

DOI:10.20035/j.issn.1671-2668.2022.04.005

轨迹数据驱动的自动驾驶公交运行评价方法*

吴忠宜¹, 汪磊^{2,3}, 汪涛⁴, 刘好德¹, 祁昊¹

(1.交通运输部科学研究院, 北京 100029; 2.上海海事大学 交通运输学院, 上海 201306; 3.同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 4.上海交通大学 船舶海洋与建筑工程学院, 上海 200240)

摘要: 基于自动驾驶公交车车载传感器采集的车辆位置、速度、加速度等轨迹数据, 建立多变量长短期记忆神经网络二分类器模型组, 将轨迹数据识别转换为车辆运行稳定性、高效性、安全性指标, 以追踪车辆运行状态; 在开放交通流道路中, 采集自动驾驶公交车的行驶轨迹数据进行模型训练和测试, 结果表明该方法能有效识别超速、急加减速、进出站等事件, 命中率、召回率、准确率高于 0.8, 识别准确度较好; 分别采集自动驾驶模式与人工驾驶模式样本, 应用轨迹检测评价方法进行运行质量评价对比, 发现自动驾驶公交具有更高的控制稳定性、安全性, 人工驾驶模式具有更高的效率。

关键词: 城市交通; 公共交通; 自动驾驶公交车; 运行评价; 轨迹数据

中图分类号: U46

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2022)04-0016-07

常规公交系统是自动驾驶技术应用的重要场景之一。自动驾驶与智能网联技术应用于公共汽车系统中, 能减少驾驶员负荷和人力成本, 提高道路利用效率, 同时更精准地控制车辆能耗, 实现绿色驾驶。近年来, 国内外纷纷建设智能网联车辆测试区域, 国内部分城市设置开放道路测试场景, 为自动驾驶乘用车和商用车数据采集及智能算法优化提供了坚实基础。但自动驾驶公交车在投放至开放道路交通流环境中运营前, 需经过科学、充分的分析和评估, 清晰认识自动驾驶公交车在开放道路交通流条件下的运行特性和自动化水平、明确自动驾驶公交车的适用条件, 这是应用和推广自动驾驶公交车的基础。而自动驾驶公交车的自动化能力在普通乘用车自动驾驶水平的基础上, 还与运营调度管理息息相关。因此, 对自动驾驶技术在公交系统中的应用评价不仅局限于车辆层面, 还应关注系统层面和运营层面。该文通过采集自动驾驶公交车运行轨迹数据建立长短期记忆神经网络(LSTM)模型, 通过模型判别车辆运行中的关键状态, 并转换为车辆运行质量评价指标, 对自动驾驶公交车控制稳定性、高效性和安全性进行评价。

1 国内外自动驾驶公交评测发展现状

1.1 自动驾驶公交及其评价

中国《“十三五”现代综合交通运输体系发展规

划》指出要大力发展公共交通, 推动公交都市建设, 加快城市公共交通新能源汽车规模化应用, 提升装备和载运工具智能化、自动化水平。其他国家也纷纷推动自动驾驶在公交领域的应用, 如美国交通部在自动驾驶 3.0 白皮书中定义了自动驾驶、无人驾驶公共交通的愿景, 美国联邦公共管理局指出地面公交是自动驾驶汽车最可能落地应用的场景。还有很多国家将自动驾驶公交落地列入重要的战略和政策文件中。

当前自动驾驶公交的发展方向主要有两种: 一种是以解决“最后一公里”问题为目标, 实现小范围内开放道路上低速共享合乘的小型接驳客车, 如自动驾驶接驳巴士; 另一种是在现有专有路权快速公交模式的基础上, 实现车辆的自动化控制, 如快速公交系统自动化驾驶。

目前对自动驾驶车辆运行质量的研究主要建立在车辆层面, 车辆性能、效能评价大多在封闭测试场景中进行, 主要集中在乘用车对于复杂场景的感知和能动水平评估上。鉴于公交车的运营特性, 其自动化能力在常规乘用车自动化能力的基础上还应与自动化运营相衔接。因此, 对自动驾驶公交车运行质量的评价既要考虑车辆本身自动驾驶水平, 还要考虑自动驾驶对运营带来的影响。

