须俊铭, 任翊宁, 郑佳媛,等. 轨迹大数据驱动的车辆换道意图识别方法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):112-127.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24090701

轨迹大数据驱动的车辆换道意图识别方法

须俊铭[1], 任翊宁[2], 郑佳媛[1], 杨 鑫[3], 梁韵逸[1]
(1 上海理工大学 管理学院, 上海 200093; 2 同济大学 交通学院, 上海 201804;
3 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘 要: 换道意图的准确识别对于自动驾驶车辆的安全行驶有着重要作用。为实现对周围车辆换道意图的准确识别,本文提出了基于支持向量机、全连接神经网络、决策树和 Transformer 模型的 4 种换道意图识别方法,并利用 High D 轨迹数据集进行训练和评估,选择目标车辆的速度、加速度、车头间距等作为输入,换道意图作为输出。设计 3 种输入组合:不考虑横向运动(组合 1)、包含纵向加速度(组合 2)、综合横纵向运动及车间交互(组合 3)。结果显示,全连接神经网络在 3 种组合下表现最佳,组合 3 的准确率达 99.7%;决策树在召回率方面表现优异,平均召回率为 99.5%;支持向量机的鲁棒性较高,平均指标为 98.48%;而 Transformer 模型表现欠佳,平均准确率为 87.1%,但识别性能随输入信息增加而改善。

关键词: 换道意图识别; Transformer; 全连接神经网络; 支持向量机; 决策树; 网联车辆
中图分类号: TP391 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0112-16

Trajectory big data-driven vehicle lane-changing intention recognition method

XU Junming[1], REN Yining[2], ZHENG Jiayuan[1], YANG Xin[3], LIANG Yunyi[1]
(1 Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2 College of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 3 School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Accurate recognition of lane-changing intentions is crucial for the safe operation of autonomous vehicles. This paper proposes four lane-changing intention recognition methods based on Support Vector Machine (SVM), Fully Connected Neural Networks (FCNN), Decision Trees, and Transformer models. These methods are trained and evaluated using the High D trajectory dataset, with the target vehicle's speed, acceleration, and headway as inputs, and the lane-changing intention as the output. Three input combinations are designed: one without considering lateral motion (Combination 1), one including longitudinal acceleration (Combination 2), and one integrating both longitudinal and lateral motion as well as vehicle interactions (Combination 3). The results indicate that the Fully Connected Neural Networks performs best across all combinations, achieving an accuracy of 99.7% in Combination 3. Decision Trees excels in recall, with an average recall rate of 99.5%. The Support Vector Machine demonstrates higher robustness, with an average metric of 98.48%. However, the Transformer model shows subpar performance, with an average accuracy of 87.1%, although its recognition capabilities improves with the addition of input information.

Key words: lane change intention recognition; Transformer; Fully-Connected Neural Networks; Support Vector Machine; Decision Tree; connected vehicle

0 引 言

智能驾驶系统及车路协同技术的融合对于现代交通具有深远影响。根据相关研究可知,通过实现车辆与道路、车辆与车辆之间的实时信息交互,极大地提升了道路通行效率和交通安全水平,使驾驶更加智能、高效和安全[1]。在智能网联过程中,由于车辆换道行为的不可避免性与复杂性,使得识别周

基金项目: 国家自然科学基金(52002281); 湖南省自然科学基金(2023JJ40731)。

作者简介: 须俊铭(2004—),男,本科生。主要研究方向:交通大数据,交通运输工程。Email:2726558085@qq.com; 任翊宁(1999—),男,博士研究生。主要研究方向:车路协同系统资源与设施选址优化,模式识别与智能计算; 郑佳媛(2002—),女,本科生。主要研究方向:自动驾驶,车辆轨迹预测,车辆轨迹规划与控制; 杨 鑫(2004—),男,本科生。主要研究方向:对抗样本;梁韵逸(1991—),男,博士,副教授。主要研究方向:车路协同感知、优化和控制。

收稿日期: 2024-09-07

围车辆的换道意图成为至关重要的一个环节。

然而，当前的一些换道意图识别方法仍存在一些问题。如轨迹数据采集处理存在困难，海量数据特征提取具有较大挑战，换道识别模型也有待优化。目前，虽然已有一些基于机器学习或深度学习的模型被应用于换道意图识别，但这些模型在准确性和实时性方面仍有提升空间。特别是在处理复杂交通场景时，如何准确捕捉驾驶员的换道意图，是当前研究的关键问题。

1　问题描述

1.1　研究背景

在复杂的道路环境中，误判周围车辆的换道意图可能导致交通事故或交通拥堵。特别是在自动驾驶车辆逐渐普及的今天，这一问题显得尤为突出[2-3]。

基于车辆间通信[4]，车辆可以频繁获得周围车辆的位置与行驶速度[5-6]，这些高分辨率的时间序列数据为提高车道变更意图识别的准确性提供了新的可能[7-8]。基于轨迹大数据的车辆换道意图识别方法应运而生，通过对车辆行驶轨迹的收集和分析，提取出与换道意图相关的特征，从而实现对驾驶员换道意图的准确预测，更好地解决道路交通问题，提升道路安全和交通效率，推动智能交通系统的发展。

1.2　文献综述

在互联车辆环境中，车辆换道意图的识别近年来受到了一些研究的关注[1]。随着机器学习技术的不断发展，越来越多的研究者开始将机器学习算法应用于车辆换道行为预测中，以充分利用高分辨率时间序列数据，进一步提高车辆换道意图识别的准确性，从而增强驾驶的安全性和效率[9]。这些方法包括隐马尔可夫模型（HMM）、支持向量机、Transformer 模型等[10-11]。

其中，隐马尔可夫模型（HMM）是一种强大的统计模型，适用于处理具有时序结构的数据。在车辆换道意图识别中，HMM 可以通过对驾驶员的驾驶行为数据进行建模和分析，从而预测其未来的驾驶意图。Sharma 等学者[12]提出了一种基于真实世界收集的轨迹数据的连续隐马尔可夫模型，用于车辆换道意图识别。David 等学者[13]提出了一种改进的隐马尔可夫模型，以识别基于模拟器收集的轨迹数据的车辆换道意图。Liu 等学者[7]开发了一个使用特定计算方法、结合循环神经网络来建模离散意图的隐式半马尔可夫模型（HSMM）。

在车辆换道意图识别中，决策树模型[14]可以根据车辆的运动状态和环境信息构建出决策树，用于判断车辆是否具有换道意图。薛红军等学者[15]提出一种基于决策树理论的非参数预测方法，在中等速度区间内表现出优异的预测准确性与稳定性。在运用决策树基础上，Sun 等学者[16]进一步提出了基于随机森林的车辆换道意图识别模型。Amin 等学者[17]则通过决策树、随机森林和人工神经网络三种算法的比较分析提升决策效率和透明度。

支持向量机（SVM）模型在处理高维数据问题上表现优异，能够有效避免过拟合，泛化能力强。密俊霞等学者[18]将多层感知机（MLP）深度学习算法与支持向量机算法结合，以提高预测精度，缩短预测所需时间。Feng 等学者[19]提出了基于支持向量机的车辆换道意图识别模型，并引入了粒子群优化算法来寻找最佳参数。

全连接神经网络（FCNN）模型通过构建多层次的神经元网络，学习车辆运动状态与车辆换道意图之间的复杂关系。惠飞等学者[20]提出一种结合全连接神经网络和循环神经网络的混合模型，以精准预测车道变换行为。徐海文等学者[21]提出一种基于深度全连接神经网络的模型，优化激活函数和模型结构，实现了较高的预测精确度。

Transformer 模型在提高车辆换道意图识别的准确性方面具有巨大潜力。Transformer 模型被认为是时间序列数据预测中最强大和尖端的模型之一，并且目前已经开发了一些 Transformer 模型来解决交通问题。Zhang 等学者[22]采用了时间融合 Transformer 方法来预测短期高速公路交通速度。Chen 等学者[23]提出了一种用于城市时空交通流量预测的双向时空自适应 Transformer 网络。但在交通运输领域很少关注诸如利用 Transformer 识别车道变换意图之类的任务[24]。值得注意的是，Transformer 模型通常需要大量训练数据才能实现最佳性能。在实际场景中，针对识别车辆换道意图的 Transformer 模型所需的训练数据可能有限。

基于目前的技术水平，本文研究中做出的贡献总结如下：

（1）开发了用于车辆换道意图识别的 Transformer、全连接神经网络、决策树与支持向量机模型。

（2）通过比较上述 4 个模型的各项准确度，对模型进行评估。

2 换道意图识别模型

本文假设车辆在变道过程中,其车道变换意图是恒定的。诸如速度、加速度之类的运动信息可以反映车辆的意图。因此,本文使用反映车辆运动信息的数据来识别车辆换道意图,如图 1 所示。

本文主要考虑了 3 种驾驶操作[25]:车辆保持原车道行驶(LK)、车辆向左变道(LCL)、车辆向右变道(LCR),车辆换道过程见图 1。因此,识别车道变换意图可以被视为一个多分类问题。为了解决此问题,本文开发了用来识别换道意图的支持向量机、全连接神经网络、决策树和 Transformer 模型,并比较了各模型的优劣。

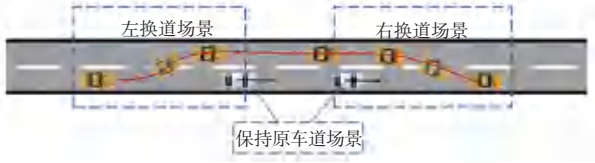


图 1 车辆换道过程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of vehicle lane-changing process

