

排名较高的几个回答有一些问题：1.起点较高，不适合题主所问的普通程序员；2.资源很多，但是没有主次之分，全部学习的话时间久，难度曲线也高低不平；3.缺乏对AI领域的介绍，AI并不仅仅是机器学习。本人也算是一名普通程序员，也刚转入AI领域，因此结合自身经验，想回答这个问题。我的回答有以下特色：较为简单，介绍学习资源不多，但有主次之分。

一. 本文的目的

本文的目的是给出一个简单的，平滑的，易于实现的学习方法，帮助“普通”程序员踏入AI领域这个门。这里，我对普通程序员的定义是：拥有大学本科知识；平时工作较忙；自己能获取的数据有限。因此，本文更像是一篇“from the scratch”的AI入门教程。

二. AI领域的特点

AI，也就是人工智能，并不仅仅包括机器学习。曾经，符号与逻辑被认为是人工智能实现的关键，而如今则是基于统计的机器学习占据了主导地位。最近火热的深度学习正是机器学习中的一个子项。目前可以说，学习AI主要的是学习机器学习。但是，人工智能并不等同于机器学习，这点在进入这个领域时一定要认识清楚。关于AI领域的发展历史介绍推荐看周老师写的《机器学习简介》。下面一个问题是：AI的门好跨么？其实很不好跨。我们以机器学习为例。在学习过程中，你会面对大量复杂的公式，在实际项目中会面对数据的缺乏，以及艰辛的调参等。如果仅仅是因为觉得这个方向未来会“火”的话，那么这些困难会容易让人放弃。考虑到普通程序员的特点，而要学习如此困难的学科，是否就是没有门路的？答案是否定的。只要制定合适的学习方法即可。

三. 学习方法

学习方法的设定简单说就是回答以下几个问题：我要学的是什么？我怎样学习？我如何去学习？这三个问题概括说就是：学习目标，学习方针与学习计划。学习目标比较清楚，就是踏入AI领域这个门。这个目标不大，因此实现起来也较为容易。“过大的目标时就是为了你日后放弃它时找到了足够的理由”。学习方针可以总结为“兴趣为先，践学结合”。简单说就是先培养兴趣，然后学习中把实践穿插进来，螺旋式提高。这种方式学习效果好，而且不容易让人放弃。有了学习方针以后，就可以制定学习计划，也称为学习路线。下面就是学习路线的介绍。

四. 学习路线

我推荐的学习路线是这样的，如下图：



这个学习路线是这样设计的：首先了解这个领域，建立起全面的视野，培养起充足的兴趣，然后开始学习机器学习的基础，这里选择一门由浅入深的课程来学习，课程最好有足够的实验能够进行实战。基础打下后，对机器学习已经有了充足的了解，可以用机器学习来解决一个实际的问题。这时还是可以把机器学习方法当作一个黑盒子来处理的。实战经验积累以后，可以考虑继续进行学习。这时候有两个选择，深度学习或者继续机器学习。深度学习是目前最火热的机器学习方向，其中一些方法已经跟传统的机器学习不太一样，因此可以单独学习。除了深度学习以外，机器学习还包括统计学习，集成学习等实用方法。如果条件足够，可以同时学习两者，一些规律对两者是共通的。学习完后，你已经具备了较强的知识储备，可以进入较难的实战。这时候有两个选择，工业界的可以选择看开源项目，以改代码为目的来读代码；学术界的可以看特定领域的论文，为解决问题而想发论文。无论哪者，都需要知识过硬，以及较强的编码能力，因此很能考察和锻炼水平。经过这个阶段以后，可以说是踏入AI领域的门了。“师傅领进门，修行在个人”。之后的路就要自己走了。

下面是关于每个阶段的具体介绍：

0. 领域了解：在学习任何一门知识之前，首先第一步就是了解这个知识是什么？它能做什么事？它的价值在什么地方？如果不理解这些话，那么学习本身就是一个没有方向的舟，不知道驶向何处，也极易有沉船的风险。了解这些问题后，你才能培养出兴趣，兴趣是最好的引路人，学习的动力与持久力才能让你应付接下来的若干个阶段。关于机器学习是什么，能做什么，它与深度学习以及人工智能的关系，可以看我写的博客 [从机器学习谈起](#)。

