

综述·评论

深度学习研究现状及其在轨道交通领域的应用

熊群芳, 林 军, 刘 悦, 袁 浩, 游 俊
(中车株洲电力机车研究所有限公司, 湖南 株洲 412001)

摘 要: 深度学习在特征提取与图像识别方面有巨大的潜力和优势, 近年来其在轨道交通领域的应用研究受到了越来越多的关注。文章详细介绍了深度学习在司机身份识别、疲劳检测、车道线检测以及车辆设备故障检测等方面的应用研究现状, 总结了其在轨道交通领域应用中的主要作用和存在的问题, 并展望了其未来值得研究的方向。

关键词: 深度学习; 轨道交通; 车道线检测; 故障检测

中图分类号: TP399

文献标识码: A

文章编号: 2096-5427(2018)02-0001-06

doi:10.13889/j.issn.2096-5427.2018.02.001

Deep Learning and Its Application in the Field of Rail Transit

XIONG Qunfang, LIN Jun, LIU Yue, YUAN Hao, YOU Jun
(CRRC Zhuzhou Institute Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412001, China)

Abstract: Deep learning has shown great potential and advantage in feature extraction and image recognition. In recent years, more and more researches have focused on the application of deep learning in rail transit. It introduced the current state of deep learning and its application in the field of rail transit, including identification, driver fatigue detection, lane detection and vehicle recognition equipment fault detection. Additionally, it summarized the main functions and existing problems of deep learning in the field of rail transit, and presented some prospects of future work.

Keywords: deep learning; rail transportation; lane detection; vehicle equipment fault detection

0 引言

随着生活水平的不断提高和科学技术的快速发展, 人们对交通运输体系的智能化需求越来越强烈。轨道交通作为交通运输领域重要分支, 由于具有安全性强及舒适性高等特点, 在当代经济生活中扮演着不可或缺的角色。

2006年, 深度学习(deep learning)在机器学习中取得了初步的成功应用^[1], 引起了人们的重点关注。相比传统的基于机器视觉识别, 基于深度学习识别其识别率得到显著提高^[2], 充分显示深度学习具有快速、准确处理复杂识别任务的能力, 因此其被广泛应用于各个

领域^[3]。在智能轨道交通领域, 关于深度学习的研究也初现端倪^[4]。本文在介绍深度学习的基本思想和主要方法的基础上, 详细描述了基于深度学习的相关应用研究现状及其在轨道交通领域的应用展望。

1 深度学习概述

深度学习是一种基于数据学习特征的学习方法, 可理解为是深层的神经网络, 属于机器学习的一个新领域, 是新的研究热点。

1.1 深度学习发展历程

萌芽期(1970~2006年): 主要以BP(back propagation, 反向传播)算法为主的研究阶段。BP算法的发明使神经网络训练变得简单可行, 但是由于神经网络模型存在数据获取、局部极值、梯度弥散及硬件条件不足等一系列问题而被主流的计算机视觉领域和学术

收稿日期: 2017-11-28

作者简介: 熊群芳(1990-), 女, 设计师, 主要从事图像处理方面的研究工作。

界所抛弃^[5]。

迅速发展期(2006~2012年):主要以深度无监督学习为主的研究阶段。Hinton 提出的深度学习概念和训练方法推动了深度学习的快速发展^[1]。Bengio 通过一系列实验验证了深层神经网络和贪心学习算法的高效性^[6]。

爆发期(2012年至今):2012年,Hinton 团队在深度学习领域取得突破性的进展,在 imagenet 比赛中以 Alexnet 模型取得非凡成绩而受到各大互联网公司关注^[5]。以百度、谷歌及微软为代表的互联网公司开始对深度学习工程化展开深入研究,并在图像检索^[7]、语音识别^[8]及人脸识别^[9]等领域取得了重大成果。

1.2 深度学习网络

深度学习作为机器学习领域的一个分支,其学习模型与人脑结构的特定区域相对应,通过不断迭代、不断抽象概念化的过程,组合多种低层特征形成更加抽象的高层特征。人脑视觉皮层与深度学习模型的对应关系^[10]如图1所示。

