人工智能发展背景及技术现状

人工智能是计算机科学与应用的重要研究领域，其包含了信息、逻辑、生物等方面的学科，由数据和算法作为基础，与其有关的机器学习、深度学习、图像处理等重要领域都取得了大量的成果，特别是在近十年间在理论和实际应用上都取得了重大突破：无论是让人工智能“出圈”的AlphaGo战胜李世石，人类在棋类竞技上最后一块净土——围棋被AI攻破，抑或是最近由出色的交流能力等功能引起许多人使用兴趣的ChatGPT，还是各大厂商争相推出的语音助手、被广泛使用的人脸识别技术，都标志着人工智能的成果不但非常突出，同时非常快速的完成了普及和应用，逐步进入人们的生活。然而，冰冻三尺非一日之寒，人工智能在今天能有飞速的发展，与其长久的发展历史有着不可分割的联系，了解这段历史对于展望如今人工智能的技术现状有着特殊的意义。因此，本文就人工智能的发展背景和技术现状对该领域进行一个简要的探究。

**一、人工智能的发展背景**

**1.火种**

人类对智能的认知起源于对大脑和思维的理解。1641年，笛卡尔的“我思故我在”看似是一个唯心主义论断，但至少表明了人类在早期将思维作为人的本质，对于思维的重要性是有一定概念的。而从生物进化论的角度来说，思维产生及发展源于人类的生存本能。能够爬上“食物链顶端”的人类，必然需要比一般动物更为复杂的大脑结构或思维能力，支持他们合理利用资源并探测、规避可能遇到的危险，从而改善自己的生活环境。近代神经科学有所发展，发现人类大脑中具有的新皮层是学习和记忆功能的载体，从而开启了专门研究神经的思维机制的学科——认知神经学，正是探究人类至关重要的器官——大脑（确切的说是脑中的神经元）和人类思维之间的关系。

上世纪四五十年代，认知神经学正处在发展阶段。在这个时期，加拿大心理学家Donald Olding Hebb在1949年发表了他的名著《行为的组织》，他指出，神经元共生的机制可以基于神经元自己的经验进行改变，换言之，同一时间激活的神经元会联系到一起。由此可知，大脑的神经元联结具有一定的可塑性，其方式就是通过刺激皮质来实现对一些神经元的不断同时激活，而这种刺激方式与人类学习时的脑部活动非常类似。这就是著名的提出了“突触可塑性”的赫布定律，在被现代核磁共振技术证实后，已成为以神经元网络为机器学习机制的联结主义的物理基础，也是人工智能领域的一个明亮的火种。

**2.第一次浪潮与低谷**

1955年，美国西部计算机联合大会举办了一场“学习机器讨论会”。会上，奥利弗·塞弗里奇、艾伦·纽厄尔两位科学家提出了下棋和计算机模式识别的相关研究，人工智能的雏形已经出现，可想而知当时人们发现识别并模拟人类下棋的思维具有一定的可行性。然而，“人工智能”这个称呼则出现在次年的达特茅斯会议上，在这次1956年的会议上，前文提到的两位科学家在内等顶尖专家均参与其中，不但提出了人工智能这个概念，甚至确定了人工智能发展的大方向，以及初步的发展路线和发展目标。这次会议对人工智能发展的重要性不言而喻。

这场会议标志着以符号主义学派为主导的第一次人工智能浪潮的开端，从此之后的一段时间内，人工智能的成果有所涌现。仅仅在标志性会议2年后，美国学者弗兰克·罗森布拉特就提出了感知器，是人类第一次用算法模型来描述自身具备的学习功能，也说明机器从数据中学习知识成为可能。感知器本质上是一种单层神经网络模型，其形成了神经网络的雏形，今天机器学习中的许多核心概念都在其身上有所体现。同一时期，符号主义学派的代表纽厄尔与赫伯特·西蒙等人编写的程序Logic Theorist， 成功地证明了《数学原理》中的38个定理。其中总结出的将解题的过程分为若干步骤的思想，已经被推广至数学以外的更多领域。此外，有关人工智能的又一重要理论——机器学习理论由IBM公司的阿瑟·塞缪尔提出，他编写的西洋跳棋程序开创了计算机模拟人类学习并与人类进行棋类竞技的先河，在1962年击败了美国的西洋跳棋大师。

