1. 项目的立项依据

1.1 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。

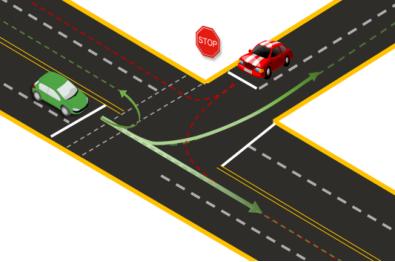
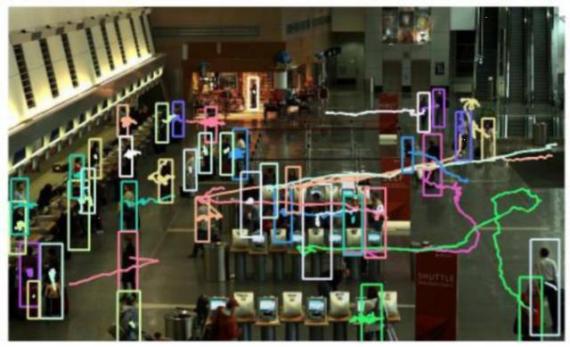


图1.1：轨迹预测技术的具体应用场景

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：地铁站内早晚高峰往往是上班的中年人，谷时段往往为老年人，两者运动特征和意图都存在差别；同一个地铁站在工作日和双休日又会呈现出不同的轨迹分布；不同的地铁站由于地标建筑的区别也会出现行人类别差异，如北京南站地铁站会有更多的拖着行李箱对地铁站内部不熟悉的人，环球度假区地铁站会有更多目标明确前往环球影城的游客等。除了代理轨迹特征的时空分布不均外，场景中还会存在突发意外事故对环境和行人运动产生影响的情况，如十字路口发生车祸后的障碍物变化，公共场所发生火灾后的行人意图变化，模型对于场景突变的快速响应能力在实际应用中非常重要。

在行人轨迹预测领域，现有的基于深度学习的轨迹预测技术为主流方法。然而这些方法往往都采用离线训练的形式，即在完整数据集上训练模型并在上面进行测试，这样得到的模型在相似的场景中预测精度较高，但是泛化能力较差，无法应对场景变化。如果要在新场景中使用模型就需要采样数据集并处理数据重新训练，成本开销非常大。对于新场景的预测精度，目前现有的解决方向大致有两种：扩充数据集尽可能包含多的代理模式以提高模型的泛化能力，从而避免重新训练的代价也能够得到较好的预测精度，然而现有的方法表现出来的结果不尽人意，对于较为简单的轨迹预测方法，大数据集的训练会出现模式坍塌的问题，并没有达到对轨迹模式的泛化的要求，而复杂的模型又会因为运算量大，计算复杂无法满足实时预测的需求；还有一种解决思路是基于持续学习的方法进行研究，希望通过这种方式来使得模型获取新场景中的知识来提高预测精度，然而持续学习方法主要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。

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，即实时更新模型。在线学习这种机器学习方法能够通过对连续数据流进行逐步学习，不断调整模型参数，以便及时适应新数据的变化。在线学习与传统的批量学习相比，具有更好的实时性和可伸缩性。传统的批量学习需要在整个数据集上进行计算，而在线学习可以在处理每个数据样本时进行学习。这种学习方法适用于动态开放环境中的轨迹预测问题，但是目前并没有相关的研究。目前将在线学习的方法应用到动态开放环境中的轨迹预测问题主要存在以下挑战：

**1.完整的基于在线学习的轨迹预测框架**

现有的在线学习工作的进行方式主要为使用批次大小为1的批次训练方式来模拟数据流到达模型的形式，这只需要将完整数据集中的数据实例进行打乱即可。而动态开放环境中的实时轨迹预测问题是连续的序列预测问题，其需要实时将图像帧检测代理，并处理为代理坐标信息，并根据观测数据对后续代理轨迹进行预测，预测之后利用顺序到达的图像帧来调整模型。这种数据流到达方式与批次大小为1的随机梯度下降的学习方式又有区别。如何设计轨迹预测问题的在线学习方式是基于在线学习的轨迹预测方法面临的一大挑战。

除此之外，如何评估轨迹预测方法的在线学习性能也是一个未知的领域，相较现有轨迹预测问题中的平均位移误差（ADE, Average Displacement Error）和最终位移误差（FDE， Final Displacement Error）用于评价模型预测精度之外，对于一个需要实时预测并且快速响应的问题应当使用什么评价指标也是基于在线学习的动态开放环境轨迹预测问题需要考虑的问题。