2.1 变量声明

研究中用到的基本参变量见表 1。

表 1 基本参变量

Table 1 Basic parameters

参数类别	参数	含义
项目参数	x_i	某段时间内与换道行为相关的特征数据
	x'_i	更新后的某段时间内与换道行为相关的特征数据
	$\alpha_{i,j}$	注意力分数,以衡量 x_i 和 x_j 间的相似度
	$e_{i,j}$	注意力程度,以衡量 x_i 和 x_j 间的兼容性
	h	输出维度
	$\boldsymbol{W}_l$	线性变换矩阵
Transformer 模型参数	I	车辆换道意图
	$S(t)$	车辆运动状态序列
	$x(t)$	车辆位置序列
	$v(t)$	车辆速度序列
	$a(t)$	车辆加速度序列
	label_j	车辆的真实换道意图标签
	p_j	对每个标签的估计概率
	w_{ij}	第 i 个输入到第 j 个神经元的权重
	b_j	第 j 个神经元的偏置
	z_j	第 j 个神经元的加权和
	f	激活函数
	a_j	激活后的输出
	K	换道意图类别数
	$\boldsymbol{Z}_k$	第 k 个神经元的加权和
	$P_{j\,i}$	第 i 个样本第 j 类的预测概率
	$\boldsymbol{W}_h$	隐藏层权重矩阵
	$\boldsymbol{b}_h$	隐藏层偏置向量
	$\boldsymbol{W}_o$	输出层权重矩阵
	$\boldsymbol{b}_o$	输出层偏置向量
	H	隐藏层激活前的输出
全连接神经网络模型参数	Z	隐藏层激活后的输出
	O	输出层激活前的输出
	L	损失函数
	Y	批次的真实标签
	$Y_{j\,i}$	第 i 个样本第 j 类的标签(取值为 0 或 1)
	w_t	当前时刻的权重值
	α	学习率
	m_t	动量项
	v_t	二阶矩估计
	ε	数值稳定性常数
	$\nabla_w L_t$	当前时刻损失关于权重 w 的梯度
	β_1	动量因子
	β_2	二阶矩估计因子
	$\hat{y}$	全连接神经网络模型预测的类别概率分布
	y	实际标签向量
	w	超平面法向量
	b	位移项
	z_i	x_i 的标签(取值为 ±1)
支持向量机模型参数	$K(x_i, x_j)$	核函数
	α_i	拉格朗日乘子
	D	原始数据集
	A	待选特征
决策树模型参数	v	特征 A 的所有可能取值集合
	D_v	在 $A = v$ 条件下划分的数据子集
	H	熵

2.2　用于识别换道意图的 Transformer 模型

Transformer 模型最初由 Vaswani 等学者[26]提出，并用于自然语言处理，是一种利用注意力机制提高模型训练速度的模型，其组织架构见图 2。在本文中，采用了 Transformer 网络来识别车辆的车道变换意图。

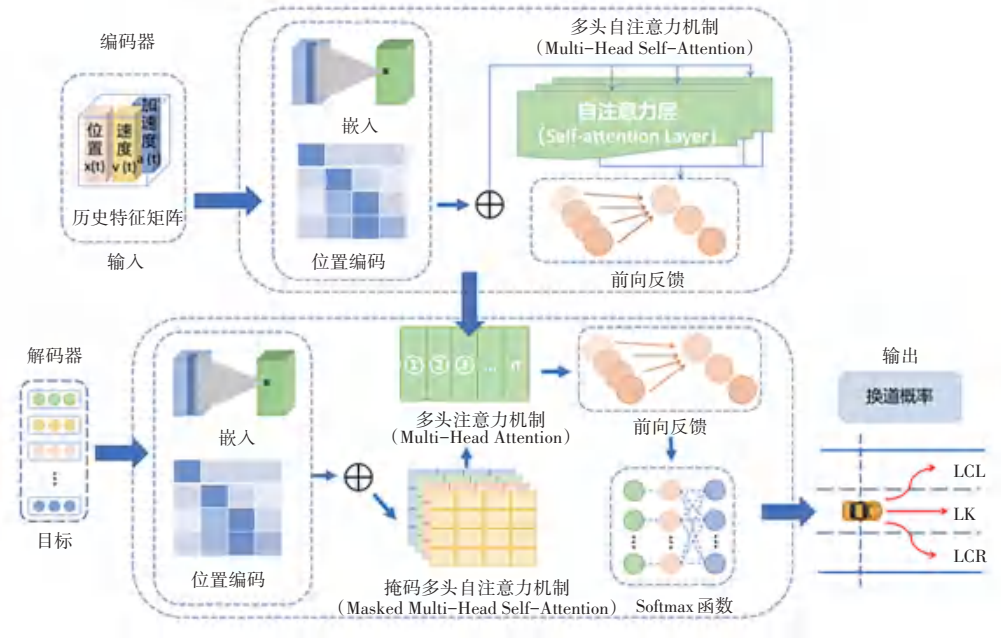


图 2　Transformer 模型结构流程图

Fig. 2　Structural flowchart of Transformer model

为了便于进行本文的实验，LK、LCL 和 LCR 的意图分别被标记为 0、1、2。Transformer 本质上采用编码器-解码器的结构进行组织，其中相同的编码器模块叠放在堆叠的解码器模块底部。每个编码器模块由一个多头自注意力层和一个位置前馈层组成，而每个解码器模块在自注意力层和前馈层之间插入了一个或多个层(即编码器-解码器注意力层)，以连接编码器和解码器部分。除了每个编码器层中的 2 个子层外，解码器还插入了第 3 个子层，该子层在编码器堆栈的输出上执行多头注意力操作。

多头注意力层的目的是从多个角度(头部)将不同重要性的标记附加到序列中的其他标记上。然后，这些不同头部的输出被串联起来，并通过线性变换传递，以汇总所有信息。由于自注意力层和编码器-解码器注意力层背后的注意力机制是相同的，以自注意力层为例：在标记序列 $x = (x_1, x_2, \cdots, x_n)$ 上运行，每个标记都由一个随机向量初始化，并通过线性变换后使用其他任何标记的加权和进行更新，其中权重、即注意力分数通过各自的相似性进行分配。

以 $\boldsymbol{x}_i$ 的更新过程为例：

$$\boldsymbol{x}_i' = \sum_{j=1}^{n} \alpha_{i,j}(\boldsymbol{x}_j \boldsymbol{W}_V) \tag{1}$$

其中，$\boldsymbol{x}_i'$ 表示更新后的 $\boldsymbol{x}_j$；$\alpha_{i,j}$ 表示注意力分数，用于衡量 $\boldsymbol{x}_i$ 和 $\boldsymbol{x}_j$ 间的相似度，其计算公式为：

$$\alpha_{i,j} = \frac{\exp(e_{i,j})}{\sum_{k=1}^{n} \exp(e_{i,k})} \tag{2}$$

其中，$e_{i,j}$ 用来衡量 2 个线性变换 $\boldsymbol{x}_i$ 和 $\boldsymbol{x}_j$ 之间的兼容性，并通过使用缩放点积来计算 $e_{i,j}$。定义公式为：

$$e_{i,j} = \frac{(\boldsymbol{x}_i \boldsymbol{W}_Q)(\boldsymbol{x}_j \boldsymbol{W}_K)^{\mathrm{T}}}{\sqrt{h}} \tag{3}$$

其中，h 表示输出维度。式(1)与式(3)中的 $\boldsymbol{W}_V$、$\boldsymbol{W}_Q$ 和 $\boldsymbol{W}_K$ 是 3 个线性变换矩阵，用于增强 Transformer 的表达能力。

根据车辆的实时信息(如速度、加速度等)来识别车道变更意图，可以表示为：

$$I = \varphi(S) \tag{4}$$

其中，I 表示车辆的变道意图。

在 Transformer 的训练过程中，车辆的运动信息形成一个序列 $S(t)$，对此表示为：

$$S(t) = \{\boldsymbol{x}(t), \boldsymbol{v}(t), \boldsymbol{a}(t), \cdots\} \tag{5}$$

其中，$S(t)$ 表示车辆的运动状态序列；$I(t)$ 表示 $S(t)$ 的函数，是车辆实时状态的序列，包括位置 $\boldsymbol{x}(t)$、速度 $\boldsymbol{v}(t)$、加速度 $\boldsymbol{a}(t)$ 等反映车辆运动的其他状态。

然后,将其输入到 Transformer 网络中。输入的维度取决于输入到 Transformer 网络中的序列长度。模型将根据输入的序列长度通过网络输出识别的结果。识别出的结果代表车辆的实时换道意图,其中输出的维度取决于类别的数量。

考虑到换道意图的识别在这里被视为多分类任务,本文选择分类交叉熵作为损失函数,函数定义公式为:

$$\text{Loss} = -\sum_{j=1}^{3} \text{label}_j \log p_j \tag{6}$$

其中, label_j 表示车辆的真实换道意图标签,p_j 表示分别对每个标签的估计概率。

2.3 用于识别换道意图的全连接神经网络模型

全连接神经网络(Fully - Connected Neural Network, FCNN)[27]是一种基本且广泛应用的深度学习模型,其核心特征在于所有神经元之间存在直接连接,允许信息在任意 2 个节点间自由传递。FCNN 通常由输入层、隐藏层和输出层构成,每一层包含多个神经元,各神经元间的连接权重通过反向传播算法进行训练更新。

