

深度学习“见顶”不等于 AI 寒冬

■本报记者 赵广立 贡晓丽

在当前的第三次人工智能(AI)浪潮之中,深度学习算法被认为是迄今为止“最为重大的 AI 革命”。此说法或许有夸大,但深度学习对这一轮 AI 的大爆发而言的功不可没。然而,最近以来,关于深度学习算法是否已经“见顶”“触底”的讨论逐渐增多,“AI 或将再度进入寒冬”的说法也一度甚嚣尘上。果真如此吗?

《中国科学报》记者通过检索和采访了解到,类似上述说法可追溯至 2018 年 6 月初,多家行业媒体在移动互联网平台上转发了作者信息显示为“Koh Young Technology 公司首席 AI 科学家 Filip Piekiewicz”的文章《AI 的寒冬即将来临》。该文从深度学习“声势已大幅减弱”“不具有扩展性”“自动驾驶事故不断”三个角度得出结论:“深度学习将大幅降温”“预测 AI 的冬天就像预测股市崩盘——不可能准确地预测何时发生,但几乎可以肯定的是,它会在某个时点发生。”

最近讨论“深度学习是否触底”的文章,则来自于一家名为“Towards Data Science”的媒体平台。1月中旬,一篇作者署名为 Thomas Nield、题目被译作“历史总是在重演, AI 寒冬或再来”的文章再提“AI 寒冬”, 论据再次指向“深度学习的花板”。在此文中,作者认为“我们的确需要降低期望并停止宣传‘深度学习’的能力了。否则,我们可能会发现自己陷入另一个 AI 寒冬”。

被推向舆论的深度学习,怎么突然“生”出这么多缺陷?

深度学习确有先天缺陷

相比盲目甩锅“自动驾驶事故不断”,人工智能科学家、地平线创始人兼首席执行官余凯在指出深度学习在自动驾驶领域的局限之前,首先肯定其贡献,“深度学习对于自动驾驶的作用,行业内已一目了然”。

“现在业内强调的是,深度学习已不是唯一。”余凯在接受《中国科学报》采访时表示,在自动驾驶领域,深度学习的局限在于,仅在感知方面发挥作用,而对于异常情况处理等方面的应用效果并不理想。

不仅是自动驾驶,在近两年大热的“AI+ 医疗”领域,深度学习算法也遭遇了难以再进一步的困境。

“现在深度学习解决临床问题的基本思路,没有太大突破。”科大讯飞医疗信息技术有限公司总经理陶晓东告诉《中国科学报》,这波人工智能过度依赖数据,忽略了很多数据之外的信息,“在医疗领域尤其如此”。

“许多医学理论,比如基本的解剖信息都没有用在深度学习的框架里。”陶晓东认为,这导致 AI 不能在数据不完全的情况下

学术经纬

大图数据体系结构的理论、系统与应用

■袁野

自 1738 年大数学家欧拉解决柯尼斯堡问题以来,图论已经有近 300 年的发展历史。从人类进入信息时代以来,图论起到了不可替代的作用,因为其应用非常广泛,比如用图论来确定最优运输路线、预测疾病爆发路径、确立科技文献的引用关系、分析生物信息网络等。简单地讲,图是表示对象与对象之间关系的方法,一个图由若干顶点和连接它们的边组成。在大数据时代,图又被称为“大图数据”。

