

深度学习技术应用:现状和前景

刘 勇 李 青 于翠波

(北京邮电大学 网络教育学院,北京 100088)

[摘要] 深度学习(Deep Learning)是人工智能领域的一项新技术,其通过神经网络(Neural Network,简称NN)的逐层特征变换,获得对输入数据的深层次表达,在语音识别、图像手写识别等领域性能卓越。基于深度学习的人工智能技术能够为教育领域带来深刻变革,使教育向智能化方向发展。本文对深度学习技术的起源及几种典型的深度学习模型作了阐述,通过对不同模型比较,指出所适于解决的不同类型教育问题;还详细介绍其在教育领域应用于学习情况追踪、智能助教、智能阅卷、外语辅导的四个案例并加以剖析,从中归纳总结出基于深度学习的人工智能技术对教育的若干影响。本研究认为,在线教学过程的个性化、人机交互的拟人化、学习评价的智能化将成为教育智能化的发展趋势。

[关键词] 人工智能;深度学习;教育应用;教育智能化

[中图分类号] G434

[文献标识码] A

[文章编号] 1007-2179(2017)05-0113-08

一、引言

深度学习是人工智能领域的一项新技术,其概念由杰弗里·欣顿教授等(Hinton et al., 2006a)提出。深度学习主要借助人脑的多层抽象机制,通过神经网络模拟人脑的学习过程,从而实现对现实世界大量数据的抽象表达。实践证明,深度学习能够获取具有潜在复杂结构规则的自然图像、视频、语音和音乐等数据内部潜在的本质特征或规则。2013年4月,《麻省理工学院科技评论》杂志(MIT Technology Review)将深度学习列为2013年十大突破性技术之首(MIT, 2013)。

深度学习概念自提出以来,在文本识别、语音识别(Dahl et al., 2012)、图像识别(Russakovsky et al.,

2014; Sun et al., 2014a; Ji et al., 2013; Dong et al., 2014; Goodfellow et al., 2013)等多个领域的应用取得了突破性进展,其识别准确率远远超过通过传统技术所获得的识别结果,因此得到了学术界和工业界的广泛关注(Badri et al., 2014; Zeng et al., 2014)。2012年6月,《纽约时报》报道了斯坦福大学吴恩达(Andrew Ng)教授和大规模计算机系统世界顶尖专家杰夫·迪恩(Jeff Dean)共同主导的谷歌大脑(Google Brain)项目。该项目通过训练一种深度学习模型,对10亿个参数进行学习,使机器从众多不同的目标中自动识别猫(Le, 2013)。脸谱正努力通过深度学习相关技术理解其用户,例如,基于一些并未有明确暗示的帖子,可以理解用户的心情或预测即将要发生的事情(郭丽丽等, 2015)。

[收稿日期] 2017-05-22

[修回日期] 2017-06-28

[DOI编码] 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2017.05.012

[基金项目] 中国博士后科学基金第八批特别资助项目“泛在学习环境下基于情境感知的协同空间建构研究”(2014T80049)。

[作者简介] 刘勇,博士,副教授,北京邮电大学网络教育学院,研究方向:教育数据统计分析、数据挖掘、数字化学习资源及环境和学习技术标准化(liuyong001@bupt.edu.cn);李青,博士,教授,北京邮电大学网络教育学院,研究方向:数字化学习环境与学习资源、移动学习、教育信息技术标准化(zjliqing@126.com);于翠波,博士,副教授,北京邮电大学网络教育学院,研究方向:数字媒体设计、教育数据挖掘、学习分析(jade.bupt@126.com)。

深度学习在各领域取得的巨大进展,使其与教育的结合具有广阔的应用前景。2016年由百度举办的“畅想教育科技高峰论坛”上,专家学者共同探讨了以深度学习为基础的人工智能在在线教育和未来教育的发展方向等(卢楠,2016)。《2017 新媒体联盟中国高等教育技术展望:地平线项目区域报告》指出,未来四至五年,机器学习等技术将对中国高等学校产生深远影响(地平线项目,2017)。机器学习技术包括本文所述深度学习技术。

二、深度学习技术原理和应用

(一)深度学习技术原理

1. 深度学习技术的起源

深度学习起源于对人工神经网络(Artificial Neural Network,简称ANN)的研究。一个人工神经网络包含许多人工神经元(Artificial Neuron),神经元以一定方式连接起来构成神经网络,其中广泛使用的一种连接方式见图1。图1中示例的人工神经网络包括三层,从下至上分别为:输入层、隐藏层和输出层。其中,输入层各神经元面向输入信号(小方块表示),输入信号到隐藏层各神经元之间都有连接,隐藏层中每个神经元向上又与输出层各神经元相连。一个人工神经网络中的输入以及各层神经元的个数不固定,隐藏层也可以有多层,这些都根据所要解决问题的复杂性而定。