**2.动态开放环境中如何建模环境信息以及代理交互**

轨迹预测问题中经常需要考虑如何建模环境信息以帮助预测，以及建模代理间的交互来提高预测的准确性。在动态开放环境中，环境信息往往包含了交通规则语义以及障碍物信息，如天桥，斑马线等信息有助于指示模型的预测，塌方、水坑等也对轨迹预测能够起到帮助作用；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，对环境信息往往通过语义分割等复杂模块处理，作为网络先验输入，这种方法对会变化的场景并没有很好的效果，且很难高效地融合环境信息和代理的位置信息。对于交互模块，则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。因此，如何高效地建模环境并融合，以及建模对轨迹模式变化敏感地交互特征是基于在线学习的动态开放环境轨迹预测问题需要面临的又一大挑战。

**3.如何设计适用在线学习的动态开放环境轨迹预测模型**

在在线学习的框架中，轨迹数据源自观测的图像序列，利用滑动窗口输入一定长度的图像序列，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，这要求预测模型应当有对抗梯度问题的能力。如何设计模型的算法，调整相关超参使得模型在在线学习过程中避免因梯度问题导致预测模型失效是基于在线学习的动态开放环境轨迹预测问题必须解决的一个难点。

此外，由于应用场景为动态开放场景上的实时预测，对于轨迹预测模型的计算速度也有很高的要求。复杂的预测模型在模型收敛之后往往能够拥有较高的预测精度，但是网络层的堆叠，复杂特征的处理方式也会使得运算速度，部署难度提升；较为简单的模型固然能够满足实时预测并训练的要求，但是预测精度的天生劣势容易在在线学习的场景变化过程中被放大。因此，如何在复杂模型的高精度和简单模型的高运算速度之间做平衡，也是基于在线学习的动态开放环境轨迹预测问题所需要做出的取舍。

综上所述，现有轨迹预测方法无法在动态开放环境下对场景变换后的代理做出准确的预测，并且实时训练更新模型当中存在较多的问题。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。

**1.2 国内外研究现状**

针对基于在线学习的动态开放场景轨迹预测问题，本项目对相关工作研究进行了调研研究。下面主要以行人轨迹预测，持续学习与模式坍塌，在线学习三个部分对国内外研究现状进行概述与分析。轨迹预测部分主要调研了现有的国内外关于行人轨迹预测问题的算法研究进展；持续学习与模式坍塌部分主要调研了基于持续学习和扩充数据集的方法无法解决轨迹预测方法在实时预测的条件下新环境中预测精度下降的问题；在线学习部分主要调研了本项目拟采取的在线学习方法现有的工作。

**1.2.1 行人轨迹预测**

行人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。当出现场景变化时，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 持续学习与模式坍塌**

持续学习和扩充数据集是现有的能够在新场景下有可能维持预测精度的方法。其中，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[rehearsal]、正则化[claw]和架构[architecture]。

一些研究探索了轨迹预测在持续学习中的表现。 SILA[sila]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[cltp-man] 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[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[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[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。

而扩充数据集的方式存在模式坍塌问题，即使用神经网络等机器学习模型训练大数据集时，由于训练集中存在大量重复或高度相似的数据样本，导致模型无法准确地学习和表示数据中的多样性，而出现性能下降的现象。在轨迹预测问题中，具体表现为模型在投影轨迹特征时会将不同的轨迹模式坍缩为一类，从而失去多样性。为解决该问题，Tong C等人[Tong C., et al., MODE REGULARIZED GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS. 2017]提出了针对有标签数据和无标签数据的评价指标来衡量数据分布和真实分布之间的差距。Junho K等人[Junho K., et al., U-GAT-IT: UNSUPERVISED GENERATIVE ATTENTIONAL NETWORKS WITH ADAPTIVE LAYER-INSTANCE NORMALIZATION FOR IMAGE-TO-IMAGETRANSLATION. 2020]提出自适应层实例规范化来帮助引导模型通过学习参数能够生成更多形状和纹理的变化量。Metz[Metz, Luke, et al. "Unrolled generative adversarial networks]提出了一种根据鉴别器的展开优化生成器目标的方法，使得生成器能够在理想鉴别器和当前鉴别器之间反复调整以避免模式坍塌。Mao Q等人[Mao, Q., Lee, H.Y., Tseng, H.Y., Ma, S., Yang, M.H.: Mode seeking generative adversarial networks for diverse image synthesis. In: CVPR(2019)]提出了一个简单有效的正则化项，通过最大化生成图像与潜在编码的距离之比解决了cGAN的模式崩溃问题。总体来说，模式坍塌往往通过改进模型训练的损失函数来解决，这就对数据集的质量要求非常高，而轨迹预测问题作为低层次特征回归问题面对大数据集时效果并不显著，且训练成本和预测成本过高不适用于实时预测问题。

**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。

**1.2.4 研究现状总结**

综上所述，现有的轨迹预测方法主要集中在预测多模态，建模代理交互等方面的研究，持续学习方法和模式坍塌的相关研究在提高模型泛化能力上也做出了长足的努力。但是这些方法在动态开放环境的轨迹预测问题中效果都不尽如人意。而现有的在线学习方法也并不能够很好的直接运用于轨迹预测问题。实现基于在线学习的动态开放环境轨迹预测还有大量难题等待解决。

