

基于人工智能的机器人交通标志识别探究

曹胜师

武汉理工大学 湖北武汉 430063

摘要: 伴随着智能交通行业的高速发展和进步,基于人工智能技术的交通标志识别模式受到了广泛关注,能辅助驾驶人员更好地按照交通标识要求完成驾驶作业,能在减少交通事故的同时,更好地提升行车安全。本文分析了机器人交通标志识别的技术背景,并着重讨论了卷积神经网络技术的相关内容,最后建立识别模型。

关键词: 人工智能; 机器人; 交通标志识别; 卷积神经网络技术

为了提升交通驾驶安全管理水平,匹配人工智能技术模块,能在图像识别处理的基础上,共建有效的交通监督控制体系,提升驾驶员的驾驶体验,为安全交通提供保障。

一、机器人交通标志识别技术背景

近几年,深度学习融入到交通行业成为了重要的研究方向,匹配人工智能应用功能模式,就能对学习样本数据的内在规律和表示层次予以综合分析,获取相关图像、声音的基础上,能为数据处理提供支持。最关键的是,深度学习本身就是复杂的机器学习算法,配合语音、数据挖掘、机器学习、机器翻译、自然语言处理等模块,能在实现个性化技术处理目标的同时,发挥机器模仿视听和思考的优势作用,推动智能技术的进步,也为机器人交通标志识别技术的转型升级提供了完整的技术支持。

二、卷积神经网络技术概述

1. 组成

卷积神经网络技术体系主要分为以下三个基础层级,分别为卷积层、池化层和全连接层。本文以某个图像识别过程为例。

1) 在实际操作过程中,输入对应的图像特征矩阵坐标信息,记为[1, 32, 32]。

2) 进入第一个卷积层,因为坐标信息具备三个卷积核,所以,特征矩阵会转变为[3, 32, 32]。

3) 到达池化层,此时,要对窗口尺寸进行设置,设定设置参数为2,则矩阵转变为[3, 16, 16]^[1]。

4) 进入第二个卷积层,此时,特征矩阵依据进入情况转变为[5, 16, 16]。并且,利用采样窗口为2的池化层对其进行处理,得出矩阵参数为[5, 8, 8]。

5) 进入全连接层,此时,要将矩阵进行展开处理,将其展开为一行,就得出 $5 \times 8 \times 8 = 320$,此时整个体系中具备320个神经元,全连接层内80个神经元,最终参数为 80×320 。

2. 操作

在应用技术应用体系中,要整合操作模式和应用流程,维持相关操作的规范性,确保标志识别结果的合理性。

1) 卷积层应用内容。① Same Padding,依据卷积核的尺寸大小,结合实际需求对图像矩阵的边界予以实时性填补处理,维持其平衡度和合理性。并且,要利用卷积后的特征要求,维持尺寸参数的一致性。② Valid Padding,不进行卷积操作。③ 自定义Padding,按照 $output = (input + 2 * padding - kernel) / stride + 1$ 进行计算,其中,output表示的是整个体系输出矩阵的大小,input表示的是整个体系输入矩阵的大小,而padding则表示填充的具体数量,kernel表示卷积核的尺寸^[2]。

2) 池化层,利用卷积后的特征图完成特征数值的提取处理,要舍掉一些冗余不重要的特征信息和数据,以便提升学习效率。目前,较为常见的池化处理方式分为Max Pooling。需要取得 $n \times n$ 中最大的样本数值,将其作为采样后的基础数值,落实相关的处理工作。

三、基于卷积神经网络技术的机器人交通标志识别模型

在明确卷积神经网络技术要点的基础上,就要结合实际应用要求和规范,打造更加贴合标准流程的机器人交通标志识别模型,确保相关要素和内容都能发挥基本作用,维持应用的规范性和科学性。

1. 模型的建立

(1) 基本流程

针对任意一张交通标志的图像信息,在应用机器人交通标志识别模型的过程中,要利用颜色矩、信息熵、相关性和对比度四个基本参数分析模块对其进行解读分析,有效评估相关内容,并且保证能对其进行图像复杂度的读取。

之后,要结合复杂度分类网络输入特征数据的相关流程,评估综合计算结果,全面分析对应的参数信息,着重依据数值划分复杂度等级,主要分为复杂度1、复杂度2、复杂度3。

最后,要依据复杂度的差异性,结合前期网络训练结果,确保在自适应选择体系最优卷积神经网络分析模式的同事,确保交通标志分类管理和控制的合理性。

(2) 集成网络

集成网络是整个神经网络模型的关键,在完成前期复杂度分类后,就要利用改进BP神经网络,实现对应隐含层功能的激活。需要注意的是,第一层的激活函数是Relu、第二层的激活函数是Sigmoid、第三层的激活函数是Softmax。然后,网络体系中每一层利用的神经元格式就能结合应用标准进行设定和处理^[3]。