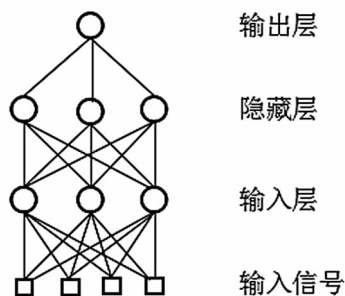


图1 人工神经网络示例

杰弗里·欣顿教授等(Hinton et al., 2006b)提出逐层预训练(layer-wise pre-training)的方法,将隐藏层扩展到七层。计算机硬件配置的发展和提高为多层神经网络的实现提供了必备的硬件设施。此时,利用多层神经网络进行“深度学习”才有了真正意义。这种深度结构通过多层结构实现逐层特征变换,能够将原始输入变换到新的特征空间,通过较少

的参数就可以实现对复杂函数的逼近,刻画数据丰富的内在信息。

2. 典型的深度学习模型

深度学习是一种多层次学习,相邻上下层之间构成一个特征提取的基本模块。输入数据首先进入底层模块被提取特征,并将提取特征作为上一层基本模块的输入,在上一层模块进一步提取更高层特征,以此类推,通过深层结构,实现了对输入数据从低级到高级的特征提取。目前典型的深度学习模型包括:深度信念网络(Deep Belief Networks,简称DBN)(Hinton et al., 2006a)、卷积神经网络(Convolutional Neural Network,简称CNN)(LeCun et al., 1998)、递归神经网络(Recurrent Neural Networks,简称RNN)(Boulanger-Lewandowski et al., 2012)等。

构成深度信念网络的基本模块是受限波尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machine)通过在各层之间逐层训练,最终使可见层神经元的输出最大似然输入信号的分布。构成卷积神经网络的基本模块为单层卷积神经网络,主要分为卷积、非线性变换和下采样三个阶段(余滨等,2014),通过交替进行卷积、非线性变换和下采样,最终获得不同层次的结构信息。递归神经网络在其隐藏层神经元处增加了一个循环圈,将系统的输出保留在网络里,并和系统下一时刻的输入共同决定下一时刻的输出。递归神经网络可以看成是一个在时间上传递的神经网络,它的深度是时间的长度。

DBN采用预训练的方式,适用没有标签的训练样本,对于有标签的训练样本,CNN和RNN模型学习效果更好。目前,包含图像和语音等大量标签数据的场合多采用CNN和RNN模型。CNN的特征提取过程与人类大脑对图像的认识过程非常相似,因此CNN非常利于图像识别,如在监考视频中识别行为异常的学生等。CNN也适用于与文本识别、手写体识别相关的问题,如识别学生提交的作业或考卷等。RNN主要用于处理时间序列数据,如语音识别等。这一特征使其在教育领域适于解决与口语训练、口语测试等与语音相关的问题。随着深度学习技术的广泛应用,CNN和RNN越来越多结合在一起使用,如在自然语言处理中,情感分类可以采用CNN,基于上下文的语言建模则可以采用RNN(佚名,2017)。

(二)深度学习技术的应用

1. 深度学习在语音识别中的应用

微软研究人员通过深度神经网络 DNN 对数以千计、比音素小很多的一种单元 (senones) 进行建模,成功实现了大词汇量的语音识别。相对于常规的大词汇量语音识别系统,误差率减少 16% 以上 (Dahl et al., 2012)。随后该模型被应用于含 300 个小时语音训练数据的 Switchboard 标准数据集,与之前最领先的常规系统相比,该系统相对错误率减少了 33% (Seide et al., 2011)。此外,赵等 (Cho et al., 2014) 基于递归神经网络 RNN 实现了机器翻译。在此基础上,巴德那等 (Bahdanau et al., 2014) 改进后提出了 RNNsearch 模型。该模型在 ACL2014 机器翻译研讨会 (Baltimore, 2014) 提供的英/法双语并行语料库的翻译结果评分均有提高,但略低于传统的基于短语的翻译系统 Moses (Koehn et al., 2007)。若剔除未知词汇语句,RNNsearch 的评分超过 Moses (尹宝才等,2015)。