1.2 基于轨迹的自动驾驶评价方法

对于传统的人工驾驶公交车运行和运营的追踪

* 基金项目: 中央级公益性科研院所基本科研业务费项目(20214801); 国家自然科学基金项目(52002280)

评价,采用运营台账数据或调查问卷的方式可以实现,对数据的实时处理要求不高。当前新一代智能公交系统朝着自动化、电动化、网联化方向发展,在大数据技术背景下,所获得数据的精细度和完整度更高,使轨迹数据能应用于公交车运行和运营质量监测、评价与分析。

公交车轨迹数据包含车辆位置、速度及相关瞬时状态信息参数,能全面刻画车辆运行状态特征。例如可通过公交车车载 GPS 模块数据判别超速、急加速等事件,分析车辆驾驶和运行安全特征,为公交运营决策提供支持。

循环神经网络(RNN)及 LSTM 能处理特征向量在时间序列下的问题,适用于车辆轨迹特征分析,近年来成为研究自动驾驶车辆轨迹数据的重要方法。张楠等通过建立 RNN 模型构造序列至序列(Sequence-to-Sequence,Seq2Seq)映射模型,实现了对专用路权公交车轨迹的动态预测。黄玲等利用 LSTM 对自动驾驶车辆换道轨迹进行了建模分析。韩皓等引入注意力 Seq2Seq 网络对交织区自动驾驶车辆轨迹进行了预测。该文利用 LSTM 的时序特征识别性质构建多重 LSTM 二分类器实现对轨迹的识别,从轨迹中提取关键评价指标信息,实现自动驾驶公交运行质量评价。

2 轨迹数据及评价指标

2.1 轨迹数据包含的信息

目前,智能网联自动驾驶公交车配备了大量传感器(如高精度定位传感器)、数据总线(CAN 总线)与通信设备(T-Box),能采集丰富的车辆运行状态数据。车辆轨迹数据为一组时间序列状态向量 $X_t = (x_{LAT}, x_{LON}, v, a, x_{OPR}, x_{STP}), \forall t \in T$, 其中: t 为时间序列集合 T 中的某一时间片段, x_{LAT} 和 x_{LON} 分别为车辆位置的纬度和经度, v 为车辆瞬时速度, a 为车辆瞬时加速度, x_{OPR} 表示车辆是否在执行运

营任务(0 ~ 1 变量), x_{STP} 表示车辆是否正在停站(0 ~ 1 变量)。为保证数据的可靠性, v, a, x_{OPR} 和 x_{STP} 由不同传感器报告,而非由 GPS 位置数据推算。位置、速度、加速度等特征变量的差异能用于辨识车辆行驶过程中的不同状态和事件,如图 1 所示,速度、加速度值在不同时间的组合值呈现出时间序列上的变化特征,能显著区分不同行驶状态,如匀速行驶与稳定加速,同时能识别异常事件的发生,如超速、急减速等状态。正常行驶状态的延续和异常事件的发生,能用于评价车辆的运行状态。

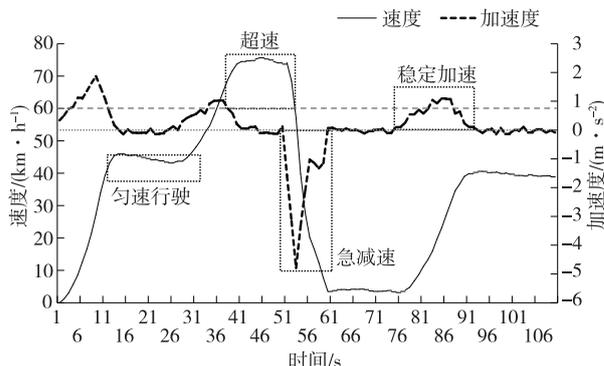


图 1 轨迹数据中可提取的关键参数

2.2 评价指标选取

现有相关评价指标主要集中于自动驾驶车辆评价和公交运营评价,自动驾驶车辆评价指标侧重于对车辆本身应对各种环境的驾驶能力评价,公交运营评价集中于满意度、服务效率评价。考虑到自动驾驶公交车区别于普通自动驾驶乘用车的运营特性,兼顾基于传感器轨迹数据所提取信息的局限性,结合已有评价指标体系和自动驾驶公交运营实际需求,从稳定性、高效性、安全性出发构建自动驾驶公交评价指标体系,其中稳定性指标反映车辆行驶控制是否满足要求,高效性指标反映车辆运行时的运输效率,安全性指标反映车辆运行时的安全可靠(见表 1)。

