

深度学习及其对图书情报学的启示

1. 中北大学 软件学院 太原 030051; 2. 山西大学商务学院 信息学院 太原 030031;
3. 山西大学 经济与管理学院 太原 030006

刘忠宝¹ 赵文娟² 贾君枝³

摘要 深度学习是一种新颖的机器学习方法,它已经在图像识别、语音识别、信息检索等诸多领域广泛应用并取得了巨大成功。然而,笔者参阅了近年来国内主流的情报学文献,并未发现有关深度学习的研究成果。因此,本文旨在图书情报领域引入深度学习技术,重点探讨深度学习的基本理论、应用、下一步研究重点以及对情报学的启示等问题,以期为解决图书情报学研究面临的诸多问题提供重要参考。

关键词: 深度学习, 大数据, 特征提取, 启示

中图分类号: G203, G350

开放科学(资源服务)标识码(OSID)



Deep Learning and its Inspiration for Library and Information Science

1. School of Software, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. School of Information, Business College of Shanxi University, Taiyuan 030031, China;
3. School of Economics and Management, Shanxi University, Taiyuan 030006, China

LIU ZhongBao¹ ZHAO WenJuan² JIA JunZhi³

Abstract Deep Learning is a new machine learning method, and it has been widely used in image recognition, speech recognition, information retrieval and other related areas. The authors of this study have referred to the recent papers of information science in China, while we have not found any research achievements related to Deep Learning. Therefore, the main purpose of this paper is to introduce the Deep Learning technology to library and information science, and we focused on the basic theory, application, the next step of research and the enlightenment of information science in order to provide an important reference in solving the problems during the research of library and information science.

Keywords: Deep Learning, big data, feature extraction, inspiration

基金项目: 山西自然科学基金(201601D011042), 中国科学技术信息研究所情报工程实验室开放基金(ISTIC-IEL201501)

作者简介: 刘忠宝(1981-), 男, 山西太谷人, 博士, 副教授, 主要研究方向: 智能信息处理, Email: liu_zhongbao@hotmail.com; 赵文娟(1983-), 女, 山西平遥人, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 智能信息处理, Email: zhaowenjuan1118@163.com; 贾君枝(1972-), 女, 山西大同人, 博士, 教授, 主要研究方向: 知识管理与知识组织, Email: junzhij@163.com。

1 引言

随着互联网技术的发展,网上的数据量日益增大,人类进入了大数据时代。海量数据容易导致“信息过载”和“信息迷航”问题的出现。因此,如何有效地从海量数据中发现有用知识成为情报学、计算机科学等领域专家研究的热点问题。其中,一个核心问题是如何准确高效地提取数据的本质特征。传统的特征提取方法一般是在中小规模数据规模下提出的,当面对海量数据时,往往由于时间和空间复杂度过高而无法工作;即便个别方法可以工作,但由于无法对数据的特征进行准确刻画,因而工作效率不高。深度学习的出现为解决上述问题提供了可能。深度学习是近年来出现的一种具有里程碑意义的数据学习技术。深度学习的本质是通过多层非线性变换从大数据中自动学习特征,从而替代手工设计。深层的结构使深度学习具有极强的表达能力和学习能力,尤其擅长提取复杂的全局特征和上下文信息。目前,深度学习已在图像识别、语音识别、信息检索等诸多领域都取得了巨大突破。笔者参阅了近年来主流的图书情报学文献,并未发现有关深度学习的研究成果。因此,本文旨在图书情报学领域引入深度学习技术,重点探讨深度学习的基本理论、应用、下一步研究重点以及对图书情报学的启示等问题,以期为解决图书情报学研究面临的诸多问题提供重要参考。

