

基于卷积神经网络的汽车车轮定位参数自动测量方法

陈东皓

(华北计算技术研究所 系统八部, 北京 100083)

摘要: 传统的定位参数自动测量方法四轮定位能力差, 测量结果不准确。为了解决此问题, 提出了一种基于卷积神经网络的汽车车轮定位参数自动测量方法。设计了测量框架, 由控制模块和控制终端组成, 测量工作流程分为建模初始化、数据提取、数据采集以及自动测量四步。与传统测量方法进行对比, 由实验结果可知, 当提取特征维数为 50 维时, 传统方法的测量精度在 48% 左右, 所提方法的测量精度为在 90% 左右, 所涉及的方法能够精准地定位出汽车车轮定位参数, 完成参数测量。

关键词: 车轮定位; 自动测量; 卷积神经网络; 动态检测;

Automatic Measurement Method of Vehicle Wheel Alignment Parameters Based on Convolution Neural Network

Chen Donghao

(Dept. 8 of System, North China Institute of Computing Technology, Beijing 100083, China)

Abstract: The traditional automatic measurement method of positioning parameters has poor ability of four-wheel positioning and inaccurate measurement results. In order to solve this problem, an automatic measurement method of vehicle wheel positioning parameters based on convolution neural network is proposed. The measurement framework is designed, which consists of control module and control terminal. The measurement work flow is divided into four steps: modeling initialization, data extraction, data acquisition and automatic measurement. Compared with the traditional measurement method, the experimental results show that when the feature dimension is 50 dimension, the measurement accuracy of the traditional method is about 48%, and the accuracy of the method is about 90%. The method involved can locate accurately. Car wheel positioning parameters, complete parameter measurement.

Keywords: wheel alignment; automatic measurement; convolution neural network; dynamic detection

0 引言

近年来, 我国汽车产业迅速发展, 汽车正逐渐进入千家万户, 成为人们生活中必不可少的出行工具之一。汽车是一个复杂的光机电系统, 随着使用时间和行驶里程的增加, 汽车的使用性能也会逐渐降低, 出现动力变弱, 经济性下降、安全性降低等问题。其中采取对汽车定期进行性能检测的方法, 汽车使用者能够对汽车的运行技术状态有一个清楚的认识与掌控, 避免在使用过程中因汽车出现突发状况造成一些不必要的损失^[1]。

按照汽车检测的目的分类, 汽车检测的内容主要分为以下两个方面: (1) 综合性能检测。即对汽车进行主要技术参数检测和主要技术性能检测。汽车主要技术参数包括总成技术状况参数、整车技术参数、照明装置技术参数和信号装置技术参数等; 主要技术性能包括燃料经济性能、操作稳定性能、动力性能、制动性能和平顺性能等。综合性能检测的目的是为了确定汽车的技术状况和工作能力, 找出故障或隐患之处, 查明原因, 对车辆进行维修, 建立

质量监管体系, 保证汽车具有良好的经济性、动力性、可靠性、舒适性和安全性, 从而为社会创造更大的经济效益^[2]。(2) 安全环保检测。主要是对排放、噪声进行检测, 确保车辆外观容貌较佳并且安全性能良好。安全环保检测的目的是建立一个公害和安全监控系统, 限制汽车的废气排放量, 降低对环境的污染程度, 使其具有优异的排气净化性和噪声污染性, 在高效、安全、环保的工况下进行。

综上所述, 本文研究了一种基于卷积神经网络的汽车车轮定位参数自动测量方法, 首先找出汽车车轮定位的各个参数, 然后将得到的参数与汽车正常运行时的参数进行对比, 判断汽车故障或找出隐患所在, 最后通过实验验证了该诊断方法的可行性。