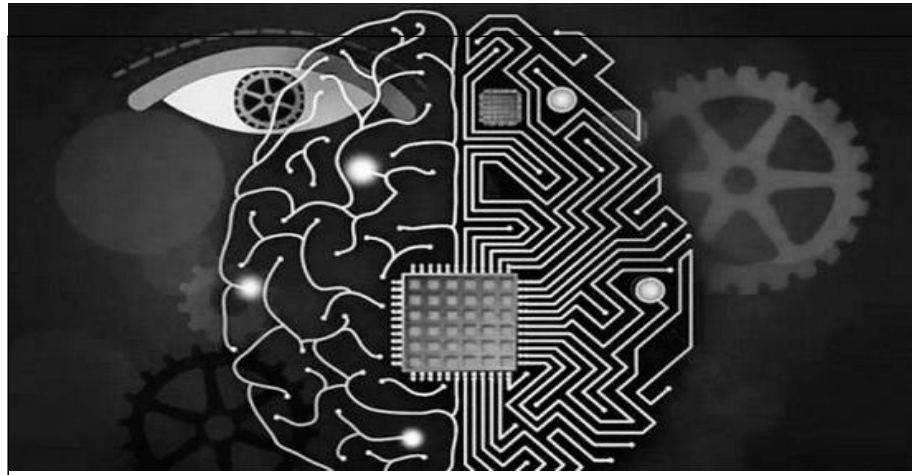
大图数据特点

大图数据有很多新型的应用,以下是三个典型的例子。

一是人脑网络分析。脑网络是一个复杂的大图,人脑中含有上百亿个神经元(即大图中的顶点),它们之间的连接(即大图中的边)规模可达数万亿。脑网络具有“局部特征多样性”这一特点,即不同区域具有不同的统计特性,如 Brodmann 分区(编者注:一个根据细胞结构将大脑皮层划分为一系列解剖区域的系统)将大脑分为 52 个分区,每个分区都有不同的细胞纤维分布。

二是知识图谱分析。知识图谱是结构化的语义知识库,以符号形式描述物理世界中的概念及其相互关系,目前谷歌知识图谱规模达到数十亿个顶点。知识图谱中实体描述包含文本、图片等复杂数据,如医学知识图谱中的病例包含不同的病情描述文本及 X 线检查图片等。知识图谱的数据特点是“关联数据复杂性”,其顶点、边、子图的关联数据非常复杂,顶点和边上的属性与标签具有多样性,且在匹配这些属性和标签的子图之间,统计特征差别巨大。

三是物联网分析。物联网是任何物品与物品之间进行信息交换和通信的网络,现在最大规模达到百亿,并且还在飞速扩大,每天都有新的物联网设备加入到物联网中,同时也有大量设备被淘汰。这将导致网络拓扑结构的深度改变,使得物联网器具



“尽管新的算法模型在推动 AI 向前发展,但并不意味着它们的前景可以预见,也不意味着深度学习‘不可救药’。”

从更多维度逼近真相,“你不可能有像 ImageNet 那样地训练数据”。区别于上述行业应用中的问题,南京大学计算机科学与技术系主任、人工智能学院院长周志华认为从学术理论本身出发,深度学习(或深度学习神经网络)有其固有缺陷。

“神经网络有很多缺陷。”周志华在 2018 年的一次主题为“关于深度学习一点思考”的分享中明确提到,“凡是用过深度学习的人都知道,要花大量的精力来调参数,因为这是一个巨大的系统。这会带来很多问题,首先调参数时,经验是很难共享的;这带来第二个问题——不管是科学研究、技术发展,都希望结果可重复,而在整个机器学习领域里面,深度学习的可重复性是最弱的。”

他举例说,经常会遇到这样的情况:有一组研究人员报告了一个结果,但其他的研究人员很难重复——哪怕用同样的数据、同样的方法。

可以不必是深度学习

深度学习能够成功,对以下三个先决条件的满足不可忽视:更多的数据、更强大的计算设备以及很多有效的训练技巧——这帮助人们利用高复杂度的模型,深度学习神经网络恰恰就是一种便于实现的、高复杂度的模型。

周志华解释说,这背后的逻辑是,当选择使用一个深度模型的时候,得到的结果容易“过拟合”,因此就要使用足够大的数据来训练模型,使其得到的“规律”符合一

般规律;而这不但需要训练技巧,还要考虑到如此做会导致系统计算开销非常大,因此要有强有力的计算设备,如 GPU 等。

“深度学习神经网络本质的东西到底是什么?答案可能是表示学习的能力,这是真正重要的。”周志华认为,有了深度学习之后,人们不再需要手工设计特征,把数据从一端扔进去,另外一端出来,中间所有的特征完全通过“学习”来解决,就是所谓的特征学习或表示学习,“这和以往的机器学习技术相比是一个很大的进步,我们不再完全依赖人类专家去设计特征了”。

