·智能车辆动态轨迹预测、规划与跟踪控制技术专题·

融合驾驶意图和目标的动态注意力轨迹预测*

李雨微　匡兵　景晖　王彬豪　罗先锋

（桂林电子科技大学机电工程学院，桂林 541010）

【摘要】针对现有轨迹预测模型缺乏对驾驶意图建模，难以准确预测多样化驾驶行为的问题，提出了一种融合驾驶意图和目标的动态注意力轨迹预测（GITF-DA）模型。利用多头注意力机制提取车辆的时间和空间特征，引入轻量化移位注意力模块，捕捉车辆在社会交互中的关键行为特征；结合双向长短期记忆（Bi-LSTM）网络与移位窗口注意力（SWA）进行驾驶意图识别，在条件变分自编码器（CVAE）模块中生成导向性目标；利用生成目标的多样性，实现多模态轨迹预测。试验结果表明：在横、纵向意图识别任务中，所提出模型的准确率分别达到98.01%和84.27%，Macro F1分别达到81.81%和81.61%；在轨迹预测任务中，模型预测的误差较低。

主题词：轨迹预测　意图识别　条件变分自编码器　自动驾驶　换道预测

中图分类号：TP3　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20241060

Dynamic Attention Trajectory Prediction Integrating Driving Intention and Goal

Li Yuwei, Kuang Bing, Jing Hui, Wang Binhao, Luo Xianfeng

(School of Electromechanical Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541010)

【Abstract】To address the problem that existing trajectory prediction models lack explicit modeling of driving intention and thus struggle to accurately predict diverse driving behaviors, this paper proposes a Goal-oriented Interactive Trajectory Forecasting with Dynamic Attention (GITF-DA). Employing a multi-head attention mechanism to extract temporal and spatial features of vehicles, a lightweight shifted attention module is introduced to capture key behavioural characteristics during social interactions. Combining Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM) network with Shifted Window Attention (SWA) for driving intent recognition, generating directional targets within a Conditional Variational Auto-Encoder (CVAE) module. Leveraging the diversity of generated targets to achieve multimodal trajectory prediction. The results indicate that in lateral and longitudinal intent recognition tasks, the proposed model achieved accuracies of 98.01% and 84.27% respectively, with Macro F1 scores of 81.81% and 81.61%. In trajectory prediction tasks, the model demonstrates low prediction error.

Key words: Trajectory prediction, Intention recognition, Conditional variational autoencoder, Autonomous driving, Lane change prediction

【引用格式】李雨微, 匡兵, 景晖, 等. 融合驾驶意图和目标的动态注意力轨迹预测[J]. 汽车技术, 2026(3): 8-17.

LI Y W, KUANG B, JING H, et al. Dynamic Attention Trajectory Prediction Integrating Driving Intention and Goal[J]. Automobile Technology, 2026(3): 8-17.

1　前言

在智能驾驶系统中，对周围智能体的准确预测是实现安全决策、精准规划和可靠控制的前提。基于物理模型的预测方法侧重于对车辆的速度、加速度等动态参数分析，未充分考虑车辆的过去状态和与周围车辆的交互信息，导致其在短时域预测较精准，但长时域预测精度较差。

图神经网络、注意力机制等算法在轨迹预测领域的应用逐渐展现出巨大的潜力和优势。季学武等[1]将驾驶意图融入长短时记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）网络，从而增强了轨迹预测准确性；吴晓建等[2]通

*基金项目：国家自然科学基金项目（52262052）。

通信作者：匡兵（1972—），副教授，主要研究方向为智能驾驶技术、机电产品数字化设计方法、制造业信息化、产品结构拓扑优化设计，kuangbing@guet.edu.cn。

过引入注意力机制，提升了时序信息的处理精度，但未能充分捕捉智能体间的交互信息；Deo等[3]通过卷积社交长短时记忆网络实现了轨迹预测，并强调了社交信息的重要性；Lin等[4]基于时空注意力机制的LSTM模型，分析了历史轨迹和周车环境的影响；杨达等[5]结合时域卷积网络和注意力机制，提升了车辆换道轨迹预测的准确性；刘占文等[6]利用稀疏权重共享技术，增强了长时预测的精度和多样性；王庆荣等[7]采用门控循环单元-双头注意力机制提取车辆特征；赵懂宇等[8]采用改进的Transformer-Informer算法，对网联车的轨迹预测进行了优化。

尽管上述数据驱动方法在预测的准确性和多样性方面取得了显著成果，但现有模型难以准确模拟人类驾驶决策的动态特性。驾驶员依据环境变化动态调整注意力，而现有模型缺乏对该类场景的有效建模。同时，现有模型未考虑驾驶意图和目标点因素，导致模型在长时域预测中难以预测车辆的运动趋势。为了解决上述问题，本文提出一种融合驾驶意图和目标动态注意力的轨迹预测（Goal-oriented Interactive Trajectory Forecasting with Dynamic Attention，GITF-DA）模型。通过设计移位窗口注意力（Shifted Window Attention，SWA），增强社会交互中动态信息提取能力；分析车辆的历史轨迹数据，捕捉横、纵方向的意图信息，以实现更准确的预测；针对横、纵向意图样本不平衡问题，采用动态权重的Focal损失函数，增强小样本意图的识别准确性。

2 轨迹预测模型构建

2.1 整体框架

本文轨迹预测模型的整体框架如图1所示，该模型使用标准编码器-解码器架构，由时序提取模块、动态社会交互模块、时空交互模块、意图识别模块、目标编码和解码模块和目标-意图解码器构成。各模块功能分别为：

a. 时序提取模块提取被预测智能体的历史轨迹特征，将其转化为隐藏状态输出。

b. 在动态社会交互模块中，本文提出动态轻量移位注意力机制增强特征提取能力，通过局部特征捕捉和动态权重调节，生成周围车辆的社会交互特征，准确反映车辆间的影响。

c. 时空交互模块建立时间和空间的联系，输出融合时间序列上动态变化信息和空间上社交交互信息的特征表示。为解决样本不平衡问题，采用Focal损失函数进行参数动态调整，输出更准确、泛化性强的横向和纵向的意图信息。

