



亿欧智库 人工智能产业综述报告

2017年4月

内容更新

后续内容的更新和添加会在此页作出提醒。

AI人才图谱内容更新		
版本号	修订日期	修订描述
1.1	2017.04.24	1、去除重复的云天励飞的田第鸿信息，改而新增云天励飞陈宁信息；2、修正了深醒科技袁培江学历信息；3、修正旷视科技杨沐学历信息；
1.2	2017.04.25	1、去除重复的深鉴科技汪玉信息；
1.3	2017.04.27	1、去除重复的DeepCare丁鹏信息；2、新增雅森科技李刚和杨士霆的信息；3、去除捷通华声吕士楠信息；
1.4	2017.05.08	1、更正了爱特曼马磊信息；

序言

机器不但能够延长人的手和脚，代替人的某些体力活动，还能够延长人脑，代替人的某些思维活动。自从计算机出现以来，这已经是越来越明显的事了，往后沿着一个方向，在发展计算机技术的同时，还逐步形成了一种人工智能的新技术。

它包括但不仅限于——模仿人的大脑中枢神经系统建立起了神经网络模型来处理现实社会复杂多变的问题。它指导计算机下棋、证明定理、制定策略和决策，用机器对文字、声音、和图像进行识别，用自然语言（人的语言）直接和计算机联系，研制具有识别、分析和综合、执行等功能的机器等各个方面。

从人类建立起需要指导控制才能运行的计算机，到计算机拥有可以自己去学习的能力，对学术界来说是一个质的飞跃，对产业界来说带来的是有形的生产力的经济利益。

我们相信2016年是人工智能发展的一个重要拐点，是更快更强的计算力和爆炸式增长的数据库将人工智能推到了镁光灯之下，不夸张地说，人工智能已经成为了流行文化甚至是政治话语的前沿，但我们也推测，很有可能人工智能在下一个路口就步入了舆论的冬季。

而这份报告的目的是希望在那个「给予承诺又让人失望」的周期到来之前，以研究的心态——回顾人工智能发展的路线图、冷静审视技术的本质、挖掘技术落地具体市场的机遇和挑战，为人工智能的持续发展出一份力。

出品方：亿欧智库；

作者：吴妙芸；

指导支持：由天宇；

其他支持：杜博伟、
王超、陈苗、缑凯莉等；

目录

CHAPTER 1

回顾人工智能发展的路线图

- 1.1 人工智能的定义
- 1.2 神经网络的发展历程；
- 1.3 深度学习的机遇和挑战；

CHAPTER 2

冷静审视人工智能技术的本质

- 2.1 计算机视觉技术；
- 2.2 语音识别技术；
- 2.3 自然语言理解技术；

CHAPTER 3

人工智能技术落地具体市场的机遇和挑战

- 3.1 为什么优先关注医疗、金融和出行这三个领域的AI+；
- 3.2 智能医疗；
- 3.3 智能投顾；
- 3.4 无人驾驶；

附录

亿欧智库：主要中国企业核心AI人才图谱（216人）

CHAPTER 1

回顾人工智能发展的路线图

1.1 人工智能的定义；

何谓人工智能；

追溯人工智能的产生和发展；

人工智能、机器学习和深度学习；

1.2 神经网络的发展历程；

从神经元模型到深度学习；

1.3 深度学习的机遇和挑战；

1.1 人工智能的定义

何谓人工智能；

追溯人工智能的产生和发展；

人工智能、机器学习和深度学习；

1.2 神经网络的发展历程；

广义的人工智能就是创造出能像人类一样思考的机器，它不仅是科幻电影喜闻乐见的主题，更是科学极客们的终极梦想，是技术狂不切实际、异想天开的代名词。

1.3 深度学习的机遇和挑战；

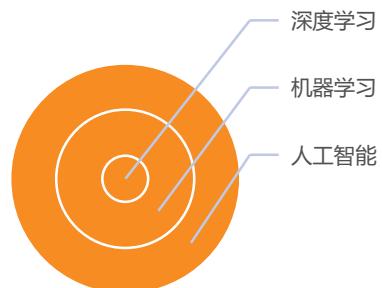
而狭义的人工智能，美国斯坦福大学人工智能研究中心尼尔逊教授就给下了这样一个定义：“人工智能是关于知识的学科，是怎样表示知识以及怎样获得知识并使用知识的科学。从人工智能实现的功能来定义是智能机器所执行的通常与人类智能有关的功能，如判断、推理、证明、识别学习和问题求解等思维活动。这些反映了人工智能学科的基本思想和基本内容，即人工智能是研究人类智能活动的规律。若是从实用观点来看，人工智能是一门知识工程学：以知识为对象，研究知识的获取、知识的表示方法和知识的使用。”