1 汽车车轮定位参数自动测量方法的实现

目前, 汽车车轮定位参数的测量方法有很多, 如激光式车轮定位法、气泡水准式车轮定位法和电子式车轮定位法等, 但是这些方法得到的信息参数不够充足, 很多特殊部位的故障信息无法取得确切的参数。汽车本身就是一个复杂的光机电系统, 在诊断其故障时, 必须精准地查找出每一个位置的信息和结构参数。深度学习是一种机器学习研究方法, 是通过建立、模拟人脑的机制进行分析、学习并解释数据的

收稿日期: 2018-09-06; 修回日期: 2018-10-09。

作者简介: 陈东皓(1993-), 男, 湖北十堰人, 硕士在读研究生, 主要从事计算机视觉, 三维重建方向的研究。

神经网络,采用半监督式或非监督式的组合低层特征提取高效算法,形成抽象的高层代替人工获取特征。卷积神经网络作为深度学习的一种模型,源自于基于人工神经网络的机器学习思想,通过模拟人脑接收和处理外部图像信息的过程,在优化网络结构的同时发掘图像数据本身包含的特征,被广泛应用于图形目标的识别与检测之中^[3]。

1.1 汽车车轮定位参数自动测量方法框架设计

车轮定位故障多是由于车轮前束与车轮外倾角匹配不当造成的,如果想判断汽车车轮是否出现定位故障或者存在隐患,首先要精确地找出各部件参数,包括结构参数和分布参数,在确保参数完整后,对其进行诊断。一旦汽车车轮定位参数失准,尤其是转向轮定位发生偏差,就会造成严重后果,如轮胎的异常磨损、车辆行驶跑偏、车轮摆振和转向沉重等。这不仅影响社会效益的增长,更会对汽车使用者的生命造成巨大的威胁。因此,为了保证人们出行的安全性和舒适度,必须时刻保持汽车良好的运行状态,汽车车轮定位参数检测作为汽车检测的重要内容之一,对车辆整体安全性能具有举足轻重的影响。汽车故障情况有很多种,发生故障的原因也多种多样。据资料统计,其中车轮定位故障占 40% 左右^[4]。对车轮定位参数进行检测使其处于正常范围内,有助于提高汽车的安全性和经济性。卷积神经网络是深度监督学习下的一种机器学习模型,近年来被广泛应用于图像识别领域。卷积神经网络是一种机器学习的深度前馈人工神经网络,它的人工神经元可以响应周围覆盖范围内的一部分神经单元,已经被成功应用于图像分割、物体识别、目标检测等领域^[5]。

本文所采用的卷积神经网络基于 Image VIEW 平台上的 Deyew 网络,具有 6 个卷积层、4 个全连接层和 3 个池化层。将本文网络结构中的第一、二层卷积层所对应的特征图像可视化,对图片进行预处理,在第三至第六卷积层用 36 个 12×12 的卷积核对池化层进行重叠池化,滑动窗口步长为 3。图像识别的关键是进行特征提取,其直接影响到测量结果的准确性。提取到的良好特征有以下几个特点:(1)可区别性。对于不同的图像,特征应具有较大的差异;(2)可拓展性。提取的特征之间不具有关联性,可以进行联合;(3)不变性。对于同一类型的图像,提取特征应该比较相似,没有明显变化;(4)稳定性。主要包括尺寸不变性、旋转不变性等。卷积神经网络模型如图 1 所示。

