

# 第一部分

## 一、Alpha Go 为什么如此令人震惊

### 1.横空出世

2016 年 1 月 27 日，国际顶尖期刊《自然》封面文章报道，谷歌研究者开发的名为“阿尔法围棋”（Alpha Go）的人工智能机器人，在没有任何让子的情况下，以 5:0 完胜欧洲围棋冠军、职业二段选手樊麾。在围棋人工智能领域，实现了一次史无前例的突破。计算机程序能在不让子的情况下，在完整的围棋竞技中击败专业选手，这是第一次。

2016 年 3 月 9 日到 15 日，阿尔法围棋程序挑战世界围棋冠军李世石的围棋人机大战五番棋在韩国首尔举行。比赛采用中国围棋规则，最终阿尔法围棋以 4 比 1 的总比分取得了胜利。

2016 年 12 月 29 日晚起到 2017 年 1 月 4 日晚，阿尔法围棋在弈城围棋网和野狐围棋网以“Master”为注册名，依次对战数十位人类顶尖围棋高手，取得 60 胜 0 负的辉煌战绩。

2017 年 5 月 23 日到 27 日，在中国乌镇围棋峰会上，阿尔法围棋以 3 比 0 的总比分战胜排名世界第一的世界围棋冠军柯洁。在这次围棋峰会期间的 2017 年 5 月 26 日，阿尔法围棋还战胜了由陈耀烨、唐韦星、周睿羊、时越、聿昱廷五位世界冠军组成的围棋团队。

### 2.突破

为什么 Alpha Go 的成功如此令人惊叹？人工智能不早已战胜人类了吗？多年前，由 IBM 开发的“更深的蓝”不是早已战胜卡斯帕罗夫了吗？不，这两者的性质不太相同。

首先，上次的对决中，卡斯帕罗夫是战胜了“深蓝”的，一年后，IBM 有了更多的准备。

其次，卡斯帕罗夫轻敌了，他屡次在媒体上称“深蓝”为“愚蠢的机器”，而当对手下出奇招后又自乱阵脚。

最后，这场比赛的真实性都受到质疑。第一是“更深的蓝”第一局几乎被卡斯帕罗夫完虐，第二局在陷入长达 15 分钟的思索后，突然像变了一个人一样，连连进攻，导致卡斯帕罗夫心态失衡；第二是“更深的蓝”在比赛后被拆解并被送入博物馆，而 IBM 的股票上涨 15%；第三是在随后的人机大战中，卡斯帕罗夫再无败绩。这一切都令人质疑，当初的比赛是否真如人们质疑的那样又人类的介入。

然而，Alpha Go 对战则更像是把人类最后一点骄傲撕得粉碎。

最初，当国际象棋被战胜时，就有人表示，计算机没有直觉，永远也无法在围棋这类需要所谓的大局观和直觉的棋类中战胜人类。因此，围棋也被称为人类“最后的壁垒”。但是 Alpha Go 则将一切都攻破。完胜欧洲冠军，战胜李世石，然后又以 60 连胜的姿态向世界第一的柯洁发出挑战，并且完胜。Alpha Go 以一种不可阻挡的姿态攻破人类的骄傲，并且令人们重新深思人工智能的价值。

### 3.技术

作为一种人工智能的 Alpha Go，和 IBM 在上个世纪打败国际象棋大师卡斯帕罗夫的深蓝超级计算机，以及当代的苹果 Siri、Google Now 有着显著的区别。它背后是一套神经网络系统，由 Google 2014 年收购的英国人工智能公司 DeepMind 开发。这个系统和深蓝不同，不是一台超级计算机，而是一个由许多个数据中心作为节点相连，每个节点内有着多台超级计算机的神经网络系统。就像人脑，是由 50-100 亿个神经元所组成的，这也是为什么这种机器学习架构被称为神经网络。

Alpha Go 是在这个神经网络系统上，专为下围棋 (Go) 而开发出的一个实例。然而，虽然名字已经介绍了它的功能，Alpha Go 背后的神经网络系统却适合用于任何智力竞技类项目。

这个系统的基础名叫卷积神经网络，这是一种过去在大型图像处理上有着优秀表现的神经网络，经常被用于人工智能图像识别，比如 Google 的图片搜索、百度的识图功能都对卷积神经网络有所运用。这也解释了为什么 Alpha Go 是基于卷积神经网络的，毕竟围棋里胜利的原理是：对弈双方在棋盘网格的交叉点上交替放置黑色和白色的棋子。落子完毕后，棋子不能移动。对弈过程中围地吃子，以所围“地”的大小决定胜负。

