

如何规划机器学习、神经网络和深度学习的学习路径



8 个月前

对我们大多数人来说，这一轮人工智能的热潮爆发于去年阿法狗（Alpha Go）4:1 完胜职业围棋高手李世石。

之后，仿佛一夜之间，人工智能红遍大街小巷、电视、网络、微信公众号以及朋友圈。不得不说，在这个运动中媒体起到了重大的推波助澜的作用，甚至到现在多少出现了一些泡沫的成分。

但是，忽略掉这些泡沫的成分，单从技术层面上说，这轮人工智能的爆发主要还是因为人工神经网络领域深度学习这个突破性技术的成功应用。

其实，在 2016 年阿发狗战胜李世石之前，2006 年完善的深度学习技术就已经在语音识别（2009年）和图像识别（2012年）等世界级竞赛上颠覆了传统的人工智能技术，把识别正确率大幅提高。

2016 年阿法狗的完胜，人们更加深刻的意识到深度学习颠覆的不仅仅是传统的模式识别等专业领域。现在是围棋，未来可能就是你我现在从事的各行各业。

的确如此，这轮人工智能热潮不同于前不久的大数据热潮。大数据热潮本质上还是在原有数据积累基础上如何进一步挖掘数据价值问题，技术颠覆性没那么强。而深度学习带来了技术上实实在在的突破。而且这正是人工神经网络技术 60 年历史几度兴衰苦苦追寻的目标。一旦破茧，前途无量。

这轮人工智能热潮不是一阵风，而是开启了一个新的时代。

马上，五月底，人机大战第二季就要在乌镇打响。这次代表人类的是中国棋手柯洁。有人认为这是一场没有悬念的比赛，理由是阿法狗经过一年的演练，水平更加精进。

但别忘了，人最善于学习。我更愿意把这个悬念保持到最后，一切皆有可能。我相信棋手们这一年也没闲着，也在研究。但结果究竟如何，我们只能拭目以待。无论结果如何都不会改变人工智能改变世界的步伐。

未来的产品和应用开发，必然越来越多的加入人工智能的因素。无论是产品经理还是技术开发者，都需要学习和应用好这个武器。

在分享机器学习和深度学习的学习路径之前，先和大家一起理清几个基本概念。

人工智能，泛指人造的智能机器或智能系统，能够模拟人的智慧活动。大致可以分为两大类型：

- 第一类以专家系统为代表。它把人类以及专家的知识和智慧输入到计算机的程序系统中，使用时根据知识库对问题进行推理和决策。
- 第二类以机器学习为代表，不再仅仅依靠人类向系统直接输入知识，而是由系统根据实际的经验（数据）不断的自我学习，通过完善预测模型参数或者提炼出深层次的抽象认知来对新的问题进行判断和求解。

显然，具有自我学习能力的人工智能更有潜力，更有可能超越人类。

机器学习，也可以分为两大类型：

- 第一类采用近乎纯数学的方法，即推断统计学的方法，从已知数据（样本）中学习问题模型和参数，外加各种技巧，对新的问题进行预测。线性回归，逻辑回归，支持向量机，决策树，k 近邻，k 平均，EM 算法，以及和贝叶斯推断和马尔科夫过程相关的算法都属于这一类。
- 第二类采用人工神经网络（简称 ANN）的方法。以人的认知系统和神经系统为出发点，通过研究人的神经元系统的认知规律，用计算机模拟人的神经系统，以达到学习和求解问题的能力。感知机，反向传播算法，Hopfield 网络，玻尔兹曼机，受限玻尔兹曼机，深度置信网，卷积神经网络，循环神经网络都属于这个领域。

数学的方法，更注重背后的原理和证明，比较严谨。人工神经网络的方法更接近人的智能处理方式。但是，由于人的认知方式并没有完全搞清楚，这使得人工神经网络的方法就没数学方法那么严谨。很多实用的算法至今都缺乏严谨的证明（这在数学家眼里是不能容忍的）。