深度学习还被用于自然语言处理 (NLP)。NEC 美国研究院 (Collobert et al., 2011) 研究者 2008 年开始将深度学习用于四种典型的自然语言处理问题,取得了最新水平的准确率 (余凯等,2013)。

2. 深度学习在图像识别中的应用

2012 年,由欣顿教授带领的深度学习团队首次将卷积神经网络 CNN 应用于 ImageNet 大规模视觉识别挑战赛 (ILSVRC—2012),在图像分类任务中的前 5 项错误率为 15.3%,而获得第二名的参赛团队使用手动特征设计方法,错误率高达 26.2%;在目标定位任务中,欣顿教授团队也获得了第一名,其前 5 项错误率为 34%,成绩同样遥遥领先于第 2 名的 50% 错误率 (Krizhevsky et al., 2012)。2014 年,几乎所有参赛队伍都采用深度学习方法,进一步将分类错误率降低到 6.7%。

此外,深度学习在人脸识别方面的应用也取得了巨大成功。香港中文大学的 DeepID 项目 (Sun et al., 2014b) 以及脸谱的 DeepFace 项目 (Taigman et al., 2014) 均基于卷积神经网络在户外人脸识别数据库 (LFW) 上分别实现了 97.45% 和 97.35% 的识别正确率,而人类识别正确率也只有 97.5% (Kumar et al., 2014)。DeepID2 项目 (Sun et al., 2014b) 进一步将识别正确率提高到 99.15%,超过了人类在

该数据库的识别率。

3. 深度学习与强化学习的结合应用

强化学习是机器学习的一个领域,通过连续选择一些行为,将这些行为完成后得到的最大收益作为最好结果,因此强化学习具有超强的决策能力。深度学习具有极强的特征提取能力,如果将二者结合,可以获得更智能的学习方法。

2016 年 3 月,由谷歌旗下的 DeepMind 团队开发的“AlphaGo”计算机围棋采用深度强化学习方法,在与世界围棋顶级选手李世石 (Lee Sedol) 的对弈中,以 4:1 大比分获胜,成为人工智能领域的里程碑事件。深度强化学习在智能驾驶中也展现出强大的能力,一种先进的驾驶员辅助系统通过摄像头捕捉路面图像信息,深度学习从中实时提取路况特征,通过强化学习给出的智能控制算法实现稳定可靠的智能驾驶 (赵冬斌等,2016)。此外,机器人的应用已经十分广泛,加州大学伯克利分校的研究者结合卷积神经网络和强化学习,研制出能够通过纯视觉输入抓取物体的机器人 (Levine et al., 2015)。

三、深度学习技术的教育应用

(一) 学习追踪

2015 年,在机器学习领域的顶级会议——神经信息处理系统大会 (Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems, 简称 NIPS) 上,斯坦福大学克里斯·皮希 (Chris Piech) 团队发表了“深度学习情况追踪” (Deep Knowledge Tracing, 简称 DKT) 的论文 (Piech et al., 2015)。所谓学习情况追踪,是通过对学生掌握知识的进度了解,准确预测学生后续的学习状况。然而要通过数学建模追踪学生的学习状况是很困难的,因为人类的学习状况受到人类大脑和认知双重因素的影响,机制非常复杂,因此之前采用的一些简单数学模型对学习状况追踪的建模效果并不好。克里斯·皮希等提出的 DKT 模型,采用深度学习中的 RNN 算法,利用其在时间上的“深度”,通过输入神经元直接从数据中学习学生掌握知识的情况。论文中的示例给出追踪某学生学习 8 年级数学的学习状况 (见图 2)。图中横轴表示该生所做的 50 道练习题索引,纵轴表示这些练习题涉及的知识点,分别是直观线图、斜率、 x -截距、 y -截距、线性方程、平方根,分别用不同颜色的

圆形表示。每道练习题只涉及一个知识点。实心圆代表回答正确,空心圆代表回答错误。由图可知,前两道题的知识点是平方根,学生回答正确,第三道题是求解 y - 截距,学生回答错误,4-38 题均为求解 x - 截距问题,39-43 题为 y - 截距问题,44-50 题为线性方程问题。

