技术中的重要组成部分，具有广阔的研究前景。伴随着新一轮科技革命的快速演进步伐，国家高度重视机器人技术与信息技术的深度融合。工业和信息化部等在2021年12月联合印发的《“十四五”机器人产业发展规划》中强调指出，要着重加强核心技术的攻关，研究机器人感知与认知等前沿技术，推进人工智能、云计算等新技术与机器人技术的融合应用。推动技术研究的成果转化。轨迹预测作为机器人相关技术中的基础研究技术，在自动驾驶、机器人决策规划、安防监控等现实场景应用领域中起到关键作用。

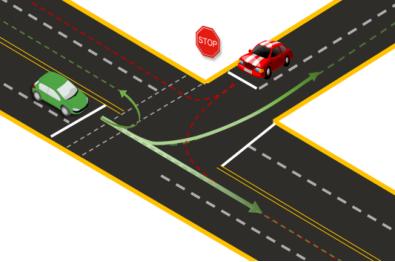
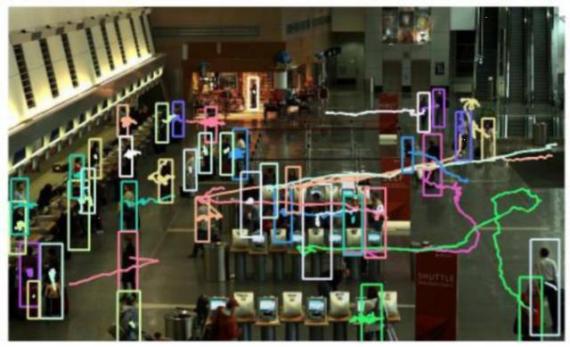


图1.1：轨迹预测技术的具体应用场景

轨迹预测作为具有强现实意义的研究问题，因此针对现实环境中会出现的问题进行研究更显重要。目前的轨迹预测主要应用于自动驾驶，机器人决策这类高度依赖实时预测效果的领域，而这些应用领域处在动态开放环境中。动态开放环境最显著的特征是环境特征会随时间发生改变，且代理轨迹的数据分布也并不固定。在动态开放环境的行人轨迹预测问题中，同一场景的不同时刻或不同区域就会存在行为模式导致的轨迹分布差异：

目前的轨迹预测方法在场景变化问题下面临如下困难：

1、环境、代理轨迹特征分布的变化会导致最初训练的模型的预测失效。

2、模型选择在线更新模型时，现有训练方法易导致模型出现梯度问题从而无法正常训练，进而导致模型预测失效。

3、现有轨迹预测方法所建模的交互方式对于轨迹特征变化不够敏感，当外部环境，数据分布变化时，交互建模无法及时的给出响应。

4、模型实时更新对运算速度有要求。

具体面临如下挑战：

（1）在环境、代理轨迹特征分布改变后，如何使模型快速恢复预测精度。

目前的轨迹预测方法主要研究如何建模代理之间的交互行为，如何保证模型输出满足现实法则约束以及建模轨迹多模态。这些方法都是离线训练方式：模型在完整数据集上进行大批次训练，收敛后上线进行预测。这样在数据集上进行批次训练的方法是遵循机器学习的原理的，只有在训练集和测试集具有相同数据分布才能正确训练。但是这种训练方式在数据分布会变化的动态开放环境中并不可行。此外，近年来关于基于持续学习的轨迹预测方法有较多的研究。这类工作能够恢复模型在新的环境中的预测精度，但是集中于解决数据集以序列形式持续到来的过程中如何使得模型避免对先验知识的灾难性遗忘。本质上还是在完整数据集进行的离线训练。且基于持续学习的方法往往有较多的额外记忆单元，运算更加复杂，更难做到实时预测。总结来说，现有的工作并没有研究在环境、代理轨迹特征分布改变的情况下如何实时恢复模型的预测精度。