d. 在目标编码和解码模块中，针对预测无指向性的问题，提出一种意图引导的目标预测方法，将时空交互模块输出的特征表示和意图信息融合，进而解码得到预测目标。

e. 目标-意图解码器整合意图预测、特征表示和目标预测，生成未来目标点的预测分布参数，实现多模态轨迹预测。

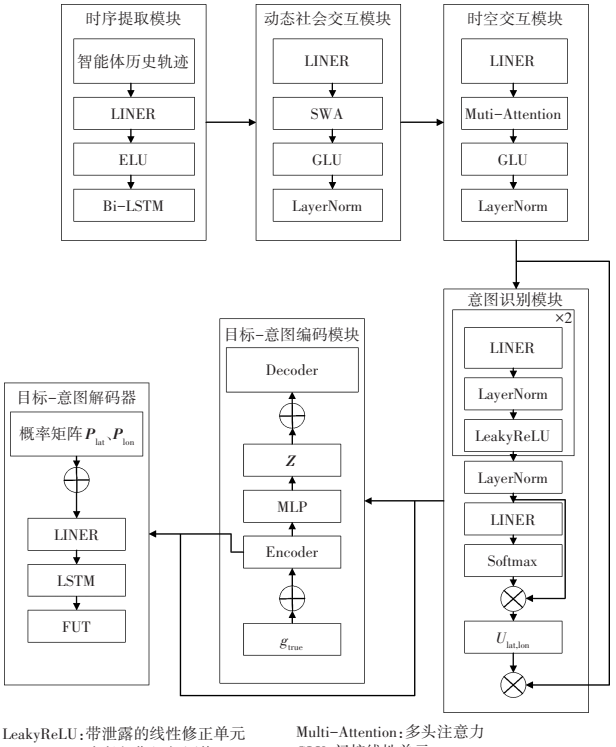


图1 轨迹预测模型整体框架

2.2 时序提取模块

时序提取模块使用线性层，将智能体在某一帧的状态信息（历史轨迹）转为嵌入表示：

$$\boldsymbol{e}_t^i = f_{\text{LINEAR}}(\boldsymbol{x}_t^i, \boldsymbol{W}_{\text{emb}}) \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{e}_t^i$为嵌入向量，$\boldsymbol{x}_t^i$为智能体i在t时刻的特征向量，$\boldsymbol{W}_{\text{emb}}$为线性层的权重矩阵。

嵌入表示通过指数线性单元（Exponential Linear Unit，ELU）进行激活：

$$f_{\text{ELU}}(\boldsymbol{x}) = \begin{cases} \boldsymbol{x}, & \boldsymbol{x} \geqslant 0 \\ \alpha(\mathrm{e}^{\boldsymbol{x}} - 1), & \boldsymbol{x} < 0 \end{cases} \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{x}$为输入向量，α为激活函数的超参数。

将激活后的嵌入表示作为输入，经双向长短期记忆（Bidirectional Long Short-Term Memory，Bi-LSTM）网

络进行编码，在每个时间步，Bi-LSTM产生一对前向和后向的隐藏状态，捕捉轨迹历史中的时序依赖与双向上下文信息，最终拼接得到完整的隐状态表示$\boldsymbol{h}_t^i$，其隐藏单元维度设置为64：

$$\boldsymbol{h}_t^i = f_{\text{Bi-LSTM}}(\boldsymbol{x}_t, \boldsymbol{h}_{t-1}^i, \boldsymbol{W}_{\text{Bi-LSTM}}, b) \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{x}_t$为激活后的嵌入向量，$\boldsymbol{h}_{t-1}^i$、$\boldsymbol{h}_t^i$分别为车辆i在前一时刻和当前时刻的隐藏状态，$\boldsymbol{W}_{\text{Bi-LSTM}}$、$b$为更新参数。

各智能体单独使用Bi-LSTM网络，通过参数共享解决因车辆数量差异引发的高计算复杂度，从而提高模型泛化能力。

2.3 动态社会交互模块

由于传统方法忽略了环境因素的交互效应，受视觉领域[9]的启发，本文提出一种轻量移位注意力模块以模拟驾驶员视觉感知。

首先，通过线性变换将目标和周围智能体的历史轨迹隐状态映射为查询向量$\boldsymbol{q}_t$、键向量$\boldsymbol{k}_t$和值向量$\boldsymbol{v}_t$：

$$\begin{cases} \boldsymbol{q}_t = f_{\text{LINEAR,q}}(\boldsymbol{h}_t^0, \boldsymbol{W}_{\text{q}}) \\ \boldsymbol{k}_t = f_{\text{LINEAR,k}}(H_t, \boldsymbol{W}_{\text{k}}) \\ \boldsymbol{v}_t = f_{\text{LINEAR,v}}(H_t, \boldsymbol{W}_{\text{v}}) \end{cases} \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{h}_t^0$为被测智能体的历史轨迹隐藏状态，$H_t \in [\boldsymbol{h}_t^1, \boldsymbol{h}_t^2, \cdots, \boldsymbol{h}_t^i]$为周围智能体的历史轨迹隐藏状态，$\boldsymbol{W}_{\text{q}}$、$\boldsymbol{W}_{\text{k}}$、$\boldsymbol{W}_{\text{v}}$分别为查询向量、键向量和值向量的权重矩阵。

多头注意力机制通过将查询向量、键向量和值向量分别划分为k=4个子空间，每个头的维度分别为d_{q}/k、d_{k}/k、d_{v}/k，并行计算后拼接结果以增强模型的表示能力：

$$\begin{cases} \boldsymbol{Q}^0 = cat(split(\boldsymbol{q}_t)) = cat\{\boldsymbol{q}_1, \boldsymbol{q}_2, \cdots, \boldsymbol{q}_k\}, \boldsymbol{Q}^0 \in \mathbf{R}^{n \times \frac{d_{\text{q}}}{H}} \\ \boldsymbol{K}^i = cat(split(\boldsymbol{k}_t)) = cat\{\boldsymbol{k}_1, \boldsymbol{k}_2, \cdots, \boldsymbol{k}_k\}, \boldsymbol{K}^i \in \mathbf{R}^{n \times \frac{d_{\text{k}}}{H}} \\ \boldsymbol{V}^i = cat(split(\boldsymbol{v}_t)) = cat\{\boldsymbol{v}_1, \boldsymbol{v}_2, \cdots, \boldsymbol{v}_k\}, \boldsymbol{V}^i \in \mathbf{R}^{n \times \frac{d_{\text{v}}}{H}} \end{cases} \tag{5}$$

式中：$cat(\ )$为拼接函数，$split(\ )$为分割函数，H为注意力头的总数。

为了模拟视觉系统在处理信息时兼顾全局情境和局部细节的特点，提出一种视觉聚焦的动态社会交互模块，捕捉时空变化下的智能体间的交互关系。经局部滑动窗口计算权重的移位窗口注意力，如图2所示，实现了高效特征聚合与信息提取。t时刻的特征聚合信息输出为：

$$\boldsymbol{O}_t^{0,\text{vis}} = \boldsymbol{n}_{t,k,\text{head}} = \sum_{i=1}^{N} \phi_{\text{Softmax}}\left(\frac{\boldsymbol{O}_{\text{SWA}}^0(\boldsymbol{Q}^0, \boldsymbol{K}^i)}{\sqrt{d_k}}\right) \odot \tanh(\boldsymbol{V}^i) \tag{6}$$

式中：N为周车数量，$\boldsymbol{n}_{t,k,\text{head}}$为$t$时刻、第$k$个注意力头输出的融合周车信息的视觉感知特征向量，$\phi_{\text{Softmax}}$为Softmax函数。

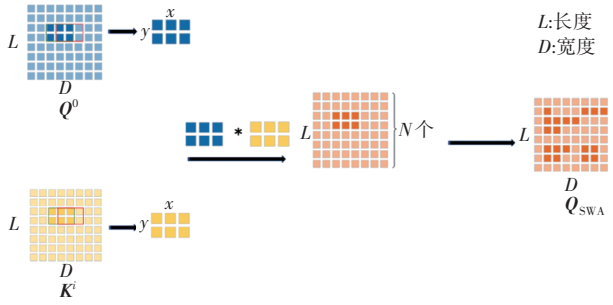


图2 SWA模块

$\boldsymbol{Q}^0$和$\boldsymbol{K}^i$作为SWA模块的输入，在局部窗口内进行注意力计算，逐步滑动窗口并循环覆盖整个序列，得到第k个注意力头的输出：

$$\boldsymbol{O}_{\text{SWA}}^k = \boldsymbol{W}_{\text{SWA}} \sum_{(i,j)} cutout(\boldsymbol{Q}_1, x, y, i, j) \odot cutout(\boldsymbol{K}_1, x, y, i, j) \tag{7}$$