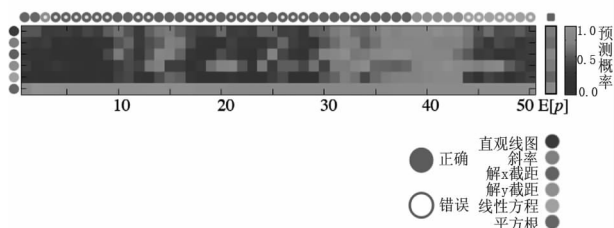


图2 DKT 建模示例

图中右侧的两个竖条显示的是预测结果,其中最右侧的竖条表示预测正确的概率,自下往上依次为从 0 到 1,颜色由深到浅,概率为 0 表示预测不正确,概率为 1 表示预测正确。概率为 0 的具体含义是,假设模型预测学生 100% 会正确回答下一道问题,但实际是学生做错了;概率为 1 的具体含义是模型预测到学生回答问题的情况。E[p] 表示不同知识点的预测概率的均值,颜色越深,表示对该知识点的预测越不准确;颜色越浅,表示对该知识点的预测越准确。由图可知,预测最准确的是 x - 截距类问题,预测较不准确的是线性方程和斜率问题。

皮希等还将模型应用于可汗学院(Khan Academy)的数据集。该数据集包括可汗学院 47495 名学生所做的 140 万道数学题及解答,涉及 69 个知识点。通过 DKT 模型预测某学生所做习题正确与否的预测精度(AUC 值)能达到 0.85,远高于传统贝叶斯方法的 0.68。DKT 追踪模型能实时掌握学生学习进度,并预测学生的学习状况。此外,DKT 模型在教学方面还具有如下作用。

1. 增强课程练习设计

DKT 模型能及时了解学生掌握知识的程度,针对学生错误率较高的知识点可以有针对性地增强练习。此外,模型还被用于测试两种出题规则:mixing 和 blocking。其中 mixing 规则指所出习题以不同知识点交替出现的方式给出,blocking 规则指同一知识点下的所有习题集中在一起。预测结果表明,按照 blocking 规则出题能够获得更好的预测精度。预测精度越准确,对学生有针对性的辅导越有效。

2. 发现隐含的结构或概念

DKT 模型还能发现习题中隐含的结构或概念,通过给每两道前后相关的习题分配一个影响因子,可以获得不同知识点之间隐含的相关性,从而获得这些知识点间的共性特征。如某些具有相关性的知识点都与“函数”有关,可以归为“函数”类知识点,另一些相关知识点都与“角度”有关,可以归为“角度”类知识点。可见,“函数”或者“角度”就是这些知识点所隐含的概念。这一特点使得 DKT 模型可以在已知一个知识点预测准确的基础上,提高对其他同类知识点的预测精度。

(二) 智能助教

美国佐治亚理工学院于 2014 年在其 MOOC 平台推出计算机科学硕士班,其中一门核心在线课程为阿肖克·戈埃尔(Ashok Goel)教授讲授的人工智能知识(knowledge based artificial intelligence,简称 KBAI)。每年约三百名学生学习,他们在论坛发布了一万多条信息,远远超出该课程八名助教的处理能力。为了减轻工作量,戈埃尔教授及其研究生研发了一个虚拟助教,取名吉尔·沃森(Jill Watson)。吉尔·沃森能第一时间回复邮件或在论坛回帖,且口吻不古板,多用口语,以至于几乎没有学生发现这个助教其实是个机器人。

助教吉尔·沃森的研发在后台使用了 IBM 超级计算机沃森分析系统。沃森业务副总裁兼首席技术官罗布·海伊(Rob High)曾提到,“虽然不能给出百分之几这样的数字,但目前沃森在许多部分导入了深度学习”。IBM Watson 本质上是 IBM 制造的电脑问答系统,其工作原理见图 3(李尊,2016)。

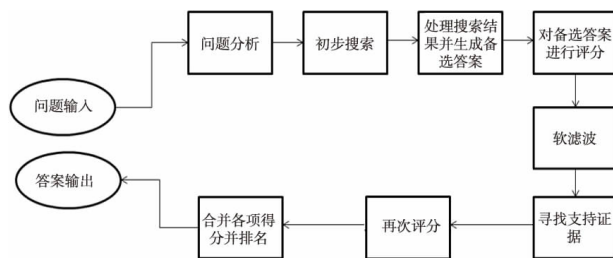


图3 IBM Watson 工作原理

由图可知,该工作原理首先是问题输入系统,之后系统分析问题,其中深度学习技术能够对问题的关键词进行提取,通过分析问题,尝试理解问题;之后在数据库中初步搜索与问题相关的文件,并在这