•追溯人工智能的产生和发展；

1943年最早的人工神经元模型被提出；1956年达特茅斯会议上一群科学家的集中讨论，引出了人工智能这个概念，也是这一年成为了人工智能的元年；1977年在第五届国际人工智能会议上，美国斯坦福大学计算机科学家费根鲍姆教授正式提出了知识工程概念，随后各类专家系统得以发展，大量商品化的专家系统被推出市面，但发展的好景不长，因为该计算机系统没有什么学习能力，或者说学习能力非常有限，满足不了科技和生产提出的新要求，于是继专家系统之后，机器学习便成了人工智能的又一重要领域。

•人工智能、机器学习和深度学习三者关系；

人工智能、机器学习和深度学习三者之间的关系，后者属于前者。时下火热的深度学习是机器学习下的一分支，其所搭建的多层神经网络，其实是由最早的神经元模型演化而来的。



1.1 人工智能的定义

何谓人工智能；

追溯人工智能的产生和发展；

人工智能、机器学习和深度学习；

1.2 神经网络的发展历程；

从神经元模型到深度学习；

1.3 深度学习的机遇和挑战；

回顾人工智能发展的路线图

•神经网络的发展历程；

M-P神经元模型；

单层感知机；

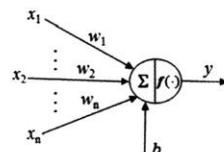
多层感知机；

深度学习神经网络 (Deep Neural Network , DNN)；

卷积神经网络 (Convolutional Neural Network , CNN)；

递归神经网络 (Recurrent Neural Network , RNN)；

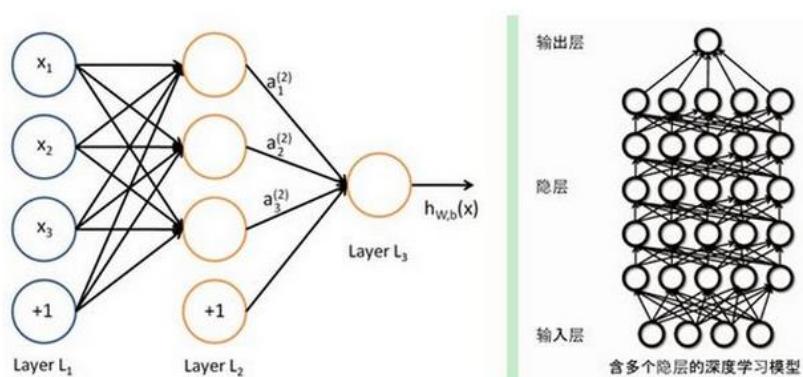
.....



早在1943年计算机发明之前便有了第一个M-P神经元模型，在这个模型中，神经元接收来自N个其他神经元传递过来的输入信号，这些输入信号通过带权重的连接进行传递，神经元接收到的总输入值将与神经元的阈值进行比对，然后通过激活函数产生神经元的输出。

1958年提出的单层感知机是在M-P神经元上发展得来，有输入和输出两层神经元搭建而成，能解决“与、或、非”这些简单的线性问题，却在1969年遭遇人工智能奠基者之一的Minsky写书的质疑。

单层感知机确实解决不了异或问题，但堆叠成的多层感知机 (Multilayer Perception , MLP) 可以，也就是我们说的多层神经网络，它将一步完成不了的东西给拆分成多步完成，在这中间利用算法从大量训练样本中学习出统计规律，从而对未知事件进行预测。