在换道意图识别任务中,全连接神经网络的输入层负责接收原始特征向量,即任务中的横向速度、纵向速度、横向加速度、纵向加速度、车头间距、车头时距与碰撞时间等参数。

对于隐藏层,由若干全连接层组成,每一层的神经元通过加权求和与非线性激活函数(如 ReLU、Sigmoid 等)共同作用,对输入特征进行复杂非线性变换,提取高阶特征表示。由此推得的公式为:

$$z_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_i + b_j \tag{7}$$

其中, x_i 表示输入层第 i 个特征;w_{ij} 表示从 i 个输入到第 j 个神经元的权重;b_j 表示第 j 个神经元的偏置;z_j 表示第 j 个神经元的加权和。进一步推得:

$$a_j = f(z_j) \tag{8}$$

其中, a_j 表示激活后的输出,f 表示激活函数。

对于输出层,针对分类任务,通常采用 Softmax 函数将隐藏层输出映射为类别概率分布,以便进行多类别识别。对于车辆换道意图识别问题,设输出 k 个神经元,对应 k 种换道意图类别,则输出层计算公式为:

$$p_k = \frac{e^{z_k}}{\sum_{j=1}^{K} e^{z_j}} \tag{9}$$

其中, z_k 表示第 k 个神经元的加权和,p_k 表示第 k 类别的预测概率。

全连接神经网络模型的整体结构如图 3 所示。这里,将构建一个包含 2 层全连接层和 1 个输出层的 FCNN 模型。模型参数包括:隐藏层权重矩阵($\boldsymbol{W}_h$)、大小为(input_size, n_hidden),隐藏层偏置向量($\boldsymbol{b}_h$)、大小为(1, n_hidden),输出层权重矩阵($\boldsymbol{W}_o$)、大小为(n_hidden, n_classes),输出层偏置向量($\boldsymbol{b}_o$)、大小为(1, n_classes)。

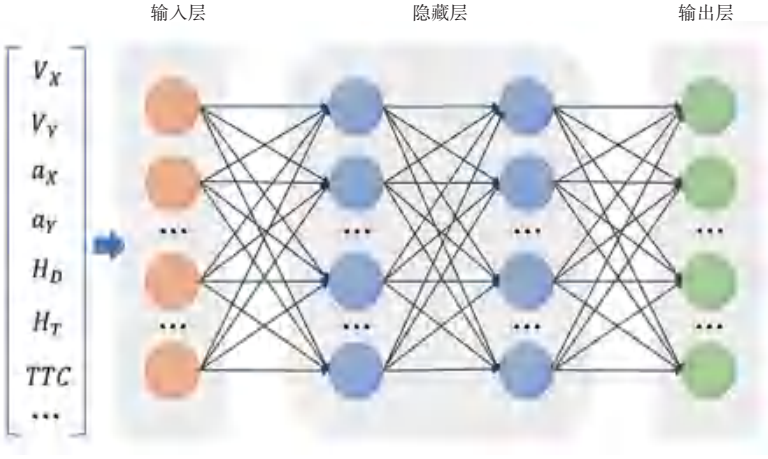


图 3 全连接神经网络结构流程图

Fig. 3 Flowchart of Fully-Connected Neural Network structure

模型前向传播过程遵循上述全连接神经网络的一般结构,其中网络的前向传播的原理公式具体如下。

首先,对输入 $\boldsymbol{X}$ 进行线性变换,以得到隐藏层激活前的输出 $\boldsymbol{H}$,定义公式为:

$$\boldsymbol{H} = \boldsymbol{X}\boldsymbol{W}_h + \boldsymbol{b}_h \tag{10}$$

应用非线性激活函数 ReLU 到 $\boldsymbol{H}$ 上,以得到隐藏层激活后的输出 $\boldsymbol{Z}$,定义公式为:

$$\boldsymbol{Z} = \text{ReLU}(\boldsymbol{H}) \tag{11}$$

对 $\boldsymbol{Z}$ 进行线性变换,得到输出层激活前的输出

$\boldsymbol{O}$，定义公式为：

$$\boldsymbol{O} = \boldsymbol{Z}\boldsymbol{W}_o + \boldsymbol{b}_o \tag{12}$$

最后，应用 Softmax 函数到 $\boldsymbol{O}$ 上，得到预测概率分布 $\boldsymbol{P}$，定义公式为：

$$\boldsymbol{P} = \mathrm{Softmax}(\boldsymbol{O}) \tag{13}$$

网络的损失函数通常采用交叉熵损失（Cross-Entropy Loss），对于一个批次的样本，其损失 L 可表示为：

$$L = -\frac{1}{\mathrm{batch_size}} \sum_{i=1}^{\mathrm{batch_size}} \sum_{j=1}^{n_classes} Y_i^j \log(P_i^j) \tag{14}$$

其中，Y 表示批次的真实标签，大小为（batch_size，n_classes）；Y_i^j 表示第 i 个样本、第 j 类的标签（取值为 0 或 1）；P_i^j 表示第 i 个样本、第 j 类的预测概率。

为了更新网络权重，需要通过反向传播计算损失相对于各权重参数的梯度。使用 Adam 优化器进行更新，其更新规则包含动量项和自适应学习率调整。对于权重 w，其更新公式为：

$$w_{t+1} = w_t - \alpha \cdot m_t / (\sqrt{v_t} + \varepsilon) \tag{15}$$

其中，w_t 表示当前时刻的权重值；α 表示学习率；ε 表示数值稳定性常数；v_t 表示二阶矩估计；m_t 表示动量项，其更新规则如下：

$$m_t = \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot \nabla_w L_t \tag{16}$$

其中，$\nabla_w L_t$ 表示当前时刻损失关于权重 w 的梯度，β_1 表示动量因子。式（15）中的 v_t 更新规则如下：

$$v_t = \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot (\nabla_w L_t)^2 \tag{17}$$

其中，β_2 表示二阶矩估计因子。

基于此，本文选用 Adam 优化器对模型参数进行更新，学习率为 0.001。由于识别车辆换道意图是一个多类别分类任务，所以选用交叉熵损失函数作为训练目标，其计算公式为：

$$L(\hat{y}, y) = -\sum_{i=1}^{K} y_i \log(\hat{y}_i) \tag{18}$$

其中，$\hat{y}$ 表示模型预测的类别概率分布，y 表示实际的标签向量（one-hot 编码形式）。

在模型训练方面，编写 train_model 函数，利用 PyTorch 提供的 DataLoader 以批大小为 32 的方式加载训练数据，进行多轮迭代训练。每轮训练中，通过前向传播计算损失，再通过反向传播更新模型参数。每隔 10 个批次输出一次当前训练进度和损失值。

在模型测试方面，通过编写 test_model 函数，对测试集进行预测，并计算模型在测试集上的整体性能指标，包括准确率、各类别准确率（2 种计算方式）、加权平均的精度、召回率和 $F1$ 分数。此外，还计算了各类别的精确率、召回率和 $F1$ 分数。

在特征重要性分析方面，使用 LinearRegression 模型对测试集的特征和目标标签进行拟合，通过回归系数（特征重要性）来量化各特征参数对车辆换道意图的影响程度。特征重要性值越大，表明该特征在识别过程中贡献越大。

2.4　用于识别换道意图的支持向量机模型

支持向量机（Support Vector Machine，SVM）[28] 是一种有监督机器学习算法，特别适用于小样本、非线性及高维模式识别问题。其基本思想是通过构造最大间隔超平面将不同类别样本严格分开，同时最大化边界距离，从而实现对新样本的有效分类。

SVM 的核心目标是在训练数据集中找到一个最优超平面，使得 2 类样本在该超平面两侧的间隔最大化，其结构流程如图 4 所示。间隔定义为最靠近超平面的样本（支持向量）到超平面的距离，数学公式具体如下：

$$\max_{w,b} \frac{2}{\|w\|}$$
$$\text{s.t.} \quad z_i(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_i + b) \geqslant 1,\ i = 1,2,\cdots,N \tag{19}$$

其中，$\boldsymbol{w}$ 表示超平面法向量；b 表示位移项；$\boldsymbol{x}_i$ 表示第 i 个样本；z_i 表示其标签（取值为 ±1）。

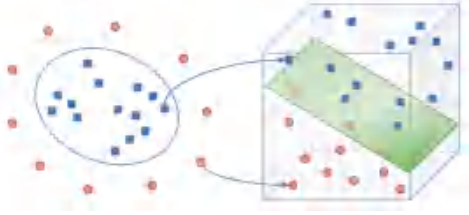


图 4　支持向量机模型结构流程图

Fig. 4　Flowchart of Support Vector Machine model structure

在核函数方面，对于非线性可分数据，SVM 引入核函数 $K(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j)$ 将原始样本映射到高维特征空间，使其在新空间中线性可分。常用的核函数包括线性核、多项式核、高斯核（RBF）等。在 SVM 中，决策函数为：

$$f(\boldsymbol{x}) = \mathrm{sgn}\Big(\sum_{i=1}^{N} z_i \alpha_i K(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}) + b\Big) \tag{20}$$

其中，α_i 为拉格朗日乘子，通过求解对偶问题获得。

在模型训练方面，先对 SVM 模型进行定义，构建 1 个包含 2 层全连接层（隐藏层神经元数目 hidden_size 为 128，激活函数为 ReLU）和 1 个输出层（神经元数等于换道意图类别数，包括 LK、LCR 和 LCL 三种换道意图，使用 Softmax 激活函数）的 SVM 模型。模

型前向传播过程遵循 SVM 的一般结构。

其次,设置模型参数(input_dim、hidden_size、num_classes),创建一个 SVM 实例,并使用 SGD 优化器(学习率为 0.01)对模型参数进行更新。