些文件中生成若干备选答案,之后对备选答案进行打分,并通过软滤波将明显错误的答案过滤掉,剩余的备选答案继续在数据库中查找支持证据,再对备选答案进行打分,通过最终合并以及排名,找到最高分答案并输出。

利用 IBM 沃森技术,戈埃尔和他的团队采集了 2014 年课程开设后论坛上出现的四万多个问题,对吉尔·沃森进行训练,并于 2015 年 1 月投入使用。最初几周,吉尔·沃森经常会出错,答非所问。经过研究团队的调试,最终吉尔·沃森能够达到 97% 的正确率。学生得知真相后深感震惊。在此之前,学生们给予这位助教的评价多是反应迅速、客观等,还有学生表示与它的交流“很像正常人之间的交流”,甚至有学生还想提名它为杰出助教。

采用深度学习技术的人工智能在机器人助教工作中发挥了巨大作用(阿霖,2016),具体表现在:

1. 辅助教师答疑

戈埃尔教授发现,逐年的积累使得在线课程学生人数不断增加,提出的问题数量也随之增加,然而学生所问问题倾向于重复,问题种类没有大的增长。因此,机器人助教完全可以回答重复性问题,只有在机器人助教回答不了时再由人工助教回答,极大地降低了人工助教的劳动强度。

2. 及时回答问题

戈埃尔教授认为,在线课程学生留存率低的原因之一,就是学生认为没有得到充足的教学支持。机器人助教无论是在白天还是深夜,都能实时回答学生的问题,使学生体会到一对一的互动感,增加了学生的满意度,这将吸引学生更顺利地完成学业。

(三) 智能阅卷

哈工大讯飞联合实验室是“讯飞超脑”计划的核心研发团队之一,致力于语言认知计算领域的技术创新,目前重点研究的前瞻课题包括类人答题、作文评阅、语音转写等,其中,对作文进行批阅的机器智能阅卷系统是其中一项重要的研发成果,已经在安庆、合肥等地试点得以成功应用(王洪艳,2015)。

作为考试中的主观题,利用机器对作文进行批阅一直是个瓶颈。20 世纪 60 年代以来,国外许多专家和学者就致力于这方面的研究,比如托福考试作文测评系统 E-rater 系统。E-rater 系统是一种在线测评英语写作能力的计算机系统,通过该系统,学

生在线提交作文后,30 秒之内即可获得评分结果及详尽的分析意见。然而这类系统大部分针对的都是非母语作文,作文中的错误大多是一些基础性拼写错误,或者是初级语法错误,通过规则可以比较容易地让机器识别从而实现批阅。而对于母语作文,情况就复杂得多,需要从文采、篇章衔接、立意等更高层次做出评判。

哈工大讯飞联合实验室研发的作文评分系统就是针对母语作文研发的机器智能批改系统。系统实现流程包括两个步骤:首先,教师设置一套通用的从字迹工整度、句子通顺度、篇章结构、词汇丰富性、立意等多个层次综合评估一篇作文质量的解决方案。其次,让机器学习这套方案。教师先批阅少量试卷,机器利用机器学习算法从中学习作文评分的标准后就可以自动对剩下的试卷进行智能打分了。

深度学习技术在机器智能阅卷过程中发挥了巨大作用,具体表现在以下两个方面:

1. 对表达相关的特征进行提取

作文书写的字迹工整度、句子通顺度和篇章结构均属于表达相关的特征。利用深度学习技术可以对其特征进行提取。比如,要判断字迹工整度,则需要用到深度学习在手写识别中的应用,通过比较识别出的文本的正确率就可以判断字迹是否工整。

2. 对内容相关的特征进行提取

作文的词汇丰富性和立意属于内容相关的特征。对内容的理解可以归为语义分析范畴。语义分析的目标就是通过建立有效的模型和系统,实现在各个语言单位(包括词汇、句子和篇章等)的自动语义分析,从而理解整个内容的真实语义。深度学习技术通过对作文语义进行深度表示,从宏观上把握文章的立意。

(四) 外语辅导

“微软小英”是微软亚洲研究院在 2016 年 4 月发布的一款英语口语学习软件。“微软小英”提供情景模拟、口语特训、单词修炼等多种功能,并通过窗口聊天方式提供情景对话、跟读训练、中英互译等功能。这些功能多处应用了基于深度学习技术的语音识别功能。

在情景对话中,系统会根据某一情景进行描述并向用户提问,如图中的情景为“假设你和同事正在谈论你升职的事情”。接着系统通过微信语音提

出问题,同时以文字的形式在下方显示。接下来通过“【你要说】”给出问题的中文回答,并在下方给出英文提示词。用户可以根据提示以微信语音的方式回答问题。系统通过对用户的语音进行识别,给出评分以及标准答案。