（2）如何在利用数据实例流在线更新模型的同时，使得模型不会受到梯度问题的影响。

对于实时更新模型，一个简单朴素的想法是模型在进行预测的过程中同时进行训练迭代模型。然而在轨迹预测中，轨迹数据源自观测的图像序列，而一定长度的图像序列无法表达整体新环境的轨迹特征分布，此时的模型更新算法与批次大小为1的随机梯度下降等同。由于场景的变换导致的数据分布差异会随机梯度下降的影响，使得模型远离全局最优或陷入局部最优。更可能的是，由于反向传播的链式法则性质，模型的深层网络受到浅层网络梯度的影响会被放大，导致模型在训练的过程中很可能出现梯度爆炸，导致模型崩溃无法使用，或者梯度消失，模型无法进一步更新。已有研究均没有对模型在动态开放场景中在线学习（即在预测轨迹的同时利用观测数据对模型进行更新）会出现的梯度问题进行研究解决。

（3）如何使得轨迹预测方法的交互模块对轨迹的特征变化敏感。

代理之间的交互是轨迹预测问题中常见的需要考虑的元素。如行人常见的交互方式有避让，并行，交谈等。不同的交互方式会导致代理轨迹的变化。而现有的轨迹预测研究中，交互模块往往注重于考虑当前场景下代理之间的交互关系，而忽略考虑了场景特征变化之后交互模型和分布会发生改变的问题。

（4）如何使得模型能够做到在线学习，即实时预测的同时更新参数。

轨迹预测问题具有非常重要的实际意义，因此对模型的运算速度有一定的要求。而现有的轨迹预测方法中，大部分预测精度高的方法都采用的复杂的模型和大量的计算。这增加了模型在线学习的困难。因此在在线学习的需求下，对模型采用的基础框架有一定的限制，轨迹预测问题中常用的循环神经网络，长短时记忆网络都由于其耗时的训练和预测而失去了优势。且现有的基于持续学习的轨迹预测方法虽然能够解决部分的新场景下模型预测精度低的问题，但因为要解决灾难性遗忘而部署的额外记忆单元同样会对运算速度造成负担。

综上所述，已有轨迹预测研究主要集中在在特定数据集上合理建模代理交互，建立轨迹的多模态以表达代理意图。且现有的轨迹预测方法[8,16,20,21]大多集中在固定的或者相似的场景中，训练测试的数据具有相近的轨迹模式。在轨迹特征分布会发生变化的动态开放环境中的基于在线学习的轨迹预测问题研究较少。本项目拟以轨迹预测为研究背景，研究动态开放环境中基于在线学习的轨迹预测方法。为满足现阶段对动态开放场景的预测需求，以轨迹预测在线学习的困难和实时更新模型这一应用需求为出发点，基于不同场景的行人轨迹数据和深度学习以及在线学习技术，建立基于在线学习的轨迹预测框架，使得模型能够实时对观测序列进行预测，同时对模型进行更新。当动态场景发生变化时，模型能够快速调整模型恢复预测精度，同时避免模型发生梯度问题导致无法更新。

国内外研究现状

1.2.1 轨迹预测

轨迹预测方法大致可以分为传统方法和基于深度学习的方法两类。传统工作[25，26]大多通过运动学方程来建模代理的运动并进行未来位置的预测。文章[27]将基于加速度运动和基于机动识别的两个模型结合，利用多项式进行拟合，提高了轨迹预测的准确性；文章[28]利用卡尔曼滤波算法将点云速度知识融入到车辆模型中，提出了基于图像的轨迹预测算法；文章[29]结合了场景信息，提出利用局部道路拓扑来获得更好的行人轨迹分布。这类方法只对显见信息进行建模分析，没有过多地考虑交互的深层含义以及代理意图的不确定性，因此在长时预测中不能达到令人满意的性能。