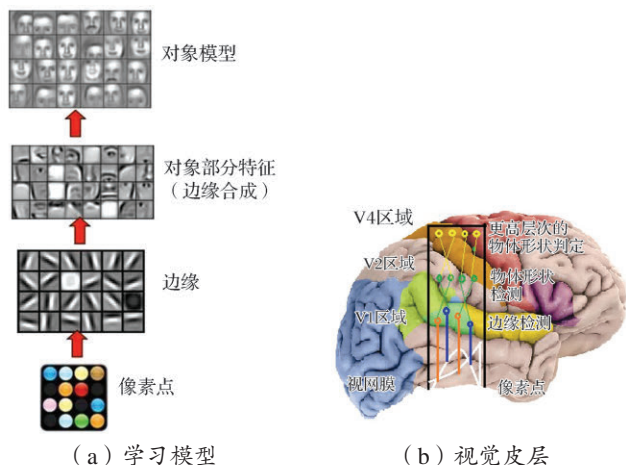


图1 人脑视觉皮层与深度学习模型的对应关系

Fig.1 Corresponding relationship between human visual cortex and deep learning model

深度学习模型主要有卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、深度置信网络(deep belief network, DBN)、自编码网络(auto encoder networks, AEN)和递归神经网络(recurrent neural networks, RNN)4种类型。

CNN是一种专门为处理二维数据而设计的多层人工神经网络^[11]。在图像识别领域,深度学习模型以CNN为主。CNN的主要结构^[3]如图2所示,其由卷积和连接两个部分组成,采用多个卷积层叠加来实现特征的提取,并通过连接部分实现计算输出的损失、特征识别分类等功能。CNN具有适应性强、善于挖掘数据局部特征等优点。随着海量标记数据的出现和GPU(graphics processing unit, 图形处理器)并行计算的发展,

CNN得到更深层次的研究与应用。

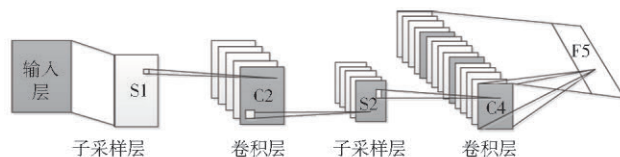


图2 CNN模型

Fig.2 CNN model

DBN是一个由概率生成的模型,由多个限制玻尔兹曼机(restricted boltzmann machine, RBM)组成^[3](图3)。DBN网络由于可降低网络复杂度、改善有监督BP算法局部最优等优点而被广泛应用于手写数字识别、语音识别^[12]等领域。

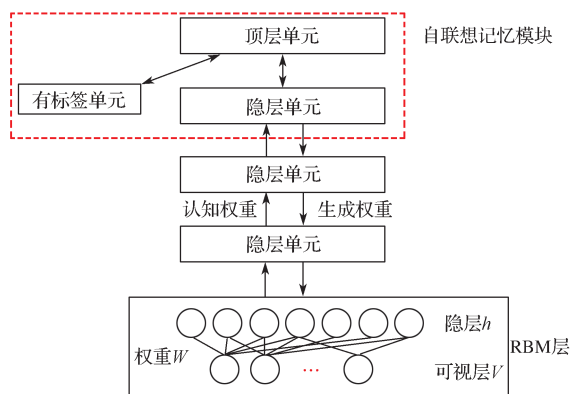


图3 DBN模型

Fig.3 DBN model

AEN是一种前向传播的浅层神经网络,通常为单隐含层结构。其采用无监督特征学习,通过隐含层对输入层进行重构,使得目标输出最大可能地等于输入^[13],被广泛应用于字符识别、图像分类等领域^[14]。图4示出一个自动编码器的基本结构。

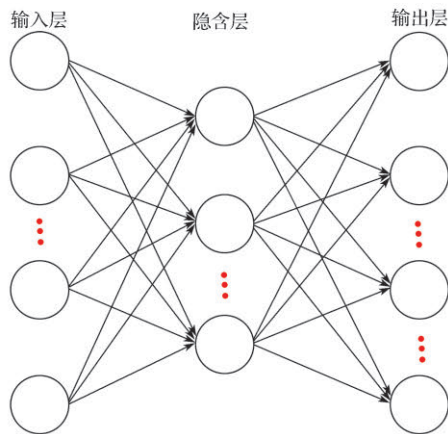


图4 AEN模型

Fig.4 AEN model

RNN是一种将动态数据以时间为序列在网络中不断循环传递的网络模型^[15],其模型如图5所示。RNN能够利用序列信息对文本中的单词进行很好地建模,实现语义合成,因此被广泛应用于文本分类领域中^[16]。