系统对于用户回答的评分包含双重评价,不仅考虑用户的发音,而且考虑用户使用的语句(怡彭,2016)。发音的评测主要是通过语音识别系统,对用户的录音进行音素级别的切分,再将每个音素单元与相应的标准发音模式进行匹配,匹配度越高,说明发音越标准,得分也越高。对于用户内容的理解,系统采用语音识别、自然语言理解、机器翻译等多项技术,根据情景相关度,并考虑语法语义的正确性对用户的回答从内容上进行打分,再与发音评测的评分综合出最后得分(微软亚洲研究院,2016)。

上述评分系统涉及的语音识别、自然语言理解等技术都离不开深度学习技术发挥的巨大作用。

四、教育影响及发展趋势

(一)对教育的影响

深度学习技术在语音识别、图像手写识别等多领域具有卓越性能,使机器能够像人一样,用“眼睛”看图像和文字,用“耳朵”听声音,从而具备了感知智能。将其与强化学习等技术结合则使机器能够进行知识重组和推理,从而具有更高层次的认知智能(刘胜男,2015)。因此,基于深度学习的人工智能技术将给教育领域带来深刻变革,其影响可以总结为以下三点:

1. 实时掌握学生学习状况

学习状况是个复杂的问题,它涉及人类的大脑和认知。通常,一对一的教学辅导才能实时掌握学生的学习状况,这种对学生学习状况的实时了解和掌握会对学生的学习效果产生显著影响(Corbett,2001)。深度学习技术能够在一对多的在线教育中,通过机器帮助教师了解学生的学习状况,掌握学生的知识缺陷,帮助教师有针对性地指导学生的学习。

2. 减少教师的重复劳动

教师在教学活动中发挥着重要作用,其重复性劳动可以由具有人工智能的机器人代替,如批改试卷、回答学生问题等。教师可以做创造性工作,比如

与学生进行思想交流,启发学生智慧等。

3. 给学生提供及时的反馈

随着在线教育的飞速发展,在线课程大量涌现。在线课程的一个普遍问题是学生的留存率低,如果能给学生提供及时有效的反馈将很大程度影响学生近期或长远的学习成果。因此具有人工智能的机器人被创建出来提供更快的反馈和答疑服务,在任何时间都能够准确、有针对性地回答学生的问题,可以有效调动学生学习的积极性和主动性,提高在线教学的效率和效果。

(二)发展趋势

1. 在线教学过程个性化的实现

由于在线教育环境变得越来越复杂,学习者的背景复杂多样,学习需求各不相同,学习进度、掌握知识的程度都各不相同,要针对不同学生进行针对性学习指导是非常困难的。同时,在线教育是往往一个教师对应成百上千名学生。采用基于深度学习的人工智能技术,可以让机器对学生以往的学习状况进行分析和挖掘,获取学生的真实所需,诊断学生学习的薄弱环节,推荐相应的知识点内容,加强薄弱环节的练习,从而实现个性化学习。

2. 人机交互拟人化的实现

在学习过程中,师生间的沟通非常重要。在线环境下传统的师生交互主要是教师或助教,也就是“人”在线与学生进行交互,但是“人”的精力、时间有限。基于深度学习的人工智能技术不仅能及时回答学生问题,而且能从学生的问题中提取关键词,分析与理解问题,从而给出相应的回答,使学生感到与真正的教师一对一沟通,提高学生对课程的满意度。

3. 学习评价智能化的实现

学习评价作为学习成果的反馈,能够衡量学生是否达成某一阶段的培养目标,对于真实地反映学生某一阶段的学习状况、有效地激发学生的学习动机以及帮助教师及时调整教学策略都非常重要。之前,学习评价主要是教师通过学生作业或试卷查看其学习成果,教师手工批阅作业和试卷,花费了大量精力,且批阅过程受主观因素影响较大,也难免出现差错。

基于深度学习的人工智能技术,能够对学生的作业和考试试卷进行“可机读”优化,利用深度学习技术中的图像及手写识别技术自动对考卷和作业进

行机器评阅,不仅能够实现客观题的机器评阅,还能对简答题、作文等主观题进行评阅,从而使阅卷速度显著提升,且更加准确。

[参考文献]