最后,对训练集进行多轮迭代训练。每轮训练中,通过前向传播计算模型输出,随后计算交叉熵损失,接着反向传播更新模型参数。

在模型评估与特征重要性分析方面,支持向量机与全连接神经网络所运用的方法类似。

2.5 用于识别换道意图的决策树模型

决策树(Decision Tree)[29]是一种广泛应用的监督学习方法,以其直观易懂、易于解释的特点被广泛应用于分类和回归任务。决策树模型的核心在于递归过程,其核心思想是通过构建一个树形结构模型,基于信息熵或基尼系数(Impurity)减少的原则,根据特征属性对数据进行递归分割,最终形成一系列规则以预测未知数据的类别或数值,其结构流程如图 5 所示。

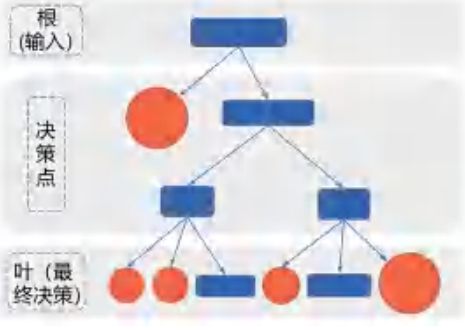


图 5 决策树模型结构流程图

Fig. 5 Flowchart of Decision Tree model structure

在决策树构建过程中,每个内部节点代表一个特征属性的测试,每个分支代表该属性的一个可能取值,叶节点则代表预测结果。节点划分的依据通常是信息增益、基尼指数等准则,以最大程度地降低数据集的不确定性。

IG(D,A) 用于衡量在某个特征下划分数据集所减少的熵,数学定义为:

$$\mathrm{IG}(D,A)=H(D)-\sum_{v\in V}\frac{|D_v|}{|D|}H(D_v) \quad (21)$$

其中,D 表示原始数据集;A 表示待选特征;v 表示特征 A 的所有可能取值集合;D_v 表示在 $A=v$ 条件下划分的数据子集;H 表示熵。

与信息增益类似,基尼指数衡量数据集的不纯度度量,其定义公式为:

$$\mathrm{Gini}(D)=\sum_{k=1}^{K}p_k(1-p_k) \quad (22)$$

其中,K 表示数据集中类别的数量,p_k 表示类别 k 在数据集中出现的概率。

为了避免过拟合,决策树通常需要进行剪枝操作,以降低模型复杂度。常见的剪枝策略包括预剪枝(设定树的最大深度、叶子节点最小样本数等限制)和后剪枝(通过验证集或交叉验证评估子树性能,保留性能最佳的子树)。

在模型构建与训练方面,本文构建了一个基于决策树的分类模型。由于决策树不涉及前向传播过程,所以此处无需实现 forward 函数。在上述模型的基础上,使用训练集对决策树模型进行训练,得到一棵能够有效区分车辆不同换道意图的决策树。

在模型评估与特征重要性分析方面,决策树模型与全连接神经网络模型所运用的方法类似。

3 数据预处理

本文首先对原始数据集进行了科学划分。按照 80∶20 的比例随机地将数据集分割为训练集和测试集,以确保模型训练与验证的合理性。通过数据缩放操作消除数据中的单位差异,使处理后的数据具有零均值和单位标准差。这一步骤有助于模型更好地适应研究需求,并与对比模型保持一致的数据尺度。

随后,本文通过对数据进行深入的可视化预分析,为后续的特征组合与模型选择提供有力支持。散点图矩阵如图 6 所示。通过散点图矩阵对角线上的直方图,可以清晰地观察到特征数据的分布情况。在散点图中,横轴和纵轴分别代表 2 个特征,每个点代表 1 个样本。通过分析这些散点图,能够洞察任意 2 个特征之间的潜在关系,如线性相关性、聚类趋势等。

此外,本文还通过绘制相关系数矩阵热图,以体现各特征间的关系。相关系数矩阵热图如图 7 所示。图 7 直观地展示了特征与特征之间的相关性程度。每个小方块代表 2 个特征之间的相关系数,颜色越浅表示相关性越强,颜色越深则表示相关性越弱。

为了进一步探究特征与标签之间的关系,本文还通过绘制各特征与标签的小提琴图直观展示特征在不同标签类别下的数据分布形态和变化趋势,各特征与标签的小提琴图如图 8 所示。细长部分代表数据的密度,而突出部分则表示可能的异常值或离群点。