这些人工智能的最初成果放在现在看来可能微不足道，但它们证明了人工智能是一门新兴学科，具有顽强的生命力，也为其日后发展提供了坚实的理论与实践基础。可以说，只要当时的人们依据现有知识继续钻研，有很大可能激发出人工智能的更多潜力。然而，人工智能毕竟概念太新颖了，发展太迅猛了，甚至蒙蔽住了当时最应该保持清醒的人工智能学界，反而让其处于过度的乐观之中。在感知器提出的同一年，西蒙和纽厄尔就曾预测AI在十年内完成四项任务：击败国际象棋大师、发现并证明数学理论、创作音乐和实现多数的心理学理论，也许这看起来对当时的人们很合理，但我们知道实际上第一项任务直到90年代“深蓝”系列出现才得以完成，而能真正根据一定的需求创作音乐的AI，也在近两年才出现如DeepMusic等较为成熟的成果。

显然我们能预料到人工智能的发展凶多吉少，事实上，上世纪70年代时，要想满足人们提出的要求，计算任务难度高、数量大，且第一次浪潮的主导符号主义学派在算法上存在缺陷，类似感知器等简单学习模型就存在很大的局限性。因此这个时期人工智能前景并不为人所看好，相关投资减少让人工智能研究的第一次高潮结束，陷入了第一次低谷。

**3.第二次浪潮和低谷**

上世纪70年代中叶，符号主义学派因为自己的“眼高手低”而迅速降温，随之而来的是以仿生学为主导的连接主义学派兴起。在这个时期，算法研究和算法模型得到了进一步的发展，一方面，更为先进的BP算法得以广泛应用，让训练神经网络的技术愈发先进；另一方面，感知器算法，这个第一次人工智能浪潮的产物也一并得到广泛的接受。两者相得益彰，神经网络发展得到加速，感知器算法也在80年代大放异彩。

同一时期，专家系统及其相关概念被提出，即在人类面临实际问题时，基于已有知识提出解决方案的系统。这一概念很快得到实现并大量投入使用，给各行业减少了大量的成本，尤其是工业。例如美国的勘探专家系统PROSPECTOR，曾分析出价值达到亿美元级别的矿藏，而我们知道地质勘探仅靠人力极其复杂和困难。值得一提的是，这一时期推动人工智能发展的除了软件层面（算法、模型）的突破，还有硬件层面的进化，最突出的是半导体技术的逐渐成熟和计算硬件能力水平的提升，以及成本上的节省，突出表现为分布式网络的引用。这些推手无不让人工智能进入了第二次浪潮，人工智能技术在各国也得到了进一步的突破式研究。

可惜的是，这些技术水平上的突破仍不足以支撑人工智能更为高级的应用，例如资料显示，深度学习在当时的条件之下仍然无法实现。另一方面，专家系统应用“多而不广”，虽大量投入使用但应用领域较为单一，由此造成的人工智能在其它领域应用经验的匮乏，导致了人们对于研制各领域通用的AI程序遭遇了危机。以上情况都或多或少地对人工智能发展起到了阻碍作用，而真正的导火索来自同一时期世界第二大经济体日本，其当时为了在经济上和整体科研水平上超越美国，计划研发第五代计算机。如此雄厚的实力和宏伟的计划显然吸引了学术界的目光，大家也在期待更为先进的机器诞生。然而由于该机器的人机对话终究未能实现，研制只能宣告失败，相关学术界大受打击，也导致人工智能在上世纪90年代再一次陷入低谷期。

**4.复苏与爆发**

时间来到上世纪90年代后期，“深蓝”系列横空出世，成功击败国际象棋大师卡斯帕罗夫，西蒙和纽厄尔的预测终在40年后得到印证。同一时期，新出现的互联网以及上一次浪潮中出现的分布式计算技术同时发展，使得算力有所增加，更何况信息化正在不断推进，可用的数据量也在不断增长。综上，上一次浪潮中未能实现的基于大数据的深度学习，其可行性得以显现，配套的深度学习算法为这一轮人工智能的爆发提供了坚实的理论基础。

显然，人工智能得以在这个时代爆发且至今热度不减，靠的不只是理论基础，科技基础同样至关重要。GPU快速发展是其中重要的一个方面，在前文所述的算力提升基础上，定制化处理器的研制成功和应用让人工智能如虎添翼。一方面，GPU在计算方面的并发性较高，有很大的效率优势，使其成为人工智能相关算法更好地承载者，而且GPU当时在计算机上的广泛使用已经证明了其良好的兼容性，有利于推广应用人工智能；另一方面，芯片定制化给人工智能提供了一个“磨合”得更好的硬件平台，能更大程度上发挥人工智能的潜力。如果仅仅使用硬件厂商的一般CPU进行计算，那么不可避免地会遇到因厂商过度挖掘芯片的商业价值而导致的性能浪费，提高AI研发及使用的成本。使用定制芯片，在一定程度上排除了商业化对人工智能学科研究的干扰，有利于相关产业规模化发展。GPU的代表性产品有谷歌TPU、寒武纪1H8等。除这两家公司外，国内外的同行企业，如百度、阿里、IBM等也开始进军AI定制芯片的领域，加入设计研发的行列。