表 1 基于轨迹数据的自动驾驶运行评价指标

类别	评价指标	指标说明	目的
稳定性	行驶点速度标准差 Z_{11}	按路段计算行车时点样本速度的标准差	评价路段上车速稳定性
	超速次数 Z_{12}	计算速度曲线超过限速的次数	评价是否能稳定控制车速
	超速时间比 Z_{13}	累计超速的时间占总运营时间的比例	评价是否能防范超速
	点加速度标准差 Z_{14}	车辆加速时期的点样本加速度标准差	评价加速稳定性
	点减速度标准差 Z_{15}	车辆减速时期的点样本减速度标准差	评价减速稳定性
	时刻表平均偏差 Z_{16}	车辆早晚点时间与时刻表时间差值的平均值	评价时刻表吻合度

续表 1

类别	评价指标	指标说明	目的
高效性	车次平均总时间 Z_{21}	每完成一个车次花费的时间	评价运行快捷程度
	平均旅行时间 Z_{22}	有预约乘客旅行时间的平均值	评价服务质量
	旅行时间标准差 Z_{23}	有预约乘客旅行时间的标准差	评价服务质量
安全性	急加速次数 Z_{31}	发生急加速事件的次数	评价急加速事件发生的频度
	急加速时加速度 Z_{32}	发生急加速事件时的平均加速度	评价急加速事件的剧烈程度
	急减速次数 Z_{33}	发生急减速事件的次数	评价急减速事件发生的频度
	急减速时减速度 Z_{34}	发生急减速事件时的平均减速度	评价急减速事件的剧烈程度
	冲突点侵入次数 Z_{35}	与其他车辆发生冲突而影响本车行驶的次数	评价车辆交互行驶时的安全性

3 自动驾驶公交运行质量评价方法

3.1 评价方法技术流程

采用三阶段方法实现基于轨迹数据的自动驾驶公交运行状态追踪评价,流程如下:1)数据预处理。对原始轨迹数据进行预处理,补充缺失轨迹,消除轨迹波动。2)运行状态识别。构建长短期记忆网络

二分类器模型组实现对车辆正常运行状态与异常事件的识别,利用人工标定好的训练样本和验证样本将其训练成可用的模型组。3)评价指标计算。将实时采集、处理的待测样本输入训练好的模型组进行车辆运行状态与异常事件识别,并将识别结果进行分类统计计算,得到稳定性、高效性、安全性指标(见图2)。

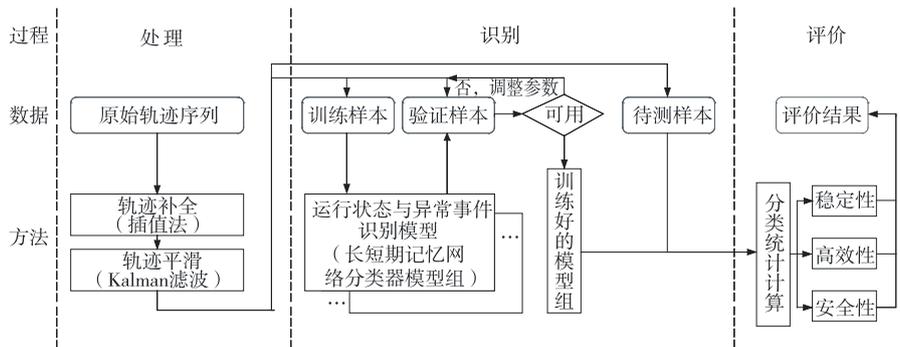


图2 轨迹数据驱动的自动驾驶公交评价流程

3.2 数据预处理

鉴于传感器采集的数据存在缺失和误差,分别采用插值法、Kalman滤波进行缺失数据补充和时间序列平滑。

3.2.1 线性插值法缺失数据补充

设时刻状态向量中任一指标变量 $x_t \in X_t$,在 $x_t \sim x_{t+L+1}$ 中需插入 L 个值,则第 l 个值($1 \leq l \leq L$)为:

$$x_{t+l} = x_t + l \cdot (x_{t+L+1} - x_t) / (L + 1) \quad (1)$$

3.2.2 Kalman滤波轨迹数据平滑

若状态向量中任一指标变量 $x_t \in X_t$ (除 $0 \sim 1$ 变量外)在 $t \in T$ 上,有如下状态方程和观测方程:

$$x_t = x_{t-1} + W(t) \quad (2)$$

$$z_t = x_t + V(t) \quad (3)$$

式中: $W(t)$ 为系统噪声; z_t 为变量观测值; $V(t)$ 为

观测噪声,其协方差分别为 Q 和 R 。

由于该问题里系统中无其他输入,其变量的Kalman滤波方程包括:

$$x(t | t) = x(t | t-1) + Kg(t) \cdot [z_t - x(t | t-1)] \quad (4)$$

$$x(t | t-1) = x(t-1 | t-1) \quad (5)$$

$$Kg(t) = P(t | t-1) / [P(t | t-1) + R] \quad (6)$$

$$P(t | t) = [I - Kg(t)] \cdot P(t | t-1) \quad (7)$$

$$P(t | t-1) = P(t-1 | t-1) + Q \quad (8)$$

式中: $x(t|t)$ 为 t 时刻滤波平滑后的变量; $Kg(t)$ 为Kalman增益; $P(t|t)$ 为协方差; I 为与 $Kg(t)$ 同阶的元素全为1的矩阵。

3.3 长短期记忆神经网络建模

车辆轨迹时间序列状态向量 $X_t = (x_{LAT}, x_{LON},$

v, a, x_{OPR}, x_{STP})_{*t*} 在时间轴 $t \in T$ 上呈现的特定状态具备可辨识特征,且在时间维度上具有长期记忆性或短期延续性。为辨识状态向量长短期特征,采用 LSTM 建立模型。与轨迹时间序列预测的 Seq2Seq 不同,自动驾驶公交运行评价涉及到异常状态判别,采用序列到分类(Sequence-to-Label Classification)的建模方法实现迹序列异常状态判别。

3.3.1 LSTM 网络构建

构建的 LSTM 网络模型见图 3。其中每个时间片由一个 LSTM 网络单元处理,时间片的 LSTM 单元能接收来自时间片 $t-1$ 的状态 h_{t-1} 和 C_{t-1} 及时间片 t 自身的输入 X_t ;其输出为二分类变量 Y_t 及传递到时间片 $t+1$ 的状态 h_{t+1} 和 C_{t+1} 。LSTM 网络的前向传播过程满足下式:

$$i_t = \sigma(\tilde{i}_t) = \sigma(W_{xi}X_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \quad (9)$$

$$f_t = \sigma(\tilde{f}_t) = \sigma(W_{xf}X_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \quad (10)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(\tilde{g}_t) = \tanh(W_{xg}X_t + W_{hg}h_{t-1} + b_g) \quad (11)$$

$$o_t = \sigma(\tilde{o}_t) = \sigma(W_{xo}X_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \quad (12)$$

$$C_t = C_{t-1} \odot f_t + \tilde{C}_t \odot i_t \quad (13)$$

$$m_t = \tanh(C_t) \quad (14)$$

$$h_t = o_t \odot m_t \quad (15)$$

$$Y_t = \sigma(W_{hy}h_t + b_y) \quad (16)$$

式中: $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活函数; $W_{xi}, W_{hi}, W_{xf}, W_{hf}, W_{xg}, W_{hg}, W_{xo}, W_{ho}, W_{hy}$ 为需要训练的权重向量; b_i, b_f, b_g, b_o, b_y 为需要训练的参数向量; $\tanh(\cdot)$ 为 tanh 激活函数; \odot 表示向量元素逐个相乘; f_t 为遗忘门函数值; i_t 和 \tilde{C}_t 为输入门函数值; o_t 为输出门函数值;输出值 h_t 经一个 Sigmoid 函数后输出为二分类变量 Y_t 。