2 深度学习

2.1 深度学习由来

受大脑层次化结构的启发,研究人员提出

神经网络模型。该模型存在两大问题:一是参数众多,需要很长的训练时间;二是常常面临过拟合的问题,即该模型的工作效率在训练集上很高,但在测试集上却很差。更重要的是,该模型并不比其他模型具有更优的性能。因此,该模型逐渐被支持向量机、Boosting、最近邻方法等浅层学习模型取代。所谓浅层学习模型是指可以用具有一个或两个隐含层的神经网络模拟的学习模型。浅层学习模型从出现至今受到业界的追捧,并获得了巨大成功。但随着大数据时代的到来,多源异构数据使得浅层学习模型的工作效率难以保证,因而能否出现适合海量数据处理的新方法成为人们研究和探讨的重要课题。2006年,加拿大多伦多大学的Hinton提出了深度学习^[1],该方法具有良好的特征学习能力,较之浅层学习模型,能更好地对原始信息进行刻画。深度学习通过组合低层特征形成更加抽象的高层表示属性类别或特征,以发现数据的分布式特征表示。通过深度学习得到的深度网络结构符合神经网络的特征^[2],因此深度网络就是深层次的神经网络,即深度神经网络(Deep Neural Networks, DNN)。

2.2 深度学习模型

根据学习过程是否有先验知识,深度学习可分为监督学习和无监督学习两类。典型的监督学习模型有多层感知机和卷积神经网络;典型的无监督模型有自动编码器、深度置信网、去噪自动编码器、稀疏编码等。其中,深度置信网最具代表性,它由多个受限玻尔兹曼机累加而成,下面对其进行简要介绍。

受限玻尔兹曼机是一个两层结构的随机神

神经网络，两层分别是可视层和隐含层，如图1所示。可视层负责数据输入，隐含层负责特征提取。可视层和隐含层之间是连接的，但层内节点之间没有相互连接。利用最小化损失函数可以求得可视层和隐含层节点之间的连接权重。受限玻尔兹曼机的优点是给定一层节点的状态时，另外一层节点的状态是相互独立的。这对于做随机采样来说比较方便，可以分别固定一层，采样另一层，交替进行。理论上所有节点需要采样无穷多次后才能进行权值的更新，这种方法称为对比分歧（Contrastive Divergence, CD）算法。由于该算法计算太慢，于是Hinton等人提出了一个近似方法——CD-n算法^[3]，只需采样n次后就可更新一次权值。当学习完一个受限玻尔兹曼机模型后，算法就固定权值，再在上面叠加一层新的隐含层单元，使原来受限玻尔兹曼机的隐层变成它的输入层，这样就构造了一个新的受限玻尔兹曼机，之后，再用同样的方法学习它的权值。依此类推，可以叠加出多个受限玻尔兹曼机，从而构成一个深度置信网，如图2所示。图2表示的学习流程是首先将数据通过可视层进行输入，然后经过加权变换后传递给隐含层 h_1 ，再将隐含层 h_1 的输出加权变换后输入到隐含层 h_2 ，依次进行。

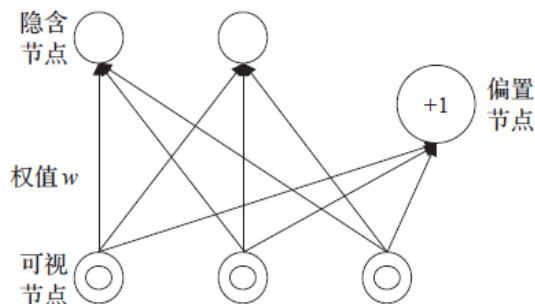


图1 受限玻尔兹曼机结构图

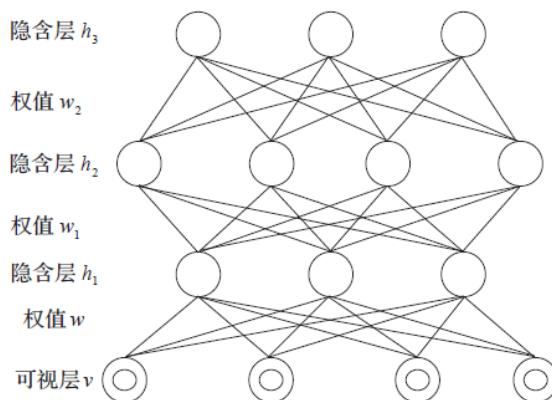


图2 深度置信网结构图

2.3 深度学习优势

深度学习本质上是通过构建多隐含层结构的学习模型来对海量数据进行分析和学习，能够更加准确地刻画数据的主要特征，为后续的分类或预测奠定基础。深度学习的优势主要体现在以下几个方面：