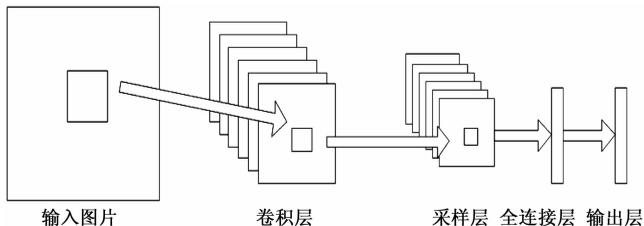


图 1 卷积神经网络模型图

简单地说,卷积神经网络的工作原理主要是利用卷积层、池化层和全连接层的方法逐级、逐层地提取待识别的

图像数据特征,在电脑终端对采集的特征进行分类处理分析。本文使用的卷积神经网络模型具有 8 层网络结构,通过在图像数据集上训练,可以得到卷积神经网络卷积层的特征图,提取卷积激活特征,然后进行分类。在训练阶段,首先利用之前建立的图像数据集对卷积神经网络模型进行无监督训练,待结束训练后,提取卷积网络的第四层网络图像特征应用于分类器进行分类;在测试阶段,待测试的图像需要经过与训练阶段相似的预处理过程和特征特性提取过程,接着将测试所得到的图像特征输入已训练好的分类器,最后输出汽车图像的测量标签^[6]。

汽车检测技术起源于 20 世纪 50 年代,最先出现在西方一些发达国家,主要是进行汽车的故障检测以及性能调试等工作,同时也生产一些简单的检测设备。具体来说,汽车检测技术指的是在汽车不发生解体的状态下,采用现代化检测方法,利用先进的仪器设备,通过研究汽车运行技术状态的变化情况,根据测得的有关技术参数值,快速而准确地了解汽车内部各种零部件、机构以及系统的使用性能,检测汽车是否存在某些故障或隐患,随之采取相应的修理或预防措施,从而降低汽车制造成本,节约化石能源,减少对环境的危害,保证汽车处于良好的运行状态,延长车辆的使用寿命,提高汽车的安全性能。本文设计的基于卷积神经网络的汽车车轮定位参数自动测量方法框架如图 2 所示:

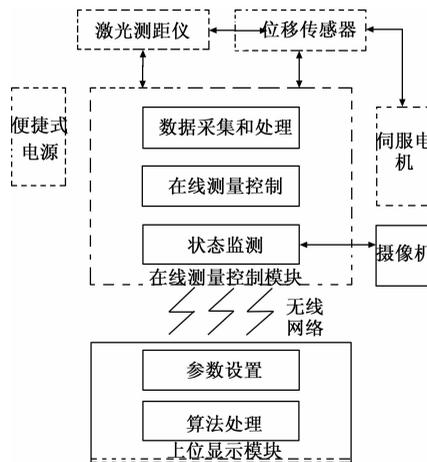


图 2 汽车车轮定位参数自动测量方法框架设计

目前的汽车车轮定位参数测量设备不够完善,中心系统所记录的数据信息不够充足,诊断汽车故障时,需要花费大量的时间,但是诊断的结果并不精准。本文在分析了汽车车轮定位参数对汽车安全行驶的重要性以及对汽车轮胎使用寿命的影响的基础上,提出了基于卷积神经网络的汽车车轮定位参数自动测量方法,对四轮定位参数进行测量。道路摄像机安装在移动终端监测点,通过摄像头获取图像信息,将卷积神经网络模型引入车轮定位参数测量并加以改进,以显著提高汽车车轮定位参数测量的精准度。

采用本文设计的汽车车轮定位参数自动测量方法,系统能够适应自动化测量的要求,并且测量系统适用于所有

车型,对测量现场环境具有一定的抗干扰能力。车辆驶入测量区域时,位置传感器感应并发出一个触发信号,此时计算机视觉系统被启动,同时开启灯光照明,摄像机开始采集图像。然后软件系统处理、分析采集的图像数据,将分析结果发送给终端服务器^[7]。