通过上述可视化数据分析结果,本文确定了 3 种特征组合进行深入研究。这些特征组合将在后续的实验部分用于具体模型的训练和验证。

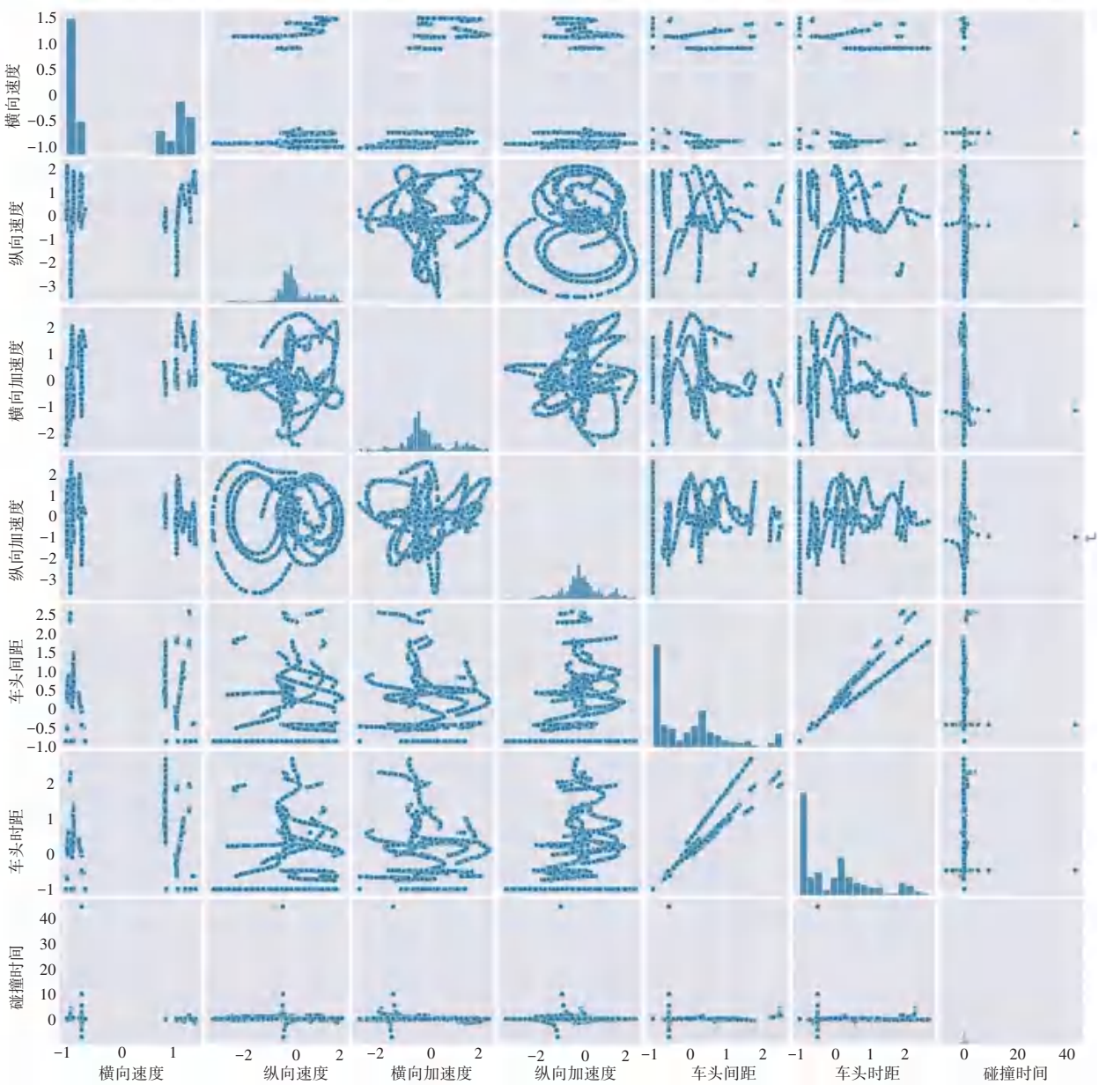


图 6　散点图矩阵

Fig. 6　Scatterplot matrix

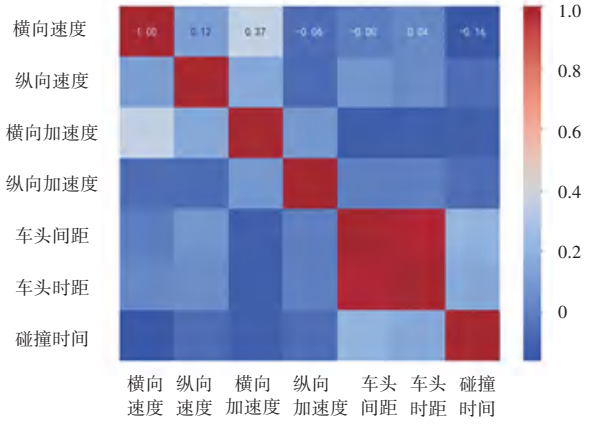
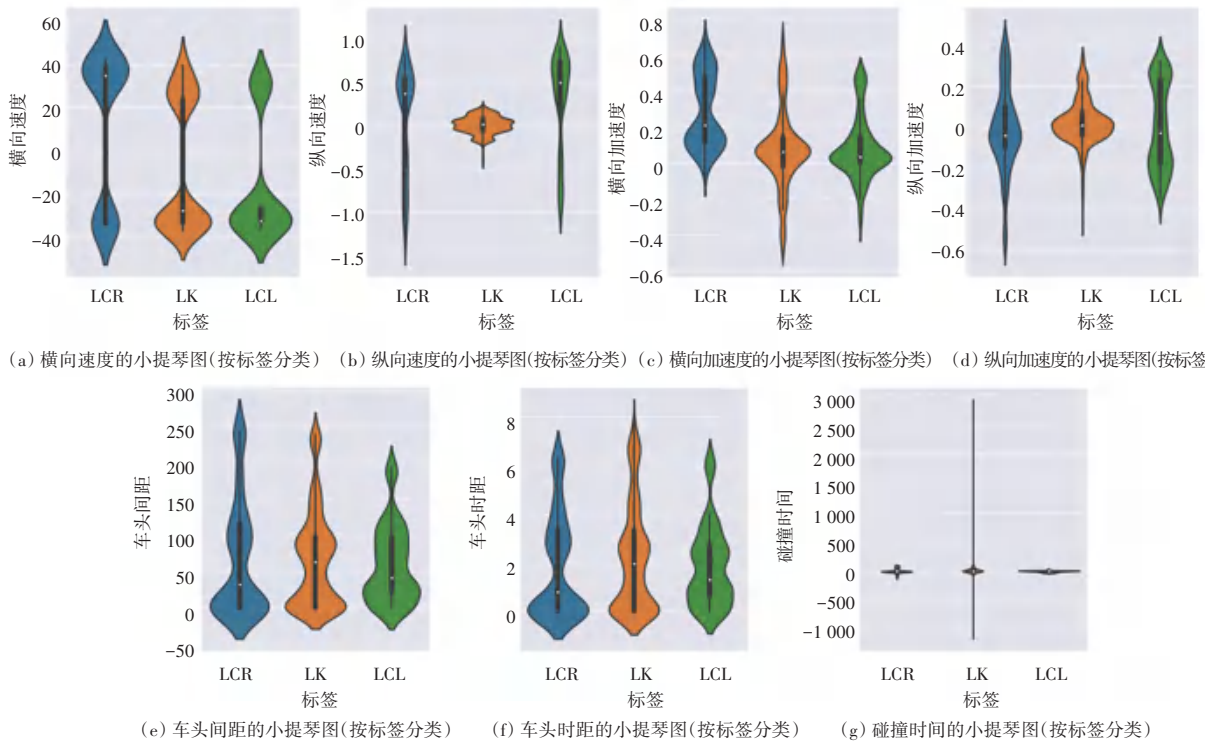


图 7　相关系数矩阵热图

Fig. 7　Correlation matrix heatmap



(a) 横向速度的小提琴图(按标签分类) (b) 纵向速度的小提琴图(按标签分类) (c) 横向加速度的小提琴图(按标签分类) (d) 纵向加速度的小提琴图(按标签分类)

(e) 车头间距的小提琴图(按标签分类) (f) 车头时距的小提琴图(按标签分类) (g) 碰撞时间的小提琴图(按标签分类)

图 8 各特征与标签的小提琴图

Fig. 8 Violin plots of features against labels

4 实验部分

在实验部分,将本文提出的用于换道意图识别的 Transformer 模型、全连接神经网络模型、决策树模型、支持向量机模型进行比较。每个模型设定相同的优化的学习率、损失函数和训练周期,以确保比较的公平性。实验中采用 Adam 优化器来获得准确度指标的结果。使用损失函数来衡量真实标签值与识别结果之间发生的错误。

4.1 实验设计

考虑到车辆的变道行为与车辆的运动状态(速度,加速度)以及安全参数(车头间距、时间间隔和碰撞时间)相关联,在此实验中,选择数据集中的相关特征,并根据数据预处理的结果,设计 3 种不同的特征组合,形成 3 种类型的特征时间矩阵。所选特征和特征组合的信息见表 2。

表 2 特征组合表

Table 2 Feature combination table

特征组合	特征选择
1	纵向速度,车头间距,车头时距,碰撞时间
2	纵向速度,纵向加速度,车头间距,车头时距,碰撞时间
3	横向速度,纵向速度,横向加速度,纵向加速度,车头间距,车头时距,碰撞时间

本文提出的模型通过准确度进行评估,并使用识别准确度来评估模型,以证明模型的有效性。

准确度的计算公式为:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{LK}_\text{T} + \text{LCL}_\text{T} + \text{LCR}_\text{T}}{\text{LK} + \text{LCL} + \text{LCR}} \tag{23}$$

其中,LK_T、LCL_T 和 LCR_T 分别表示 3 种换道意图的真实识别样本数量,LK、LCL 和 LCR 分别表示 3 种换道意图样本的数量。

在此实验中,用于运行模型的操作环境是 Windows 10。本文描述的模型是在 Python 3.8.4 中构建的。该模型通过使用 Pytorch 2.0.0 库实现。

4.2 参数设置

本文使用的数据来自高速 D 数据集[30]。这是由无人机记录的德国高速公路上的开放式自然车辆轨迹数据集。由于在德国车辆靠右行驶,因此本文主要关注右侧交通,其中司机坐在车辆的左侧。该数据集包括 2017 年至 2018 年期间在德国高速公路上无人机视频录制中提取的 110 000 辆车辆(包括汽车和卡车)的后处理轨迹。这些视频的录制时间约为 16.5 h。高速 D 数据集的录制频率为 25 Hz,录制轨迹的位置误差小于 10 cm。

为了获取本实验中的样本,根据文献[25]的方法,对高速 D 数据集进行意图标记。每个样本的历史特征矩阵是从样本时间步之前的 0.6 s 提取的,

以识别车辆是否有变道意图。

在这项研究中，从高速 D 数据集中提取了 2 757 个 LK 轨迹样本、571 个 LCL 轨迹样本和 732 个 LCR 轨迹样本，以用于训练和测试识别模型。数据样本的详细信息见表 3。为了初始化模型，对模型中特定参数进行了设置。实验中一些重要参数的设置见表 4。

表 3　特征详细信息表

Table 3　Feature details table

特征	平均值	标准差
横向速度/(m·s^{-1})	1.21	31.76
纵向速度/(m·s^{-1})	0.05	0.36
横向加速度/(m·s^{-2})	0.11	0.23
纵向加速度/(m·s^{-2})	0.01	0.15
车头间距/m	58.42	63.52
车头时距/(s·辆$^{-1}$)	1.88	1.97

表 4　模型参数表

Table 4　Model parameters table

参数	取值
注意头数	1
编码层数	4
训练代数	5 000

4.3　模型比较

4.3.1　模型准确率对比

(1)模型总准确率对比。总准确率是所有识别正确的样本占全体样本的比例。图 9 将 4 个模型的预测总准确率进行了对比。

对于组合 1，全连接神经网络模型展现了最优的总准确率，其后依次为决策树与支持向量机模型；对于组合 2，决策树模型跃升至第一，其后依次为全连接神经网络与支持向量机模型；对于组合 3，呈现趋势与组合 1 基本相同。

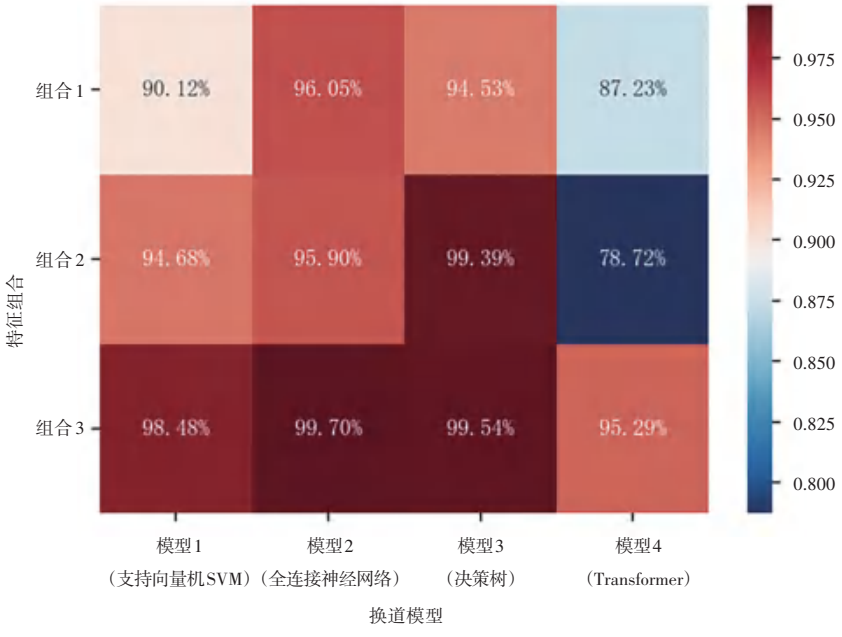


图 9　模型总准确率对比图

Fig. 9　Comparison chart of model total accuracy

总结实验数据可知，决策树模型与全连接神经网络模型在识别换道意图任务中识别数据样本的可靠性很高，支持向量机基本可以正确识别数据样本，而 Transformer 模型识别数据样本的可靠性相对较低。

而且除 Transformer 模型外，其余模型随着特征数的增加，其总准确率均有明显提升。通过对比各组合所包含的特征以及模型对应的总准确率，可以发现“纵向加速度”这一特征增强了模型捕捉车辆运动趋势的能力，使得模型能更好地理解车辆的动态行为，特别是对于那些更依赖加速度信息来判定的换道行为；而“横向速度”和“横向加速度”这 2 个特征丰富了模型对于车辆横向和纵向运动状态的理解，特别是在横向上更加全面地反映了车辆换道的可能性和安全性。