首先，现有的轨迹预测方法大多都采用传统的批次训练方法，这种训练方式能够在拥有相似的轨迹特征分布的相似场景或者固定场景中取得较好的预测精度，但是并不适合轨迹特征分布在时空上不均匀的动态开放环境中。并且，轨迹预测方法中主流的循环神经网络和能够建模环境语义信息的卷积神经网络都存在计算复杂度高，不适用于实时预测问题。

其次，基于持续学习的轨迹预测方法主要聚焦在模型到达新场景后的灾难性遗忘问题，希望模型能够在维持原先场景的预测精度的同时在新场景中降低预测误差，而动态开放场景中的实时预测更侧重于模型利用原先场景学到的知识快速在新场景中提高预测精度；对扩充数据集中模式坍塌问题的相关研究主要通过调整训练策略，修改损失函数等方式提高模型预测多样性，但是这些方法依然需要进行批次学习，在实时更新训练的训练策略下无法表现其效果。

最后，基于在线学习的方法主要集中在分类问题上，并不直接适用于轨迹预测这类高维回归问题。此外，轨迹预测问题是特殊的“序列到序列”问题，其数据流与普通的“样本-标签”数据实例流存在形式上的差异，进一步导致了训练策略的不同。需要针对轨迹预测问题做进一步的研究。

**2. 项目的研究内容、研究目标，以及拟解决的关键科学问题**

**2.1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。

**2.2 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->适用于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。

**2.2.1 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。而现有的在线学习的训练策略将批次大小设置为1。但是这样的简单设置并不能够体现动态开放场景中实时预测学习的特征。本项目拟设计一种适用于轨迹预测问题的在线学习策略以体现顺序时间上的模型预测精度变化，更贴合实际应用场景。并且拟参考持续学习的指标，设计在线学习的评估指标以量化衡量在线学习策略下模型收敛速度，预测精度变化的性能。

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。

**2.2.2建模场景代理交互**

代理响应其他代理，环境做出的避免碰撞，并行，追逐等决策统称为交互模式。交互模式对于代理的轨迹具有很大的影响。现有的轨迹预测方法大多利用代理间的位置关系判断交互影响的强弱，或是通过数据驱动的方式来建模交互。这种建模方式只考虑了代理间当前的位置信息，忽视了短期内代理轨迹特征的变化，并且数据驱动的方式在数据分布随时间发生变化的场景下无法取得很好的效果。本项目拟设计一种对代理轨迹特征变化敏感的建模代理交互方法，用于快速响应代理交互模式和代理交互强度的变化。利用简单环境语义提取的方法融合环境交互信息。

重点研究内容包括：1）研究并设计能够快速响应短时代理轨迹模式变化，对轨迹特征变化敏感的交互方式；2）研究如何利用简单算法提取环境语义信息，并与代理交互信息对齐融合。

**2.2.3 设计适用于在线学习的动态开放环境轨迹预测模型**

在在线学习策略中，模型需要根据到达的数据实例即刻进行更新，这种参数更新策略了随机梯度下降，对梯度的随机扰动很大，当场景变化导致代理轨迹特征分布差异过大时，模型很容易由于大跨度随机梯度下降和链式法则跳出最优陷入混沌。此外，随机梯度下降的参数更新策略下模型误差随时间的变化是震荡下降的，实时预测问题中更倾向于模型误差能够呈现出批次梯度下降的均匀下降形式。注意到浅层网络往往能够快速收敛，但是预测精度较低；深层网络往往收敛速度较慢，但是更能够提取深层特征来提高预测精度。本项目拟设计一种模型自适应算法，使得模型能够在训练初期呈现出浅层网络特点，在迭代过程中逐步发挥深层网络优势，从而使得网络训练的模型误差下降平滑，避免震荡的误差对实时预测造成影响。此外，本项目拟设计一种自适应梯度控制方法，避免在训练的过程中发生梯度爆炸，梯度消失等问题导致模型无法做进一步的预测或者更新。

重点研究内容包括：1）设计一种模型自适应算法使得模型能够在在线学习策略中快速平稳地提高预测精度；2）设计一种梯度保护方法避免模型出现梯度问题，从而使模型能够正常进行在线学习来更新模型参数。

**2.3 拟解决的关键科学问题**

**2.3.1 如何设计完整的轨迹预测在线学习框架**

当前轨迹预测深度学习框架的训练策略基于完整的场景数据集，使用离线方式进行模型训练和测试，即基于完整的场景数据集，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，然后将数据实例打乱后输入模型进行训练，训练至收敛之后在同样或相似的场景中进行测试。但这种策略不能很好地适应动态开放场景下的实时预测学习。因此，需要探索一种适用于轨迹预测问题的在线学习策略，以更好地反映模型预测精度在时间序列上的变化，并更符合实际应用场景的需求。此外，还需要设计相应的评估指标以量化衡量在线学习策略下模型收敛速度和预测精度的变化性能。