1. 准备工作：如果你离校过久，或者觉得基础不牢，最好事先做一下准备复习工作。“工欲善其事，必先利其器”。以下的准备工作不多，但足以应付后面阶段的学习。

- 数学：复习以下基本知识。线性代数：矩阵乘法；高数：求导；概率论：条件与后验概率。其他的一些知识可以在后面的学习的过程中按需再补；
- 英文：常备一个在线英文词典，例如爱词霸，能够不吃力的看一些英文的资料网页；
- 翻墙：可以随时随地地上Google，这是一个很重要的工具。不是说百度查的不能看，而是很多情况下Google搜出来的资料比百度搜的几十页的资料还管用，尤其是在查英文关键字时。节省时间可是很重要的学习效率提升；

2. 机器学习：机器学习的第一门课程首推Andrew Ng的机器学习 (Machine Learning - Stanford University | Coursera)。这门课程有以下特点：难度适中，同时有足够的实战例子，非常适合第一次学习的人。在 @子实 的回答下首推了cs229 (斯坦福大学公开课：机器学习课程) 这门课程，但我这里不推荐，为什么，原因有以下：

- 时间：cs229 的时间太早，一些知识已经跟不上当今的发展，目前最为火热的神经网络一笔带过。而Cousera上神经网络可是用了两个课时去讲的！而且非常详细；
- 教学：Ng在cs229 时候的教学稍显青涩，可能是面对网络教学的原因。有很多问题其实他都没有讲清楚，而且下面的人的提问其实也很烦噪，你往往不关心那些人的问题。这点在Coursera上就明显得到了改善，你会发现Ng的教学水平大幅度改善了，他会对你循循善诱，推心置腹，由浅入深的教学，在碰到你不明白的单词术语时也会叫你不要担心，更重要的，推导与图表不要太完善，非常细致清晰，这点真是强力推荐；
- 字幕：cs229 的字幕质量比Coursera上的差了一截。Coursera上中文字幕翻译经过了多人把关，质量很有保证；
- 作业：cs229 没有作业，虽然你可以做一些，但不会有人看。这点远不如Coursera上每周有deadline的那种作业，而且每期作业提交上去都有打分。更重要的是，每期作业都有实际的例子，让你手把手练习，而且能看到自己的成果，成就感满满！

3. 实践做项目：学习完了基础课程，你对机器学习就有了初步了解。现在使用它们是没有问题的，你可以把机器学习算法当作黑盒子，放进去数据，就会有结果。在实战中你更需要去关心如何获取数据，以及怎么调参等。如果有时间，自己动手做一个简单的实践项目是最好的。这里需要选择一个应用方向，是图像（计算机视觉），音频（语音识别），还是文本（自然语言处理）。这里推荐选择图像领域，这里面的开源项目较多，入门也较简单，可以使用OpenCV做开发，里面已经实现好了神经网络，SVM等机器学习算法。项目做好后，可以开源到到 Github 上面，然后不断完善它。实战项目做完后，你可以继续进一步深入学习，这时候有两个选择，深度学习和继续机器学习；

4. 深度学习：深度学习是目前最火热的研究方向。有以下特点：知识更新快，较为零碎，没有系统讲解的书。因此学习的资源也相对零散，下面是一些资源介绍。其中不推荐的部分并不代表不好，而是在这个初学阶段不合适：

- 推荐，UFLDL：很详尽的推导，有翻译，且翻译质量很高；
- 推荐，Deep learning (paper)：论文，高屋建瓴，一览众山小；
- 推荐，Neural networks and deep learning：由浅入深；
- 推荐，Recurrent Neural Networks：RNN推导初步学习的最佳教程；
- 不推荐，Neural Networks for Machine Learning - University of Toronto | Coursera：太难；
- 不推荐，Deep Learning (book)：面面俱到，但缺乏深入；
- 不推荐，CS231n：翻译与字幕问题；

5. 继续机器学习：传统的机器学习有如下特点，知识系统化，有相对经典的书。其中统计学习（代表SVM）与集成学习（代表adaboost）是在实践中使用非常多的技术。下面是相关资源：