（1）特征学习

与传统方法相比，深度学习的最大优势在于它所采用的特征是从数据中自动学习得到，而非采用手工设计。过去几十年，在机器学习的各种应用中，手工设计的特征一直处于统治地位。手工设计主要依靠设计者的先验知识，很难利用大数据的优势。由于依赖手工调参数，因此特征的设计中所允许出现的参数数量十分有限。深度学习可以从数据中自动学习特征的表示，可以包含成千上万的参数。采用手工设计出有效的特征往往需要五到十年时间，而深度学习可以针对新的应用从训练数据中很快学习到新的有效的特征表示。在传统方法中，特征和分类器的优化是分开的。而在神经网络的框架下，特征表示和分类器是联合优化的，可以最大程度地发挥二者联合协作的性能。

（2）深层结构

深度学习模型的“深”意味着神经网络的结构深，由很多层组成。研究表明，针对特定的任务，如果模型的深度不够，其所需要的计算单元会呈指数增加。尽管目前许多深度模型的参数量已经相当庞大，但如果换成浅层神经网络，其所需要的参数量要大出多个数量级才能达到相同的数据拟合效果，以至于很难实现。深度模型之所以能减少参数的关键在于重复利用中间层的计算单元。以人脸识别为例，深度学习可以针对人脸图像的分层特征表达进行：最底层从原始像素开始学习滤波器，刻画局部的边缘和纹理特征；中层滤波器通过将各种边缘滤波器进行组合，描述不同类型的人脸器官；最高层描述的是整个人脸的全局特征。由此可以看出，深度模型的表达能力更强，效率更高。

（3）提取全局特征和上下文信息的能力

深度模型具有强大的学习能力和高效的特征表达能力，它可以从像素级原始数据到抽象的语义概念逐层提取信息，这使得它在提取图像的全局特征和上下文信息方面具有突出的优势，为解决传统的多媒体“语义鸿沟”问题带来了新的思路。

3 深度学习的应用

3.1 多媒体识别

（1）图像识别

深度学习研究的初衷主要是应用于图像识别。迄今为止，尽管深度学习已经被应用到语音、图像、文字等方面，但深度学习领域发表

的论文中大约70%是关于图像识别的。从2012年的ImageNet^[4]竞赛开始，深度学习在图像识别领域发挥出巨大威力，在通用图像分类、图像检测、光学字符识别、人脸识别等领域，最好的系统都是基于深度学习的。国内研究典型代表是：康晓东等提出无监督深度学习彩色图像识别方法^[5]；杨阳等提出基于深度学习的图像标注方法^[6]；梁鑫等将深度学习模型用于SAR图像目标识别中^[7]。深度学习的优势在图像识别的进展中体现得淋漓尽致：模型结构越来越复杂，训练数据规模也不断增加；各种关于数据结构的先验知识被体现到新的模型结构中。在物体识别和物体检测研究的一个趋势是使用更大更深的网络结构。更深的网络结构使得反向传播更加困难。与此同时，训练数据的规模也在迅速变大。这迫切需要研究新的算法和开发新的并行计算系统来更加有效地利用大数据训练更大更深的模型。