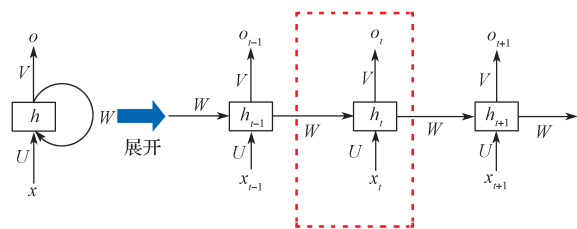


图 5 RNN 模型
Fig.5 RNN model

2 深度学习应用研究现状

深度学习因其高性能的图像识别处理能力在交通领域广泛应用，主要包括司机身份识别、疲劳检测、车道线检测识别以及列车设备状态故障检测等^[17]。

2.1 司机身份识别

司机身份的智能识别，在交通领域起到重要的安防作用。与传统经典的身份识别技术相比，基于深度学习的身份识别有着高效性、普遍性及实用性等众多优点，备受人们关注。伴随着人工智能以及科学技术的快速发展，人脸识别以及语音识别方法正在快速改变着人们的生活。

2.1.1 人脸识别

近年来，大批研究者使用深度学习对人脸识别技术进行了深入研究，取得了令人惊叹的成绩^[9,18]。最早的人脸识别方法针对整个人脸进行特征提取，识别度不高。随着研究的不断深入，研究者们开始对人脸的局部特征、表情、亮度进行特征提取，提高了识别率和鲁棒性。

最近几年，在基于深度学习的人脸识别方法中，不断有研究者进行改进并得到不错的效果。Mayya 等人提出一种利用深度卷积神经网络（DCNN）自动识别人脸的方法^[19]，其模型着重于从单个图像中识别个体的面部特征，使用通用 GPU，特征提取时间显著减少，且识别率得到很大提高。Lopes 提出一种新的人脸识别解决方案，其使用 CNN 和特定的图像预处理步骤的组合^[18]。Uddin 等人提出一个基于深度相机的人脸识别（FER）系统，可以进行更好的人机交互^[20]。对于深度图像中的每个像素获得 8 个方向强度，其中一些最高强度的符号通过修改表示为局部方向模式（MLDP）面部特征，以进一步通过广义判别分析（GDA）进行处理而更好地提取人脸特征。为了避免复杂的显式特征提取过程和传统的人脸识别方法所涉及的低层数据操作问题，Li 等人提出了一种更快的 R-CNN（卷积神经网络特征快速区域）方法^[21]，能更精准地识别人脸并具有良好的泛化能力。

2.1.2 语音识别

语音识别是众多生物特征识别技术中的一种。由于语音信号的形成和感知是一个复杂信号的处理过程，采用浅层模型对语音信号进行处理必然得不到理想结果，而深层模型能够对人类语音信息进行层次化提取，因此深度学习在语言识别领域受到广泛关注。

经过近十年的研究，深度学习在语音识别技术上有快速进展。2009 年，Mohamed 在语音识别中首次引入深度学习，并通过与隐马尔科夫模型对比，得到基于深度学习的语音识别提高了 20% 的相对性能^[22]。此后，采用深度神经网络进行语音识别逐渐取代浅层模型的语音识别，使语音识别技术走向真正实用化。2012 年，Dahl 首次将深度学习和隐马尔科夫模型混合对大量连续语音进行识别。相比于高斯-隐马尔科夫混合模型，相对误差降低了 23%，性能显著提升^[23]，但采用深度学习的语音识别模型进行训练非常耗时^[12]。文献 [24] 采用 CNN-LSTM-DNN(CLDNN) 声学模型对原始波形进行处理，缩短时间变化的时间卷积层，保存局部性和减少频率变化的频率卷积层，误码率相对降低 3%。文献 [25] 提出了一种 CNN-DNN 声学模型，它将原始多声道波形作为输入，不需要任何先前的特征提取，并通过监督训练学习相似的特征表示。文献 [26] 对上述方法进行改进，提出一种神经网络自适应波束形成（NAB）技术，使用 LSTM（long short-term memory, 长短期记忆网络）层来预测每个输入帧的时域波束形成滤波器系数。这些滤波器与成帧的时域输入信号进行卷积，并在信道之间进行求和，本质上是使用动态调整的滤波器进行 FIR 滤波和波束成形。

2.2 疲劳检测

安全驾驶是交通运输领域重点关注的问题之一，如何监督和确保司机的良好工作状态变得越来越重要。疲劳驾驶是导致事故发生的主要因素之一，因此当驾驶员处于疲劳的工作状态时，能够及时检测到并自动提醒显得尤为重要。