近年来，基于深度学习的方法被广泛应用于轨迹预测。Social-LSTM[30]是最早之一使用深度学习模型来解决轨迹预测问题的工作。Social-LSTM利用长短期记忆人工神经网络（Long Short-Term Memory，LSTM）对行人运动进行建模，并提出一个社交池化层来计算行人交互。Social-GAN[2]引入了生成对抗网络（Generative Advantarial Network，GAN），提出了一种新的池化方法来聚合人类交互信息，通过预测多条轨迹并选择最佳轨迹来处理轨迹多模态问题。Sophie[13]和Social Attention[31]引入了注意力机制，给场景中的不同代理赋予不同的重要性。CIDNN[32]使用多层感知器映射每个代理的位置，并根据其与目标代理的空间亲和力对所有代理的运动特征进行加权。StarNet[33]使用一个星形拓扑，其中包括一个的集线器网络和多个主机网络，以模拟所有代理之间的人群影响，做出更准确的预测。通过对认知和任意不确定性建模，Y-net[18]建模了长时的轨迹预测。这些方法中使用的基本网络结构是基于时序的循环神经网络或图像上的卷积神经网络，两者都具有大规模的参数和复杂的计算，导致模型往往由于计算速度而无法满足实时轨迹预测的要求。

随着更适配场景稀疏结点信息的图卷积网络[34]（Graph Convolutional Network，GCN）的提出，图卷积网络在轨迹预测问题中成为了研究的重要方法。图卷积操作通过加权聚合目标节点以及相邻节点的信息，结合加权邻接矩阵可以快速地提取节点间的特征。Social-BiGAT[35]提出了图注意网络用于学习可靠的特征表示，以模拟场景中代理之间的社会交互。STGAT[11]构建时空图并使用GAT对交互特征进行建模。NMMP[36]和SR-LSTM[37]利用基于图的消息传递网络实现了在行人之间传输交互消息。Social-STGCNN[20]依据场景中的代理轨迹生成时空图，使用核函数计算加权邻接矩阵来模拟代理交互。SGCN[21]提出了一种用于行人轨迹预测的稀疏图卷积网络，该网络使用自注意力机制生成图的稀疏表示，进一步提高了交互特征的准确性。然而，大部分工作仍然集中于解决代理交互和多模式轨迹预测挑战。当出现概念漂移时，预测精度会受到显著影响，并且由于批量训练的固有特性，该模型无法在数据流中有效地恢复精度。

1.2.2 持续学习

持续学习侧重于开发训练模型的方法，这些模型可以有效地从新数据中学习而不会忘记以前的知识。 这些方法旨在克服灾难性遗忘的挑战，灾难性遗忘是指模型在用新信息更新时忘记以前学习的知识的现象。持续学习中使用的一些常见策略包括排练方法\引用{排练}、正则化\ 引用{爪}和架构\引用{架构}。

一些研究探索了轨迹预测在持续学习中的表现。 SILA\cite{habibi2020sila} 是第一个利用增量学习来适应场景变化并保持预测精度的行人轨迹预测方法。 CLTP-MAN\cite{cltpman} 使用记忆增强网络来提高预测的准确性并适应不断变化的场景。 Social-GR\cite{gr} 通过使用社交生成重播机制增强记忆，提出了一种新的轨迹预测方法。 Hengbo Ma\cite{ma2021continual} 利用条件生成记忆模型来处理非平稳数据分布的挑战。 Luzia Knoedler\cite{knoedler2022improving} 提出了一种自我监督的持续学习方法，用于改进动态环境中的行人预测模型。

尽管基于持续学习的轨迹预测方法可以解决新环境中的灾难性遗忘问题，但它们仍然需要大量的数据收集和完整的离线训练才能在新环境中实施。 他们无法应对现实世界场景中的突然变化。 此外，这些方法通常需要在网络中额外存储先验知识和数据集，这使得实时更新模型变得困难。