1.2 汽车车轮定位参数自动测量方法工作流程

根据建立的汽车车轮定位参数自动测量方法的框架图,四轮定位参数自动测量的工作流程如图 3 所示。

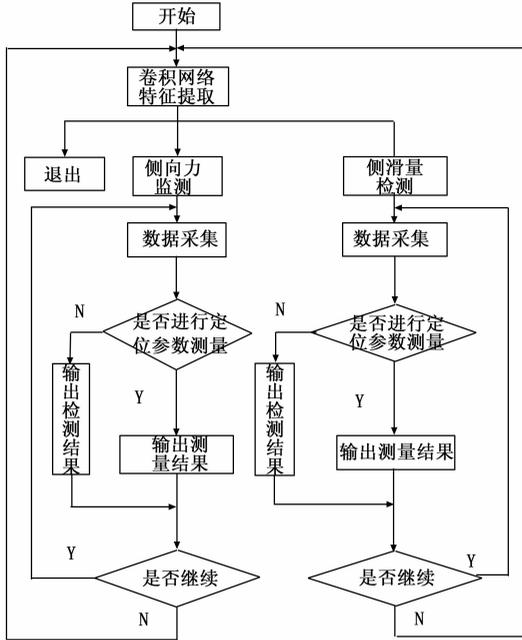


图 3 汽车车轮定位参数自动测量方法工作流程

本实验中,选取前束值和车轮外倾角两个车轮定位参数作为试验因素,对应的侧滑量和测行力作为实验目标。对图 3 的自动测量方法的步骤进行分析,具体步骤如下。

第一步:建模初始化。在系统初始化后,建立自动测量模型,使用卷积神经网络模型测量车轮定位参数。采用侧滑装置进行测试时,先进行选项选择,选择进行侧向力检测、侧滑量检测或退出。其中侧向力检测和侧滑量检测的过程大体相同,因此此处仅就侧向力的检测对测量的流程进行说明。

第二步:卷积神经网络特征提取。通过卷积神经网络采集图像的方法为:首先安装标靶和摄像机。摄像机每次采集 7 张图片,标靶中含有大小圆共 18 个,其中小圆 15 个,大圆 3 个,通过跟踪左上角的小圆进行定位,最后采集图像。图像采集分两组进行:第一组是选择左右摆动车轮,每当车轮转过 3° 的时候采集一次标靶图像;第二组是选择前后推动车轮,总计 30cm,每隔 5cm 采集一张图像,共 7 张图片。采集到的图片可以直接通过 USB2.0 接口由摄像机传输至计算机^[8]。

第三步:数据采集。首先将圆形标记的标靶固定在车轮轮毂上,调整使发射光装置发出的光线可经标靶反射面反射进入相应的图像获取装置。然后前后直线移动或转向

移动汽车,记录运动前后标靶的图像数据。根据标靶运动的图像数据确定标靶上特征圆的位置及大小变化。由标靶上特征圆的位置及大小变化精确计算出标靶到摄像机的距离和转动角度、旋转轴空间位置等。最后建立一个基准坐标平面,并将上述信息与基准面进行对比,计算车轮的定位角度与主销定位角度,并输出定位角度。

第四步:自动测量。进行侧向力检测时,松开连接器,计算机根据光电开关信号判断汽车是处于前进还是后退状态,同时自动测量并记录车辆此时的侧向力。然后系统询问是否需要定位参数的测量。根据具体需要,则车辆需要再前进或后退一次,重新经过侧滑台进行侧就进行向力检测,然后进行车轮定位参数的动态测量,即根据侧向力测量值与车轮定位系统映射关系,由测量算法算出车轮前束值和车轮外倾角的大小,最后输出测量结果;倘若并不需要进行车轮定位参数的测量,则直接输出测量结果,即车辆后退或前进时的侧滑量,然后根据国家标准对车辆的车轮定位合格情况进行判断。输出测量结果后,系统询问是否进行下一轮的侧向力检测和车轮定位参数测量,若判定结果为是,则重复以上全过程;判定结果为否,则返回选项选择。全部测试完成后,选择退出选项,则本程序结束运行^[9]。

2 实验研究

为了检测本文研究的基于卷积神经网络的汽车车轮定位参数自动测量方法的实际工作效果,与传统方法进行了对比,设计了对比实验。

2.1 实验参数

本实验中,选用东风标致 307 作为实验车辆进行车轮定位参数测量,摄像机使用的是 DMC-FH4 数码摄像机。计算机选用 Windows XP 系统,显示器分辨率为 $3\ 648 \times 2\ 734$ 像素,系统 CPU 主频为 2.7 GHz,接口类型为 SATA 接口。选用高效节能电源,工作电压为 220 V,工作电流在 500~1 000 A 的范围内,功率 ≥ 200 W。