人工神经网络（ANN），也可以分为两个类型：（没错，“三个二”划分法）

- 第一类是浅层的网络。如早期的感知机，它只有一个输入层和输出层组成。另外，上面提到的推断统计类型的机器学习方法从广义上说基本都可以归到这一类。
- 第二类就是深层的网络，即深度学习网络。它除了输入层和输出层之外，还有一个或多个隐层。通过学习算法，在隐层实现了对数据的抽象表达，如同人的认知系统。

显然，深度学习能够实现更高的智能。人总能根据经验从表现获取的信息，即感知里面抽象出更深层的认知。深度学习追求的正是这个目标。

上面用“三个二”分类法，以简要的方式描述了一下人工智能、机器学习、人工神经网络和深度学习的关系。不知有没有说清楚。

下面重点说人工神经网络(ANN)和深度学习：

ANN 的历史几乎和人工智能的历史一样长。

以 1956 年出现的感知机（Perceptron）为标志，ANN 出现了第一个兴盛时期。它是不含隐层的浅层网络，通过数据训练权重，形成知识的表达。因为它模拟了人类大脑的认知过程，因此，一出现就引起轰动。

但是，由于它只能解决线性可分问题（连最基本的异或分类都解决不了）。同时，由于它缺乏深层次非线性网络的有效学习算法，无法进一步发展，所以，很快被人们质疑能力有限而抛弃。

直到 80 年代，ANN 迎来复苏。一个原因是反向传播算法（BP 算法）的出现，很好解决了多层神经网络的学习算法问题，使 ANN 不再仅限于解决线性问题。另一个原因是 1982 年 Hopfield 网络的出现，它采用热平衡的能量模型来优化网络，为解决循环网络的算法问题提供新的方向。

但是，循环网络的训练是非常困难的，缺乏有效的算法阻碍了这些技术进入实用。

这里必须要提到一个人，Geoffrey Hinton，被誉为深度学习的鼻祖，人工神经网络领域祖师爷级的人物。现年已经 70 岁，多伦多大学心理学家和计算机科学家。

Hinton 最早实现了 BP 算法的实用，并且在 Hopfield 网络基础上发明波尔茨曼机(1985)。虽然波尔茨曼机在学习算法方面取得进展，但是，在实际使用时运行速度非常慢，几乎没有什么实用价值。

难能可贵的是，Hinton 始终坚守这个方向，寻求突破，直到 2006 年，他在堆叠受限玻尔兹曼机和逻辑置信网的基础上，发明了混合的深度置信网，标志着深度学习时代的来临。前文提到的深度学习在 2009 年和 2012 年两次竞赛的胜利，都是他的学生赢得的！2013 年，Hinton 开始在谷歌大脑工作。

更难能可贵的是，Hinton 在深度学习如火如荼的 2012 年，也在 <http://coursera.org> 上开设了人工神经网络与机器学习的课程。如果说 Andrew Ng 的 Machine learning 是机器学习的最佳入门途径，那么 Hinton 的课程就是学习 ANN 和深度学习的不二选择。

Hinton 的祖父是 19 世纪的逻辑学家乔治·布尔，也是布尔代数的发明家。我们编程经常用到 bool，以后再用时要回想一下它和 Hinton 的关系。据说 Hinton 有个姑姑，解放前期投身延安，解放后还在中国养过几十年的牛。如果属实，这真是个传奇的家族。

开启深度学习大幕的除了 Hinton 之外，还有 Yann Lecun（有人把这个名字按照拼音读作“严乐村”，Hinton 在它的课程中，发音接近“杨乐康”），他出生在法国，是纽约大学的教授，主要是卷积神经网络方面的贡献。目前在facebook。

以及 Yoshua Bengio，目前在蒙特利尔大学。值得我们初学者关注的是，Bengio 和他的学生 在 2016 年出了一本深度学习的书，名字就叫 Deep Learning Book，现在已经有中文翻译版免费下载，可以说是学习深度学习最新的书籍。