（2）语音识别

人类语音的产生过程是一个包含语言层、音系层、生理层、声学层的层次化非线性动态过程^[8]，深层结构模型在描述该过程时具有相对于传统浅层结构模型的理论优势。因此，在近年深度学习研究领域取得进展的同时，也得到众多语音识别研究领域的专家和学者极大关注，并在语音识别研究方向取得了积极的进展。典型代表有：加拿大多伦多大学的Mohamed等人利用深度置信网构建深度音素分类器^[9]；微软与Hinton合作，利用深度置信网对DNN进行预训练，建立了DNN-HMM（Deep Neural Networks-Hidden Markov Model，深层神经网络-隐马尔科夫模型）声学模型^[10]，该模

型对大规模语音识别效果良好。目前,国外的IBM、Google等机构在语音识别方面投入很大并取得一定效果,国内的中国科学院、科大讯飞等机构已经着手开始基于DNN的语音识别研究。与浅层学习模型相比,基于深度学习的语音识别系统已经在识别准确率方面有了显著提升,未来深度学习将继续在海量语音数据的精细学习、持续提升识别系统的口音覆盖和噪声场景鲁棒性等方面发挥重要作用。

(3) 视频分析

深度学习在视频分类上的应用还处于起步阶段,未来还有很多工作要做。视频分析的难点是如何描述视频的动态特征。以往的视觉研究方法对动态特征的描述往往依赖于光流估计、对关键点的跟踪和动态纹理。如何将这些信息体现在深度模型中是个难点。最直接的做法是将视频视为三维图像,应用卷积网络^[11]在每一层学习三维滤波器。但是这一思路显然没有考虑到时间维和空间维的差异性。另外一种简单但更加有效的思路是,通过预处理计算光流场或其他动态特征的空间场分布,作为卷积网络的一个输入通道^[12,13]。也有研究工作利用深度编码器以非线性的方式提取动态纹理^[13]。在最新的研究工作中,长短时记忆网络受到广泛关注,它可以捕捉长期依赖性,对视频中复杂的动态建模。

3.2 自然语言理解

随着语音和图像处理领域的突破性进展,深度学习在自然语言处理领域也越来越受到重视,并逐渐应用于自然语言处理的各种任务中。然而自然语言处理任务有其自身的特点,

与语音和图像处理之间的不同主要体现在以下两方面:(1)语音和图像在处理过程中的输入信号可以在向量空间内表示,而自然语言处理通常在词汇一级进行。将独立的词语转换为向量并作为神经网络的输入是将神经网络应用于自然语言处理的基础;(2)自然语言任务中通常要处理各种递归结构。语言模型、词性标注等需要对序列进行处理,而句法分析、机器翻译等则对应更加复杂的树形结构。这种结构化的处理通常需要特殊的神经网络。

NEC美国实验室的Collobert等人最早将深度学习应用于自然语言理解^[14]。他们利用embedding和多层一维卷积的结构,对若干典型的自然语言处理问题进行了探讨。Richard等人使用动态池化技术解决了两个句子长度不一致的问题^[15]。Lu等人将深度神经网络同层次主题模型相结合,解决了复杂的多层次匹配问题^[16]。He等人使用去噪自动编码的神经网络来学习文档表示,并将其应用于实体链接的任务中,取得了不错的效果^[17]。Antoine等人将深度神经网络应用于语义消歧,显著地提高了性能^[18]。目前,大多数研究往往将词性标注、语义角色标注、命名实体识别、语言模型等问题分别考虑,并未作为一个系统工程来考虑,因而,深度学习在自然语言处理方面的研究还有待于进一步加强。