2.2 实验过程

根据上述设定的参数进行实验,选取传统车轮定位参数静态测量方法和本文研究的车轮定位参数自动测量方法分别对同一汽车的几大车轮定位参数进行测量,记录两个方法的测量结果和精准度,分析实验结果,其具体结果见表 1。

2.3 实验结果与分析

(1) 汽车车轮定位实验结果,如表 1 所示。

表 1 四轮定位结果

车轮定位参数	出厂标准数据	测量数据	Mark Top 定位仪
前轮左外倾角	$-0.4^\circ \pm 0.5^\circ$	0.32°	0.26°
前轮右外倾角	$-0.7^\circ \pm 0.5^\circ$	-0.92°	-0.83°
后轮外倾角	$-2^\circ \pm 0.5^\circ$	-1.81°	-1.64°
前束角	$-0.3^\circ \pm 0.5^\circ$	-0.55°	-0.65°
主销内倾角	$15.56^\circ \pm 0.5^\circ$	13.33°	13.37°
主销后倾角	$4.18^\circ \pm 0.5^\circ$	3.31°	3.24°

本实验主要测量了汽车车轮定位的六大参数,即前轮左外倾角、前轮右外倾角、后轮外倾角、前束角、主销内倾角、主销后倾角。由表 1 可以看出,虽然本实验中使用的摄像机、标靶的精度均低于 S2D 四轮定位仪,但是采用本文测量方法所得到的这六大汽车车轮定位参数测量结果基本与 Mark Top S2D 四轮定位仪测得的结果一致,表明了本文测量方法的正确有效性。Mark Top 是全球著名的汽车保养与维修企业之一,该公司生产制造了第一台四轮定位仪,在汽车四轮定位领域的专业认可度极高,并享有极高的声誉。将本次实验的测量结果与出厂标准数据进行比较的同时,也与该公司生产的定位仪的测量结果进行对比,是检验本文测量方法的有效标准。最终对比结果表明,本文的测量方法具有可行性,实验结果具有相当高的可靠性。

(2) 精度度实验结果,如图 4 所示。

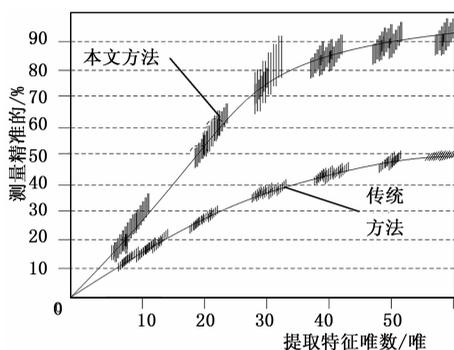


图 4 精度度实验结果

观察图 4 可知,两种方法的测量精度度都随着提取特征维数的增加而增大,前期测量精度度提高速率较快,在维数到达 30 维以后,测量精度度提升减慢,但仍保持增长趋势。当提取特征维数为 20 维时,传统方法的测量精度度在 15% 左右,本文方法的测量精度度为在 30% 左右;当提取特征维数为 30 维时,传统方法的测量精度度在 40% 左右,本文方法的测量精度度为在 70% 左右;当提取特征维数为 40 维时,传统方法的测量精度度在 45% 左右,本文方法的测量精度度为在 85% 左右;当提取特征维数为 50 维时,传统方法的测量精度度在 48% 左右,本文方法的测量精度度为在 90% 左右。

分析图 4 可以知道,采用传统方法与采用本文基于卷积神经网络的汽车车轮定位参数自动测量方法的测量精度度差距明显,是因为传统方法直接为每个图像设计分类器,而本文通过逐层提取特征,形成抽象的高层特征进行分类处理。本文自动测量方法始终比传统方法测量精度度要高,是因为对特征的融合,使得在特征维数较低情况下,精度

(上接第 71 页)

- [6] Zhang Yang, Chen Jun. Liang Wide-area SCADA system with distributed security framework [J]. Communications and Networks, 2012, 14 (6): 597-605.
- [7] Kaliszan A, Glabowski M, Hanczewski IS. A new testing method of routing protocols for wireless mesh networks [C]. Advances in Intelligent Systems & Computing, 2014: 353-361.