“表示学习或特征学习最关键的是什么?逐层的处理。”因此,周志华认为,这也是深度学习得以成功的内因:先是逐层处理,第二是“要有内部的特征变换”。“当我们考虑到这两件事时,会发现其实深度学习模型是一个非常自然的选择。有了这样的模型,我们很容易可以做上面两件事。”

算法模型能够逐层处理、具备特征的内部变化,加之有足够的复杂度,在周志华看来是深度学习“能够成功的关键原因”。从这个角度思考,周志华认为,如果满足这几个条件,就不一定只用深度学习神经网络,“神经网络是可选方案之一,只要同时做到这三点,别的模型也可以”。

“虽然神经网络很流行、很成功,但是,在很多的任务上性能最好的,不见得都是深度学习神经网络。”周志华举例说,比如备受关注的 Kaggle 竞赛(全球最大机器学习竞赛社区),有各种各样的真实问题,订票、商品推荐等,许多获胜者并不是深度学习神经网络,而是类似于随机森林这样的模型。

“靠神经网络获胜的往往就是在图像、视频、声音这几类典型任务上,而涉及到混合建模、离散建模、符号建模的任务,神经网络的性能比其他模型还要差一些。”周志华介绍说,他所领导的研究组提出一个“深度学习森林”的算法,该算法模型在许多不同任务上得到与深度学习神经网络高度相似的结果,而在一些其他任务特别是跨任务的表现上非常好,可将同一套参数用在不同任务上,且该模型有自适应复杂度。

除此之外,记者了解到,最近涌现出的一些新的算法概念,如小数据学习、对抗网络(GAN)、胶囊网络技术等,也有望成为对深度学习短板的有效补充。

“寒冬”之说不可观

值得一提的是,尽管新的算法模型在推动 AI 向前发展,但并不意味着它们的前景可以预见,也不意味着深度学习“不可救药”。余凯就自动驾驶领域的应用向《中国科学报》举例说,下一步,深度学习要基于规则方式,同贝叶斯网络结合,“从感知到决策阶段,尤其是决策层面,贝叶斯网络规则的引入尤为重要”。

事实上,深度学习能够得以如此流行,也经历了长期的发展。周志华说,从卷积神经网络开始出现,到这个算法真正在工业界取得巨大成效,中间经过了 30 年的发展。

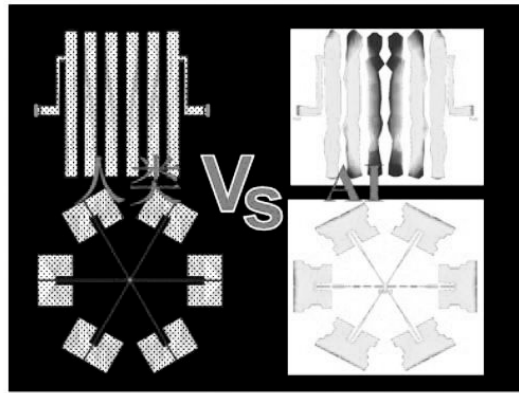
“我们其实没有什么真正的颠覆性技术,所有的技术都是一步步发展的。今天我们有了新的探索,能够解决一些问题,但从长远看,在经过很多年、很多人的进一步努力下,今天的探索应该是为未来技术打下一个更加重要的基础。”周志华表示。

从这个视角看来, AI 寒冬之说显得毫无客观可言,至少余凯认为如此,“‘风口’或‘寒冬’是这几年不太真正从事人工智能的人大量参与产生的浮躁和炒作而已,真正的 AI 专家都知道深度学习是 AI 的一个重要课题,但绝非全部”。