3.3 情感分析

尝试理解人类情感一直是机器学习的目标。目前深度学习在此问题上主要用于针对给定的文本来判断其情感类别及强度。为了更好地处理情感分析问题中语义合成的问题,一些

研究工作利用自然语言的递归性质与语义的可合成性,使用递归神经网络对句子的情感语义进行建模。Richard等人在递归自动编码模型的基础上,除了使用重构损失外,还加入了情感类别的监督信息^[19]。Dong等人提出自适应递归神经网络。在构建短语向量表示时,自适应递归神经网络根据当前合成向量自适应地使用多个语义合成函数^[20]。这样可将每个词的情感语义操作信息嵌入到词向量中,进而用来选择不同的语义合成函数。通过结合依存关系树信息,将自适应递归神经网络用于解决目标依赖的情感分类任务^[21]。Kalchbrenner等人在卷积神经网络中引入动态k-max池化技术来处理自然语言变长的特性,在情感分类任务上取得了不错的效果^[22]。Le等人在神经网络语言模型中引入段落向量来表示全局语义信息,从而得出段落(或句子)的向量表示。通过结合情感类别的监督信息,在句子级与文档级的情感分类任务上得到了提高^[23]。国内研究的典型代表是:林平荣等提出基于深度学习的情感识别开放平台^[24];梁军等利用深度学习模型进行微博情感分析^[25];何炎祥等提出一种情感语义增强的深度学习模型,并将其应用于微博情感分析^[26]。

3.4 信息检索

目前,深度学习在信息检索方面的应用主要体现在基于语义特征的页面排序。Salakhutdinov等人针对主流文本检索系统TF-IDF^[27]面临的词汇间语义相似性问题,提出基于深度学习的页面排序方法。该方法保证深度神经网络模型中的参数易于计算,而且能更好地表征各个文档的本质特征。深度自动编码器使

得文档映射到一个内存地址中,并保证语义相近的文档放在相邻的内存地址以利于文档的检索。国内学者冯方向^[28]、孙建文^[29]、郑莹雪^[30]等利用深度学习模型进行了信息检索方面的研究。目前,深度学习在信息检索领域的应用还相对有限,有待于进一步加强。

4 下一步的研究重点

与深度学习有关的研究不断开展,深度学习受到业界的空前关注。深度学习下一步的研究重点主要体现在以下几方面:

(1) 参数过多是深度学习面临的难题之一,而参数的获取过程将需要很大的计算代价。因此,如何设计新的参数学习方法、搭建性能更优的计算框架,提高深度学习模型的计算效率是下一步值得关注的问题。

(2) 目前,各种深度学习模型不断涌现,各种应用层出不穷。但针对深度学习的理论研究表明滞后于应用研究,很多理论问题值得认真思考:深度学习的强大是得益于它的算法还是层次结构;如果得益于它的层次结构,那么从学习理论的角度看这种结构的本质是什么;预训练和优化方法的重要性及两者的关系等。

(3) 对于怎么用深度模型来表示像语义这样的信息还需要更多的研究。从人类进化的角度来看,语言的能力是远远滞后于视觉和听觉的能力而发展的。而除人类外,还有很多动物具有很好的识别物体和声音的能力。因此从这个角度来说,对于神经网络这样的结构而言,语言相较于视觉和听觉是更为困难的一个任务。而成功的解决这个难题对于实现人工智能

是不可缺少的一步。

(4) 硬件与软件的配合还有很长的路要走。目前绝大多数深度网络都需要进行大量的计算,并行化必不可少,毕竟大脑对信息的处理基本是并行的。并行的方式有机器并行和使用GPU并行。显然后者对于研究者而言更加经济可行。但目前对于大部分研究人员来讲,编写GPU代码还是比较费时费力的,因此需要硬件厂商和软件厂商通力合作,为业界提供傻瓜式的编程工具。

5 深度学习对图书情报学的启示

目前,深度学习已经逐渐渗透到多个学科和领域。就情报学而言,深度学习的发展能够带动图书情报学相关研究的进一步发展。

在多媒体检索方面,随着互联网上文本、图像、音频、视频等多媒体资源日益丰富,如何从这些海量资源中找到所需信息成为人们关注的焦点。包括文本检索、图像检索、视频检索在内的多媒体检索技术的出现为解决上述问题提供了可能。然而,一个不容忽视的事实是:已有的检索技术往往只关注某一类媒体信息,对于一些跨媒体检索请求则无法满足。如在为文本检索词查找相关图像和视频时,往往依赖于图像和视频周围的文字说明,其本质上仍然是面向单类媒体的检索系统。从研究现状看,面向单类媒体的检索系统基本上能够满足用户的需求,但随着应用的深入,人们对跨媒体检索的需求越来越迫切,这就需要研究新的检索技术——跨媒体检索。已有的研究表明,深度学习在文本、图像、视频等多媒体信息处