训练好的 LSTM 网络能根据长短期记忆和输入变量实现分类功能。

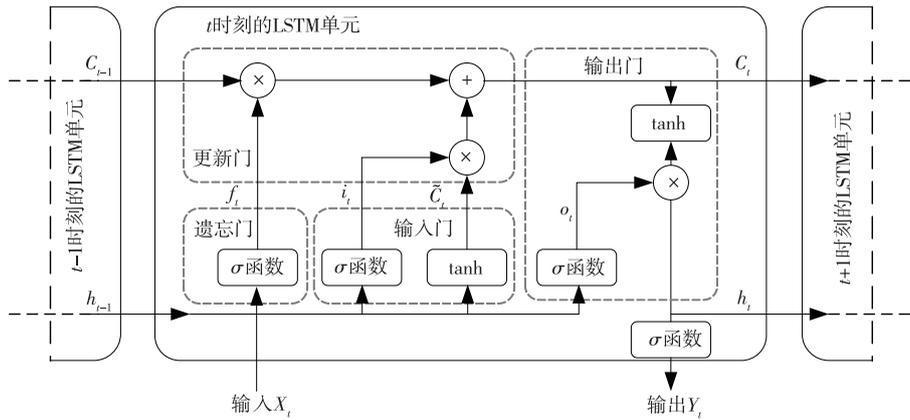


图 3 LSTM 网络单元示意图

3.3.2 多变量多重二分类器构建

图 1 所示时序变化的特征变量组对应可以互相重叠的状态,如超速状态时段可同时对应急减速状态,故多分类的分类器难以直接适用。为此,以 X_t 为多变量输入,通过训练一组 LSTM 二分类器对应各种事件状态(见表 2)发生与否。训练 LSTM 二分类器组时,对于训练样本集,先由人工判断事件状态并为样本赋予真实值。以人工分类样本为参考值。

LSTM 二分类器组的结构见图 4。针对表 2 所示 10 个事件 E1~E10 分别创建独立的 LSTM 网络,实现对每种事件状态的二分类识别。建立事件状态输出与统计指标之间的统计关系,可计算出表 1 中各评价指标。

表 2 事件状态

事件代号	名称	说明
E1	超速	行驶速度超过限制最高运行速度
E2	缓速	行驶速度较低
E3	急加速	加速度大于正常行驶加速度
E4	急减速	减速度大于正常行驶减速度
E5	正常加速	车辆在正常行驶过程中加速
E6	正常减速	车辆在正常行驶过程中减速
E7	停车	车辆发生停车
E8	换道	车辆发生换道
E9	进站	车辆进站
E10	出站	车辆出站

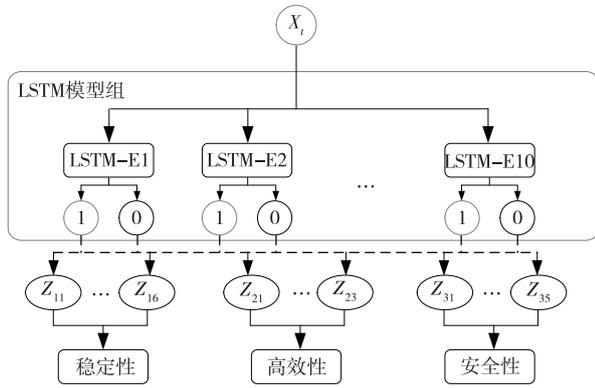


图4 基于 LSTM 模型组提取评价指标的过程

4 案例研究

4.1 数据说明

数据采集场景位于上海市嘉定区智能网联车道测试区域,包括博园路、北安德路、安虹路等路段,全长 11.1 km。通过对受试车辆挂装外装 GPS 模块和加速度计进行数据采集。连续采集车辆行驶轨迹,共收集自动驾驶车辆样本点数据 3 254 条。采用跟车时人工标记法对行车过程中的行驶事件状态进行标记,共记录事件状态 42 次,其中 645 条样本点数据被标记了不同事件状态。将上述样本大致均分为 2 个子集,分别为训练集(A 集,样本点 1 654 条)、测试集(B 集,1 600 条)。

数据采集时段为平峰、自动驾驶车辆许可进入开放交通道路中的时段。为便于对比研究,设计相同行驶范围内的人工模拟驾驶场景,并采用相同设备采集行驶轨迹数据。

数据处理环境为 Intel Xeon E5—2650 2.0 GHz 处理器、32 GB 内存服务器;软件包括 64 位 Windows Server 2019 操作系统、Python3.5、PyCharm 集成开发环境、TensorFlow1.13 及相关支撑库,并构建 LSTM 网络。