所谓深度学习，狭义地说就是很多层的神经网络，在若干的测试和竞赛上，尤其涉及语音、图像等复杂对象的应用中，深度学习技术取得了优越的性能。以往机器学习想要在

1.1 人工智能的定义

何谓人工智能；

追溯人工智能的产生和发展；

人工智能、机器学习和深度学习；

回顾人工智能发展的路线图

应用中取得好的性能，对使用者的要求门槛较高，而深度学习技术基于复杂模型之上，使用者只要下功夫去“调参”，调好参数性能往往就好，对使用者的门槛大大的降低了。

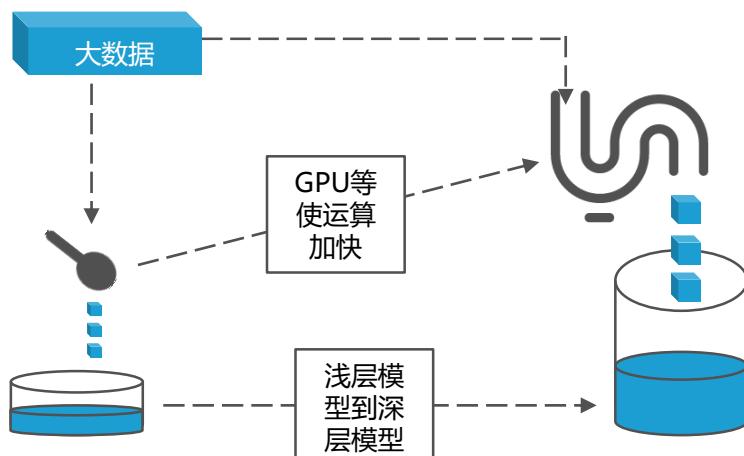
1.2 神经网络的发展历程；

从神经元模型到深度学习；

• 深度学习的机遇；

1.3 深度学习的机遇和挑战；

深度学习是机器学习的一种，本质上都是在统计数据，并从中归纳出模型。实际上，神经网络存在已久，深度学习的多层模型比起浅层模型，在参数数量相同的情形下，深层模型具有更强的表达能力。



如果将大数据比作水、计算力比作输送水的工具，是GPU等采用水管来替代勺子更高效地增大了灌水量（提高运算速度），是深度学习算法训练出来的深层模型这个容器加大了水量的装载力，极大地提高了效率。这样的工程方法产生之后，深度学习搭建的深度神经网络成为了工业界实用的武器，并且在若干领域都带来了里程碑式的变化。

• 深度学习的挑战；

深度学习是近20年以来曝光度最高的技术，但它不是人工智能的全部创新，它的创新发生在上世纪80年代末，也就是人工智能的多层神经网络技术热潮，当时之所以没有成功，甚至还经历了10多年的寒冬期，背后的原因是因为当时没有像现在大量的数据、也没有现在高性能的计算力做大量的运算。

1.1 人工智能的定义

何谓人工智能：

追溯人工智能的产生和发展；

人工智能、机器学习和深度学习；

1.2 神经网络的发展历程；

从神经元模型到深度学习；

1.3 深度学习的机遇和挑战；

回顾人工智能发展的路线图

另外深度学习也存在缺陷。中国科学院数学与系统科学研究院数学研究所研究员、复旦大学教授陆汝钤在为《机器学习》一书撰写序言的时候提及，一是深度学习的理论创新还不明显；二是因为目前的深度学习只适用于神经网络。

再有就是它的不可解释性，深度学习从原始的输入信息到提取特征到输出信息的过程是一个黑盒子，缺乏可解释性。

有业界人士认为，“如何将深度学习过程和人类已经积累的大量高度结构化知识融合，发展出逻辑推理甚至自我意识等人类的高级认知功能，是下一代深度学习的核心理论问题”。

但也有人认为“人工智能不是人类智能，机器超过人脑并不需要模仿人脑，正如人消灭大型猛兽并不是通过更有力气或更锋利的爪子。人工智能最大的作用不是模仿人类，而是把人类智力劳动中可机械化的部分机械化。再者机器的长处是个体之间的教育成本极低，交流速度极快。人和人之间交流信息的速度只有几个比特每秒，机器比这快几百万倍。机器根本不需要和人拼计算能力，只要拼进化速度，在自然选择中必然会出现一种杀手机器。”