理上具有一定优势,这为将深度学习应用于跨媒体检索研究奠定了基础。深度学习的主要优势体现在:(1)多媒体数据在组织和表示上是异构的。传统的学习模型均是“浅层”学习,因此,很难理解多媒体数据的本质特征。而深度学习模型通常包含多层结构,多媒体数据经多层非线性变换后,有可能在高层表示中更易发现多媒体数据之间的关联关系。(2)深度学习模型在处理多媒体数据时,采用了统一的处理架构和模式,这为建立跨媒体检索系统提供了可能。

在个性化信息服务方面,一个核心的问题是如何准确获取用户兴趣并建立用户兴趣模型。当前主流的用户兴趣模型包括三类:(1)根据用户兴趣变化周期,可分为长期兴趣模型和短期兴趣模型;(2)根据用户兴趣建模手段不同,可分为显式兴趣模型和隐式兴趣模型;(3)根据模型的适用对象,可分为动态兴趣模型和静态兴趣模型。上述兴趣模型的构建依赖于用户特征的分析。主流的特征提取方法可以看作是“浅层”学习模型,它们无法对用户兴趣进行深层次地分析,因而,构建的用户模型往往无法表达用户真实的兴趣。深度学习模型通过构建深度信念网络,有效地解决了浅层学习模型无法学习多维数据特征的问题。特别是,深度学习模型中的系数自动编码器通过对特征的稀疏表达,使得特征之间线性无关,利用该算法能够有效地降低输入数据的维度,并获得其深层特征,极大地提高了原始数据的利用率。因此,如何利用深度学习在特征提取方面的优势,进一步完善用户兴趣模型,为用户提供更优的个性化信息服务成为个性化信息服务

下一步的研究方向。

在大数据方法研究方面,深度学习模型的出现为有效解决大数据存储、分析、可视化等问题提供了依据。利用数据挖掘算法对数据进行分析 and 处理,实现了从数据到知识的转换。数据挖掘算法使得机器具有更好的智能,这为人类做出重要决策提供有力支持。然而,数据挖掘算法的优劣很大程度上取决于特征表示的能力。因此,众多研究者投身到特征表示的研究中去,提出不少卓有成效的成果。随着互联网时代的到来,数据量日益增大,通过数据挖掘算法构建的模型的复杂度也不断上升,已有方法受制于时间复杂度过高,无法有效解决大数据环境下的特征表示问题。深度学习特殊的工作机制决定了其非常适合于处理海量数据,特别是针对海量数据进行特征表示。鉴于有监督的深度学习模型和无监督的深度学习模型在相应应用领域取得的成功,有必要进一步挖掘深度学习模型在特征表示方面的优势,有助于解决大数据环境下的若干技术难题。

随着情报学不断发展,还会出现各种理论和应用难题,但只要涉及与特征提取相关的问题,均可将深度学习作为一种备选技术方案,因为“深度模型”是手段,“特征学习”是目的。这也是笔者撰写本文的目的所在。