传统的疲劳检测方法包括：①基于认知的方法^[27]，其虽然有较高的精度，但要求驾驶员必须穿戴相应的仪器设备；②基于操作的方法^[28]，其鲁棒性较差，当道路状况有差异和司机体型不同时都会对检测结果有较大影响；③基于视觉的方法^[29]，其以摄像机为主要硬件，成本能得到较好的控制。

由于 CNN 能够自动学习图像中的有效特征，近年来被广泛用于疲劳检测技术。赵雪鹏等人提出一种基于级联 CNN 的人眼定位及疲劳检测方法^[30]。当检

测误差为 5% 时, 眼部 4 个特征点的平均检测精度为 93.10%, 单点检测精度达到 97.14%。与其他基于视觉的方法相比, 基于级联 CNN 的疲劳检测方法能够较好地避免受光照以及面部表情等因素的影响而导致的鲁棒性较差问题, 具有较高的检测率。

2.3 车道线检测

车道线检测是传统辅助驾驶和自动驾驶的基本技术。在现代城市交通的自动驾驶中, 车道线检测技术不仅仅可做轨道偏离预警, 还为自动巡航驾驶等智能控制操作提供可靠的信息, 对自动驾驶车辆正常行驶具有重要意义。

车道线检测是对路面规划的车道线进行检测识别, 通过控制车辆方向盘使车辆在车道中央行驶。要实现车辆自动驾驶, 对车道线的检测识别尤为重要。车道线检测识别如图 6 所示。



图 6 车道线检测
Fig. 6 Lane detection

随着数字图像技术的迅速发展, 基于机器视觉的车道线检测技术^[31]成为研究热点, 该方法通过采集路况图像信息和特征提取检测出车道线。Wang 等人提出一种基于反向透视映射的车道检测算法^[32], 其首先采用整体最优阈值法获得二值图像以降低噪声, 然后使用反向透视映射将二进图像空间转换为顶视图空间, 再使用 k-means 聚类算法对线性判别函数进行线性判别, 减少干扰影响, 实现车道线拟合。Yoo 等人提出一种鲁棒车道检测的梯度增强方法^[33], 该方法基于线性判别分析从 RGB 彩色图像中产生新的灰度图像, 转换后的图像在车道边界处具有较大的梯度; 为了处理光照变化, 灰度转换矢量被动态地更新。Son 等人提出一种车道偏离预警系统的实时照明不变车道检测方法^[34], 适用于各种光照条件。随着深度学习技术在图像分割上的深入研究和应用, 在很多数据集上都得到了理想效果。李松泽提出了一种基于 CNN 实现 Instance 级别的车道线分割方法^[35], 通过利用最小二乘法进行二次曲线拟合回归, 计算出车道线二次曲线参数方程并返回结果。该算法应用于高速公路, 在不同场景中能高效、高质量地对车道线进行分段识别, 适用范围广、鲁棒性强。

2.4 列车设备故障检测

随着高速列车的快速发展, 高速列车的安全隐患引起了人们的高度关注。引起高速列车安全问题的因素包括客观因素和主观因素。客观因素主要为自然灾害所导致, 主观因素主要为列车关键零部件出现故障而导致^[17], 因此对列车的关键零部件进行故障检测十分重要。近年来, 国内外针对高速列车设备的故障检测进行了大量的研究, 在相关的研究领域都开展了许多探索工作。

在高速列车特征分析、故障诊断研究方面, 赵晶晶等人根据高速铁路 3 种常见故障的非平稳、非线性特性, 引入近似熵和经验模态分解, 提取高速铁路故障的特征并将 BP 神经网络作为高速铁路故障诊断的模型^[36]。Qin 等人针对高速列车转向架故障信号, 在分辨率分析的基础上, 提取小波熵特征, 以反映其在尺度上振动信号的不确定性, 再由几个小波熵特征组成的高维空间中, 利用支持向量机 (SVM) 对 4 个故障模式进行分类^[37]。Li 等人提出一种自组织映射 (SOM) 神经网络方法和主成分分析 (PCA) 相结合方法^[38], 用于诊断滚动轴承故障。Chen Lei 等人提出了 EEMD-1.5 维谱特征提取的新方法^[39], 将其 EEMD-1.5 维谱引入机车运行齿轮箱的监测诊断中, 成功地提取出早期齿轮故障特征。Zhao 等人提出一种深入神经网络的方法^[40], 对转向架故障进行系统和完整的诊断。郭超等人针对高速列车故障分析, 将深度学习和集成学习相结合, 提出一种基于 EDBN-SVM (ensemble deep belief network-support vector machine) 的故障诊断模型^[41]。为提取高速列车转向架关键部件振动信号的特征, 庞荣等人提出基于深度学习的高速列车转向架故障识别的新方法^[17], 对故障信号进行离散傅里叶变换后, 通过深度学习的自动编码过程进行故障频域信号的学习, 并将其特征作为 BP 神经网络的输入, 实现转向架故障信号的识别。