本项目拟设计一套适合轨迹预测在线学习的学习策略，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。并在不同数据集制作的数据流之间考虑数据流缓冲和数据尺寸对齐，用于设置场景突变场景或代理模式变化场景。此外，除去平均位移误差（ADE）和最终位移误差（FDE）这两个衡量模型预测误差的指标外，本项目还拟设计预测精度恢复速度以衡量模型在到达新环境后精度下降恢复需要的时间，模型收敛速度以衡量模型到达最低预测误差所需要的时间，预测震荡比率以衡量模型训练过程中预测误差下降的稳定性。

**2.3.2 如何建模场景代理交互**

在实际的应用场景中，代理间的交互模式对于轨迹预测具有至关重要的影响。代理的响应其他代理、环境的避免碰撞、并行、追逐等决策都是交互模式的体现。目前的轨迹预测方法大多采用代理间的位置关系来判断交互影响的强弱，或者通过数据驱动的方式来建模交互。然而，这种建模方式只考虑了代理间当前的位置信息，忽视了短期内代理轨迹特征的变化，因此对于实时的、动态的场景下的轨迹预测效果不佳。为了解决这一问题，需要在轨迹预测方法中引入更多的动态特征信息，以更准确地预测代理的轨迹。因此，综合考虑代理之间的位置、速度、加速度等动态信息，以及环境因素对代理轨迹的影响，从而提高轨迹预测的准确性和稳定性，研究如何使数据分布随时间发生变化的场景下保持模型的有效性和鲁棒性有重要意义。

本项目拟采用时空图神经网络来建模代理信息，并设计一种能够建模代理间短期运动趋势和代理距离交互强度的核函数，通过短期运动趋势来表达代理轨迹特征的变化，通过代理距离交互强度来表达代理之间的交互影响程度，通过使用这样的核函数在图神经网络上的卷积使得模型能够快速表达代理的轨迹模式的改变以及代理间的交互。并且对环境信息进行采样分割，对语义信息进行稀疏聚类，从而与表达代理特征的图神经网络具有相同的结构，从而能够更好的融合特征。

**2.3.3 如何设计适用于在线学习的动态开放环境轨迹预测模型**

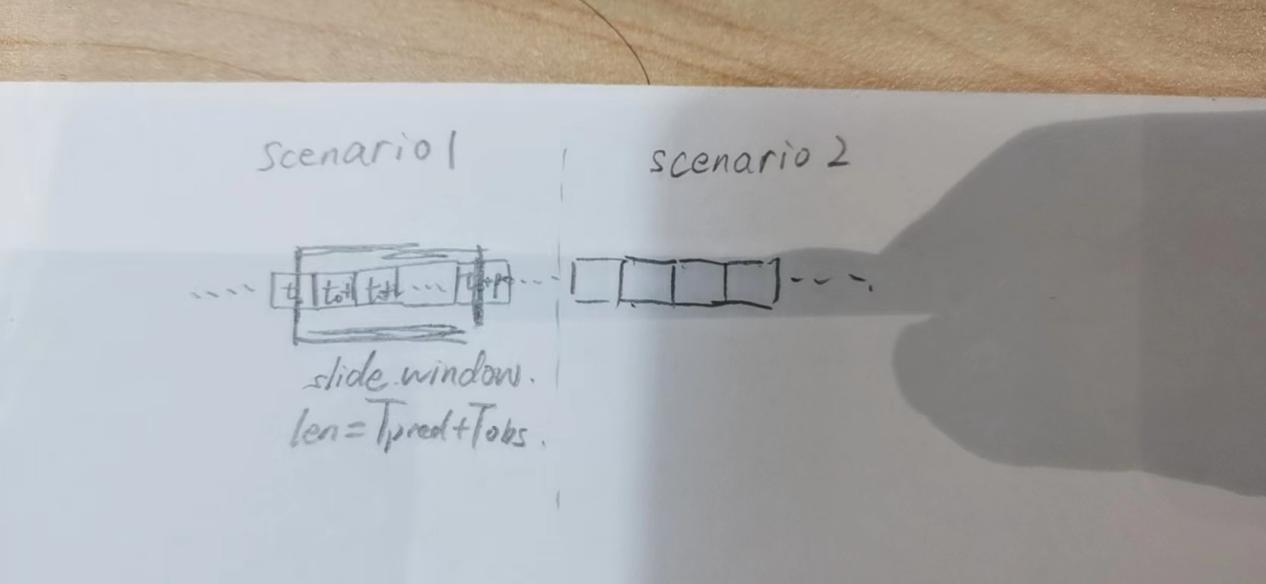
在线学习通过模型随时根据新到达的数据实例进行参数更新以使得模型能够快速响应场景，代理轨迹特征变化导致的预测精度下降。但是现有轨迹预测方法在在线学习的策略中由于特征数据差异以及随机梯度下降，容易出现梯度爆炸致使模型无法正常预测和训练或梯度消失导致模型预测精度无法恢复的问题。因此，需要设计一个适用于在线学习策略的轨迹预测模型来应对梯度问题。