式中：i、j分别为窗口在序列和特征维度允许的步长；$\boldsymbol{W}_{\text{SWA}}$为注意力头聚合的加权系数矩阵；$cutout(\ )$为滑动窗口截取函数，其窗口大小对应于在时间维度上覆盖32个时间步、在特征维度上覆盖24个特征通道的局部感受野。

为了避免噪声和无关信息的影响，采用门控线性单元[10]（Gated Linear Unit，GLU）提取智能体间的交互关系，并使用$f_{\text{LayerNorm}}$函数进行归一化处理，输出社会交互上下文特征：

$$\boldsymbol{h}_t^{0,\text{so}} = f_{\text{LayerNorm}}(f_{\text{GLU}}(\boldsymbol{O}_t^{0,\text{vis}}, \boldsymbol{W}_{\text{GLU1}}) + \boldsymbol{h}_t^0) \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\text{GLU1}}$为门控线性单元的权重矩阵，$\boldsymbol{h}_t^0$为由时序提取模块输出的目标车辆于时间步$t$对应的历史轨迹隐藏状态。

2.4 时空交互模块

考虑到时序和动态交互模块均基于单帧计算，交互信息受时空变换影响，可使用多头注意力机制建立时空变换间的联系[11]。将$\boldsymbol{h}_t^{0,\text{so}}$作为时空交互模块输入，计算其查询、键和值矩阵$\begin{cases} \boldsymbol{Q}_0 = f_{\text{LINEAR,s1}}(\boldsymbol{h}_t^{0,\text{so}}, \boldsymbol{W}_{\text{s1}}) \\ \boldsymbol{K}_t = f_{\text{LINEAR,s2}}(\boldsymbol{h}_t^{0,\text{so}}, \boldsymbol{W}_{\text{s2}}) \\ \boldsymbol{V}_t = f_{\text{LINEAR,s3}}(\boldsymbol{h}_t^{0,\text{so}}, \boldsymbol{W}_{\text{s3}}) \end{cases}$，其中，$\boldsymbol{W}_{\text{s1}}$、$\boldsymbol{W}_{\text{s2}}$、$\boldsymbol{W}_{\text{s3}}$为线性变换权重矩阵，由速度、加速度和控制命令3类动作目标的交互向量生成。

与动态交互模块原理相同，时空交互模块的聚合信息输出为$\boldsymbol{O}_t^{0,\text{sp}} = \sum_{k=1} n_{\text{head}}^k = \sum_{k=1} \phi_{\text{Softmax}}\left(\frac{\boldsymbol{Q}_t, \boldsymbol{K}_t}{\sqrt{d_k}}\right) \odot \boldsymbol{V}_t$。使用

GLU将输出的特征投影并提取有效信息，同时进行归一化处理，得到$\boldsymbol{h}_t^{0,\mathrm{sp}}=f_{\mathrm{LayerNorm}}(f_{\mathrm{GLU}}(\boldsymbol{O}_t^{0,\mathrm{sp}},\boldsymbol{W}_{\mathrm{GLU2}})+\boldsymbol{h}_t^0)$。

2.5 意图识别模块

驾驶员的意图常分为横向（直行、左换道、右换道）意图和纵向（匀速、加速、减速）意图[12]，共9种状态模式，如图3所示。

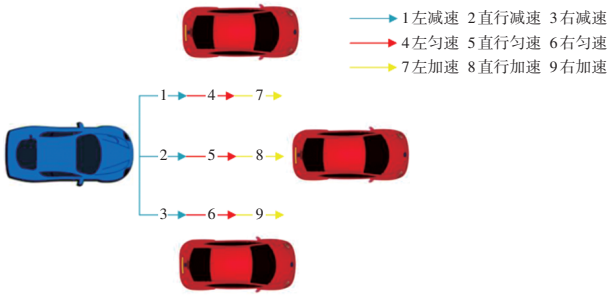


图3 横、纵向意图模式

模型将当前步上下文信息$\boldsymbol{h}_t^{0,\mathrm{sp}}$输入线性层和激活函数，归一化后经Softmax函数计算横、纵向意图概率：

$$\begin{cases} m_1=f_{\mathrm{LeakyReLU}}\left(f_{\mathrm{Norm}}(f_{\mathrm{LINEAR}}(\boldsymbol{h}_t^{0,\mathrm{sp}},\boldsymbol{W}_{\mathrm{m1}}))\right) \\ m_2=f_{\mathrm{LeakyReLU}}\left(f_{\mathrm{Norm}}(f_{\mathrm{LINEAR}}(m_1,\boldsymbol{W}_{\mathrm{m2}}))\right) \\ P_{\mathrm{lat}}=\mathrm{Softmax}(f_{\mathrm{LINEAR},1}(m_1,\boldsymbol{W}_{\mathrm{lat}})) \\ P_{\mathrm{lon}}=\mathrm{Softmax}(f_{\mathrm{LINEAR},2}(m_2,\boldsymbol{W}_{\mathrm{lon}})) \end{cases} \tag{9}$$

式中：P_{lat}、P_{lon}分别为模型在横、纵向的预测概率，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{lat}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{lon}}$分别为横向、纵向意图识别的权重矩阵，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{m1}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{m2}}$分别为第一个和第二个线性层的权重矩阵。

将P_{lat}和P_{lon}中概率最大的类别对应的位置设为1，并作为模型最终预测的横、纵向意图标签，则t时刻车辆横、纵向意图离散类别标签分别为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{u}_t^{\mathrm{lat}}\in(\boldsymbol{u}_{\mathrm{LK}},\boldsymbol{u}_{\mathrm{CL}},\boldsymbol{u}_{\mathrm{RL}}) \\ \boldsymbol{u}_t^{\mathrm{lon}}\in(\boldsymbol{u}_{\mathrm{acc}},\boldsymbol{u}_{\mathrm{dec}},\boldsymbol{u}_{\mathrm{con}}) \\ t'=[T+1,T+2,\cdots,T+F] \end{cases} \tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{u}_{\mathrm{LK}}$、$\boldsymbol{u}_{\mathrm{CL}}$、$\boldsymbol{u}_{\mathrm{RL}}$分别为横向决策动作对应的直行保持、向左换道和向右换道，$\boldsymbol{u}_{\mathrm{acc}}$、$\boldsymbol{u}_{\mathrm{dec}}$、$\boldsymbol{u}_{\mathrm{con}}$分别为纵向决策动作对应的加速、减速和匀速，$T$为当前时间步，$F$为预测时域的长度。

将动态意图权重与编码器模块输出的上下文信息$\boldsymbol{h}_t^{0,\mathrm{sp}}$融合，从而更全面地体现车辆的运动趋势与策略变化。组合每帧的横向与纵向意图标签与交互特征，得到机动意图的特征表示：

$$\boldsymbol{u}_{\mathrm{dec},t'}^{\mathrm{lat,lon}}=\sum_{t=1}^{T}(\boldsymbol{u}_{t'}^{\mathrm{lat,lon}}\odot\boldsymbol{h}_t^{0,\mathrm{sp}}) \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{u}_{t'}^{\mathrm{lat,lon}}$为在时间步$t'$下车辆的横向与纵向意图标签的组合向量。