CHAPTER 2

冷静审视人工智能技术的本质

2.1 总览人工智能技术图谱；

2.2 计算机视觉技术；

什么是计算机视觉？

计算机视觉识别技术的分类；

计算及视觉技术的识别流程；

计算机视觉技术模式图和对应企业图；

2.3 语音识别技术；

什么是语音识别？

语音识别流程；

语音识别技术模式图和对应企业图；

2.4 自然语言理解技术；

什么是自然语言理解？

自然语言理解的应用：搜索引擎和机器翻译；

2.1 总览人工智能技术图谱；

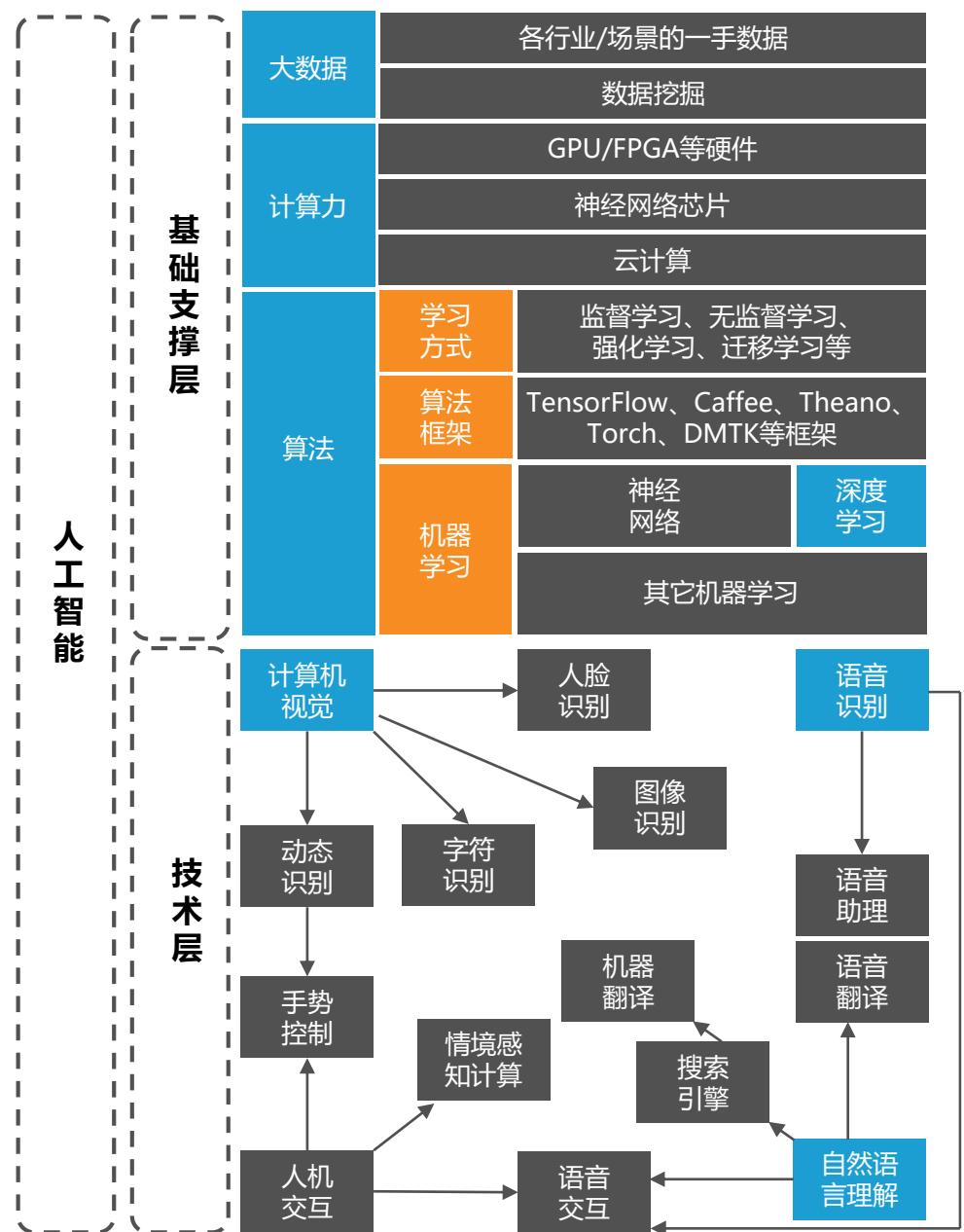
冷静审视人工智能技术的本质

2.2 计算机视觉技术；

2.3 语音识别技术；

2.4 自然语言理解技术；

•总览人工智能技术图谱；



如前文所述，基础支撑层的算法创新发生在上世纪80年代末，是大数据和计算力将人工智能推到镁光灯之下，而建立在这之上的基础技术便是计算机视觉、语音识别和自然语言理解，机器试图看懂、听懂人类的世界、用人类的语言和人类交流，研究人类智能活动的规律。