(2)不同换道意图下各组合准确率对比。在对比了总准确率的基础上，通过对标签 0，1，2(LK、LCL 和 LCR)的准确率进行对比，并比较在不同组合下其准确率值的变化情况，从而更直观的体现四个模型的优劣之处。

组合 1 下换道意图识别准确率对比如图 10 所示。对于组合 1，在 LK 意图识别任务中，4 个模型

的准确率都较为理想,其中全连接神经网络模型的准确率最高,其后依次为决策树、支持向量机与 Transformer 模型;在 LCL 意图识别任务中,4 个模型的准确率均不理想,其中决策树模型的准确率为最高,其后依次为全连接神经网络、支持向量机与 Transformer 模型;在 LCR 意图识别任务中,全连接神经网络模型的准确率明显高于其他模型,比决策树模型高出了 10.16%,支持向量机与 Transformer 模型的准确率均较低。

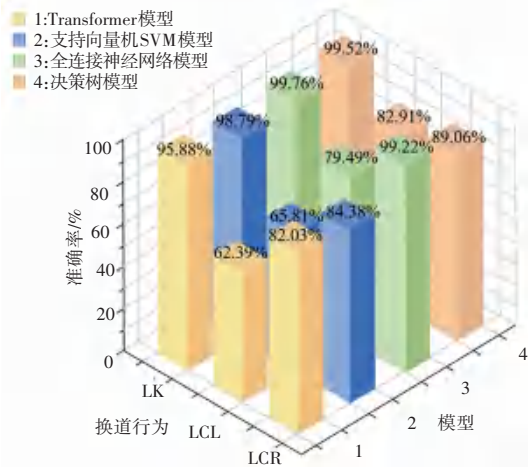


图 10 组合 1 下换道意图识别准确率对比图

Fig. 10 Lane change intention recognition accuracy comparison chart under scenario 1

总结实验数据可知,就组合 1 而言,全连接神经网络与决策树模型在 LK 和 LCR 这 2 种换道意图识别任务中可靠性都很高,而支持向量机与 Transformer 模型除了在 LK 换道意图识别任务中表现较好,在 LCL 和 LCR 这 2 种换道意图识别任务中的可靠性均不理想。

组合 2 下换道意图识别准确率对比如图 11 所示。对于组合 2,在 LK 意图识别任务中,4 个模型的准确率都较为理想,呈现趋势与组合 1 基本相同;在 LCL 意图识别任务中,决策树模型的准确率明显高于其他模型,比支持向量机模型高出了 11.11%;在 LCR 意图识别任务中,决策树模型的准确率仍为最高,其后依次为全连接神经网络、支持向量机和 Transformer 模型。

总结实验数据可知,就组合 2 而言,决策树模型在 3 种换道意图识别任务中都展现了很高的准确性,全连接神经网络模型与支持向量机模型在 LK 与 LCR 这 2 种换道意图识别任务中可靠性较高,而 Transformer 模型除了在 LK 换道意图识别任务中表现较好,在其余 2 种换道意图识别任务中的可靠性均不理想。

组合 3 下换道意图识别准确率对比如图 12 所示。对于组合 3,在 LK 意图识别中,4 个模型的准确率都较理想,呈现趋势与组合 1 基本相同;在 LCL 意图识别任务中,全连接神经网络模型与决策树模型准确率并列第一,其次为支持向量机模型,Transformer 模型的准确率较低;对于 LCR 意图识别任务,呈现趋势与 LCL 意图识别任务相同。

总结实验数据可知,就组合 3 而言,全连接神经网络模型与决策树模型在 3 种换道意图识别任务中都展现了很高的准确性,支持向量机模型虽略逊于前两者,但其准确率也比较理想,而 Transformer 模型除了在 LK 换道意图识别任务中表现较好,在 LCL 与 LCR 这 2 种换道意图识别任务中的可靠性均不理想。

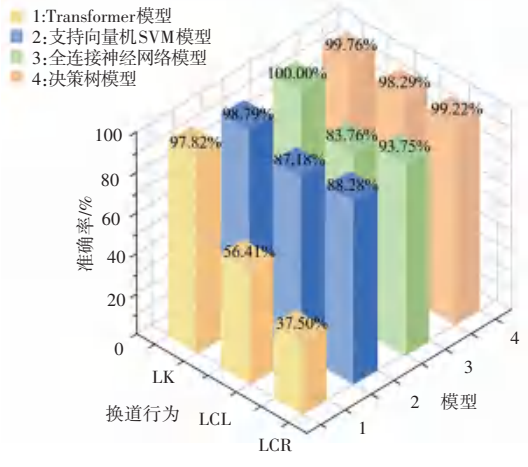


图 11 组合 2 下换道意图识别准确率对比图

Fig. 11 Lane change intention recognition accuracy comparison chart under scenario 2

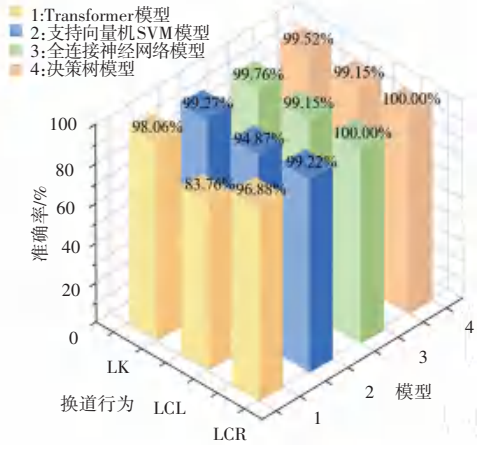


图 12 组合 3 下换道意图识别准确率对比图

Fig. 12 Lane change intention recognition accuracy comparison chart under scenario 3

4.3.2 模型召回率对比

召回率为某一项换道意图识别中正确识别占该

项识别任务对应样本数的比例，可以代表模型对某一项换道意图的识别能力，各模型的召回率数值如图 13 所示。

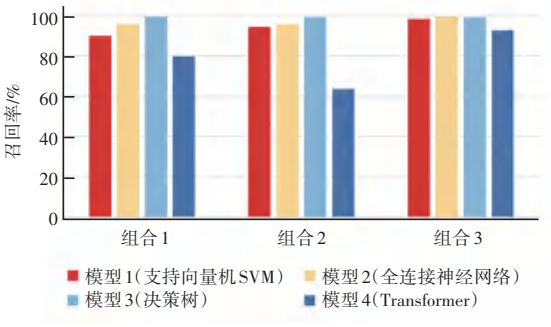


图 13　模型召回率对比图

Fig. 13　Model recall rate comparison chart

(1) 支持向量机模型。组合 1 的召回率约为 90.12%；组合 2 的召回率提升到了 94.68%，这就表明增加“纵向加速度”特征后，支持向量机模型的识别能力有所增强；组合 3 的召回率进一步提高至 98.48%。随着特征数量增加至 7 种，支持向量机模型对换道意图的识别更加准确。

(2) 全连接神经网络模型。在组合1中，模型召回率为 96.05%，对各种意图识别的完整性较强；组合 2 降至 95.90%，虽然略有下降，但识别效果仍较好；组合 3 的召回率飙升至 99.70%，在该组特征下，全连接神经网络对换道意图的识别几乎无遗漏。

(3) 决策树模型。在组合 1 中，得到的召回率为 94.53%；组合 2 时，提高至 99.39%，接近完美；组合 3 时，模型的召回率高达 99.54%，表明其在 7 个特征组成的复杂环境下的识别效果非常理想。

(4) Transformer 模型。组合 1 中，模型的召回率为 87.23%，相比其他模型召回率较低；组合 2 中，召回率降至 78.72%；而在组合 3 中，召回率回升至 95.29%，显示 Transformer 在处理更为全面的特征集合时，其识别能力得到了显著提升。

总结实验数据可知，虽然 4 种模型在不同的特征组合下表现各异，但基本呈现召回率随特征增加逐步上升。在实际应用场景中，选择何种模型取决于具体需求，如对召回率要求极高的场合，可能更倾向于选用全连接神经网络或决策树模型。

4.3.3　模型精确率对比

模型精确率为单项换道识别结果中识别正确的比例，4 个模型的精确率如图 14 所示。

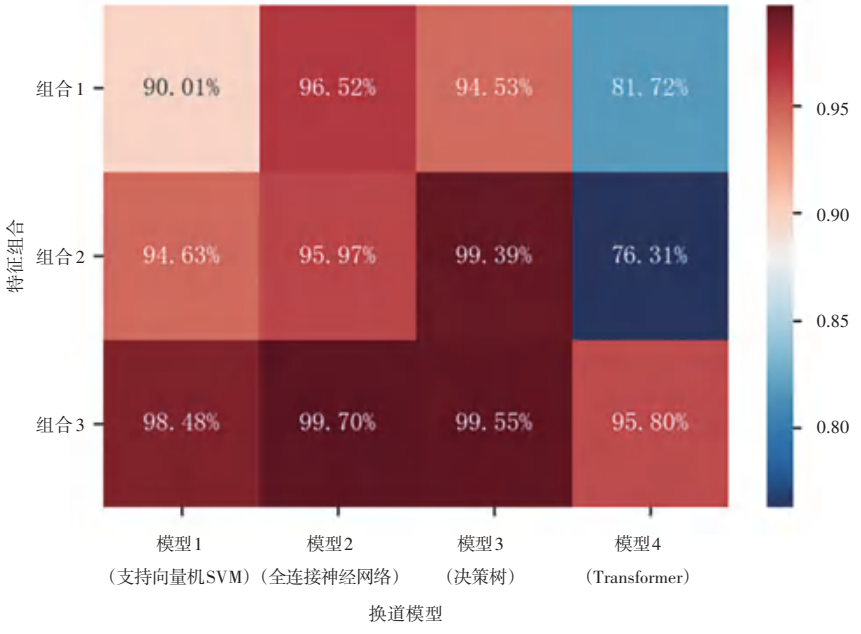


图 14　模型精确率对比图

Fig. 14　Model accuracy comparison chart

在组合 1 中，全连接神经网络的准确率最高，其次是决策树模型、支持向量机，Transformer 模型在这一组合下的准确率最低；在组合 2 中，决策树模型的准确率最高，其次是支持向量机模型，全连接神经网络模型排在第 3 位，Transformer 模型的准确率仍最低；在组合 3 中，决策树模型和全连接神经网络的准确率都非常接近且极高，两者并列第一，支持向量机模型的准确率紧随其后，而 Transformer 模型的准确率有所提升，但仍旧低于其余模型。