2.6 目标编码-解码模块

驾驶意图涵盖目标的横、纵向位置[13]，目标编码除了考虑自身的空间特征，如位置、速度和加速度等，还需融合驾驶意图信息。

条件变分自编码器模块（Conditional Variational Auto-Encoder，CVAE）由编码器和解码器构成，将融合意图信息的特征编码作为输入，增强目标潜在向量分布的表达能力，提高模型对目标未来状态预测的准确性。通过重参数化构建潜在向量$\boldsymbol{Z}$为：

$$\begin{cases} \boldsymbol{\sigma}=\exp\left(\dfrac{\log(\boldsymbol{\sigma}^2)}{2}\right) \\ \boldsymbol{\varepsilon}\sim\mathrm{N}(0,\boldsymbol{I}) \\ \boldsymbol{Z}=\boldsymbol{\mu}+\boldsymbol{\sigma}\odot\boldsymbol{\varepsilon} \\ \boldsymbol{\mu},\log(\boldsymbol{\sigma}^2)=MLP_2(cat\left(\boldsymbol{u}_{\mathrm{dec},t},MLP_1(\boldsymbol{g}_{\mathrm{true}},\boldsymbol{W}_{\mathrm{MLP},1})\right),\boldsymbol{W}_{\mathrm{MLP},2}) \end{cases} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{\sigma}$为标准差，$\boldsymbol{\mu}$为均值，$\boldsymbol{\varepsilon}$为标准正态分布中采样的随机噪声向量，$\boldsymbol{I}$为协方差单位矩阵，$\boldsymbol{g}_{\mathrm{true}}$为未来$(T+F)$时刻车辆位置的实际坐标向量，$\boldsymbol{u}_{\mathrm{dec},t}$为$(T+1)$时刻结合机动意图的特征表示，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{MLP1}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{MLP2}}$为多层感知机的权重矩阵。

在CVAE模块中，编码器部分的多层感知机MLP_1与MLP_2均设置为2层，隐藏层单元大小分别为[4, 8]和[40, 32]。潜在向量Z与条件信息$\boldsymbol{C}=\boldsymbol{u}_{\mathrm{dec},t}$在子解码器解码，目标预测值经3层$MLP_{\mathrm{CVAE},g}$网络输出，即$\boldsymbol{g}_{\mathrm{pred}}=MLP_{\mathrm{CVAE},g}(cat(\boldsymbol{C},\boldsymbol{Z}),\boldsymbol{W}_{\mathrm{MLP},g})$，隐藏层单元大小为[32, 16, 8]。为了将目标特征维度适配至轨迹解码器，通过一个2层$MLP_{\mathrm{CVAE},p}$网络对$\boldsymbol{g}_{\mathrm{pred}}$进行特征变换，隐藏层单元大小为[4, 8]，最终输出为目标的特征向量。

2.7 目标-意图解码器

为了充分考虑意图、目标和空间等信息，将CVAE输出的$\boldsymbol{g}_{\mathrm{pred}}$、意图识别模块输出的$\boldsymbol{u}_{t'}^{\mathrm{lat,lon}}$和上下文信息整合成综合特征表示，在解码器中输出预测目标点的分布参数，其中，LSTM层单元大小为64：

$$\begin{cases} \boldsymbol{f}_{t'}^{\mathrm{pred}}=f_{\mathrm{LINEAR}}(f_{\mathrm{LSTM}}(f_{\mathrm{LINEAR}}(\boldsymbol{h}_{\mathrm{dec}},\boldsymbol{W}_{\mathrm{f,LINEAR1}}),\boldsymbol{W}_{\mathrm{f,LSTM}}), \\ \qquad\boldsymbol{W}_{\mathrm{f,LINEAR2}}) \\ \boldsymbol{h}_{\mathrm{dec}}=cat(\boldsymbol{u}_{\mathrm{dec},t'}^{\mathrm{lat,lon}},\boldsymbol{P}_{\mathrm{lat}},\boldsymbol{P}_{\mathrm{lon}},\boldsymbol{g}_{\mathrm{pred}}) \end{cases} \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{f,LSTM}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{f,LINEAR}}$分别为LSTM层和线性层的权重矩阵，$\boldsymbol{h}_{\mathrm{dec}}$为解码器输入的融合特征表示，$\boldsymbol{P}_{\mathrm{lat}}$、$\boldsymbol{P}_{\mathrm{lon}}$分别

为横向与纵向意图识别模块输出的类别概率向量。

2.8 基于目标的多模态预测

为了实现轨迹预测的多模态性，CVAE解码器以历史轨迹及驾驶意图为条件，通过重参数化采样生成k个潜在目标集合：

$$\boldsymbol{f}_{t'}^{\text{pred}}(k)\sim P(\boldsymbol{y}\mid \boldsymbol{g}_k^{\text{pred}},\boldsymbol{P}_{\text{lat}},\boldsymbol{P}_{\text{lon}},\boldsymbol{u}_{\text{dec},t'}^{\text{lat,lon}}) \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{y}$为未来轨迹的分布式预测结果，$\boldsymbol{g}_k^{\text{pred}}$为CVAE中重参数化采样的第$k$个潜在目标点。

每个目标点集对应一种可能轨迹分支，通过条件概率建模显式解耦多模态不确定性。

2.9 损失函数

本文使用NGSIM（Next Generation Simulation）数据集，其中，横向意图的左换道、直行、右换道数据标注分别为149 138个、3 724 595个、41 744个，纵向意图中的加速、减速、匀速数据分别为734 565个、594 128个、2 586 784个。

本文数据集的横、纵向意图样本不平衡，极易影响模型的泛化性能。将交叉熵损失函数调整为Focal损失函数，以优化分类识别任务。因此，损失函数可表示为：

$$\begin{cases} L_{\text{lat,lon}} = L_{\text{lat}} + L_{\text{lon}} \\ L_{\text{lat}} = -\alpha_{\text{lat}}(1-P_{\text{lat}})^{\gamma_1}\log(P_{\text{lat}}) \\ L_{\text{lon}} = -\alpha_{\text{lon}}(1-P_{\text{lon}})^{\gamma_2}\log(P_{\text{lon}}) \end{cases} \tag{15}$$

式中：L_{lat}、L_{lon}分别为横向和纵向意图识别损失，α_{lat}=[1,3,5]、α_{lon}=[1,2,1]、$\gamma_1=\gamma_2=1$为损失函数的超参数。

在目标编码-解码模块中，采用KL（Kullback-Leibler）散度损失函数和均方误差（Mean Squared Error，MSE）损失函数：

$$\begin{cases} L_{\text{KL}}\left(N(\boldsymbol{\mu},\boldsymbol{\sigma}^2)\,\|\,N(0,1)\right) = -\dfrac{1}{2}(1+\log(\boldsymbol{\sigma}^2)-\boldsymbol{\mu}^2-\boldsymbol{\sigma}^2) \\ L_{\text{G-MSE}} = \dfrac{1}{n}\sum\limits_{i=1}^{n}(\boldsymbol{g}_i^{\text{true}}-\boldsymbol{g}_i^{\text{pred}})^2 \end{cases} \tag{16}$$