本项目拟设计一种模型自适应算法，借鉴混合专家模型思想，通过专家权重来控制模型的各个神经网络层。模型的最终输出由各网络层输出经过专家权重加权后得到，反向传播更新参数时，则通过专家权重控制各层的学习速率。专家权重在模型训练期间根据各对应网络层的预测误差进行自适应调整。使得模型能够在场景变化时首先将整体专家权重集中在网络浅层部分，降低深层网络参数更新速度以避免出现梯度问题，并使得浅层网络快速更新以适应新的代理轨迹特征分布；当模型在新场景中训练一段时间之后，整体专家权重随时间慢慢后移至深层网络，提高模型的深层特征提取表达的能力。通过这种自适应算法，模型能够在刚开始表现出浅层网络的快速收敛优势，避免深层网络由于链式法则出现梯度问题，并且在之后逐渐呈现深层网络的高预测精度优点。在模型自适应算法的基础上，本项目拟设计自适应梯度控制算法，通过强制性梯度阈值裁剪避免模型突然崩溃导致专家权重的更新失效，以及强制性梯度扰动以避免模型陷入局部最优无法摆脱。

**3. 拟采取的研究方案及可行性分析**

**3.1 研究方法和技术路线**

**3.1.1 轨迹预测在线学习框架**

****

给定数据流的图像帧为$t=1,2,3\dots$,其由每一个场景对应的时长顺序拼接得到。对于每一帧图像$t$，场景中的代理记作$p\_t^i$，其中$i \in \lbrace1,2,\dots,N\_{t}\rbrace$，$N\_t$为当前帧代理数量。轨迹预测方法的目标是通过观测到的代理历史轨迹数据$\lbrace(x^{i}\_{t},y^{i}\_{t})|t=1,2,\dots,T\_{obs}\rbrace$预测代理的未来轨迹$\lbrace(x^{i}\_{t},y^{i}\_{t})|t=T\_{obs}+1,T\_{obs}+2,\dots,T\_{obs}+T\_{pred}\rbrace$。在轨迹预测的在线学习框架中，数据实例通过滑动窗口截取而非随机选取，从输入$T\_{obs}+T\_{pred}$开始，模型开始根据数据实例进行训练，之后滑动窗口随时间帧移动，即经过$t\_p$帧后，输入模型的历史观测数据为$\lbrace(x^{i}\_{t},y^{i}\_{t})|t=t\_p + 1,t\_p + 2,\dots,t\_p + T\_{obs}\rbrace$，输入模型的未来轨迹为$\lbrace(x^{i}\_{t},y^{i}\_{t})|t=t\_p + T\_{obs}+1,t\_p + T\_{obs}+2,\dots,t\_p + T\_{obs}+T\_{pred}\rbrace$。

数据流缓冲和数据对齐指在场景切换边缘，考虑模型停止进行在线学习，避免因输入的历史观测轨迹和未来轨迹差异过大导致模型灾难性遗忘原先学习到的知识。待新场景变换后累计经过$T\_{obs}+T\_{pred}$帧，滑动窗口内缓冲完整的新场景数据实例再重新开始在线学习过程。

在轨迹预测的在线学习框架中，我们采用平均位移误差（ADE）和最终位移误差（FDE）来衡量轨迹预测方法的预测精度。

\begin{equation} ADE=\frac{\sum\_{i=1}^{N}\sum\_{t=1}^{T\_{pred}}\left\|\tilde{v}^{i}\_{t}-v^{i}\_{t}\right\|\_{2}}{N\times T\_{pred}},

\end{equation}

\begin{equation} FDE=\frac{\sum\_{i=1}^{N}\left\|\tilde{v}^{i}\_{T\_{pred}}-v^{i}\_{T\_{pred}}\right\|\_{2}}{N}

\end{equation}

其中，$v^{i}\_{t}$代表未来轨迹中第t帧第i个代理的坐标位置，而$\tilde{v}^{i}\_{t}$则为模型预测得到的轨迹中第t帧第i个代理的坐标位置，通过L2范数计算代理坐标误差来衡量预测质量。此外，我们还提出了预测精度恢复速度（Prediction Accuracy Recovery Speed， PARS）、模型收敛速度（Model Convergence Speed，MCS）和预测震荡比率（Prediction Volatility Ratio， PVR）三个评价指标。

\begin{equation}

PRAS=\frac{1}{t\_s50} + \frac{1}{t\_s90}

\end{equation}

\begin{equation}

MCS= \frac{1}{t\_c}

\end{equation}

\begin{equation}

PVR= \frac{\sum\_{t=1}^T \sigma(\abs{ADE\_t-ADE\_{t-1}}, \varepsilon\_a)}{T}

\end{equation}

其中，$t\_sx$表示模型预测精度到达在该场景下进行传统批次训练的基准模型收敛的预测精度的x%的时间，$t\_c$表示模型收敛所需要的时间，$\varepsilon\_a$为平均位移误差震荡阈值，$\sigma$函数为激活函数，当下一帧模型预测的平均误差与上一帧差距超过阈值时输出为1，否则输出为0，从而统计预测误差的震荡次数在总的在线学习过程中的比率。通过这三个指标，我们可以更好地评估轨迹预测方法在在线学习策略下的性能。