3 深度学习在轨道交通领域的应用展望

随着轨道交通的快速发展, 智能轨道交通系统备受关注。深度学习作为一种人工智能技术, 其高性能的图像识别处理过程无疑也将成为轨道交通智能化的重要环节, 应用范围广泛。

人脸识别一直以来是一个活跃的研究领域, 其应用领域将不断扩大, 包括人机交互 (HCI)、行为科学及视频游戏等。但人脸识别对于机器学习方法而言不是一个简单问题, 因为人们在表现方式上可能会有很大的不同, 即使同一个人, 其在同一个面部表情图像中的亮度、背景也会有所不同, 这些都会影响识别的准确率。虽然深度学习的引入可以从多个层次对多个面部特征进行提

取,极大提高了人脸识别的准确率,但并不能满足所有变化模式的鲁棒性,因此人脸识别精度仍是目前极具挑战的问题。将传统人脸识别算法的优点和深度学习相结合,寻求最佳识别模式,是未来在轨道交通领域值得探索的方向。

语音识别作为司机身份的另一种识别方式,同样适用于轨道交通领域。随着无线数字社会的到来,语音作为一种复杂信号,运用越来越广泛,采用深度学习建立的语音识别声学模型已成为主流模型,但其训练效率低的问题仍未很好地解决。未来需要对如何提高训练效率进行深入研究,设计简洁的网络和利用多GPU进行训练是在轨道交通领域值得探索的2个方向。

安全驾驶是铁路运输重点关注的问题之一,自动检测列车司机是否处于疲劳工作状态在轨道交通领域显得尤为重要。目前,司机疲劳检测中传统的检测方法是通过专门的后台监控人员进行多个视频监控来实现,需要耗费大量人力。采用一些浅层的智能算法,针对人脸、眼睛和嘴巴等重要特征进行检测,能够达到疲劳检测效果,但在复杂环境下检测精度较低。虽然深度学习算法具有更好的特征学习能力,能够较好地解决浅层算法存在的不足,但在复杂多变的环境下其鲁棒性不高,因此提高复杂环境下自动检测的鲁棒性是未来在轨道交通领域的重点研究工作之一。

通过车道线检测识别实现车辆在指定的道路区域自动驾驶是目前轨道交通领域的重点应用研究之一。车道线检测算法有很多种,但大多是根据指定的行车场景,通过卷积滤波算法及Hough变化算法进行检测。这些方法大多需要进行手动调参,难以取到最优参数,且算法鲁棒性较差;而深度学习技术在图像分割上早已得到使用,并在很多数据集上都得到了理想效果,可适用于行车恶劣场景的车道线检测,但检测精度相对较低。因此,未来的主要研究工作是在车道线受光照影响和严重缺损的场景下,通过不断训练和优化网络模型提高检测准确率。

在列车设备故障检测中,采用EMD(empirical mode decomposition,经验模态分解)等特征提取方式稳定性差;采用浅层结构的分类器对复杂的问题分类受限。因此,传统方法并不能满足高速列车故障检测的需求,而深度学习可以利用其深层结构对错综复杂的问题分层次的研究和表达来实现复杂函数的逼近,因此其在列车故障检测上能得到广泛地运用。