AlphaGo 背后的系统还借鉴了一种名为深度强化学习 (Deep Q-Learning, DQN) 的技巧。强化学习的灵感来源于心理学中的行为主义理论，即有机体如何在环境给予的奖励或惩罚的刺激下，逐步形成对刺激的预期，产生能获得最大利益的习惯性行为。不仅如此，AlphaGo 还在判断当前局面的效用函数和决定下一步的策略函数上有着非常好的表现，远超过上一个能够和人类棋手旗鼓相当的围棋程序蒙特卡洛。

AlphaGo 所采用的 DQN 是一种具有广泛适应性的强化学习模型，说白了就是不用修改代码，你让它下围棋它能下围棋，你让它在红白机上玩超级玛丽和太空侵略者，它也不会手生。作为一个基于卷积神经网络、采用了强化学习模型的人工智能，AlphaGo 的学习能力很强，往往新上手一个项目，玩上几局就能获得比世界上最厉害的选手还强的实力。

简单来说，AlphaGo 所利用的这套 DQN 算法系统，绝不仅限于围棋，下围棋只是一种比较有难度的实验模型，用于验证这种算法的普适性。而这一系列的比赛，也证实了这种 DQN 学习模型的可行性

## 二、Alpha Go 的成功为改变世界做出什么？

正如上文所说的那样，alphago 和以前的诸多人工智能的不同之处就在于，他并不是单纯依靠海量的计算来模拟出人类的直觉，而是真正意义上用算法做出了直觉，或者说是学习能力这种感觉。

要谈谈这个就必须介绍一下人工智能在下围棋上面的曲折之路。

最开始，科学家想用类似国际象棋的方法搜索围棋，但是这种方法设计的 AI 水平是搞笑的。原因是，围棋难在它的分支树宽可以达到好几百（国际象棋只有几十）。在有限时间内要遍历这么宽的树，就只能牺牲深度（俗称“往后看几步”），但围棋又是依赖远见的游戏，甚至不仅是看“几步”的问题。所以，要想保证搜索深度，就只能放弃遍历，改为随机采样——这就是为什么在没有 MCTS（蒙特卡罗搜树）类的方法之前，机器围棋的水平几乎是笑话。

然后就是所谓的蒙特卡罗算法，蒙塔卡罗算法简单来说就是，框内有 100 个苹果，你想挑出最大的，就随意挑出一个然后再挑一个与它比较，选择那个大的我每拿一次，留下的苹果都至少不比上次的小。拿的次数越多，挑出的苹果就越大，但我除非拿 100 次，否则无法肯定挑出了最大的。这个挑苹果的算法，就属于蒙特卡罗算法——尽量找好的，但不保证是最好的。这样的算法能有效的减少搜索树的时间，再某段时间成为围棋的人工智能的最高水平。

然后就是我们的 AlphaGo 了。利用决策网路和数值网络，建立起的神经网络，综合上蒙特卡罗算法，就可以解决初期的问题：庞大的搜索树，以及难以建立的评估函数。所谓的决策网路即让阿尔法狗模拟人类下围棋的行为；我们从棋盘上任意选择一个落子点，训练（下载很多的游戏让 AlphaGo 去记忆）系统去预测下一步人类将作出的决定；系统的输入是在那个特殊位置最有可能发生的前五或者前十的位置移动；这样，你只需看那 5-10 种可能性，而不用分析所有的 200 种可能性了。一旦有了这个，对系统进行几百万次的训练，通过误差加强学习，对于赢了的情况，让系统意识到，下次出现类似的情形时，更有可能做相似的决定。相反，如果系统输了，那么下次再出现类似的情况，就不会选择这种走法。我们建立了自己的游戏数据库，通过百万次的游戏，对系统进行训练，得到数值网络。选择不同的落子点，经过置信区间进行学习，选出能够赢的情况，这个几率介于 0-1 之间，0 是根本不可能赢，1 是百分之百赢。

这些黑科技的用途呢，可能与实际生活不会直接相关，但却能为未来的技术发展提供助力。

正如柯洁在赛后说到的：人类已经研究围棋研究了几千年了，然而人工智能却告诉我们，我们甚至连其表皮都没揭开。就如李世石那一战中第 37 手那莫名的一步，告诉人类，人类对于中盘的理解可能远远不够。这也无疑提示了 AlphaGo 的一种实际的用途，对于某些抽象的，难以直接描述的东西，我们可以利用人工智能的学习能力先让其去模拟，再在与人工智能的对决中发现这些看似主管直觉背后的客观科学的道理。