式中：$\log(\boldsymbol{\sigma}^2)$为潜在变量分布的对数方差参数向量，$n$为样本数量。

对于轨迹预测的损失函数设计，本文借鉴参考文献[14]，采用阶段训练策略促进模型早期的参数学习能力。在前5个周期使用均方误差损失函数最小化误差，再增加负对数似然（Negative Log-Likelihood，NLL）损失函数优化网络：

$$L_{\text{traj-MSE}} = \sum_{t'=T+1}^{T+F}\{(x_{t'}^{\text{pred}}-x_{t'})^2+(y_{t'}^{\text{pred}}-y_{t'})^2\} \tag{17}$$

$$L_{\text{traj-NLL}} = \sum_{t'=T+1}^{T+F}\left\{\log\left(2\pi\sigma_{t',x}^{\text{pred}}\sigma_{t',y}^{\text{pred}}\sqrt{1-\rho_{t'}^2}\right)+\frac{1}{2(1-\rho_{t'}^2)}\left(\frac{(x_{t'}^{\text{pred}}-x_{t'})^2}{\sigma_{t',x}^{\text{pred}}}-\frac{(x_{t'}^{\text{pred}}-x_{t'})(y_{t'}^{\text{pred}}-y_{t'})}{\sigma_{t',x}\sigma_{t',y}}+\frac{(y_{t'}^{\text{pred}}-y_{t'})^2}{\sigma_{t',y}^{\text{pred}}}\right)\right\} \tag{18}$$

式中：T为历史观测结束时刻，$(x_{t'},y_{t'})$、$(x_{t'}^{\text{pred}},y_{t'}^{\text{pred}})$分别为$t'$时刻车辆的真实位置和预测位置，$L_{\text{traj-MSE}}$为用于优化点估计的均方误差损失，$L_{\text{traj-NLL}}$为用于联合优化位置估计与不确定性度量的负对数似然损失，$\rho_{t'}$为t'时刻横、纵坐标预测误差间的相关系数。

因此，本文模型的总损失函数为：

$$L_{\text{all}} = aL_{\text{G-MSE}} + bL_{\text{traj}} + cL_{\text{lat,lon}} + dL_{\text{KL}} \tag{19}$$

式中：a、b、c、d为各项损失的加权系数。

3 试验评估

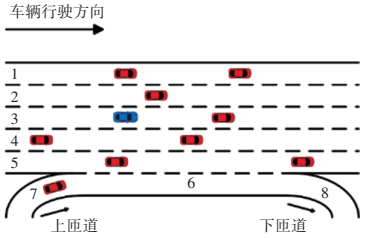
3.1 模型环境

本文使用NVIDIA RTX 2060 SUPER图像处理器进行模型训练，采用PyTorch框架。训练样本总数为3 915 477个，训练周期为20次。模型选择自适应矩估计（Adaptive Moment Estimation，Adam）优化器，初始学习率为0.000 1，训练中使用学习率衰减策略提高模型的稳定性和性能，衰减因子γ=0.6，模型训练权重系数设置为a=b=c=d=1。

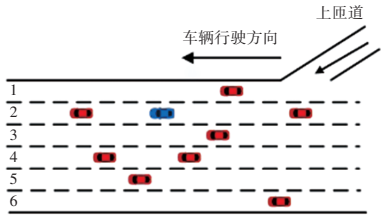
3.2 数据集

本文使用NGSIM数据集，该数据集详细记录了美国US-101和I-80等高速公路中车辆在特定时间内的行驶数据[15]，如图4所示。US-101的记录区域包括5条主线车道和1条含有2个匝道的辅助车道，全长约640 m；I-80的记录区域包括5条标准车道和1条带有入口匝道的车道，全长约500 m。

由于数据集在采集过程中存在误差，本文利用小波分解法对轨迹数据进行滤波处理，以适应信号的局部特性，实现非线性和非均匀的去噪效果。以身份标识符ID为14的车辆为例，其横坐标滤波效果如图5所示。



（a）US-101高速道路



（b）I-80高速道路

图4　NGSIM道路示意

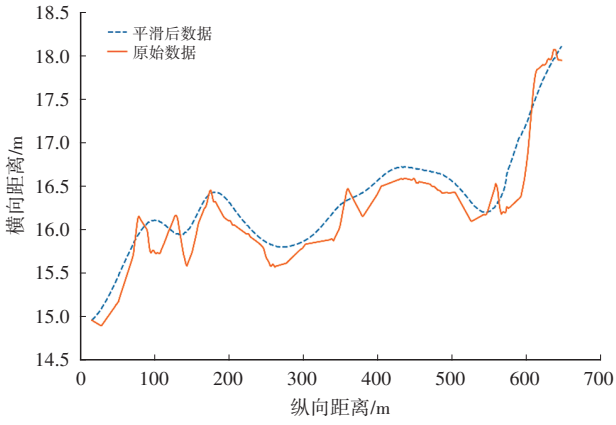


图5　车辆横坐标滤波效果

3.3　轨迹标注

3.3.1　意图标注

对轨迹数据进行驾驶意图标注，从横向识别中筛选左转、右转、直行的轨迹，纵向识别中筛选匀速、减速和加速轨迹。横向意图的标注采用航向角判别算法，在横跨边界线两侧的连续过程中，越过车道线的边界前、后轨迹点视为换道。横向意图标注如图6所示，具体过程为：

a. 根据车辆的ID分组，利用车道ID变化确定车道线交点，并计算车辆航向角。

b. 以车道线交点为参考区域，分析车辆航向角在该区域的变化趋势，若满足预设的变化条件，即可推断出轨迹的起点或终点。以右换道为例，若连续出现3次均满足航向角小于阈值（1°），将最后位置判定为换道起点，同理可得到换道终点。

c. 将起点与终点间的点标注为右换道，同理也可标注左换道，剩余的数据标注为直行。

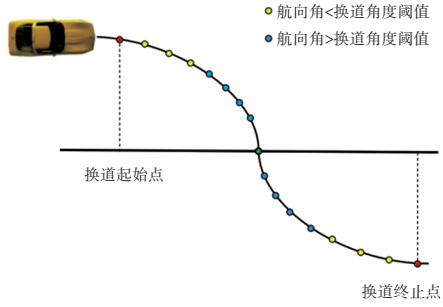


图6　横向意图标注

对于纵向意图的标注，使用智能体纵向速度与纵向加速度表征车辆位置：

$$\begin{cases} v_{y,i} = \dfrac{y_i - y_{i-1}}{t_i - t_{i-1}} \\ a_{y,i} = \dfrac{v_i - v_{i-1}}{t_i - t_{i-1}} \end{cases} \tag{20}$$

式中：y_{i-1}、y_i分别为车辆t_{i-1}时刻和t_i时刻的纵坐标，v_{i-1}、v_i分别为车辆上一时刻和当前时刻的速度。

若智能体的纵向加速度小于设定阈值，则判定为制动状态；若纵向加速度大于设定阈值，则判定为加速状态；若加速度绝对值小于最小变化阈值，则视为匀速状态。

3.3.2　空间位置标注

在社会交互模块中，模型需学习周车环境信息，根据文献[7]的社交网络理论和Apollo规划模块的思想，以自车为中心，将周围的车辆填充至网格，形成社交网络。在Apollo横向规划中，速度和路径规划均基于横向坐标。当障碍物横向偏离参考线的距离超过阈值L时，当前车辆路径与速度规划的影响可忽略。如图7所示，在自车周围构建13×3的空间网格，每行代表一条车道，每条车道被划分为13个网格，间距为5 m。