4 结语

本文对深度学习的发展历程及最常用的CNN等内

容作了较为详细的介绍,在此基础上对深度学习的研究现状及其在轨道交通领域的应用进行了分类描述和展望。目前深度学习在轨道交通领域尽管已有应用实例,但相关应用的研究报道仍然相对较少,且研究的广度和深度都略显不足。虽然深度学习技术存在人脸识别率待提高、语音识别的声学模型训练效率不高、在轨迹严重缺失情况检测率低等不足,但其在轨道交通领域的应用前景十分广阔。如何充分利用和发挥深度学习在轨道交通领域应用的优势将是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets [J]. Neural Computation, 2014, 18(7):1527-1554.
- [2] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [C] // International Conference on Neural Information Processing Systems. USA: Curran Associates Inc., 2012: 1097-1105.
- [3] 孙志远, 鲁成祥, 史忠植, 等. 深度学习研究与进展 [J]. 计算机科学, 2016, 43(2):1-8.
SUN Z Y, LU C X, SHI Z Z, et al. Research and Advances on Deep Learning [J]. Computer Science, 2016, 43(2):1-8.
- [4] 陈东杰, 张文生, 杨阳. 基于深度学习的高铁接触网定位器检测与识别 [J]. 中国科学技术大学学报, 2017, 47(4):320-327.
CHEN D J, ZHANG W S, YANG Y. Detection and recognition of high-speed railway catenary locator based on Deep Learning [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2017, 47(4):320-327.
- [5] 侯志青阳, 全吉成, 王宏伟. 深度学习发展综述 [J]. 舰船电子工程, 2017, 37(4):5-9.
HOUYU Q Y, QUAN J C, WANG H W. Review of Deep Learning Development [J]. Ship Electronic Engineering, 2017, 37(4):5-9.
- [6] BENGIO Y, LAMBLIN P, POPOVIC D, et al. Greedy layer-wise training of deep networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2007, 19:153-160.
- [7] 张磊. 大规模互联网图像检索与模式挖掘 [J]. 中国科学: 信息科学, 2013, 43(12):1641-1653.
- [8] 银珠. 百度汉语语音识别获重大突破 [J]. 计算机与网络, 2015(20): 77.
- [9] SCHROFF F, KALENICHENKO D, PHILBIN J. FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: IEEE Computer Society, 2015:815-823.
- [10] ANDREW Ng. Machine Learning and AI via Brain Simulations [R]. Stanford: Andrew Ng, 2013.
- [11] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [J]. Computer Science, 2014(9): 1-14.
- [12] DONG Y, SEIDE F, GANG L. Conversational speech transcription using context-dependent deep neural networks [C] // International Conference on International Conference on Machine Learning. Omnipress, 2012:1-2.
- [13] 韩俊波. 深度学习算法与应用探究 [J]. 湖州师范学院学报, 2016, 38(10): 48-53.
- [14] 傅天宇, 金柳頔, 雷震, 等. 基于关键点逐层重建的人脸图像