总结实验数据可知，当特征组合由较少变为较

多时,多数模型的精确率都有所提高,这是因为更多的特征往往能够提供更丰富、更详细的驾驶情景信息,有助于模型更准确地区分不同类型的换道意图,从而减少错误预测。然而,这种趋势并非绝对,也需要结合具体的特征和模型结构来看待。例如,Transformer 模型可能需要足够多的高质量序列特征才能充分发挥其长程依赖和上下文捕捉的优势。

4.3.4 模型 $F1$ 分数对比

模型的 $F1$ 分数作为模型性能的重要评价指标,综合考虑了精确率和召回率,能够综合反映模型的分类效果,3 种组合下模型的 $F1$ 分数图如图 15 所示。

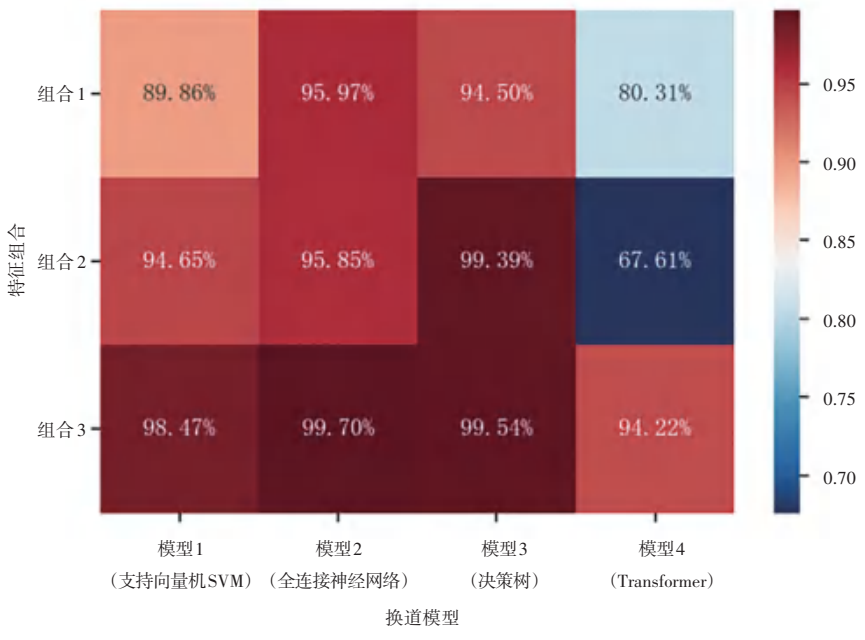


图 15 模型 $F1$ 分数对比图

Fig. 15 Model $F1$ score comparison chart

对于组合 1,全连接神经网络模型展现了最高的 $F1$ 分数,其后依次为支持向量机模型、决策树,而 Transformer 模型的 $F1$ 分数最低;对于组合 2,支持向量机模型跃居首位,全连接神经网络模型紧随其后,决策树和 Transformer 模型依旧维持较低水平,但均有所提升;对于组合 3,全连接神经网络与决策树模型的 $F1$ 分数有显著提升,支持向量机和 Transformer 模型的 $F1$ 分数相对稳定,但整体排名未发生显著变化。

模型 $F1$ 分数在换道意图识别任务中代表了模型在避免假阳性和假阴性预测方面的平衡能力,高 $F1$ 分数意味着模型既能够准确识别出真正的换道行为(高精确率),又能捕捉到大部分实际发生的换道事件(高召回率),这对于确保道路交通安全和提高驾驶辅助系统的响应质量至关重要。

4.3.5 模型各特征重要性对比

本文采用了线性回归模型来拟合测试集的特征和目标标签,以此揭示各特征在识别任务中的相对重要性。线性回归模型的得分代表了各个特征对预测结果的影响力度和方向。得分绝对值越大,表示该特征在模型预测中的影响力越显著;正负号则指示了特征值增大时对预测值的影响方向,正得分意味着该特征值增加会促使预测结果相应增加,负得分则表示特征值增加会导致预测结果减小。

组合 1 下特征重要性对比如图 16 所示。对于组合 1,在所有模型中,车头间距显示出较大的正得分,这意味着随着车辆之间车头间距的增大,预测保持原车道或换道至另一侧的概率可能相应增加,其在换道意图识别过程中直接影响到车辆是否具备变道的可能性。同时,车头时距显示了较大的负得分,反映了安全边界和潜在风险对判断车辆意图的影响。当车头时距增加时,车辆发生换道行为的可能性会相应减少,而纵向速度与碰撞时间的增加对于车辆换道的可能性影响较小。

组合 2 下特征重要性对比如图 17 所示。对于组合 2,相较组合 1、加入了纵向加速度这一特征,其 $F1$ 得分为一较小的负值,这意味着车辆纵向加速度增大时,对车辆换道的可能性具有较小负面影响。

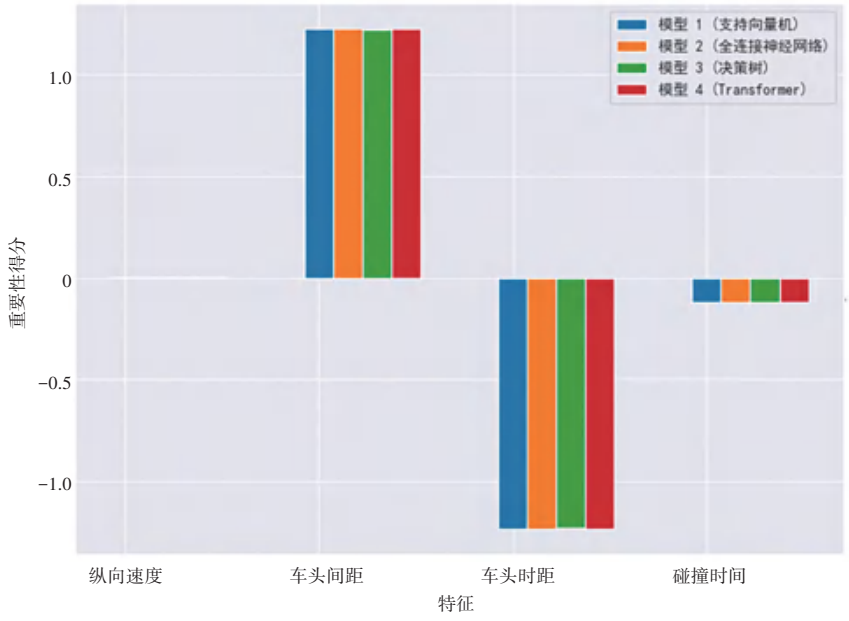


图 16　组合 1 下特征重要性对比图

Fig. 16　Feature importance comparison chart under scenario 1

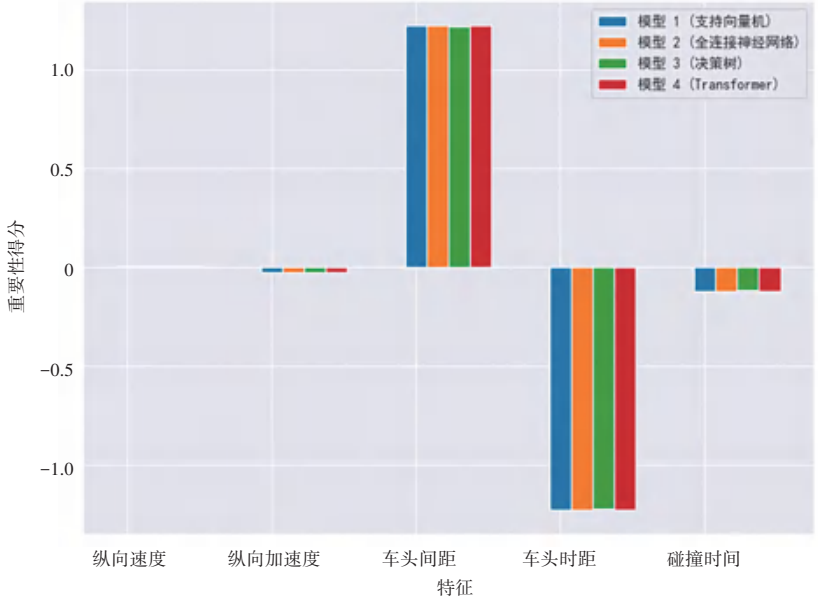


图 17　组合 2 下特征重要性对比图

Fig. 17　Feature importance comparison chart under scenario 2

组合 3 下特征重要性对比如图 18 所示。对于组合 3，相较组合 2 加入了横向速度与横向加速度，而且横向速度的系数为一较小的正值，代表其对车辆换道的可能性具有较小正面影响；横向加速度的系数为一较大的正值，代表其对车辆换道的可能性具有较大正面影响。