还有就是 AlphaGo 这令人难以置信的学习能力，以往人们脑海中对于现实生活中的计算机的印象恐怕就是，程序员下达指令，计算机执行，对于学习，只能依靠程序员来手动的更新。但是 AlphaGo 却告诉人类，人工智能也是能拥有令人惊叹的学习能力的。正如 DeepMind 联合创始人之一的 Demis Hassabis 所说的：“用算法将智慧提炼出来，有可能成为理解人类思维最神秘原理的最佳方式。”理解并且应用 AlphaGo 的这种能力真的可能给未来的脑部生物学的研究提供指引。

## 第二部分

### 一、国外一流大学的研究方向

#### 1. Stanford:Image Net 数据库——计算机视觉系统研究

ImageNet 是斯坦福大学建立的计算机视觉系统识别项目名称，也是目前世界上图像识别最大的数据库。斯坦福的研究人员认为互联网上任何的有意义的概念都可以用多个词组或者单词来描述，他们可以被称为‘synonym set’或简称为‘synset’。现在网上有 10W+的‘synset’，而他们中的大部分是名词（大约 8W）。在这个 ImageNet 中，斯坦福的科学家想要为每一个‘synset’提供月 1000 张的图像来作为阐释。在这项工程完成时，研究人员希望能为世界上的所有的概念提供清晰分类的图片。

为此，斯坦福大学每年会举办比赛，邀请世界的 IT 业巨头来使用他们的 ImageNet 数据库来测试他们系统的运行情况。比赛最近的成果也很令人欣喜，近年来，图像识别的错误率已经控制到 5%以下，甚至在某些场合超过人类。

#### 2.Stanford: Visual Genome 数据集——计算机视觉系统研究

VisualGenome 数据集包括 7 个主要部分：

I 区域描述

I 对象

I 属性

I 关系

I 区域图

I 场景图

I 问答对

要对图像进行理解的研究，论文从收集描述和问答对开始。文本没有任何长度和词汇的限制。然后从描述中提取对象、属性和关系。这些对象、属性和关系一起构造了场景图

##### 2.1 多区域和对它们的描述

在真实世界中，一个简单的总结，往往不足以描述图片的所有内容和交互。相反，一个自然的扩展方法是，对图像的不同区域进行分别描述。在 Visual Genome 中，收集了对图像不同区域的描述，每一个区域都由边框进行坐标限定。不同的区域之间，允许有高度的重复，而描述会有所不同。数据集中平均对每一张图片有 42 种区域描述。每一个描述都是一个短语包含着从 1 到 16 个单词长度，以描述这个区域。

##### 2.2 多个物体与它们的边框

在数据集中，平均每张图片包含 21 个物体，每个物体周围有一个边框。不仅如此，每个物体在 WordNet 中都有一个规范化的 ID。

举例来说，man 和 person，会被映射到 man.n.03。相似的，person 被映射到 person.n.01。随后，由于存在上位词 man.n.03，这两个概念就可以加入 person.n.01 中了。这是一个重要的标准化步骤，以此避免同一个物体有多个名字（比如，man，person，human），也能在不同图片间，实现信息互联

词汇标准化的好处，不同图片间可实现互联。至于为何要实行按互联？

我觉得在人类真实认知过程中，我们总会不自觉的，对不同场景进行相互关联，以利于更好的学习理解。作者这样设计，就是完全模拟人类的认知。如何利用互联，更好的学习？

##### 2.3 属性

VisualGenome 中，平均每张图片有 16 个属性。一个物体可以有 0 个或是更多的属性。属性可以是颜色（比如 yellow），状态（比如 standing），等等。提取这些物体自身的属性。从短语“yellow fire hydrant”里，可提取到了“fire hydrant”有“yellow”属性。和物体一样，将属性在 WordNet 中规范化：比如，yellow 被映射到 yellow.s.01。

## 2.4 一组关系

“关系”将两个物体关联到一起。例如，从区域描述“man jumping over fire hydrant”中，可提取到物体 man 和物体 fire hydrant 之间的关系是 jumping over。这些关系是从一个物体（也叫主体）指向另一个物体（也叫客体）的。

在这个例子里，主体是 man，他正在对客体 fire hydrant 表现出 jumping over 的关系。每个关系也在 WordNet 中有规范化的 synset ID：jumping 被映射到 jump.a.1。数据集中的每张图片平均包含 18 个关系。

## 2.5 一组区域图

将从区域描述中提取的物体、属性、以及关系结合在一起，每 42 个区域创造一幅有向图表征。每幅区域图都是对于图片的一部分所做的结构化表征。区域图中的节点代表物体、属性、以及关系。物体与它们各自的属性相连，而关系则从一个物体指向另一个物体。连接两个物体的箭头，从主体物体指向关系，再从关系指向其他物体。