**3.1.2 建模场景代理交互**

我们采用图神经网络来建模场景代理交互。当时间为t时，agent信息构成的图为$G\_{t}=(V\_{t},E\_{t},R\_{t})$。$V\_{t}=\lbrace v^{i}\_{t}| \forall i\in\lbrace1, 2,\dots, N\_{t}\rbrace \rbrace $是$G\_{t}$的顶点集。每个代理都被视为一个顶点，存储着它的坐标$(x^{i}\_{t}, y^{i}\_{t})$等信息。$E\_{t}=\lbrace e^{ij}\_{t}|\forall i,j\in\lbrace1, 2,\dots, N\_{t}\rbrace \rbrace $是$G\_{t}$的边集。边用于表示顶点之间是否存在交互影响。如果顶点 $v^{i}\_{t}$ 和 $v^{j}\_{t}$ 之间存在关系，则 $e^{ij}\_{t}$ 存在。 $R\_{t}=\lbrace r^{i}\_{t}|\forall i\in\lbrace1, 2, \dots, N\_{t}\rbrace\rbrace$为运动趋势集，其中$r^ {i}\_{t}$ 是 $v^{i}\_{t-1}$ 和 $v^{i}\_{t}$ 之间的相对位移。

现有的核函数[stgcnn]大多使用节点距离来表示节点间相互作用的大小。然而，主体运动惯性在短期运动中的主体交互中也起着重要作用。事实上，由于代理运动具有惯性，前一帧的运动状态会严重影响下一帧的运动状态。短期交互将受到各种代理的不同运动状态的显着影响。我们提出了一个核函数，以表达$v^{i}\_{t}$和$v^{j}\_{t}$的短期轨迹运动趋势和周围相互作用。

\begin{equation}

\alpha^{ij}\_{t}=\begin{cases}

\frac{1}{\left\|r^{i}\_{t}-r^{j}\_{t}\right\|\_{2}+\left\|v^{i}\_{t}-v^{j}\_{t}\right\|\_{2}}, &\left\|v^{i}\_{t}-v^{j}\_{t}\right\|\_{2}\neq 0\\

0, &Otherwise \\

\end{cases}

\end{equation}

其中 $\left\|r^{i}\_{t}-r^{j}\_{t}\right\|\_{2}$ 表示两个顶点之间的短期运动趋势。两个顶点相互影响越大，短期运动趋势越强；$\left\|v^{i}\_{t}-v^{j}\_{t}\right\|\_{2}$表示两个顶点之间的相对距离。当相对距离越近时，两个顶点之间的相互作用将越明显。我们提出的核函数可以通过组成加权邻接矩阵$A\_{t}$来对交互和运动趋势进行建模。特别是，由于 $\left\|r^{i}\_{t}-r^{j}\_{t}\right\|\_{2}$ 简单地考虑了前一帧的运动趋势，它可以表明不同代理在不同时刻运动状态的差异，这意味着$\alpha^{ij}\_{t}$对轨迹变化敏感。

我们根据方程对核函数得到的 $A\_{t}$ 进行对称归一化，以确保 GCN 正常工作[stgcnn]。

\begin{equation}

A\_{t}^{'}=D^{-1/2}(A\_{t}+I)D^{-1/2}

\end{equation}

其中 $I$ 是顶点的单位矩阵，$D$ 是图的度矩阵。 因此，图卷积可以写成

\begin{equation}

g(V\_{t}, A\_{t}) = \sigma(D^{-1/2}(A\_{t}+I)D^{-1/2}V\_{t}\textbf{W})

\end{equation}

其中 $\textbf{W}$ 是 GCN 中的可训练参数，$\sigma$ 是 sigmoid 函数。通过利用短期运动趋势的归一化加权邻接矩阵的图卷积，我们可以有效地提取空间轨迹的短期运动特征，为轨迹表示提供更准确的特征。

对于环境信息，对环境图片进行语义分割，并将分割结果依照环境语义类别构建矩阵$M$，对该矩阵进行SVD分解压缩矩阵大小至代理的图神经网络中的邻接矩阵大小，记为$d$维，表示为

\begin{equation}

S\_{i, j}=\sum\_{k=1}^d U\_{i, k} \Sigma\_{k, k} V\_{j, k} \cdot \operatorname{sign}\left(\Sigma\_{k, k}\right) \cdot\left[\left|\Sigma\_{k, k}\right|>\text { thresh }\right]