目前，深度学习在许多领域都已经得到了广泛应用，如各种识别及数据挖掘等领域。例如谷歌、百度等公司的拍照翻译产品运用深度学习，可以做到即时识别文字，并立即给出翻译；旷视公司等基于深度学习推出的人脸识别技术，可以实现即时的人脸搜索、识别等功能。同时，在海量的数据加持下，移动互联网发展使得其收集和预处理变得更为方便，极大地拓宽了人工智能的应用场景，使得各手机厂商的语音助手及语音输入服务如科大讯飞等得到了广泛应用。地图、网约车软件本身就带有频繁访问、数据丰富的性质，可以收集出行、路况等方面的数据，有利于对人工智能进行训练并进行更深层的数据挖掘。

**二、人工智能技术现状**

**1.深度学习概念**

如今，人工智能技术比较先进的应用就是深度学习，在此之前需要先了解机器学习的概念。机器学习指的是人工智能借助计算机分析、学习已有的数据信息，从而得到预测判断和做出决策的能力。其实现需要专门的学习算法，目前有代表性的学习算法已经形成，如深度学习、人工神经网络、决策树等。机器学习是人工智能必须具备的一项关键的技能，对其的掌握能极大地推动人工智能的发展。

深度学习则是机器学习的一种，目前得到广泛应用的相关算法可以从大数据中按要求自动归纳、提取重要特征，还可以进行特征的还原。在人工智能的研究方向中，有一种自上而下的思路，是将得到的信息通过If - Then规则筛选从而得出结果，非常类似第二次浪潮中被大量使用的专家系统。而深度学习中的人工神经网络则是一种自下而上的思路，即从底层的特征经过分析归纳得出更高层的特征，其基本特点类似人脑的神经元之间的信息传递及处理。虽然神经网络仍没有一个严格的正式定义，但它的概念可以追根溯源到人工智能的第一次浪潮时代，赫布定律提出不断学习与神经元的可塑性有关，弗兰克·罗森布拉又提出了感知器，而深度学习源于对人工神经网络的研究，其结构正是人工模拟的神经网络，可以分解成多个隐藏的层级，每一层都有大量的感知器。既然感知器让机器学习成为可能，那么由感知器形成的多层网络就更有学习的潜力了。

学习的过程通常都伴随着知识的输入和学习的产出，其中也牵扯到复杂的计算，可以通过流向图进行表示。流向图是一种表示计算的图，每个节点表示一个运算及其结果，结果会被运用到子节点的运算中。每一种深度学习的过程都可以用这类图表示，也说明深度学习通过整合分析底层特征来形成更加高层的属性或特征，与人类智能解释数据，如识别信息等几乎一致。而显然，在每个运算都几乎有效的情况下，运算量越大，学习效果就越为明显。这个量可以用流向图的一个特别的属性描述：深度。这个属性同时也是人工神经网络的深度属性，表示一个输入到一个输出的最长路径长度，可以用来描述网络的性能及学习的效果。不同的模型有着不一样的深度。

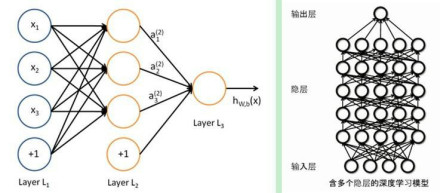


图1 含多个隐层的深度学习模型

与传统的浅层学习相比，深度学习的特点有：

（1）强调了人工神经网络的深度，隐层会分得更深，通常5-6层，也可达到10层。

（2）突出了特征学习的重要性，即从底层开始逐层进行特征变换，特征表示在每一层都得到一个新特征空间。这种利用大数据学习特征比人工构造更能刻画数据中多种多样的蕴藏信息。

（3）设计计算节点并将其组合成多层运算层次结构，选择合适的输入输出层，通过网络的的学习和调整，建立起学习和产出的函数关系。即使结果并不能完全保证100%准确，也可以尽可能逼近现实中两者的关联。