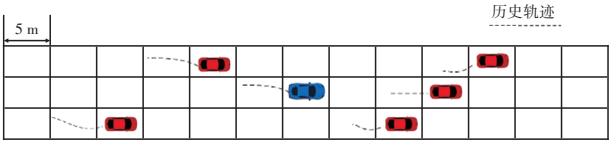


图7　社交空间网络示意

3.4　评价指标

3.4.1　轨迹预测

在轨迹预测中采用均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）作为评估指标，主要衡量不同时间步下的预测坐标和真实坐标的差异：

$$n_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{I}\sum_{t'}^{T+F}\left[\left(x_{i,t'}^{\mathrm{pred}} - x_{i,t'}\right)^2 + \left(y_{i,t'}^{\mathrm{pred}} - y_{i,t'}\right)^2\right]}{IF}} \tag{21}$$

式中：$(x_{i,t'}^{\mathrm{pred}}, y_{i,t'}^{\mathrm{pred}})$、$(x_{i,t'}, y_{i,t'})$分别为第$i$个样本中车辆的预测位置与实际位置，$I$为样本总数，$F\in(1\ \mathrm{s},5\ \mathrm{s})$为预测时域。

由于模型支持多模态轨迹预测，采用RMSE衡量20个候选预测轨迹与真实轨迹的差异，保证模型预测结果的准确性。

3.4.2　分类识别

使用混淆矩阵对分类预测进行评估，常选择精确率（Precision）P、准确率（Accuracy）A、召回率（Recall）R和F1分数I_{F1}作为评价指标。其中，Precision衡量模型预

测正例的准确度，Accuracy 衡量模型的整体预测能力，Recall 衡量模型对真实正例的识别能力，F1 分数为 Precision 和 Accuracy 的调和平均值，衡量模型在不同类别上的分类性能。评价指标相关公式为：

$$\begin{cases} P = \dfrac{TP}{TP + FP} \\ A = \dfrac{TP}{TP + FP + FN + TN} \\ R = \dfrac{TP}{TP + FN} \\ I_{\mathrm{F1}} = 2 \times \dfrac{P \times R}{P + R} \end{cases} \tag{22}$$

式中：TP 为模型将实际为正类的样本正确预测为正类的数量，FP 为模型将实际为负类的样本错误预测为正类的数量，TN 为模型将实际为负类的样本正确预测为负类的数量，FN 为模型将实际为正类的样本错误预测为负类的数量。

在多分类中，使用加权平均 F1（Weighted F1）分数和宏 F1（Macro F1）分数评估模型性能。Weighted F1 通过类别样本数对 F1 分数加权平均衡量多类别分类模型的整体性能，但该方法侧重样本量较大的类别，易忽视小样本类别，难以全面展现各分类细节。为此，可使用 Macro F1 计算各类别 F1 分数后取平均值，无需考虑样本数量，对各类别给予相同权重，能够清晰反映出模型在困难类别的表现。

$$\begin{cases} I_{\mathrm{Weighted-F1}} = \dfrac{I_{F1,i} \times \sum\limits_{i=1}^{N} TP_i}{\sum\limits_{i=1}^{N} TP_i} \\ I_{\mathrm{Macro-F1}} = \dfrac{1}{N} \sum\limits_{i=1}^{N} I_{F1,i} \end{cases} \tag{23}$$

式中：N 为样本类别总量，i 为类别索引。

因此，本文采用 Accuracy、Macro F1 和 Weighted F1 作为意图分类识别的评价指标。

4 试验结果与分析

4.1 对比试验

为了验证本文模型的性能，选取 7 个典型模型进行对比，各模型结构特点如下：

a. 基于图的交互感知轨迹预测（Graph-based Interaction-aware Trajectory Prediction，GRIP）模型：利用图卷积方式提取交互特征，经编码-解码器 LSTM 模型进行预测。

b. 时空动态注意力网络（Spatial-Temporal Dynamic Attention Network，STDAN）：采用时空动态注意力机制捕捉车辆间的社会关系，通过 LSTM 进行解码。

c. 历史交互特征融合（Fusion of Historical Interactive Features，FHIF）模型：使用多头注意力机制捕捉交互特征，时间维度上采用卷积神经网络提取时序特征，并融合历史交互特征进行轨迹预测。

d. 5 Hz 高层轨迹预测（High-Level Trajectory Prediction，HLTP）模型：采用教师-学生知识蒸馏框架，引入自适应视觉扇区，利用视觉感知池化机制模拟注意力分配，通过高斯混合模型进行多模态预测。

e. Informer 模型：长序列时序预测的高效 Transformer 模型，适用于长时间序列的建模与预测。

f. 滑动窗口序列到序列注意力网络（改进版）（Sliding Window with Seq2Seq Attention Network (Modified)，SW-SAN(M)）：将 Seq2Seq 网络与时间注意力机制和滑动窗口相结合，解决了传统模型在长时间轨迹预测上的精度问题。

g. 基于注意力机制的长短期记忆网络（Attention-based Long Short-Term Memory Network, ATT-LSTM）模型：采用编解码器架构，通过引入 Attention 机制与 LSTM 网络，采用 LSTM 网络递归方式解码出预测轨迹。

通过横、纵向和终点位移误差对预测轨迹进行评价；Accuracy、Macro F1 和 Weighted F1 作为意图识别评价指标。各模型均使用前 3 s 数据作为智能体的历史轨迹，预测其后 5 s 的行驶轨迹，且均使用均方根误差作为模型的轨迹预测评价指标，各模型预测结果如表 1 所示。模型均方根误差对比结果如图 8 所示。在短时域和长时域的轨迹预测中，GITF-DA 的预测结果均优于其他模型。NGSIM 数据集中，GITF-DA 在横向误差、纵向误差和总位移误差结果如图 9 所示。

表 1 不同模型预测结果 m

模型	终点位移误差				
	第 1 s	第 2 s	第 3 s	第 4 s	第 5 s
GRIP	0.55	1.28	2.18	3.30	4.64
STDAN	0.39	0.96	1.61	2.56	3.67
FHIF	0.40	0.98	1.66	2.52	3.63
HLTP(5 Hz)	0.41	0.91	1.45	2.09	2.93
ATT-LSTM	0.52	1.07	1.69	2.58	3.31
Informer	0.65	1.14	1.85	2.62	3.51
SW-SAN(M)	0.99	1.09	1.94	1.99	1.94
GITF-DA	0.39	0.82	1.14	1.38	1.74

由图 8 和图 9 可知，本模型在短时域和长时域的横向、纵向和总位移误差最小。在意图识别中，本文使用

Cross Entropy损失函数和Focal损失函数进行对比，当Focal损失函数的α=[1,1,1]、γ=0时，其会退化为Cross Entropy。损失函数结果表2所示。