- 推荐，机器学习：如果是在以前，机器学习方面的经典教材首推PRML，但现在周老师的书出来以后，就不再是这样了。首先推荐读周老师的书。这本书有一个特点，那就是再难的道理也能用浅显精炼的语言表达出来。正如周老师的名言：“体现你水平的地方是把难的东西讲容易了，而不是把容易的东西讲难，想把一个东西讲难实在太简单”；
- 不推荐，Pattern Recognition And Machine Learning：当前阶段不推荐。PRML是以贝叶斯的观点看待很多机器学习方法，这也是它的一大特色。但对于初学者来说，这种观点其实并无必要。而且此书没有中文翻译，当前阶段硬啃很容易放弃；

6. 开源项目：当知识储备较为充足时，学习可以再次转入实践阶段。这时候的实践仍然可以分两步走，学习经典的开源项目或者发表高质量的论文。开源项目的学习应该以尽量以优化为目的，单纯为读代码而学习效果往往不太好。好的开源项目都可以在Github里搜索。这里以深度学习为例。深度学习的开源优秀库有很多，例如torch，theano等等，这里列举其中的两个：

- 推荐，DeepLearnToolbox：较早的一个深度学习库，用matlab语言撰写，较为适合从刚学习的课程转入学习
- 推荐，tensorflow：Google的开源库，时至今日，已经有40000多个你star，非常惊人。

7. 会议论文：一般较好的课程都会推荐你一些论文。一些著名的技术与方法往往诞生于一些重要的会议。因此，看往年的会议论文是深入学习的方法。在这个阶段，如果是在校学生，可以选择某个课题，以发论文为目的来学习研究。一般来说，论文是工作的产物。有时候一篇基于实验的论文往往需要你写很多代码，利用一些开源项目。因此开源项目的学习与读会议论文的工作两者之间是有相关的。两者可以同时进行学习。关于在哪里看论文，可以看一下CCF推荐排名，了解一下这个领域里有哪些优秀的会议。下面介绍两个图像与机器学习领域的著名顶级会议：

- CVPR：与另两个会议ICCV和ECCV合称计算机视觉领域的三大会。
- Conference on Neural Information Processing Systems：简称NIPS，许多重要的工作发表在这上面，例如关于CNN的一篇重要论文就是发表在上面。

8. 自由学习：到这里了，可以说是进入这个门了。下面可以依据兴趣来自由学习。前阶段不推荐的学习资源也可随意学习，下面是点评。

- cs229 (斯坦福大学公开课：机器学习课程)：Ng写的讲义很不错，其中关于SVM的推导部分很清晰，想学习SVM推荐；
- Neural networks (Neural Networks for Machine Learning - University of Toronto | Coursera)：大牛的视角跟人就是不一样，看看Hinton对神经网络是怎么看的，往往会让你有种原来如此的感悟。其实看这门课程也等同于读论文，因为几乎每节课的参考资料里都有论文要你读；
- cs231n (CS231n: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition)：最新的知识，还有详细的作业。国内应该有团队对字幕进行了翻译，可以找找；
- PRML (Pattern Recognition And Machine Learning)：作为一门经典的机器学习书籍，是很有阅读必要的，会让你对机器学习拥有一个其他的观察视角。

五. 总结

本文的目的是帮助对AI领域了解不深，但又想进入的同学踏入这个门。这里只说踏入，是因为这个领域的专精实在非常困难，需要数年的积累与努力。在进行领域学习前，充分认识自己的特点，制定合适的学习方法是十分重要的。首先得对这个领域进行充分了解，培养兴趣。在学习时，保持着循序渐进的学习方针，不要猛进的学习过难资源；结合着学习与实践相辅的策略，不要只读只看，实际动手才有成就感。学习某个资源时要有充分的目的，不是为了学开源项目而看代码，而是为了写开源项目而看；不是为了发论文而写论文，而是为了做事情而写论文。如果一个学习资源对你过难，并不代表一定是你的问题，可能是学习资源的演讲或撰写人的问题。能把难的问题讲简单的人才是真正有水平的人。所以，一定要学习优质资源，而不是不分青红皂白的学习。最后，牢记以兴趣来学习。学习的时间很长，过程也很艰难，而只有兴趣才是让你持之以恒，攻克难关的最佳助力。

谨以此文与诸位在学海中乘舟的各位共勉。

发布于 2016-12-31