1.2.3 在线学习

在线学习[38]是解决概念漂移现象效果很好的一种机器学习方法。这种学习方式允许数据以数据流的形式逐个到达模型，模型的学习目标[39]是根据每次到达的数据，进行预测的同时更新预测模型。概念漂移本质为训练集和测试集的数据分布与数据类型发生改变时，对机器学习方法产生破坏性伤害。与离线批量学习不同，在线学习的数据流中的数据分布伴随着数据实例的到达时刻发生着变化，因此解决概念漂移现象也是在线学习中的一个重要研究问题[22]。OSAM[40]提出了一种新的在线半监督学习模型，随着数据量和数据类别的增加，该模型在数据流中产生了良好的分类结果。自适应学习速率算法[41]提出了一种基于LSTM的学习速率调整算法，该算法通过控制模型的学习速度来减少概念漂移对模型造成的损坏。OMKR[42]以可伸缩的在线方式学习基于内核的回归器，并动态探索不同内核池，以防止单个固定的糟糕内核带来对模型的损害。对冲反向传播算法[22]设计了一组权重，根据每层输出的损失函数和实际结果来计算每层网络的梯度，从而提高了抵抗概念漂移的能力。在线CTR贝叶斯推理算法[43]提出了一种新的数据流学习推理方法。然而，这种方法往往需要启发式的手段来调整参数，而且由于这些都是基于深层模型的抽象算法，当场景和数据分布发生显著变化时，无法很好地执行。且这些方法主要集中在分类问题领域，对于轨迹预测这类回归问题并不能很好地直接使用。

项目的研究内容

研究目标

本项目拟以轨迹预测为研究背景，研究动态开放环境中基于在线学习的轨迹预测方法。为满足现阶段对动态开放场景的预测需求，以轨迹预测在线学习的困难和实时更新模型这一应用需求为出发点，基于不同场景的行人轨迹数据和深度学习以及在线学习技术，建立基于在线学习的轨迹预测框架，使得模型能够实时对观测序列进行预测，同时对模型进行更新。当动态场景发生变化时，模型能够快速调整模型恢复预测精度，同时避免模型发生梯度问题导致无法更新。

主要研究内容

基于上述研究目标，本项目重点研究动态开放环境下基于在线学习的轨迹预测方法，按照“在线学习框架->建模场景代理交互->适用在线学习的轨迹预测模型”这一研究思路，围绕动态开放环境中在线学习这一核心问题：先设计完整的轨迹预测问题的在线学习框架，量化评估模型质量来实现轨迹预测模型在新场景中快速恢复预测精度；再对代理轨迹交互进行建模，结合场景信息的和轨迹特征变化的建模得到更适应新轨迹数据的交互结果；最后基于现有在线学习方法的思想，建立适用于在线学习的轨迹预测模型。

目前，本课题组已经根据现有的公开数据集构建了在线学习框架中的训练测试数据流，包含了代理特征分布差异，环境差异等多种场景变化情况，且计划根据场景变化需求进一步做轨迹数据的采集。这些将为本项目的开展提供充分的数据基础。

（1）设计完整的轨迹预测在线学习框架

轨迹预测在线学习框架与现有的轨迹预测深度学习框架存在差异。现有的轨迹预测深度学习框架采用完整的场景数据集，数据集以数据帧为组织单位，每一数据帧包含各代理的编号，坐标位置。除此以外数据集往往还包含所有场景的语义信息。模型训练的过程大概如下：首先，训练数据集将连续的观测数据帧和预测数据帧进行打包为一个数据实例。之后对所有的数据实例进行打乱，根据设置的批次大小选择对应数量的数据实例输入模型，模型在进行预测之后将预测结果和预测数据帧进行误差计算，将一整个数据批次中的数据实例误差进行平均作为模型本批次训练误差，利用反向传播算法进行模型更新直至训练收敛。模型测试的过程为：取测试数据集的数据实例输入模型，预测后的结果与预测数据帧进行位置误差的计算，取平均误差为最终模型精度。

而在线学习框架中，数据集不在进行数据实例组织与打乱，而是以数据流的形式出现。对数据集中的数据进行清洗后，将其以数据帧编号为索引进行组织，根据观测数据帧长度与预测数据帧长度之和为滑动窗口大小，以数据帧为单位进行滑动框取数据实例，每得到一个数据实例，模型就进行一次预测和更新。此外，相对于现有的位置误差评价指标，模型收敛速度，模型精度恢复指数等都是在线学习性能的评价指标。

因此，本项目拟研究构建完整的轨迹预测在线学习框架，重点研究内容包括：1）构建基于在线学习的学习框架，从数据流构建到场景切换。2）设计轨迹预测在线学习的评价指标。

（2）建模场景代理交互