

Data Analysis and Deep Learning Algorithm of Driving Recorder Based on 360° Perspective

Xiaoping Yang Min Qin

Shenzhen Musheng Technology Co., Ltd., Shenzhen, Guangdong, 518000, China

Abstract

With the continuous progress of in car camera technology, 360° angle driving recorders have gradually received widespread attention. This comprehensive perspective provides more comprehensive data support for driving safety and event reconstruction. The paper delves into the collection, preprocessing, and feature extraction methods based on deep learning algorithms of 360° driving recorder data. Firstly, the characteristics of the 360° driving recorder data were analyzed, and the main methods of data preprocessing were explored. Subsequently, the paper discussed in detail how to extract effective features from 360° perspective data through deep learning techniques. Finally, algorithms for traffic event detection, driving behavior recognition, and abnormal behavior detection based on these features were discussed. Through the research of this paper, the aim is to provide a new, efficient, and accurate method for data analysis of driving recorders.

Keywords

360° perspective; driving recorder; deep learning; feature extraction; event detection

基于 360° 视角的行车记录仪数据分析与深度学习算法

杨晓平 秦敏

深圳市慕晟科技有限公司, 中国·广东深圳 518000

摘要

随着车载摄像技术的不断进步, 360° 视角的行车记录仪逐渐受到了广泛关注, 这种全方位的视角为行车安全和事件重建提供了更为全面的数据支持。论文深入探讨了 360° 行车记录仪数据的采集、预处理以及基于深度学习算法的特征提取方法。首先, 分析了 360° 行车记录仪数据的特点, 并探讨了数据预处理的主要方法。随后, 论文详细讨论了如何通过深度学习技术从 360° 视角的数据中提取有效的特征。最后, 探讨了基于这些特征的交通事件检测、驾驶行为识别和异常行为检测的算法。通过论文的研究, 旨在为行车记录仪数据分析提供一种全新、高效且准确的方法。

关键词

360° 视角; 行车记录仪; 深度学习; 特征提取; 事件检测

1 引言

近年来, 随着汽车工业的飞速发展, 行车安全和驾驶监测已经成为公众和研究者们关注的焦点。行车记录仪, 作为一种车载摄像装置, 逐渐成为车主的必备装备。360° 视角的行车记录仪提供了一个全方位的行车监控视角, 使得事件重建和驾驶行为分析变得更为全面和准确。尽管 360° 视角的行车记录仪提供了丰富的数据, 但如何从这些大量的数据中提取有用的信息, 仍然是一个巨大的挑战。

2 360° 行车记录仪数据采集与预处理

2.1 360° 行车记录仪数据的特点

360° 行车记录仪所采集的数据展现了车辆周围的全方位视角, 提供了一个无死角的观察环境。首先, 与传统记录

仪相比, 其数据量巨大, 因为它需要捕捉和存储从车辆各个角度获取的信息。这样的数据结构带来了更高的分辨率和更为丰富的视觉细节。其次, 由于 360° 视角, 数据中经常伴随有大量的背景信息和环境噪声, 这使得数据预处理和后续分析变得更为复杂。最后, 由于采集角度的多样性, 可能出现畸变、光线变化和遮挡等问题, 特别是在车辆转弯或并线时。

2.2 数据预处理方法

在进行任何深度学习或数据分析任务之前, 数据预处理是至关重要的步骤, 特别是对于 360° 行车记录仪数据, 其复杂性和多样性使得预处理变得更为关键。具体的预处理流程如图 1 所示。

2.2.1 数据清洗

在 360° 行车记录仪数据的预处理中, 数据清洗环节对保证分析结果的准确性和后续模型训练的有效性起到至关重要的作用。首先, 噪声削减涉及应用中值滤波器等高效滤波手段, 去除由各种外部干扰, 如环境噪声或临时性的污迹造成的视频质量下降。其次, 由于 360° 相机在拍摄时往往

【作者简介】杨晓平 (1988-), 男, 中国广东梅州人, 本科, 项目总监, 从事新产品研究与开发研究。

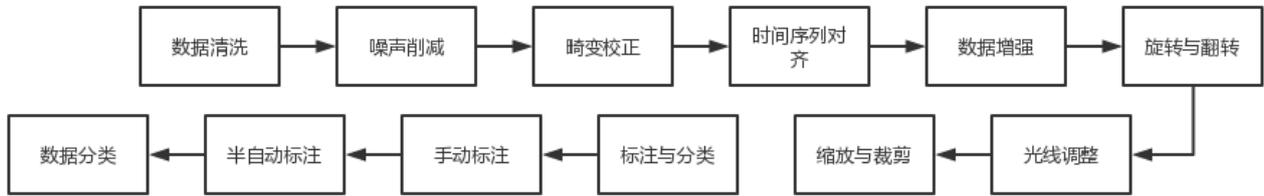


图1 数据预处理流程

会引入图像畸变，这就需要利用例如基于双线性插值的算法进行畸变校正，确保图像的真实性和可读性。最后，为了确保从不同视角或不同相机采集的数据能在时间轴上进行准确匹配，时间序列对齐成为必不可少的步骤，它确保了数据的连续性和一致性，为后续分析提供了稳固的基础^[1]。