4.2 模型训练

4.2.1 模型训练效果指标

针对 E1~E10 分别训练 10 个二分类 LSTM 模型,采用命中率 (Accuracy)、召回率 (Recall)、准确率 (Precision) 作为模型性能指标,计算公式如下:

$$A = (TP + TN) / (TP + FN + FP + TN) \quad (17)$$

$$R = TP / (TP + FN) \quad (18)$$

$$P = TP / (TP + FP) \quad (19)$$

式中:A 为命中率,即正确区分出事件状态和正常

状态的样本占总样本的比例;TP 为准确判别出事件状态的样本数;TN 为判别为正常状态、实际为正常状态的样本数;FN 为判别为正常状态、实际为事件状态的样本数;FP 为判别为事件状态、实际为正常状态的样本数;R 为召回率,即正确判别出事件状态的样本占实际事件状态样本的比例;P 为准确率,即正确判别事件状态的样本占模型判别出事件状态样本的比例。

4.2.2 模型训练和交叉验证

采用十折交叉验证(10-fold cross validation)方式训练并验证模型,即将轨迹数据 A 集划分成 10 段子数据集,进行 10 次训练与验证,每次训练与验证采用其中 9 段子数据集作为训练样本集、另 1 段子数据集作为验证集,以获得更稳定的 LSTM 模型。模型 E1~E10 各自分组训练效果见图 5。

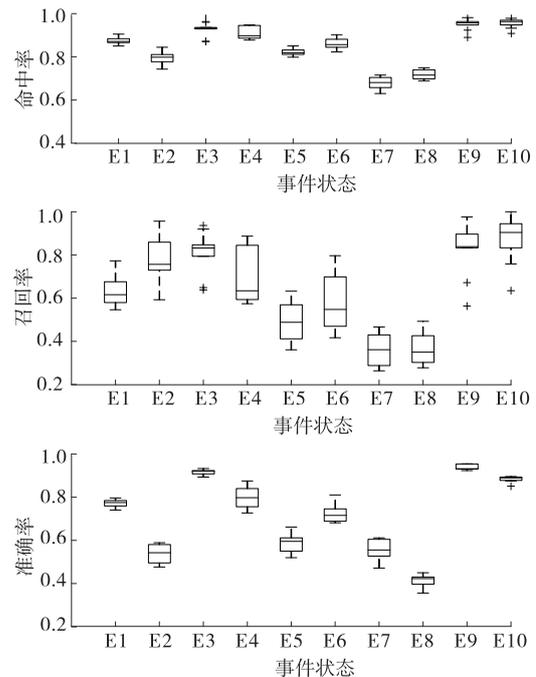


图5 分组验证时模型 E1~E10 的效果

由图 5 可知:1) 各事件的分类判别命中率均在 0.6 以上,表明 LSTM 模型在一定程度上能较好地识别各事件状态;E1、E3、E4、E9、E10 能稳定地取得大于 0.8 的命中率,表明模型在识别超速、急加速、急减速、进站、出站事件状态上能取得稳定且较正确的结果。2) 各模型的召回率和准确率差别较大,且召回率离散程度较大。召回率相对差于准确率,表明模型把正常行驶状态误识别为事件状态的情况较多;准确率相对好于召回率,表明模型较少误识发生事件状态的样本。E1、E3、E4、E9、E10 事件

模型的召回率和准确率均在 0.6 以上,其中 E3、E9、E10 的平均准确率达 0.88,表明模型能非常好地识别急加速、进出站事件。模型对 E7、E8 事件的识别效果不理想,即模型不能很好地识别停车和换道事件。对于 E7 停车事件,由于人工标注的标签和实际速度、加速度特性存在差异,存在一定程度的误

报,导致召回率偏低;对于 E8 换道事件,由于换道特性在本研究涉及的数据维度中缺少区分度,识别率偏低。总体而言,模型能较好地识别 E1、E3、E4、E9、E10 事件,在准确率和命中率上能较好地判别超速、急加速、急减速、进站、出站事件,而这些事件能帮助计算自动驾驶公交运行评价指标(见表 3)。

表 3 各指标的计算方法

计算方法分类	指标
直接通过数据计算	行驶点速度标准差、点加速度标准差、点减速度标准差
通过 E1、E3、E4、E9、E10 事件识别后统计	超速次数、超速时间比、时刻表平均偏差、车次平均总时间、平均旅行时间、旅行时间标准差、急加速次数、急加速时加速度、急减速次数、急减速时减速度
人工统计	冲突点侵入次数