- [1]阿霖(2016).【看世界】“我的老师是个机器人”,佐治亚理工用 AI 做助教[EB/OL]. [2016-05-11]. <https://www.jiemodui.com/N/47445.html>.
- [2]Baltimore (2014). ACL 2014 Ninth Workshop on Statistical Machine Translation [EB/OL]. [2014-09-23]. <http://www.statmt.org/wmt14/translation-task.html>.
- [3]Badri, H., Yahla, H., & Daoudi, K. (2014). Fast and accurate texture recognition with multilayer convolution and multifractal analysis[C]. Computer Vision-ECCV 2014. Cham: Springer International Publishing, 8689: 505-519.
- [4]Bahdanau, D., Cho, K., & Bengio, Y. (2014). Neural machine translation by jointly learning to align and translate[J]. Computer Science. Computation and Language, 19 May.
- [5]Boulanger-Lewandowski, N., Bengio, Y., & Vincent, P. (2012). Modeling temporal dependencies in high-dimensional sequences: Application to polyphonic music generation and transcription [C]. Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning. Edinburgh, Scotland, UK.
- [6]Cho, K., Merriënboer, B. V., Gulcehre, C., Bahdanau, D., Bougare, F., Schwenk, H., & Bengio, Y. (2014). Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine Translation[J]. CoRR, abs/ 1406. 1078.
- [7]Collobert, R., Weston, J., Bottou, L., Michael, K., Koray, K., & Pavel, K. (2011). Natural language processing(Almost) from scratch[J]. Journal of Machine Learning Research, (12): 2493-2537.
- [8]Corbett, A. (2001). Cognitive computer tutors: Solving the two-sigma problem[M]. Springer Berlin Heidelberg, 2109:137-147.
- [9]Dahl, G. E., Yu, D., Deng, L., & Acero, A. (2012). Context-dependent pre-trained deep neural networks for large-vocabulary speech recognition[J]. Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on, 20(1): 30-42.
- [10]地平线项目(2017). 2017 新媒体联盟中国高等教育技术展望:地平线项目区域报告 [EB/OL]. [2017-03-20]. <http://sli.bnu.edu.cn/a/xiazaizhuanqu/guojijiaoyuxinxihuadongtai/>.
- [11]Dong, C., Loy, C. C., He, K., Tang, X. (2014). Learning a deep convolutional network for image super resolution[C]. Computer Vision-ECCV 2014. Cham; Springer International Publishing, 184-199.
- [12]Goodfellow, I. J., Bulatov, Y., Ibarz, J., Arnaud, S., & Shet, V. (2013). Multi-digit number recognition from street view image-ry using deep convolutional neural networks [J]. CoRR, abs/ 1312. 6082.
- [13]郭丽丽,丁世飞(2015). 深度学习研究进展[J]. 计算机科
- 学, 42(5):28-33.
- [14]Hinton, G. E., Osindero, S., & The, Y. W. (2006a). A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 18 (7): 1527-1554.
- [14]Hinton, G. E., Salakhutdinov, R. R. (2006b). Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 313 (5786):504-507.
- [15]Ji, S., Yang, M., & Yu, K. (2013). 3D convolutional neural networks for human action recognition[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 35(1): 221-231.
- [16]Koehn, P., Hoang, H., Birch, A., Callison-Burch, C., Federico, M., Bertoldi, N., Cowan, B., Shen, W., Moran, C., Zens, R., Dyer, C., Bojar, O., Constantin, A., & Herbst, E. (2007). Moses: opensource toolkit for statistical machine translation [C]// Proceedings of the 45th Annual Meeting of the ACL on Interactive Poster and Demonstration Sessions. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 177-180.
- [17]Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]. Advances in Neural Information Processing Systems. Red Hook, NY: Curran Associates, 1097-1105.
- [18]Kumar, N., Berg, A. C., Belhumeur, P. N., & Nayar, S. K. (2014). Attribute and simile classifiers for face verification [C]. Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on Piscataway, NJ: IEEE, 365-372.
- [19]Le, Q. V. (2013). Building High-Level Features Using Large Scale Unsupervised Learning [C]// 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 8595-8598.
- [20]LeCun, Y., Botton, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 86(11): 2278-2324.
- [21]Levine, S., Wagener, N., & Abbeel, P. (2015). Learning contact-rich manipulationskills with guided policy search [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Seattle, 156 - 163.
- [22]李尊(2016). 一张图带你看懂 IBM Watson 的工作原理 [EB/OL]. [2016-07-20]. <http://www.leiphone.com/news/201607/FOeUS5Wo5gIFMvwJ.html>.
- [23]刘胜男(2015). 吴晓如:人工智能如何改变教育[J]. 中国传媒科技,(7).
- [24]卢楠(2016). 从 IBM、百度、Udacity 等公司的尝试,看人工智能如何应用于教育领域[EB/OL]. [2016-11-22]. <http://www.jiemodui.com/N/63390.html>.
- [25]MIT(2013). 10 Breakthrough Technologies 2013 [N]. MIT Technology Review, 2th April.
- [26]怡彭(2016). 这一次,微软试图用技术强势切入在线教育 [EB/OL]. [2016-09-02]. <http://www.jiemodui.com/N/61677.html>.
- [27]Piech, C., Bassen, J., Huang, J., Ganguli, S., Sahami,