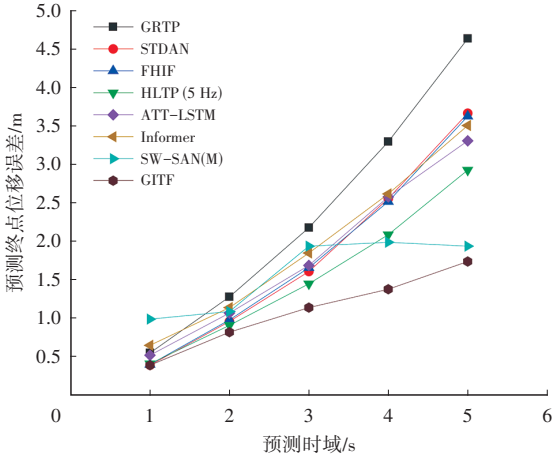


图8　不同模型RMSE对比结果

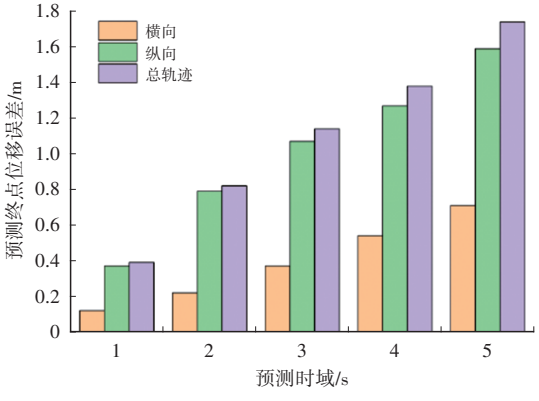


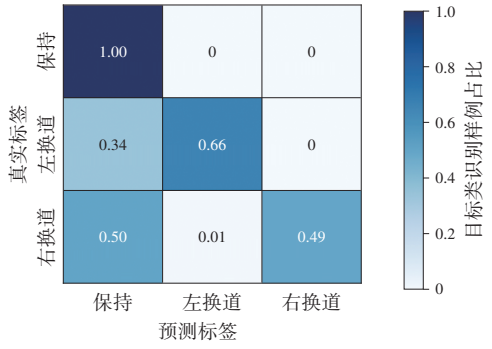
图9　GITF-DA模型RMSE变化

表2　损失函数对比结果

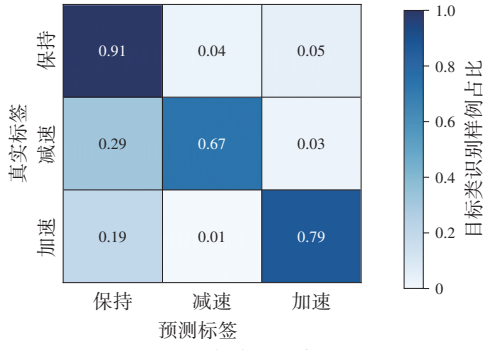
类别	α	γ	A/%	$I_{\text{Macro F1}}$/%	$I_{\text{Weighted F1}}$/%
横向意图	[1,1,1]	0	98.44	77.80	98.29
	[1,1,1]	1	98.06	79.13	97.91
	[1,1,1]	2	97.21	72.08	98.00
	[1,1,1]	3	97.50	71.30	97.25
	[1,1,1]	4	98.08	71.10	97.85
	[1,1,1]	5	98.05	70.24	97.76
	[1,3,5]	1	98.01	81.81	98.10
纵向意图	[1,1,1]	0	82.20	81.79	82.10
	[1,1,1]	1	84.37	80.87	84.11
	[1,1,1]	2	82.26	81.92	82.20
	[1,1,1]	3	82.98	78.68	82.50
	[1,1,1]	4	81.48	81.07	81.38
	[1,1,1]	5	81.29	80.94	81.22
	[1,2,1]	1	84.27	81.61	84.31

由表2可知，在横向和纵向意图中γ=1最优，引入动态的反馈过程后模型表现最优。因此，在引入动态调整策略时，选取该条件下对应的混淆矩阵结果作为参考依据，针对各类别的分类效果，动态调整其损失权重系数α，提高对少数类样本的识别能力。

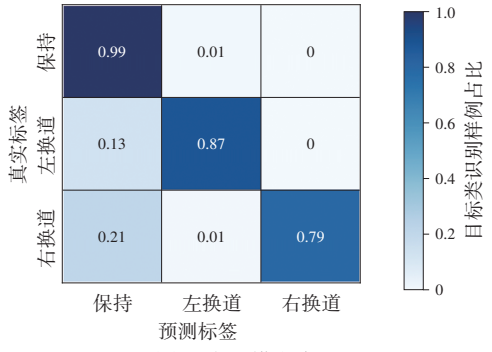
如图10所示，横向、纵向意图识别动态平衡前的混淆矩阵中α=[1,1,1]、$\gamma\in$[1,1]，本文使用Focal损失函数并结合动态调整机制，对模型识别少数类别的能力产生显著的正面影响，在提高对少数类别的识别准确率的同时，保证模型整体性能平衡。



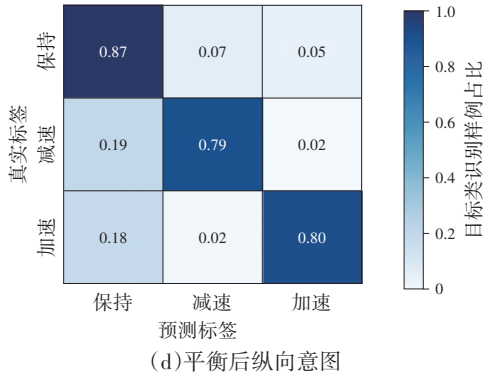
(a)平衡前横向意图



(b)平衡前纵向意图



(c)平衡后横向意图



(d)平衡后纵向意图

图10　横、纵向意图混淆矩阵

通过消融试验分析移位注意力模块、目标-意图（Goal-Intention，GI）融合模块和改进损失函数对本文模型性能的影响，采用RMSE评价模型的预测能力，结果如表3所示。

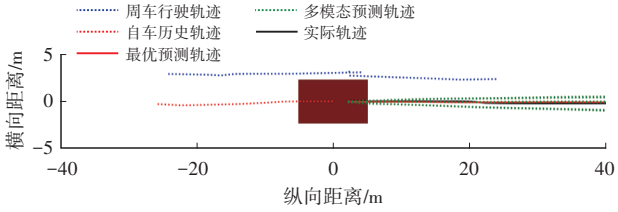
表3　模型消融试验结果　　m

模型	终点位移误差				
	第1 s	第2 s	第3 s	第4 s	第5 s
GITF-DA-GI	0.55	1.11	1.65	2.30	3.22
GITF-DA-SW	0.37	0.84	1.24	1.64	2.21
GITF-DA-Focal	0.39	0.86	1.20	1.49	1.82
GITF-DA	0.39	0.82	1.14	1.38	1.74

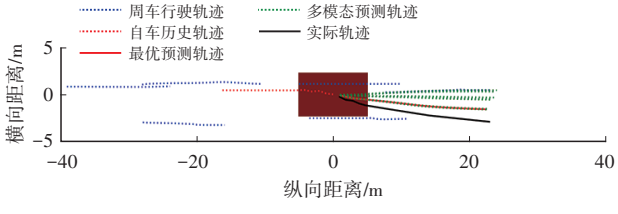
由表3可知，本文采用的意图-目标融合模块对模型的长期预测准确性有显著影响。移位注意力模块和Focal损失函数，均能够提升模型检测精度，提升模型轨迹预测性能。