2.2.2 数据增强

数据增强在深度学习领域中是一种常用策略，其核心目标是通过原始数据实施多样化的变换来扩展数据集，从而提高模型的泛化性能并抵抗过拟合。在360°行车记录仪数据处理中，数据增强具有特殊的重要性。首先，通过旋转与翻转操作，我们可以模拟不同的行驶和观察角度，帮助模型更好地理解并处理来自不同方向的数据。其次，光线调整则是为了确保模型对各种照明环境下的情况都有很好的响应，无论是日间的强光、黄昏的柔光还是夜间的低光，模型都能有效识别并处理。最后，缩放与裁剪策略模拟了摄像头可能捕获的不同大小和距离的物体，这种多尺度的训练方式有助于模型更好地适应实际路况中各种各样的情境。

2.2.3 标注与分类

在深度学习和机器学习的应用中，准确的数据标注是模型性能优化的基石。对于360°行车记录仪数据而言，由于其丰富的内容和复杂的场景，对数据进行准确标注和分类尤为关键。首先，专业的标注团队利用标注工具，精确地为图像中的关键实体，如汽车、行人和交通信号，打上标签，确保每一个实体都被准确地识别和分类。其次，为了提高标注效率，采取半自动标注的策略也是非常有效的。通过已经训练好的初步模型对数据进行预标注，再结合人工校正，可以在短时间内完成大量数据的标注。最后，根据这些标注信息，数据被细致地分类为多个子集，如常规驾驶场景、紧急情况以及交通违规行为等，为模型的进一步训练和评估奠定了坚实基础^[2]。

3 基于深度学习算法360°行车数据特征提取

3.1 传统特征提取方法

在深度学习技术广泛应用之前，特征提取大多依赖于传统的计算机视觉方法。对于360°行车记录仪数据而言，传统的特征提取主要集中在图像的纹理、颜色、形状和空间关系。例如，尺度不变特征转换（SIFT）和加速稳健特征（SURF）算法被用于检测和描述图像中的关键点；方向梯度直方图（HOG）被应用于检测车辆和行人，通过分析

图像的梯度方向来捕捉对象的形状信息；而颜色直方图和Haar-like特征则被用于分类和物体检测。此外，Gabor滤波器和局部二值模式（LBP）等方法被用于纹理特征的提取。这些传统方法在其时代具有很高的准确性和实用性，但随着复杂场景和变化的环境，它们在处理大量、复杂的360°数据时面临挑战，需要更为复杂和高效的方法来提取关键特征，这也为深度学习技术在特征提取上的崛起奠定了基础。

3.2 基于深度学习的特征提取

3.2.1 时间序列数据特征

长短时记忆网络（LSTM）在时间序列数据特征提取中表现尤为出色，尤其适用于360°行车记录仪数据。LSTM是循环神经网络（RNN）的一种变体，专门设计来捕获时间序列数据中的长期依赖关系。其独特之处在于其拥有三个重要的门结构：输入门、遗忘门和输出门。这些门结构确保LSTM能够选择性地记忆或遗忘信息，从而避免了RNN中的长期依赖问题。

在360°行车记录仪数据中，LSTM的应用尤为关键。考虑一个场景，驾驶员可能在数秒前启动了转向灯，这一信息对于预测接下来的驾驶行为至关重要。传统的RNN可能会随着时间的推移逐渐丧失这一信息，但LSTM通过其遗忘门和输入门可以有效地保留此类关键信息，直到它不再需要为止^[3]。

更进一步，可以使用双向LSTM（Bi-LSTM），它不仅考虑过去的信息，还考虑了未来的信息，从而在某些应用场景中提供更全面的视角。例如，通过分析驾驶员前后的行为，可以更准确地预测其下一步的动作或其意图。

为了更高效地处理360°的视角数据，可以将多个LSTM层叠加，形成深度LSTM网络。通过这种方式，底层可以捕获更为基础的时间动态，如转向灯的闪烁，而上层可以理解更为复杂的驾驶行为，如并线或转弯。

3.2.2 空间特征识别

卷积神经网络（CNN）在空间特征识别方面展现出卓越的能力，尤其在处理360°行车记录仪数据时。CNN由多个卷积层组成，能够自动从输入图像中学习空间层次结构的特征。每一个卷积层都能捕捉到图像中的某一种特定的局部模式或特征。

在360°记录仪的数据处理中，CNN特别有效。考虑到360°视角会产生大量的空间信息，其中包含各种道路标志、车辆、行人等元素。CNN可以从微观的角度（如车辆的轮廓或道路上的白线）开始，逐渐提取到更高层次的空间

结构（如交通流、行人或整体的交通情况）。

核心在于 CNN 中的卷积操作。通过使用滑动窗口（即卷积核）在图像上进行操作，CNN 可以捕捉到各种局部特征。随着网络深度的增加，这些局部特征会逐渐聚合，形成更为复杂的空间特征^[4]。例如，底层可能仅仅识别边缘和纹理，但在深层，网络可能已经能够识别车辆或其他复杂物体。