更高。本文提出的方法考虑到了图像内容,融合图像的多语义特征,对测量性能的提高有更好的效果。

在相同测量环境下,本文的基于卷积神经网络的汽车车轮定位参数自动测量方法的精度度更高,工作人员可以在短时间内做出完整地分析,给出最佳解决措施。

3 结束语

随着汽车行驶里程的增加,不可避免地会发生悬架及转向系的磨损、变形,造成车轮定位发生变化,导致转向沉重、转向盘发抖、前轮发摆、轮胎异常磨损、燃料消耗量增加等情况,给车辆使用者的生命财产安全带来极大的影响。为了解决汽车在进行过程中的车轮变形影响汽车行驶方向,驾驶人员安全无法保障问题,需要定时对汽车车轮定位参数进行测量,保证其运行时的安全稳定。本文利用卷积神经网络处理、分析获取的图像,将测量区域分为多个网络,构建 CNN 测量模型,充分利用了移动互联网的优势和特点,以较低成本实现了高效率、高精度度的汽车车轮定位参数测量。本文研究的基于卷积神经网络的汽车车轮定位参数自动测量方法虽然具备一系列的优点,但是仍然缺少一定的实践操作基础,在之后的实际操作中可能还会存在潜在问题,仍需要进一步进行探讨研究。

参考文献:

- [1] 张亚初,刘明,赵跃进,等. 基于双流卷积神经网络的智能小车避障算法研究 [J]. 新技术新工艺, 2017, 16 (12): 18-23.
- [2] 曾贞贞,王超,王彦,等. 基于卷积神经网络的钢轨测量廓形畸变动态识别 [J]. 南华大学学报(自然科学版), 2017, 31 (1): 47-53.
- [3] 陈淑君,周永霞,方勇军. 基于卷积神经网络的汽车型号识别 [J]. 计算机应用与软件, 2017, 18 (11): 228-231.
- [4] 李洋洋,史历程,万卫兵,等. 基于卷积神经网络的三维物体检测方法 [J]. 上海交通大学学报, 2018, 52 (1): 7-12.
- [5] 王盛玉,曾碧卿,胡翩翩. 基于卷积神经网络参数优化的中文情感分析 [J]. 计算机工程, 2017, 43 (8): 200-207.
- [6] 张兆晨,冀俊忠. 基于卷积神经网络的 fMRI 数据分类方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2017, 30 (6): 549-558.
- [7] 王俊,郑彤,雷鹏,等. 基于卷积神经网络的手势动作雷达识别方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44 (6): 1117-1123.
- [8] 李琳辉,伦智梅,连静,等. 基于卷积神经网络的道路车辆检测方法 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2017, 47 (2): 384-391.
- [9] 伍少成,王政. 电能数据采集用户终端谐波分析及计量改进方法 [J]. 电子设计工程, 2017, 25 (3): 104-108.
- [8] 张冲,熊勇,房卫东,等. ZigBee 网络性能测试系统研究 [J]. 国外电子测量技术, 2015, 34 (8): 135-138.
- [9] 纪陵,李忠明,蒋衍君,等. 基于 ZigBee 和 3G 的远程监测系统的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (10): 3171-3173.
- [10] 笃峻,叶翔,王长瑞,等. 模拟量输入合并单元计量性能测试研究 [J]. 电网技术, 2014, 38 (12): 3522-3527.