参考文献

- [1] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets [J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [2] Psaltis D, Sideris A, Yamamura A. A Multilayered Neural Network Controller [J]. IEEE Control Systems Magazine, 1988, 8(2): 17-21.
- [3] Hinton G E. Training Products of Experts by Minimizing Contrastive Divergence [J]. Neural Computation, 2002, 14: 1771-1800.
- [4] Deng J, Dong W, Socher R, et al. ImageNet: A large-scale hierarchical image database[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. IEEE, 2009: 248-255.
- [5] 康晓东, 王昊, 郭军, 等. 无监督深度学习彩色图像识别方法[J]. 计算机应用, 2015, 35(9): 2636-2639.
- [6] 杨阳, 张文生. 基于深度学习的图像自动标注算法[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(1): 88-98.
- [7] 梁鑫, 徐慧. 基于深度学习神经网络的SAR图像目标识别算法[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2016, 44(2): 131-136.
- [8] Deng L. Dynamic Speech Models: Theory, Algorithms, and Applications [J]. Synthesis Lectures on Speech and Audio Processing, 2006, 2(1): 1-118.
- [9] Mohamed A R, Hinton G, Penn G. Understanding How Deep Belief Networks Perform Acoustic Modelling[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2012: 4273-4276.
- [10] Mohamed A R, Dahl G E, Hinton G. Acoustic Modeling Using Deep Belief Networks[J]. IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing, 2012, 20(1): 14-22.
- [11] Ji S, Xu W, Yang M, et al. 3D Convolutional Neural Networks for Human Action Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2013, 35(1): 221.
- [12] Simonyan K, Zisserman A. Two-Stream Convolutional Networks for Action Recognition in Videos[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 1(4): 568-576.

- [13] Shao J, Kang K, Chen C L, et al. Deeply Learned Attributes for Crowded Scene Understanding[C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2015: 4657-4666.
- [14] Collobert R, Weston J, Karlen M, et al. Natural Language Processing (Almost) from Scratch[J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12(1): 2493-2537.
- [15] Socher R, Huang E H, Pennington J, et al. Dynamic Pooling and Unfolding Recursive Autoencoders for Paraphrase Detection[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2011, 24: 801-809.
- [16] Lu Z, Li H. A Deep Architecture for Matching Short Texts[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2013: 3227-3231.
- [17] He Z, Liu S, Li M, et al. Learning Entity Representation for Entity Disambiguation[J]. 2016.
- [18] Bordes A, Glorot X, Weston J. Joint Learning of Words and Meaning Representations for Open-Text Semantic Parsing[C]// International Conference on Artificial Intelligence & Statistics. 2011.
- [19] Socher R, Pennington J, Huang E H, et al. Semi-supervised recursive autoencoders for predicting sentiment distributions[C]// Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2011, 27-31 July 2011, John McIntyre Conference Centre, Edinburgh, Uk, A Meeting of Sigdat, A Special Interest Group of the ACL. DBLP, 2011: 151-161.
- [20] Dong L, Wei F, Zhou M, et al. Adaptive Multi-compositionality for Recursive Neural Models with Applications to Sentiment Analysis[C]// Twenty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2014: 1537-1543.
- [21] Dong L, Wei F, Tan C, et al. Adaptive Recursive Neural Network for Target-dependent Twitter Sentiment Classification[C]// Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2014: 49-54.
- [22] Kalchbrenner N, Grefenstette E, Blunsom P. A Convolutional Neural Network for Modelling Sentences[J]. Eprint Arxiv, 2014, 1.
- [23] Le Q V, Mikolov T. Distributed Representations of Sentences and Documents[J]. 2014, 4: 1188-1196.
- [24] 林平荣, 侯志, 贵华. 基于深度学习的情感识别开放平台[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(6): 1510-1514.
- [25] 梁军, 柴玉梅, 原慧斌, 等. 基于深度学习的微博情感分析[J]. 中文信息学报, 2014, 28(5): 155-161.
- [26] 何炎祥, 孙松涛, 牛菲菲, 等. 用于微博情感分析的一种情感语义增强的深度学习模型[J]. 计算机学报, 2017, 40(4): 773-790.
- [27] Salakhutdinov R, Hinton G. Semantic hashing[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2009, 50(7): 969-978.
- [28] 冯方向. 基于深度学习的跨模态检索研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2015.
- [29] 孙建文. 基于深度学习的中文文档检索的应用[D]. 长春: 吉林大学, 2015.
- [30] 郑莹雪. 基于深度学习的图像检索[D]. 长春: 吉林大学, 2016.