- M., Guibas, L. & Sohl-Dickstein, J. (2015). Deep knowledge tracing [C]. Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems.
- [28] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z. H., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A. C., & Li, F. F. (2014). ImageNet large scale visual recognition challenge[J]. CoRR, abs/1409. 0575.
- [29] Seide, F., Li, G., & Yu, D. (2011). Conversational speech transcription using context-dependent deep neural networks [C]. International Speech Communication Association. Annual Conference. 12th 2011. (Interspeech 2011). Red Hook, NY: CurranAssociates:437-440.
- [30] Sun, Y., Wang, X., & Tang, X. (2014a). Deep learning face representation by joint identification-verification [J]. CoRR, abs/1406. 4773.
- [31] Sun, Y., Wang, X., & Tang, X. (2014b). Deep learning face representation from predicting 10, 000 classes [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE: 1891-1898.
- [33] Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M., & Wolf, L. (2014). Deep face: closing the gap to human-level performance in face verification [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE:1701-1708.
- [34] 王洪艳(2015). 科大讯飞机器智能阅卷技术实现机器批改作文 [EB/OL]. [2015-11-06]. <http://www.cctime.com/html/2015-11-6/20151161418437603.htm>.
- [35] 微软亚洲研究院(2016). 微软小英:人工智能教你学英语 [EB/OL]. [2016-08-24]. <http://www.msra.cn/zh-cn/news/blogs/2016/08/english-pal-20160825.aspx>.
- [36] 佚名(2017). NLP 模型到底选 RNN 还是 CNN [EB/OL]. [2017-02-10]. http://www.sohu.com/a/125964288_494939.
- [37] 尹宝才,王文通,王立春(2015). 深度学习研究综述 [J]. 北京工业大学学报, (1):48-59.
- [38] 余滨,李绍滋,徐素霞,纪荣嵘(2014). 深度学习:开启大数据时代的钥匙 [J]. 工程研究-跨学科视野中的工程, (3):233-243.
- [39] 余凯,贾磊,陈雨强,徐伟(2013). 深度学习的昨天、今天和明天 [J]. 计算机研究与发展, 50(9): 1799-1804.
- [40] Zeng, X. Y., Ouyang, W., Wang, M., & Wang, X. G. (2014). Deep learning of scene-specific classifier for pedestrian detection [C]. Computer Vision-ECCV 2014. Cham: Springer International Publishing, 472-487.
- [41] 赵冬斌,邵坤,朱圆恒,李栋,陈亚冉,王海涛(2016). 深度学习综述:兼论计算机围棋的发展 [J]. 控制理论与应用, 33(6):701-717.

(编辑:魏志慧)

Status and Prospect of Deep Learning Technology in Education Application

LIU Yong, LI Qing & YU Cuibo

(School of Network Education, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100088, China)

Abstract: Deep Learning is a new technology in the artificial intelligence field, which could achieve deep presentation of input data by layer-wise characteristic transformation of Neural Network (NN). Deep Learning technology could provide excellent performance in the speech recognition, image recognition, handwriting recognition, etc. Artificial intelligence based on Deep Learning could bring deep innovation to education and promote intelligent education to a higher degree. This paper first introduces the origin of Deep Learning and some typical Deep Learning models. It elaborates the different aspects in education applied by different Deep Learning models. And then it presented the excellent performance of Deep Learning in the speech recognition, image recognition and the combination of Deep Learning and Reinforcement Learning. After that, four cases including deep knowledge tracing, intelligent tutor, intelligent marking, and foreign language teaching were introduced and corresponding analysis were given. Furthermore, influence and application of artificial intelligence based on Deep Learning in education were elaborated. Finally, the conclusion was given.

Key words: artificial intelligence; deep learning; education application; intelligent education