4.2.3 测试样本情况

B 组测试样本集的分类识别准确度见图 6。

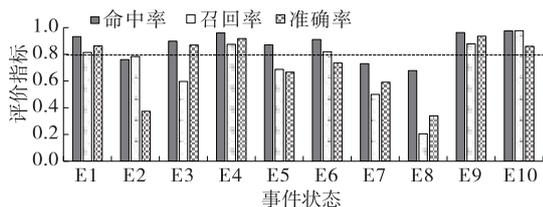


图 6 测试样本集分类识别效果

由图 6 可知:1) 训练后模型对事件 E1 超速、E4 急减速、E9 进站、E10 出站的识别效果较好,识别结果的命中率、召回率、准确率都在 0.8 以上,模型识别结果能应用于自动驾驶车辆运行状况评价指标计算;E3 急加速的召回率相对较低(0.6 以下),表明模型将测试样本集中非急加速状况识别为急加速的情况较多;准确率和命中率能得到保证,模型较少丢失实际发生急加速的情况。2) 训练后模型对 E2 缓速行驶、E5 正常加速、E6 正常减速情况的识别性能较弱,表明这些场景在本研究涉及的数据维度条件下区分度不明显;E7 停车、E8 换道场景的识别效果不理想,需通过进一步增加数据和信息来源提高事件状态的辨识度。

4.3 指标分析

基于上述基础数据和事件识别,通过函数统计得到各评价指标值,评价自动驾驶车辆运行质量,刻画受测试自动驾驶车辆的运行和运营特性。为分析自动驾驶与人工驾驶车辆运行特性差异,采集相同测试范围、相同线路条件下人工驾驶车辆轨迹,利用上述方法对人工驾驶轨迹特性进行计算分析,并与自动驾驶运行特性指标进行对比(见表 4)。

表 4 自动驾驶车辆与人工驾驶车辆指标比较

类别	指标	自动驾驶	人工驾驶
稳定性	行驶点速度标准差/(km · h ⁻¹)	3.20	10.30
	超速次数/次	0.00	2.00
	超速时间比	0.00	0.08
	点加速度标准差/(m · s ⁻²)	0.12	0.35
高效性	点减速度标准差/(m · s ⁻²)	1.24	2.77
	时刻表平均偏差/min	1.87	3.46
	车次平均总时间/min	13.40	11.30
	平均旅行时间/min	4.47	3.77
安全性	旅行时间标准差/min	1.25	2.01
	急加速次数/次	3.00	7.00
	急加速时加速度/(m · s ⁻²)	1.89	2.54
	急减速次数/次	2.00	3.00
	急减速时减速度/(m · s ⁻²)	4.56	6.77
	冲突点侵入次数/次	1.00	7.00

由表 4 可知:人工驾驶车辆的点速度标准差(10.3 km/h)显著高于自动驾驶车辆(3.2 km/h),表明自动驾驶车辆的匀速行驶稳定性好于人工驾驶车辆;自动驾驶车辆未发生超速,而人工驾驶车辆发生 2 次超速;自动驾驶车辆加速度、减速度标准差小于人工驾驶车辆,表明自动驾驶车辆的加速、减速控制稳定性好于人工驾驶车辆;自动驾驶车辆的时刻表偏差小于人工驾驶车辆,其运营稳定性优于人工驾驶车辆;自动驾驶车辆的旅行时间略长于人工驾驶车辆,旅行时间的可靠性强于人工驾驶;自动驾驶模式的急加速、急减速情况好于人工驾驶。综上,自动驾驶车辆的稳定性和安全性好于人工驾驶车辆,但效率不及人工驾驶。