- 超分辨率方法[J]. 信号处理, 2016, 32(7):834-841.
- FU T Y, JIN L Q, LEI Z, et al. Face Super-Resolution Method Based on Key Points Layer by Layer [J]. Journal of Signal Processing, 2016, 32(7):834-841.
- [15] BEYSOLOV II T. Recurrent Neural Networks (RNNs) in: Introduction to Deep Learning Using R [M]. Berkeley, CA: Apress, 2017.
- [16] YANG Z, YANG D, DYER C, et al. Hierarchical Attention Networks for Document Classification [C] // Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, 2017:1480-1489.
- [17] 庞荣, 余志斌, 熊维毅, 等. 基于深度学习的高速列车转向架故障识别[J]. 铁道科学与工程学报, 2015(6):1283-1288.
- PANG R, YU Z B, XIONG W Y, et al. Faults recognition of high-speed train bogie based on deep learning [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2015(6):1283-1288.
- [18] LOPES A T, AGUIAR E D, SOUZA A F D, et al. Facial Expression Recognition with Convolutional Neural Networks: Coping with Few Data and the Training Sample Order [J]. Pattern Recognition, 2016, 61:610-628.
- [19] MAYYA V, PAI R M, PAI M M M. Automatic Facial Expression Recognition Using DCNN [J]. Procedia Computer Science, 2016, 93:453-461.
- [20] UDDIN M Z, HASSAN M M, ALMOGREN A, et al. A facial expression recognition system using robust face features from depth videos and deep learning [J]. Computers & Electrical Engineering, 2017, 63(4): 114-125.
- [21] LI J, ZHANG D, ZHANG J, et al. Facial Expression Recognition with Faster R-CNN [J]. Procedia Computer Science, 2017, 107(3):135-140.
- [22] MOHAMED A R, DAHL G, HINTON G. Deep Belief Networks for phone recognition [J]. Scholarpedia, 2009, 4(5): 1-9.
- [23] DAHL G E, YU D, DENG L, et al. Context-Dependent Pre-Trained Deep Neural Networks for Large-Vocabulary Speech Recognition [J]. IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2012, 20(1):30-42.
- [24] SAINATH T N, WEISS R J, SENIOR A W, et al. Learning the speech front-end with raw waveform CLDNNs [C] // INTERSPEECH. Germany: ISCA, 2015: 1-5.
- [25] HOSHEN Y, WEISS R J, WILSON K W. Speech acoustic modeling from raw multichannel waveforms [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Australia: IEEE, 2015:4624-4628.
- [26] LI B, SAINATH T N, WEISS R J, et al. Neural Network Adaptive Beamforming for Robust Multichannel Speech Recognition [C] // INTERSPEECH. USA: ISCA, 2016:1976-1980.
- [27] SHI L C, LU B L. EEG-based vigilance estimation using extreme learning machines [J]. Neurocomputing, 2013, 102(2):135-143.
- [28] TAKEI Y, FURUKAWA Y. Estimate of driver's fatigue through steering motion [C] // IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. USA: IEEE, 2006:1765-1770.
- [29] MA Z B, YANG Y, ZHOU F, et al. A real-time fatigue driving detection system design and implementation [C] // International Conference on Advanced Communication Technology. Seoul: IEEE, 2015:483-488.
- [30] 赵雪鹏, 孟春宁, 冯明奎, 等. 基于级联卷积神经网络的疲劳检测[J]. 光电子·激光, 2017(5):497-502.
- ZHAO X P, MENG C N, FENG M K, et al. Fatigue detection based on cascade convolutional neural network [J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2017(5):497-502.
- [31] 侯长征. 基于视觉的车道线检测技术研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2017.
- [32] WANG J, MEI T, KONG B, et al. An approach of lane detection based on Inverse Perspective Mapping [C] // IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems. Qingdao: IEEE, 2014:35-38.
- [33] YOO H, YANG U, SOHN K. Gradient-Enhancing Conversion for Illumination-Robust Lane Detection [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(3):1083-1094.
- [34] SON J, YOO H, KIM S, et al. Real-time illumination invariant lane detection for lane departure warning system [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(4):1816-1824.
- [35] 李松泽. 基于深度学习的车道线检测系统的设计与实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- [36] ZHAO J J, YANG Y, TIAN-RUI L I, et al. Fault Diagnosis of High-speed Rail Based on Approximate Entropy and Empirical Mode Decomposition [J]. Computer Science, 2014 (1): 91-99.
- [37] QIN N, JIN W D, HUANG J, et al. High Speed Train Bogie Fault Signal Analysis Based on Wavelet Entropy Feature [J]. Advanced Materials Research, 2013, 753-755(12):2286-2289.
- [38] LI Z C. A Simple SOM Neural Network Based Fault Detection Model for Fault Diagnosis of Rolling Bearings [J]. Applied Mechanics & Materials, 2013, 397-400:1321-1325.
- [39] CHEN L, ZI Y, CHENG W, et al. EEMD-1.5 Dimension Spectrum Applied to Locomotive Gear Fault Diagnosis [C] // International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Zhangjiajie: IEEE Computer Society, 2009:622-625.
- [40] ZHAO Y, GUO Z H, YAN J M. Vibration signal analysis and fault diagnosis of bogies of the high-speed train based on deep neural networks [J]. Journal of Vibroengineering, 2017, 19(4):2456-2474.
- [41] 郭超, 杨燕, 金炜东. 基于EDBN-SVM的高速列车故障分析[J]. 计算机科学, 2016(12):281-286.
- GUO C, YANG Y, JIN W D. Fault Analysis of High Speed Train Based on EDBN-SVM [J]. Computer Science, 2016(12):281-286.

广告目录:

株洲中车时代电气股份有限公司(封二); 中车株洲电力机车研究所有限公司风电事业部(后插1); 株洲时代新材料科技股份有限公司(后插2); 湖南中车时代电动汽车股份有限公司(后插3、4); 三菱电机机电(上海)有限公司(后插5); 株洲联诚集团控股股份有限公司(后插6); 株洲中车时代电气股份有限公司半导体事业部(后插7); 株洲中车时代装备技术有限公司(后插8、9); 南京菲尼克斯电气有限公司(后插10); 安徽省康利亚股份有限公司(封三); 株洲变流技术国家工程研究中心有限公司(封四)