要想全面提升网络参数的优化效能,就要配合粒子群优化算法,建立完整的权值分析模式和偏置数值评估模式,有效获取交通标志训练集的图像集成,而对应的交通标志分类网络则要选择相应的卷积子网络。在经过多次测试后得出,复杂度1对应的适合网络是LeNet-5、复杂度2对应的适合网络是AlexNet、复杂度3对应的适合网络是VGG-16。

① LeNet-5,主要包括7个基础的网络层卷积神经网络模式,输出层激活函数选取的是Softmax,卷积层卷积核尺寸为5*5,网络的输出要借助全连接层,打造完整的数据分析和数据汇总模式,并且确保相关数据对接应用的规范性。

② AlexNet,主要是由5个卷积层和3个池化层、3个全连接层构成,在实际应用体系中,网络结构要分为上下两个基础部分,匹配两个不同的CPU能大大提升应用效率和运行水平,要想进一步优化器输出结果的稳定性,就要对局部进行归一化处理,确保数据分析的合理性。值得一提的是,配合Dropout正规处理模式,还能避免过拟合^[4]。

③ VGG-16,在实际应用体系中,包括16个基础的可训练参数的网络层模式,但是,尽管网络层数量较多,其整体结构较为简单,在网络深度增大的过程中,图像的缩小比例和通道增加比例会依照相应的规律完成,确保感知区域内应用效果的最优化。

2. 数据集

在整个模型中,训练集、验证集和测试集共同构成了系统的数据集,主要是对扩增等情况进行处理,避免数据不足对模型拟合效果产生影响,打造更加完整的图像分析模式。并且,借助对原始图像予以随机角度中心旋转或者是图片平移、剪切等处理方式就能实现信息数据的扩增,大大减少了工作难度,也为有效实现数据处理识别提供保障。

与此同时,数据扩增中,还能将新数据集和原始数据集进行近似一致分布处理,了解新元素的处理方式,选择对应的图片予以转换后,得到的新图片能及时存

储在新的图片集合中,为后续交通标志读取的便捷性提供保障,还能最大程度上避免集合并产生的困扰。

3. 模型的实现

为了验证基于人工智能卷积神经网络的机器人交通标志识别模型的应用效果,建立相应的训练和测试^[5]。

对应参数见表1:

表1 卷积神经网络训练参数设置一览表

序号	名称	参数数值
1	数据集	选取国内交通标志
2	网络模型	选取 LeNet-5
3	优化设备	Adam
4	激活函数	Relu
5	迭代周期	200

在选定相应参数模式后,利用对应的操作完成分析,在迭代周期增加的额基础上,训练集以及测试集的损失参数也会减少,当网络迭代周期达到200时,网络测试集的均方误差数值约为0.001,此时,就证明整个系统采取自适应人工智能技术体系,能有效发挥机器人交通标志识别功能,完成相应标志的识别和提醒。

与此同时,可以在测试数据集和网络训练集参数一致的状态下完成网络模型的对比分析,最后说明基于卷积神经网络的人工智能应用平台效果更好。

四、结束语

总而言之,要想提升车辆交通标志智能识别的实效性,就要明确技术应用要求,确保能基于卷积神经网络体系,发挥人工智能技术的优势作用,匹配相应的复杂度分类模型完成图片复杂度的计算分析,然后调取相应的读取方式和激活函数,有效评估相关内容,以实现实时性标志警告处理,提升交通标志识别的科学性和准确性,也为城市交通可持续发展奠定坚实基础。

参考文献:

[1]汤科元,刘川莉,蔡乐才,等.基于YOLO轻量化网络的交通标志检测算法[J].四川轻化工大学学报(自然科学版),2021,34(5):62-70.
[2]王斌.自然环境下道路交通标志的检测与识别[D].山东:山东大学,2017.
[3]邱锦龙,刘国成,霍睿.一种轨道交通人群异常行为智能监控机器人设计[J].数字技术与应用,2021,39(7):138-140.
[4]周娟,陆祺灵,刘磊.适用于智能交通系统仿真平台的微型集群机器人研究[J].软件导刊,2021,20(9):156-161.
[5]黄仁成,林展鹏,郭泽扬,等.浅析基于AI智能系统的“红领巾”智能交通协管机器人[J].科学与信息化,2021(19):141-143.