5 结论

以自动驾驶公交车辆行驶轨迹数据作为输入,基于 LSTM 二分类器对时间序列中的状态向量进行特征识别,实时追踪计算车辆行驶过程中的稳定性、高效性、安全性指标。主要结论如下:1) 基于车辆运行事件状态构建的 LSTM 二分类器对于超速、急加速、急减速、进出站等事件具有很好的识别精度,对训练样本和验证样本识别结果的命中率、召回率、准确率都在 0.8 以上,模型识别结果能应用于自动驾驶车辆运行状况评价指标计算。2) 在正确识别运行事件的基础上,对自动驾驶过程中的运行质量指标进行计算,对自动驾驶测试区内自动驾驶车辆的运行状态进行评价。结果显示,受试车辆现阶段自动化水平下,其运行稳定性和安全性好于人工驾驶,但效率不及人工驾驶。该文为利用机器学习手段快速分析自动驾驶车辆轨迹并对车辆运行质量进行评价提供了较好的研究方法和思路。但采集的数据维度尚不够全面。后续研究中,由于智能车辆自身载有的传感器能感知到的环境和交通特征更全面,能从更高维度刻画车辆运行、跟车、变道、停车、上下客等事件特征,从而提高对车辆运行质量判别的准确性,更全面地评价自动驾驶车辆的运行质量。

参考文献:

- [1] SHLADOVER S E.Connected and automated vehicle systems:Introduction and overview[J].Journal of Intelligent Transportation Systems,2018,22(3):190-200.
- [2] ANDERSON J M,KALRA N,STANLEY K D,et al. Autonomous vehicle technology: A guide for policy-makers[M].Santa Monica:RAND Corporation,2016.
- [3] US Department of Transportation.Preparing for the future of transportation:Automated vehicles 3.0[R]. US Department of Transportation,2018.
- [4] NASSER A,BREWER J,NAJM W,et al.Transit bus automation project:Transferability of automation technologies final report[R].US Department of Transportation,2018.
- [5] CAO Z,CEDER A. Autonomous shuttle bus service timetabling and vehicle scheduling using skip-stop tactic[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies,2019,102:370-395.
- [6] SHEN Y,ZHANG H,ZHAO J.Integrating shared autonomous vehicle in public transportation system: A supply-side simulation of the first-mile service in Singapore[J].Transportation Research Part A:Policy and Practice,2018,113:125-136.
- [7] KIM C W,TANCHOCO J M A.Operational control of a bidirectional automated guided vehicle system[J]. International Journal of Production Research,1993,31(9):2123-2138.
- [8] 王兰.宇通完成 L4 级智能公交试运行[J].汽车观察,2019(6):58-59.
- [9] 崔柳青,李浩东.申龙“熊猫公交”亮相 2019 道路运输展[J].商用汽车,2019(6):68.
- [10] 娟子.安凯:国内首款无人驾驶巴士成功运行[J].运输经理世界,2017(12):80-81.
- [11] SAE Technical Standards Board.Taxonomy and definitions for terms related to on-road motor vehicle automated driving systems[R].SAE Technical Standards Board,2014.
- [12] 许设,马文博,高晋先,等.商用车自动驾驶测试现状研究[J].汽车实用技术,2021,46(17):26-29.
- [13] 王荣,孙亚夫,宋娟.自动驾驶车辆道路测试场景评价方法与试验验证[J].汽车工程,2021,43(4):620-628.
- [14] 杨晓光,安健,刘好德,等.公交运行服务质量评价指标体系探讨[J].交通运输系统工程与信息,2010,10(4):13-21.
- [15] HATZENBÜHLER J,CATS O,JENELIUS E.Transitioning towards the deployment of line-based autonomous buses;Consequences for service frequency and vehicle capacity[J].Transportation Research Part A: Policy and Practice,2020,138:491-507.
- [16] 张文会,刘委,王圣鼎,等.基于结构方程的城市常规公交满意度评价[J].交通运输工程与信息学报,2021,19(1):43-51.
- [17] 刘好德,钱贞国,刘向龙,等.新一代智能公交系统体系框架设计[J].交通运输研究,2020,6(6):1-10.
- [18] 任慧君,许涛,李响.利用车载 GPS 轨迹数据实现公交车驾驶安全性分析[J].武汉大学学报(信息科学版),2014,39(6):739-744.
- [19] 张楠,董红召,余翊妮.公交专用道条件下公交车轨迹的 Seq2Seq 预测[J].浙江大学学报(工学版),2021,55(8):1482-1489+1517.
- [20] 黄玲,郭亨聪,张荣辉,等.人机混驾环境下基于 LSTM 的无人驾驶车辆换道行为模型[J].中国公路学报,2020,33(7):156-166.
- [21] 韩皓,谢天.基于注意力 Seq2Seq 网络的高速公路交织区车辆变道轨迹预测[J].中国公路学报,2020,33(6):106-118.