总体来看，在特征组合 2 和 3 中，随着特征数目的增加，如横向速度和横向加速度这样的新增特征在某些模型中的重要性有所提升，这表明其对于准确识别车辆换道意图起到了相应作用。特别是纵向加速度在多数模型中表现出较高的权重，体现了其在捕捉车辆动态变化趋势中的作用。

对于各个模型实际进行换道预测时需要的时间，将测试数据集用于已经训练好的模型进行换道预测得出的总预测时间，然后再除以总的测试数据个数（658 条），得到平均每条测试数据的换道预测时间，再将 4 个模型在 3 个特征下的运行时间取平均后得到：支持向量机模型运行时间为 4.567 39E−06 s，全连接神经网络模型为 4.093 46E−06 s，Transformer 模型为 1.849 41E−05 s，决策树模型为 1.520 85E−06 s。

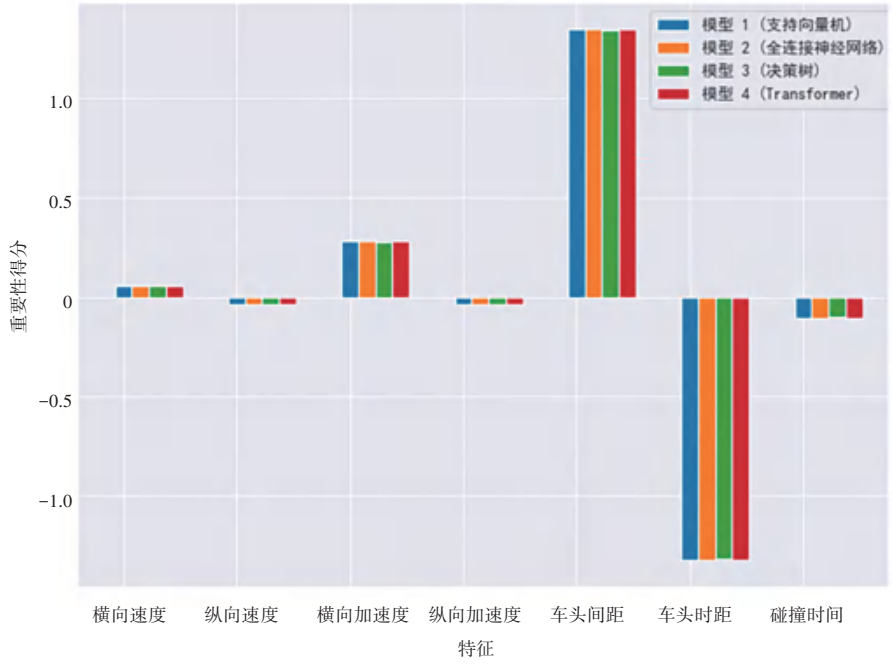


图 18 组合 3 下特征重要性对比图

Fig. 18 Feature importance comparison chart under scenario 3

通过综合比较 4 个模型在换道意图识别任务中的各项特征与准确度，总结得到：全连接神经网络模型在准确率和 $F1$ 分数上表现最佳，适用于对准确性要求较高的场景；决策树模型在召回率和精确率上表现出色，适用于需要平衡准确率和召回率的场景；支持向量机模型在特征较多时表现稳定，适用于数据集较大且特征维度较高的场景；而 Transformer 模型在某些特征组合下表现不佳，适用性较差。

5 结束语

本文通过数据处理与模型比较，为车辆换道意图识别提供了一套有效方法。在数据预处理阶段，首先科学划分了原始数据集，为消除数据中的单位差异，实施了数据标准化，确保所有特征具有零均值和单位标准差，提升了模型比较的公平性。通过散点图矩阵、相关系数热图和小提琴图的可视化分析，深入探究了特征间的关联性，识别出与换道意图紧密相关的特征组合。

在实验部分，本文分别构建了 Transformer、全连接神经网络、决策树和支持向量机模型。通过对模型各参数的全面对比，揭示了模型在不同特征配置下的表现差异，以及各模型适用的场景，有效提升了换道意图识别模型的性能，为安全驾驶辅助提供了重要的技术支撑。未来研究可进一步探索更多元化的特征工程和模型优化策略，以应对复杂多变的交通场景。

参考文献

[1] GUO Junyao, KURUP U, SHAH M. Is it safe to drive? An overview of factors, metrics, and datasets for driveability assessment in autonomous driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(8): 3135 - 3151.

[2] 张磊, 彭金栓, 宋臻, 等. 车道变换行为研究进展[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(11): 40-50.

[3] LUO Q, ZANG X, CAI X, et al . Vehicle lane changing safety pre - warning model under the environment of the vehicle networking[J]. Sustainability, 2021, 13(9): 5146.

[4] AHMED I, KARR A F, ROUPHAIL N M. Characterizing lane changing behavior and identifying extreme lane changing traits [J]. Transportation Letters, 2023, 15(5): 450-464.

[5] GSCHWENDTNER C, SINSEL S R, STEPHAN A. Vehicle-to-X (V2X) implementation: An overview of predominate trial configurations and technical, social and regulatory challenges[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021,145: 110977.

[6] AHMED H U, HUANG Y, LU P, et al. Vehicle-to-X (V2X) implementation: Technology developments and impacts of connected and autonomous vehicles: An overview[J]. Smart Cities, 2022, 5(1): 382-404.

[7] LIU Qingxiao, XU Shaohang, LU Chao, et al. Early recognition of driving intention for lane change based on recurrent hidden semi-Markov model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 10545-10557.

[8] ZYNER A, WORRALL S, WARD J, et al. Long short term memory for driver intent prediction[C]//Proceedings of 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 1484-1489.

[9] 熊晓夏, 陈龙, 梁军, 等. 危险换道驾驶行为预测方法研究[J]. 汽车工程, 2017, 39(9): 1040-1046.

[10] 姚俊峰,何瑞, 史童童, 等. 基于机器学习的交通流预测方法综

述[J]. 交通运输工程学报，2023，23(3)：44-67.
[11] NAZIRKAR R R. Machine learning algorithms performance evaluation in traffic flow prediction [J]. Materials Today：Proceedings，2022，51(1)：1046- 1050.
[12] SHARMA O，SAHOO N C，PUHAN N B. Highway discretionary lane changing behavior recognition using continuous and discrete hidden markov model[C]//Proceedings of the IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). Piscataway，NJ：IEEE，2021：1476-1481.
[13] DAVID R，SÖFFKER D. A study on a HMM-based state machine approach for lane changing behavior recognition [J]. IEEE Access，2022，10：122954-122964.
[14] NELWAMONDO F V，MARWALA T，MAHOLA U. Early classifications of bearing faults using hidden markov models，Gaussian mixture models，mel-frequency cepstral coefficients and fractals [J]. International Journal of Innovative Computing，Information and Control，2006，2(6)：1281-1299.
[15]薛红军，陈广交，李鑫民，等. 基于决策树理论的交通流参数短时预测[J]. 交通信息与安全，2016，34(3)：64-71.
[16] SUN Qinyu，WANG Chang，FU Rui，et al. Lane change strategy analysis and recognition for intelligent driving systems based on Random Forest [J]. Expert Systems with Applications，2021，186：115781.
[17] AMIN M，VINCENT J，AHMED C，et al. Detection and risk analysis with lane-changing decision algorithms for autonomous vehicles[J]. Sensors，2022，22(21)：8148.
[18]密俊霞，于会龙，席军强. 基于 MLP-SVM 的驾驶员换道行为预测[J]. 兵工学报，2022，43(12)：3020-3029.
[19] FENG Y，YAN X. Support Vector Machine based lane-changing behavior recognition and lateral trajectory prediction [J]. Computational Intelligence and Neuroscience，2022，2022：3632333.
[20]惠飞，魏诚. 基于深度学习的驾驶员换道行为预测[J]. 计算机系统应用，2020，29(3)：55-63.
[21]徐海文，史家财，汪腾. 基于深度全连接神经网络的离港航班延误预测模型[J]. 计算机应用，2022，42(10)：3283-3291.
[22] ZHANG Hao，ZOU Y，YANG Xiaoxue，et al. A temporal fusion transformer for short-term freeway traffic speed multistep prediction[J]. Neurocomputing，2022，500：329-340.
[23] CHEN Changlu，LIU Yanbin，CHEN Ling，et al. Bidirectional spatial-temporal adaptive Transformer for urban traffic flow forecasting [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems，2023，34(10)：6913-6925.
[24] SUN J，WANG X，ZHAO K，et al. Multi-channel EEG emotion recognition based on parallel Transformer and 3D-convolutional neural network[J]. Mathematics，2022，10(17)：3131.
[25] SHANGGUAN Q，FU T，WANG J，et al. A proactive lane-changing risk prediction framework considering driving intention recognition and different lane-changing patterns [J]. Accident Analysis & Prevention，2022，164：106500.
[26] VASWANI A，NOAM S，NIKI P，et al. Attention is all you need [J]. arXiv preprint arXiv，1706.03762，2017.
[27] YANG Yang，YANG Lin，WU Bo，et al. Corrigendum to "safety prediction using vehicle safety evaluation model passing on long-span bridge with fully connected neural network" [J]. Advances in Civil Engineering，2020，2020(1)：9896171.
[28]林浩，李雷孝，王慧. 支持向量机在智能交通系统中的研究应用综述[J]. 计算机科学与探索，2020，14(6)：901-917.
[29]李文. 决策树优化选择下城市交通出行特征研究[J]. 现代电子技术，2024，47(5)：182-186.
[30] KRAJEWSKI R，BOCK J，KLOEKER L，et al. The HighD dataset：A drone dataset of naturalistic vehicle trajectories on German highways for validation of highly automated driving systems[C]//Proceedings of the 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway，NJ：IEEE，2018：2118-2125.