\end{equation}

其中，$U$ 和 $V$ 是 SVD 的左奇异向量矩阵和右奇异向量矩阵，$\Sigma$ 是奇异值矩阵，$d$ 是压缩维度，$\text{thresh}$ 是阈值。$\text{sign}$ 函数用于保留元素的符号，使得 $S$ 中的元素与 $M$ 中的元素同号。最后，可以对 $S$ 进行聚类，得到 $K$ 个聚类。该聚类结果在尺寸上与代理的邻接矩阵同规模。且聚类结果可视为顶点，则两者信息可以通过卷积的方式融合。

**3.1.3 适用于在线学习的动态开放环境轨迹预测模型**

我们将上一节的图神经网络作为模型的特征提取结果对其进行特征表示，不同于主要描述空间特征的图学习，轨迹表示表达时间特征。我们定义GCN产生的特征张量，大小为 $(N,T\_{obs},P,D)$，其中 $N$ 是输入网络的批量大小，$T\_{obs}$ 是观测历史轨迹的帧数，$P$是当前场景中代理的数量，$D$是预测维度。 在轨迹表示中，首先使用一层 CNN 将帧数从 $T\_{obs}$ 转换至 $T\_{pred}$，这是预测轨迹帧的数量。 然后我们堆叠 CNN 以提取更详细的时空特征信息并提高预测准确性。

我们通过在轨迹表示中堆叠CNN来增加模型深度，使模型能够挖掘更深层次的特征。然而，在在线学习中，像ResNet一样的架构会成为限制因素：浅层网络可以快速更新参数到收敛，但预测准确性会不足。深层网络可以通过更多的训练周期实现更高的模型预测准确性，但当数据实例较少或训练时间较短时，其性能不如浅层网络。更糟糕的是，在仅使用一个数据实例进行模型训练的在线学习中，深度模型将导致不稳定的更新：当情景发生变化时，模型容易受到梯度爆炸或梯度消失的损害。

为了克服堆叠网络的挑战，我们设计了模型自适应算法，即专家注意力，它使用专家权重充分利用不同层的输出，使模型能够快速收敛而不受梯度问题的损害，并保持提高预测准确性的能力。当情景发生变化时，专家注意力使模型更倾向于浅层网络，确保预测准确性迅速恢复正常；经过一段情景变化后，专家注意力将趋向于深层，可以提取更深层的特征信息，保证预测准确性不会受到影响。

图\ref{expertattention}展示了专家注意力的实现。我们首先收集轨迹表示中每个中间输出的结果，其大小为$(N, T\_{pred}, P, D)$。然后通过时间帧重新组合这些输出结果。我们假设模型中CNN的数量为$L$。$M^{(l)}{f}$表示第$l$层网络输出的第$f$帧轨迹，重新组合为：

\begin{equation}

R\_f=concat(\lbrace M^{(l)}\_{f}|l=1, 2, \dots, L\rbrace)

\end{equation}

其中$f=1, 2, \dots, T\_{pred}$，$R\_{f}$是包含所有中间输出$f$帧结果的模块，其大小为$(N, L, P, D)$。根据公式\ref{eq4}，我们计算专家权重。

\begin{equation}

E\_{f}=Mean(\tanh{(R\_{f}\Theta^{T}+b)})

\end{equation}

其中$E\_{f}$是专家权重得分，它的大小为$(N, L, 1, 1)$。$Mean(\*)$是基于行人索引的平均函数。$\Theta^{T}$是一个$(D, 1)$维度的矩阵。通过全连接计算每个行人的得分后，在行人维度上确定平均值，以获取每层输出结果的注意力分布。然后，将专家权重与重组模块相乘，通过将其扩展到与重组模块相同的大小来完成。

\begin{equation}

M'^{(l)}\_{f} = concat(\lbrace R^{(l)}\_{f}\odot E^{'}\_{f}|f=1, 2, \dots, T\_{pred}\rbrace )

\end{equation}

其中$l=1, 2, \dots, L$，$M'^{(l}{f}$是加权重组回原始大小的轨迹表示，$E^{'}{f}$是$E\_{f}$在维度上的扩展。最后，使用一维加权向量，将专家注意力的结果反向合并回原始中间输出形式，并通过与具有相同层大小$(\alpha\_{1}, \alpha\_{2}, \dots, \alpha\_{L})$的一维加权向量相乘来获得最终轨迹输出，该向量是可训练的。

\begin{equation}

Out = \sum\_{l = 1}^{L}\alpha\_{l}M'^{(l)}

\end{equation}

其中$Out$是模型的最终输出，即序列坐标的概率估计。通过用共享专家注意力加权不同帧，并用简单的加权向量加权不同层，模型可以快速根据当前轨迹预测调整权重分布。

此外，我们还设计了自适应梯度控制，分为梯度阈值裁剪和梯度扰动。两者实现机理十分简单。梯度阈值裁剪在模型预测误差超过阈值时，模型按照阈值误差为训练误差进行反向传播，避免因代理轨迹突变造成误差过大而使模型崩溃；梯度扰动在模型预测精度超过一定时间没有变化之后，人为放大预测误差，以帮助模型跳出局部最优。通过这两种方式，尽可能减少模型在在线学习过程中发生梯度问题的概率。