（4）可以通过训练提高学习效果，特别是训练成功的网络模型，对于处理复杂的事物更加得心应手。

可以发现，人工智能从感知阶段发展为至今的深度学习阶段，是在传统神经网络拓展方面的进一步突破，可以借助非线性网络结构输入数据，而且能够在少量样本数据中学习和集成本质特征。

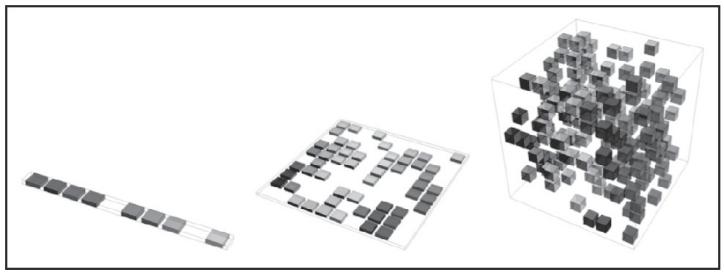
**2.深度学习优势**

**（1）解决维数灾难**

在机器学习中，我们可能遇到一类困难：维数灾难。即训练数据的维数较高时，许多问题变得难以拟合及解决。其原因是在高维度问题上，模型解决问题上需要的训练样本数据呈指数级递增，且远超我们能力范围内可以提供的数据量。

如图2，将输入空间划分为所在维度的单元格形式。当维数较低的时候，提供少数数据就能使模型进行有效的学习。然而，当考虑的因素增多，数据量的维数提升时，可以明显地察觉到无论是数据量还是训练量都是指数级的提升，势必会对学习造成严重阻碍。事实上，在如今的识别领域，如图像、语言等，其样本数据维数在10**8**及以上的数量级，用一般的机器学习进行处理，复杂度显然不可想象。

图2 各个维度上的样本数据



图片来源：[1]孙晖.深度学习优缺点的剖析[J].电子制作,2018,No.359(18):79-81.DOI:10.16589/j.cnki.cn11-3571/tn.2018.18.036.

而从实际我们知道，识别相关的技术在今天已经很成熟，说明维数灾难的问题在一定程度上得到了解决，而这归功于深度学习的指数增益。由深度学习的概念得知，深度学习通过对较低层的信息进行分析归纳，总结出更高层更为抽象的概念，而这中间经过了多个隐藏的层级，一个任务由多个简单步骤组合而成，前一层的输出作为下一层的输入。一旦使用层级的结构，在参数个数提升的时候，归纳能力就可以呈指数级增长，即具有k个值的n个特征，可以描述k**n**个不同的概念。因此，深度学习的指数增益效果使其有了强大的拟合能力，在相同参数量情况下，深度学习在性能上比传统的机器学习算法要良好的多，这也是我们青睐“深度”的一个重要原因。

**（2）改善局部不变性**

局部不变性是机器学习领域的一个概念，即在机器学习中，目标函数因变量不应该在自变量发生较小变化时发生很大变化。换言之，自变量发生细小变化导致的应当是因变量的细小变化而非剧烈抖动。

这样，为了测试局部不变性，使用的样本数据应当符合呈现簇状出现的特性，也就是说每个测试数据都由其周围最近的几个点进行描述。学习算法中经常会使用核函数描述数据点之间的相似性，其中局部核是一类应用较多的核函数，以k(x, y)表示，其值在x=y时很大，当x和y距离变大的时候逐渐变小。如果采用这种算法，需要在测试样本附近有足够多的训练样本。考虑上文中提到的维度灾难，使用传统的机器学习也很难通过改善局部不变性解决相关问题。

而深度学习使用了流形学习的概念进行解决。假设学习目标有很高的维度，但多数维度几乎为无效输入，至少在低维上保持了局部不变性。例如：随即从字典中抽取词语组成文章，有意义的概率非常低，因为有意义语言中的词语排列仅为全部词汇排列的很小一部分；在图像中改变一部分像素的信息并不会改变整体图像的原有意义。这就说明，流形学习仅关注问题的主要矛盾，具有一定的稳定性，可以通过表征学习，配合强大的学习能力自行选择有意义的输入维度，从而改善局部不变性。

作为一门看起来非常先进的学科，人工智能发展充满了波澜，却在不断的低谷中自我更新迭代，突破技术痛点，并借其他学科的发展不断取得新的突破。尽管人工智能还存在学习能力有提升空间、相关法律法规尚不完善、伦理道德等问题，但在道德与法律的指引下，人工智能会持续发展，更好地助力经济建设、社会发展，造福人类社会。