深度学习及其衍生技术,是一个机器识别、仿生模式感知与机器理解能力从无到有的进步,在这个进步过程中,大量的科技投入,国家与政府跟进,打开了巨大的商业想象空间以及 AI 与各行各业结合的可能,尽管这些技术和市场需求相比渗透率还很低,但不能因此不是满分,就打零分。退一步讲,即使深度学习不再在技术端持续增长,要把产业潜力释放出来,也需要一个漫长的时间周期。

人工智能奠基人之一、有“深度学习之父”美誉的 Geoffrey Hinton 作为曾经的 AI 寒冬亲历者,对这波“AI 寒冬论”的回应更为直接。他说:“不,不会有 AI 寒冬。因为 AI 已经渗透到你生活中了。在之前寒冬中, AI 不是你生活的一部分,但现在它是了。”

前沿扫描



AI“自学”设计出微波 IC 芯片

1月23日,在论文预发表平台 arXiv 网站上发布的一篇文章称,由航天科技、清华大学、西安电子科技大学和杭州电子科技大学联合提出了一种新的神经网络架构,可以让人工智能(AI)在不声不响间设计微波集成电路。

论文介绍称,这个全新的神经网络架构名叫“关系归纳神经网络”,它能够总结和归纳微波集成电路内在的电磁规律,并自己学会设计和调试。文章给出的结果显示, AI 设计的集成电路性能可以媲美人类设计师。

AI 能学会设计集成电路,靠的是一个“基于聚类与异步的优势行动者评论家算法模型”。文章介绍道,该模型包含两部分——聚类算法和强化学习神经网络模型。其中,聚类算法用来对网格化的集成电路的设计动作进行划分,即将集成电路的多个设计动作聚成几个典型的动作类别,类似于经验丰富的集成电路模型设计师对模型的参数化设置;强化学习模型则基于聚类算法划分的典型动作簇作为策略网络输出的动作类别,预测当前集成电路模型的设计动作,然后再由神经网络评估该设计动作的好坏,以找

出最优策略,从而达到自动设计微波集成电路的技术功效。

“我们设计了一个称为关系归纳神经网络的架构,它可以快速有效地学习集成电路内部数据之间的规律,从而达到设计任意复杂集成电路的目的。”研究人员表示,在其方案中,集成电路形状被定义为一组参数化网格,当每个网格发生变化时,由标准的 CAE 软件计算出结果,然后使用聚类算法对这些结果的变化进行分类,最后交由强化学习神经网络进行决策。

微波集成电路是人类工程师的智力劳动,对于工程师来说,设计过程需要利用计算机辅助设计工具发现问题、解决问题进而寻找最优解决方案,这个过程繁琐而枯燥,需要通过综合各种方案分析、设计、优化去逼近最优解决方案。因此,如何使人类工程师彻底摆脱这项繁琐的优化设计工作,是一项非常有意义的挑战。

文章的第一作者 Liu Jie 是航天科技 AI 实验室的研究员,他同时还是该项目人工智能算法设计与开发技术负责人。(赵广立 编译)

相关论文信息: DOI: arXiv:1901.02069v1

速递

华为任正非密集接受 中外媒体采访“回应一切”

日前,华为创始人任正非在深圳华为总部先后接受了多家中外媒体的采访。这是任正非时隔 5 年,非常罕见地与国内外媒体进行深度沟通,访谈内容涉及目前华为遇到的危机,“改革开放 40 年 100 人为何没有任正非”以及女儿孟晚舟事件,任正非对此一一做了回应。

采访中,记者提问了许多,包括华为的发展模式、华为 5G 的进展、基础研究的重要性等。除此之外,任正非也提到,当前人工智能存在泡沫,但不要怕泡沫破裂,华为会招聘因泡沫破裂所失业的工程师,因为他们会改变当前社会的生产服务结构。

百度回应“搜索引擎已死”