**3.2 可行性分析**

**3.2.1 方案可行性**

本项目从动态开放场景的轨迹预测实际现状出发，针对动态开放环境中存在的场景代理轨迹特征变化会导致传统批次训练模型预测精度下降的问题，提出了基于在线学习的轨迹预测方法使得模型能够快速响应环境变化，恢复预测精度。为机器人，自动驾驶等提供更加贴合实际应用场景的轨迹预测结果支持，以便于下一步决策的设计。该方案研究目标明确，技术路线清晰。通过“在线学习框架->建模场景代理交互->适用于在线学习的轨迹预测模型”为三个主要阶段进行研究，在理论创新的同时，具有可行性。

**3.2.2 数据可行性**

本项目使用公开数据集ETH-UCY，SDD，SNU进行实验设计和验证，并同时使用了成熟的评价指标ADE/FDE和新提出的预测精度恢复速度（PARS）、模型收敛速度（MCS）和预测震荡比率（PVR）三个评价指标，更为全面的评估提出的方法。相较于自建数据集，使用公开数据集构建场景变化数据流具有以下优势：首先，自建数据集需要大量时间金钱成本进行采集，且扩大数据特征分布覆盖面、数据标定、数据清洗整理等工作过于繁琐和复杂，最终数据集质量也无法保证，而现有的公开数据集足以满足场景变化的问题需求。其次，公开数据集能够更方便的与现有的轨迹预测工作进行横向对比，增加实验的可信度，在验证方案的可行性上更有力度。同时，本研究采用了成熟的评价指标和新提出的评价指标进行量化评估，不仅能够客观公正地展开定量实验进行对比，还能够更加全面地比较不同方案在在线学习策略中的性能。综上所述，本项目使用公开数据集和全面多样的评价指标进行实验验证，在实验方面是可靠并且可行的。

**3.2.3 实施可行性**

**4. 本项目的特色创新之处**

**1）提出完整的轨迹预测在线学习框架，设计了评估轨迹预测方法在在线学习策略下的性能指标**

本项目设计了一个完整的轨迹预测在线学习框架，旨在模拟动态开放环境中轨迹预测方法的使用场景。首先，模型在基准数据集上进行批次训练，然后在不同的场景数据流中进行在线学习，以验证该轨迹预测方法的可行性和性能。本项目使用平均位移误差（ADE）、最终位移误差（FDE）以及提出的预测精度恢复速度、模型收敛速度和预测震荡比率等指标来评估基于在线学习的动态开放场景轨迹预测方法的性能。通过这些评估指标，可以更加全面地评估这些方法，以提高其鲁棒性和实用性。

**2）提出一种新的建模交互方式，对短期轨迹特征变化敏感**

本项目设计了一种新的交互建模交互方式。与图神经网络中常用的距离函数倒数核函数相比，额外增加了代理间短时运动轨迹趋势，使得该核函数既能模拟短期轨迹运动趋势，又能模拟智能体之间的交互，对代理短时轨迹变化敏感，以提高在线学习的效率。此外，对环境图像进行轻量语义分割，对分割结果进行矩稀疏化后聚类，从而呈现邻接矩阵形式，提高环境信息和代理交互特征的融合效果。

**3）提出适用于在线学习的动态开放环境轨迹预测模型，避免在在线学习的过程中出现梯度问题并快速响应场景变化**

本项目设计了适用于在线学习的动态开放环境轨迹预测模型，模型通过图神经网络，利用提出的核函数对图网络进行卷积来提取代理轨迹的时空特征信息，并利用简单的卷积神经网络和残差连接来提升模型的轨迹表示能力。本项目提出了一种模型自适应算法，通过调整网络浅层和深层的权重，控制输出结果和各层的反向出传播学习速度。避免了模型因数据实例分布差异过大导致的梯度问题，并使得模型在场景变化时能够快速学习。并设计了自适应梯度控制算法，包括梯度阈值裁剪和梯度扰动，以保证模型不会因为突发的代理轨迹特征分布变化导致梯度爆炸或梯度消失进而模型崩溃或无法进一步提高预测精度。

**5. 年度研究计划及预期研究结果**

**5.1 研究计划时间安排**

本项目为期四年，研究基于在线学习的动态开放环境轨迹预测研究，年度研究计划如下：

**5.2 预期研究成果**