这三个人被称为人工智能领域的三位大牛。加上Andrew，就是四位，跟着大牛学习人工智能总是没错的。

与人工神经网络跌宕起伏的经历不同，基于推断统计学的机器学习发展一直比较平稳，逐渐完善，形成以支持向量机，决策树，k 近邻，k 平均，EM 算法等为代表的算法。这些算法在小样本，传统低速计算的场合仍然起着重要作用。在深度学习爆发之前，支持向量机被认为是最好的分类器。

需要说明的是，深度学习几乎都是在人工神经网络领域发展起来的，但是，推断统计学仍然是它的数学基础，如线性回归，逻辑回归，高斯分布，贝叶斯推断，马尔科夫过程等。认为传统的机器学习过时的说法是片面的。

Andrew NG 在 2008 年机器学习公开课上仍然以推断统计类的机器学习为主，感知机只稍微提了一下，人工神经网络也只是给出了 Yann Lecun 手写识别的一个例子。但在 2012 年 coursera 课程上，加入了人工神经网络和反向传播算法的详解。被视作机器学习和ANN算法的最佳入门途径（详情参看本号的《机器学习入门》一文）

Hinton 在 coursera 上的 Neural Networks for Machine Learning 是学习深度学习的不二选择。但是，Hinton 和 Andrew 不一样，没有把该课程的通俗化作为目标。无论内容设置、讲解方式和课后问题及作业衔接方面都有很大跨度，使得本来就晦涩难懂的深度学习知识更加难学。（后面会有文章详述）

综合以上分析，推荐学习路径如下：1. 熟悉必要的数学基础：

- 微积分：求导，梯度，偏微分，积分等。
- 统计学，概率论：重点要了解推断统计学和概率论的基本概念。高斯分布，贝叶斯公式。最小二乘法，线性回归，逻辑回归等。我看的主要是 Mendenhall 编写的 *Statistics for Engineering and the Sciences*，中文版叫《统计学》。知识体系比较完整，层次清楚，讲解到位。
- 线性代数：重点了解基本概念：向量，向量空间，向量投影，矩阵运算，特征值分解，SVD分解等。MIT 有个 35 集的线性代数公开课，对线性代数的讲解及其透彻。网易公开课有视频。我主要从这个课程学习线性代数。没发现太好的书籍。

2. 学习基本的机器学习方法和理论：

- 以 Andrew NG 在 courera 2012 年 11 讲 Machine Learning 为入门途径，内容包括：线性回归，逻辑回归，人工神经网络，BP 算法，优化方法，泛化方法。这些都是机器学习最基本的知识，也是学习深度学习更复杂的算法和问题分析的基础。
- 以 Andrew Ng 在斯坦福公开课 2008 年 20 讲 Machine Learning 为补充，了解更多的传统机器学习算法或者各种算法背后更多的数学原理。网易公开课有带有中文字幕的视频。

3. 学习 ANN 和的深度学习：

- ANN 方面，我主要看的 Simon Haykin 2011年出版的《神经网络与机器学习》。在原理推导方面比较有系统性。
- 学习 Hinton 在 coursera 2012 年的 16 讲 Neural Networks for Machine Learning 。感知机，反向传播算法，优化，循环网络，泛化，Hopfield网络，波尔茨曼机，受限玻尔兹曼机(RBM)，堆叠 RBM，深度置信网络等。

4. 同时关注较新的学习材料为参考：

- 如上文提到的 Henjio 2016 年出版的 Deep Learning Book
- 以及网上各种学习资源

5. 学习和使用一些开源工具：

- 如 deeplarning4java, Therno, Tensor flow 等，通过实践和积累经验进行学习。这些工具都有指南文档，对机器学习方法和算法也有不同程度的描述。

注：本文为作者伊晓强原创，版权归作者所有 个人公众号： 伊晓强

本文在作者私人公众号同步发表，版式内容略加修改。二维码如下，欢迎关注。