4 事件检测与分类

4.1 交通事件检测算法

在现代交通监测系统中，交通事件的及时检测与识别是至关重要的，为此，深度学习在此领域中起到了关键作用。YOLO (You Only Look Once) 算法是其中最受欢迎的一个，因为其能实时处理并检测视频中的对象。

YOLO 算法首先将输入图像划分为一个 $S \times S$ 的网格。对于每一个网格单元，它预测 B 个边界框和这些框的置信度，同时还预测 C 个类的概率。每一个边界框包含 5 个参数： x 、 y 、宽度、高度和置信度。这个置信度主要反映了预测的边界框中是否含有某个对象以及该对象的被检测准确性。

在交通事件检测的主要类别中，可能包括车辆、行人、自行车等。当系统检测到某一类的概率超过了设定的阈值时，它会将该区域标记为检测到的类别。具体的处理流程如图 2 所示。

4.2 驾驶行为识别

长短时记忆网络 (LSTM) 因其在处理时间序列数据的出色性能，被广泛应用于驾驶行为识别任务中。

LSTM 的核心优势在于其能够捕获长期的时间依赖关系。在驾驶行为中，某些行为（如转弯、刹车）通常会持续几秒钟，而 LSTM 能够有效地捕获这些持续时间内的动态变化。其工作原理主要是通过门结构（遗忘门、输入门和输出门）来控制信息流，从而保存或丢弃某些时间状态。

对于驾驶行为识别，首先将驾驶员和车辆的传感器数据（如速度、方向盘角度、刹车力度等）序列化，并输入

LSTM 模型中。这些数据经过 LSTM 层处理后，模型会输出一个特征向量，该向量包含了驾驶行为的时间信息。接下来，这个特征向量被输入到一个全连接层，进行驾驶行为的最终分类，如“正常驾驶”“急加速”或“急刹车”^[5]。

为了优化模型的性能，可以采用多层 LSTM 结构，使模型能够捕捉更复杂的时间序列模式。此外，使用带有 dropout 的正则化策略可以进一步提高模型的泛化能力。

4.3 异常行为检测

孤立森林的独特之处在于它依靠数据的孤立特性来鉴别异常行为。与传统的基于距离或密度的方法不同，它随机选择某个特征，再为该特征随机选择一个分割值以孤立数据点。异常值往往因其与大多数数据的显著差异而更容易被孤立，这导致它们的孤立路径通常比常规数据短。

在对驾驶数据进行处理时，孤立森林首先被训练来分析各种传感器数据，如表 1 所示，包括加速度、转向角度和刹车力度等。其后，算法计算每个数据点的孤立路径长度。路径长度越短的数据点更有可能被认为是异常的。通过设定一个阈值，我们可以明确地识别哪些驾驶行为是异常的。

在驾驶数据中，孤立森林首先对各种传感器数据（如加速度、转向角度、刹车力度等）进行训练，然后计算每个数据点的孤立路径长度。数据点的路径长度越短，其被视为异常的可能性就越大。通过设置一个阈值，可以确定哪些驾驶行为被认为是异常的，如表 1 所示的数据。

5 结语

随着科技的发展，360° 行车记录仪已经成为现代交通工具中不可或缺的一部分，能够为驾驶员提供更全面、更细致的驾驶数据。通过论文的研究，不仅深化了对 360° 行车记录仪数据的理解，也为该领域提供了一套系统的解决方案，有助于推动行业的技术进步。随着更多的研究和实践，相信这些技术将更加完善，为保障道路交通安全作出更大的贡献。

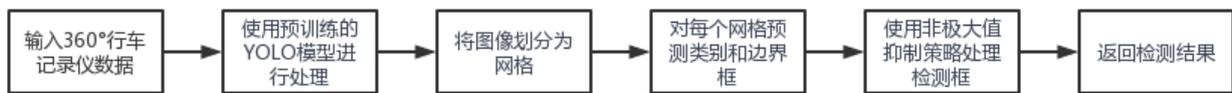


图 2 基于 YOLO 算法的交通事件检测流程

表 1 基于孤立森林算法的异常行为检测

数据点 ID	加速度	转向角度	刹车力度	孤立路径长度	是否异常
1	2.5	15°	0.5	5	否
2	3.1	70°	1	4	是
3	2.8	20°	0.6	6	否

参考文献

[1] 保丽霞. 行车记录仪改进及其交通数据分析方法研究[J]. 中国市政工程, 2019(5): 75-76+80+110-111.

[2] 苏万亮. 基于车载视频的行车碰撞风险预测研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.

[3] 黄冀翮. 基于深度学习的道路检测研究[D]. 南宁: 广西大学, 2021.

[4] 王新雨, 汪驰升, 舒齐奇, 等. 深度学习目标检测算法在行车记录仪上的应用[J]. 智能城市, 2019, 5(14): 4-8.

[5] 谢秀齐, 李业健, 陈亦翔, 等. 360度全景车载智能避障系统的研究[J]. 现代制造技术与装备, 2019(11): 71-72.