4.2　轨迹可视化

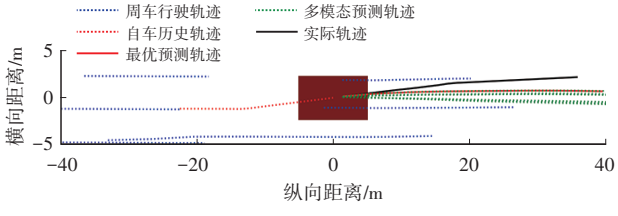
随机挑选直行、左换道和右换道样本进行可视化分析，结果如图11所示。



（a）车辆直行



（b）车辆左换道



（c）车辆右换道

图11　车辆在不同行为模型下的预测

由图11可知，由于直行是相对简单的运动预测模式，模型对车辆直行的稳定性和规律性建模较充分，所以在整个预测时域内能够对该行为保持较高的预测精度。而左换道和右换道行为具有复杂性，周车动态、道路条件等因素增加了模型的预测难度。在短时域内，模型能够展现出较高的准确性，但在长时域中，随着模型预测变量和交互效应增加，在捕捉换道行为的细微变化时易出现偏差，且随着预测误差逐渐累积，致使模型出现偏差。

本文引入Focal损失函数，通过动态调整类别权重，使模型在训练过程中更关注难以正确分类的少数样本（如左/右换道、减速等行为），从而显著提升识别能力。试验结果表明：在横向意图识别任务中，模型的Accuracy达到98.01%，Macro F1达到81.81%；在纵向意图识别任务中，Accuracy达到84.27%，Macro F1达到81.61%。这些指标不仅反映出模型在多数类别上的高精度，也体现了其在少数类别上的均衡识别性能，说明Focal损失函数能够缓解因样本分布不均导致的结构性偏倚。

在轨迹预测方面，模型在第1~5 s预测时域内，终点位移误差的RMSE分别为0.39 m、0.82 m、1.14 m、1.38 m和1.74 m。误差随预测时域延长逐渐增大，符合轨迹预测任务的一般规律，但整体仍显著低于GRIP、STDAN、FHIF等对比模型，反映出GITF-DA模型在长时域预测中的稳定性和准确性。

因此，GITF-DA模型通过融合驾驶意图识别与目标引导的轨迹生成机制，结合动态注意力机制与样本平衡优化策略，在意图识别与轨迹预测方面均取得显著提升。

5　结束语

本文提出了一种融合驾驶意图和目标的动态注意力轨迹预测模型，通过引入移位注意力模块，增强了社交交互模块中信息的提取能力。模型创新性地利用意图引导终点的生成，使预测轨迹兼顾车辆的机动性与目的性。未来工作将进一步提升模型在复杂交通场景下的鲁棒性，并探索多源感知信息（如图像与地图）融合，以及模型在实际自动驾驶系统中的部署与验证。

参　考　文　献

[1] 季学武，费聪，何祥坤，等. 基于LSTM网络的驾驶意图识别及车辆轨迹预测[J]. 中国公路学报，2019，32(6)：34-42.
JI X W，FEI C，HE X K，et al. Intention Recognition and Trajectory Prediction for Vehicles Using LSTM Network[J]. China Journal of Highway and Transport，2019，32(6)：34-42.

[2] 吴晓建，危一华，王爱春，等. 基于融合Dropout与注意力机制的LSTM-GRU车辆轨迹预测[J]. 湖南大学学报（自然科学版），2023，50(4)：65-75.
WU X J，WEI Y H，WANG A C，et al. LSTM-GRU-Based Vehicle Trajectory Prediction with Integrated Dropout and

Attention Mechanism[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2023, 50(4): 65-75.

[3] DEO N, TRIVEDI M M. Convolutional Social Pooling for Vehicle Trajectory Prediction[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018.

[4] LIN L, LI W Z, BI H K, et al. Vehicle Trajectory Prediction Using LSTMs with Spatial-Temporal Attention Mechanisms[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2021, 14(2): 197-208.

[5] 杨达, 刘家威, 郑斌, 等. 基于时域卷积网络与注意力机制的车辆换道轨迹预测模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2024, 24(2): 114-126.
YANG D, LIU J W, ZHENG B, et al. Vehicle Lane-Change Trajectory Prediction Model Based on Temporal Convolutional Network and Attention Mechanism[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2024, 24(2): 114-126.

[6] 刘占文, 李文倩, 林杉, 等. 基于稀疏权重共享的多模态轨迹预测[J]. 中国公路学报, 2023, 36(9): 244-256.
LIU Z W, LI W Q, LIN S, et al. Multimodal Trajectory Prediction Based on Sparse Weight Sharing[J]. China Journal of Highway and Transport, 2023, 36(9): 244-256.

[7] 王庆荣, 谭小泽, 朱昌锋, 等. 基于门控循环单元和Transformer的车辆轨迹预测方法[J]. 汽车技术, 2024(7): 1-8.
WANG Q R, TAN X Z, ZHU C F, et al. Vehicle Trajectory Prediction Method Based on Gated Recurrent Unit and Transformer[J]. Automotive Technology, 2024(7): 1-8.

[8] 赵懂宇, 王志建, 宋程龙. 基于Informer算法的网联车辆运动轨迹预测模型[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(4): 1029-1033.
ZHAO D Y, WANG Z J, SONG C L. Connected Vehicle Motion Trajectory Prediction Model Based on Informer Algorithm[J]. Application Research of Computers, 2024, 41(4): 1029-1033.

[9] LIU Z, LIN Y T, CAO Y, et al. Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer Using Shifted Windows[C]// 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal, QC, Canada: IEEE, 2021.

[10] 方华珍, 刘立, 肖小凤, 等. 混合示教长短时记忆网络的车辆轨迹预测研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2023, 23(4): 80-87.
FANG H Z, LIU L, XIAO X F, et al. Research on Vehicle Trajectory Prediction Using a Hybrid Demonstration Long Short-Term Memory Network[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2023, 23(4): 80-87.

[11] LI X, YING X W, CHUAH M C. GRIP: Graph-Based Interaction-Aware Trajectory Prediction[C]// 2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). Auckland, New Zealand: IEEE, 2019.

[12] ZUO Z Q, WANG X Y, GUO S L, et al. Trajectory Prediction Network of Autonomous Vehicles with Fusion of Historical Interactive Features[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 9(1): 2171-2183.

[13] LIAO H C, LI Y K, LI Z N, et al. A Cognitive-Based Trajectory Prediction Approach for Autonomous Driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(4): 4632-4643.

[14] 朱云鹤, 刘明剑, 祝朗千, 等. SW-SAN: 基于Seq2Seq结合注意力机制与滑动窗口的车辆轨迹预测模型[J]. 现代电子技术, 2024, 47(11): 175-180.
ZHU Y H, LIU M J, ZHU L Q, et al. SW-SAN: Vehicle Trajectory Prediction Model Based on Seq2Seq Combined with Attention Mechanism and Sliding Window[J]. Modern Electronic Technology, 2024, 47(11): 175-180.

[15] 张恒, 陈焕明, 党步伟, 等. 基于Attention机制和递归思想的LSTM车辆轨迹预测[J]. 青岛大学学报(工程技术版), 2024, 39(2): 74-82.
ZHANG H, CHEN H M, DANG B W, et al. Vehicle Trajectory Prediction Using LSTM Based on Attention Mechanism and Recursive Concept[J]. Journal of Qingdao University (Engineering & Technology Edition), 2024, 39(2): 74-82.

（责任编辑　瑞　秋）
修改稿收到日期为2025年1月21日。