## 2.6 全景图

区域图是一张图片某一区域的表征，而将它们融合在一起，就得到一幅能表征整张图片的全景图。全景图是所有区域图的拼合，包括每个区。

值得一提的是上述两个项目的开创人均李飞飞，这个华裔科学家真的很牛。

# 3. UC Berkeley 分布式计算框架 Spark

Apache Spark 是一个开源分布式运算框架。

对比与他的前者：Hadoop MapReduce 的每一步完成必须将数据序列化写到分布式文件系统导致效率大幅降低。Spark 尽可能地在内存上存储中间结果，极大地提高了计算速度。

MapReduce 是一路计算的优秀解决方案，但对于多路计算的问题必须将所有作业都转换为 MapReduce 模式并串行执行。

Spark 扩展了 MapReduce 模型，允许开发者使用有向无环图（DAG）开发复杂的多步数据管道。并且支持跨有向无环图的内存数据共享，以便不同的作业可以共同处理同一个数据

Spark 不是 Hadoop 的替代方案而是其计算框架 Hadoop MapReduce 的替代方案。Hadoop 更多地作为集群管理系统为 Spark 提供底层支持。

Spark 可以使用本地 Spark，Hadoop YARN 或 Apache Mesos 作为集群管理系统。Spark 支持 HDFS，Cassandra，OpenStack Swift 作为分布式存储解决方案。

Spark 采用 Scala 语言开发运行于 JVM 上，并提供了 Scala，Python，Java 和 R 语言 API，可以使用其中的 Scala 和 Python 进行交互式操作。

# 4. UC Berkeley 深度学习框架 Caffe

Caffe 的亮点：

(1) 模块化：Caffe 从一开始就设计得尽可能模块化，允许对新数据格式、网络层和损失函数进行扩展。

(2) 表示和实现分离: Caffe 的模型(model)定义是用 Protocol Buffer 语言写进配置文件的。以任意有向无环图的形式, Caffe 支持网络架构。Caffe 会根据网络的需要来正确占用内存。通过一个函数调用, 实现 CPU 和 GPU 之间的切换。

(3) 测试覆盖: 在 Caffe 中, 每一个单一的模块都对应一个测试。

(4) Python 和 Matlab 接口: 同时提供 Python 和 Matlab 接口。

(5) 预训练参考模型: 针对视觉项目, Caffe 提供了一些参考模型, 这些模型仅应用在学术和非商业领域, 它们的 license 不是 BSD。

值得一提的是 Caffe 这样一款深度学习领域无法绕过的山, 其开发者贾扬清也是一名中国人。

## 5. CMU: MXNet 深度学习框架

cxxnet 借鉴了很多 caffe 的思想。相比之下, cxxnet 在实现上更加干净, 例如依赖很少, 通过 mshadow 的模板化使得 gpu 和 cpu 代码只用写一份, 分布式接口也很干净。

mxnet 是 cxxnet 的下一代, 目前实现了 cxxnet 所有功能, 但借鉴了 minerva/torch7/theano, 加入更多新的功能。

1. ndarray 编程接口, 类似 matlab/numpy.ndarray/torch.tensor。独有优势在于通过背后的 engine 可以在性能上和内存使用上更优
2. symbolic 接口。这个可以使得快速构建一个神经网络, 和自动求导。
3. 更多 binding 目前支持比较好的是 python, 马上会有 julia 和 R
4. 更加方便的多卡和多机运行
5. 性能上更优。目前 mxnet 比 cxxnet 快 40%, 而且 gpu 内存使用少了一半。

## 二、观后启示

各种看不懂, 感觉到自己要学的还有很多。

还有就是比较有兴趣的方面是人工智能, 发现这方面也是国外研究的热门, 更加加强了自己要认真学习的态度。争取本科四年之内也能写出让大一新生一脸懵逼的硬科技文, 当然能像大牛贾扬清那样本科就能弄出 Caffe 这种东西也很让人憧憬。

最后就是感受到中国人在这方面真的很牛。从李飞飞、贾扬清还有在 ImageNet 比赛上夺冠的微软亚洲研究院的团队, 都给我们积极的暗示, 告诉我们中国学生还很牛的!

以后还是努力争取在人工智能这方面的课程学习上加油吧。

### 三、参考网站

<https://github.com/apache/incubator-mxnet/issues/797>

<http://blog.csdn.net/fengbingchun/article/details/49535873>

[http://blog.csdn.net/dc\\_726/article/details/41381791](http://blog.csdn.net/dc_726/article/details/41381791)

<http://visualgenome.org/>

<http://image-net.org/about-overview>