1月23日,针对近日热传的《搜索引擎百度已死》一文,百度在官方微博回应称,目前搜索结果中,百家号内容全站占比小于 10%。

1月22日晚,一篇题为《搜索引擎百度已死》的文章在移动端刷屏。文章直指百度搜索结果一半以上会指向百度自家产品,尤其是百家号;而百家号充斥着大

量营销和低质内容,这导致百度搜索结果的内涵质量大幅下滑。

对此百度回应表示,百家号是提升百度 App 内容生态体验的一个重要举措,可以优化用户使用百度 App 搜索时遇到的页面访问速度慢、排版差异大等浏览体验问题。现有的 190 万百家号创作者,覆盖了全部的权威媒体和资讯机构。

今日头条回应“买个锤子”

1月22日,多家媒体报道,锤子科技的“接盘侠”终于出现了。据锤子科技内部人士透露,1月21日已经接到临时通知,要求续签劳动合同到今日头条的母公司“字节跳动”。

针对此消息,字节跳动官方回应称,收购了锤子科技部分专利使用权,探索教育领域相关业务;因为具体交易涉及保密条款,不便披露也有锤子员工入职公司,这是正常的人才流动。

业务;因为具体交易涉及保密条款,不便披露也有锤子员工入职公司,这是正常的人才流动。

资料显示,目前锤子科技名下共有 44 项专利,其中发明专利占比最大。有分析指出今日头条布局教育领域,最有可能要买的就是锤子关于语音助手、便签软件和闹钟等相关专利。

拼多多曝重大漏洞

1月20日凌晨,拼多多曝出重大程序漏洞,用户可领 100 元无门槛券在拼多多里抵扣使用。并且,此次 100 元无门槛券并不需要用户去抢购,可以无限领取,能用于充值费、Q 币等虚拟产品。直到第二天上午拼多多才将这一漏洞修复。

涉事黑灰产团伙予以打击。声明表示,这次事件是黑灰产利用拼多多在一个节日录制现场面向观众提供的、从未上线公布的优惠券,进行了大量的套利,出于“法不责众”的心态将优惠券大量散给普通用户。而对于“被薅的羊毛”是否可追回这一问题,律师说法不一。

栏目主持:赵广立



袁野

想是用图分解的“树宽”作为参数,结合参数计算理论和大数据计算理论,给出不同参数度下“难解问题”和“高效问题”。

现有的大图计算模型有很多,其中代表性的包括 MapReduce 和 Pregel。MapReduce 不是专为大图处理而设计的,其每次迭代的中间结果都需要被保存作为下次迭代的输入,每次迭代都传输整个图数据,网络开销大。而 Pregel 是专为大图处理而设计的,运行图的算法更加自然,但是 Pregel 不传递图结构,只在节点间传递消息,因此节点间消息迭代次数多,这使得网络开销大。我们用大图数计算理论分析了上述两个计算模型,从理论上给出 Pregel 优于 MapReduce 的本质原因,并证明有比 Pregel 更适合大图数据的计算模型。

由于现有方法的局限性,我们提出了基于树分解的大图计算模型。该模型的计算模式如下:

首先输入一个大图 G,基于树分解的大图计算模型采用启发式算法得到 G 的树分解 T,用 w 表示 T 的树宽;然后通过 T 得到一个树宽为 3w+2 的二叉平衡树分解 T';接着将 T' 映射到实际的物理网络中得到 T'';最后基于 T'' 采用并行动态规划编程技术解决 G 上的经典问题,如聚类、PageRank、图模式挖掘、机器学习等。理论和实验证明了我们提出的计算模型可以使大图数据算法的“统一化”、问题空间不同粒度分解、计算密集集的“集中化”以及通信密集集的“分散化”,以此避免 MapReduce 和 Pregel 中的多次迭代问题。

大图数据库机

基于树分解的计算模型可以从逻辑上加速大图计算的速度,但是逻辑的加速存在瓶颈。为了更好地解决大图数据的计算问题,我们基于新型硬件提出了图数据库机的概念。图数据库机是指图数据管理软件和标

大图数据计算理论与模型

为了更好地支持大图数据应用,适应其特点,我们提出了大图数据计算理论,其思