2.1 总览人工智能技术图谱；

冷静审视人工智能技术的本质

2.2 计算机视觉技术；

什么是计算机视觉？

•计算机视觉技术 (Computer Vision) ；

计算机视觉识别技术的分类；

•什么是计算机视觉？

计算机视觉技术模式图和对应企业图；

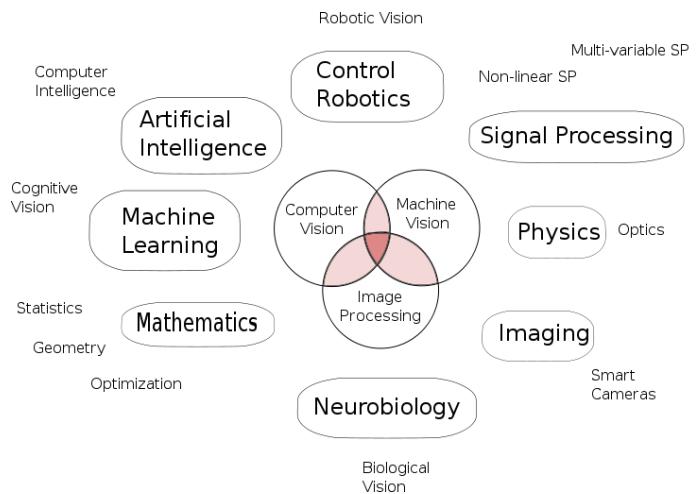
2.3 语音识别技术；

“人的大脑皮层的活动，大约70%是在处理视觉相关信息。视觉就相当于人脑的大门，其它如听觉、触觉、味觉那都是带宽较窄的通道。视觉相当于八车道的高速，其它感觉是两旁的人行道。如果不能处理视觉信息的话，整个人工智能系统是个空架子，只能做符号推理，比如下棋、定理证明，没法进入现实世界。计算机视觉之于人工智能，它相当于说芝麻开门。大门就在这里面，这个门打不开，就没法研究真实世界的人工智能。”

——朱松纯，加州大学洛杉矶分校UCLA统计学和计算机科学教授

根据科普中国撰写的对计算机视觉的定义，这是一门研究如何让机器“看”的科学，更进一步的说，是指用计算机代替人眼对目标进行识别、跟踪和测量的机器视觉，并进一步做图形处理，使计算机处理成为更适合人眼观察或传送给仪器检测的图像。

•计算机视觉 VS 机器视觉；



计算机视觉更关注图像信号本身以及图像相关交叉领域（地图、医疗影像）的研究；机器视觉则偏重计算机视觉技术工程化，更关注广义上的图像信号（激光和摄像头）和自动化控制（生产线）方面的应用。

2.1 总览人工智能技术图谱；

冷静审视人工智能技术的本质

2.2 计算机视觉技术；

什么是计算机视觉？

计算机视觉识别技术的分类；

计算及视觉技术的识别流程；

计算机视觉技术模式图和对应企业图；

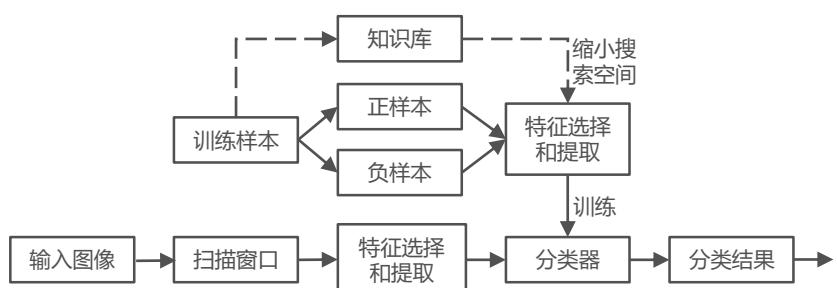
2.3 语音识别技术；

2.4 自然语言理解技术；



物体识别分为“1 VS N”对不同物体进行归类，以及“1 VS 1”对同类型的物体进行区分和鉴别；物体属性识别，结合地图模型让物体在视觉的三维空间里得到记忆的重建，进而进行场景的分析和判断；物体行为识别分为3个进阶的步骤，移动识别判断物体是否做了位移，动作识别判断物体做的是什么动作，行为识别是结合视觉主体和场景的交互做出行为的分析和判断。

•计算机视觉的识别流程；



计算机视觉识别流程分为两条路线：训练模型和识别图像。

训练模型：样本数据包括正样本（包含待检目标的样本）和负样本（不包含目标的样本），视觉系统利用算法对原始样本进行特征的选择和提取训练出分类器（模型）；此外因为样本数据成千上万、提取出来的特征更是翻番，所以一般为了缩短训练的过程，会人为加入知识库（提前告诉计算机一些规则），或者引入限制条件来缩小搜索空间。

识别图像：会先对图像进行信号变换、降噪等预处理，再来利用分类器对输入图像

2.1 总览人工智能技术图谱；

冷静审视人工智能技术的本质

2.2 计算机视觉技术；

什么是计算机视觉？

计算机视觉识别技术的分类；

计算及视觉技术的识别流程；

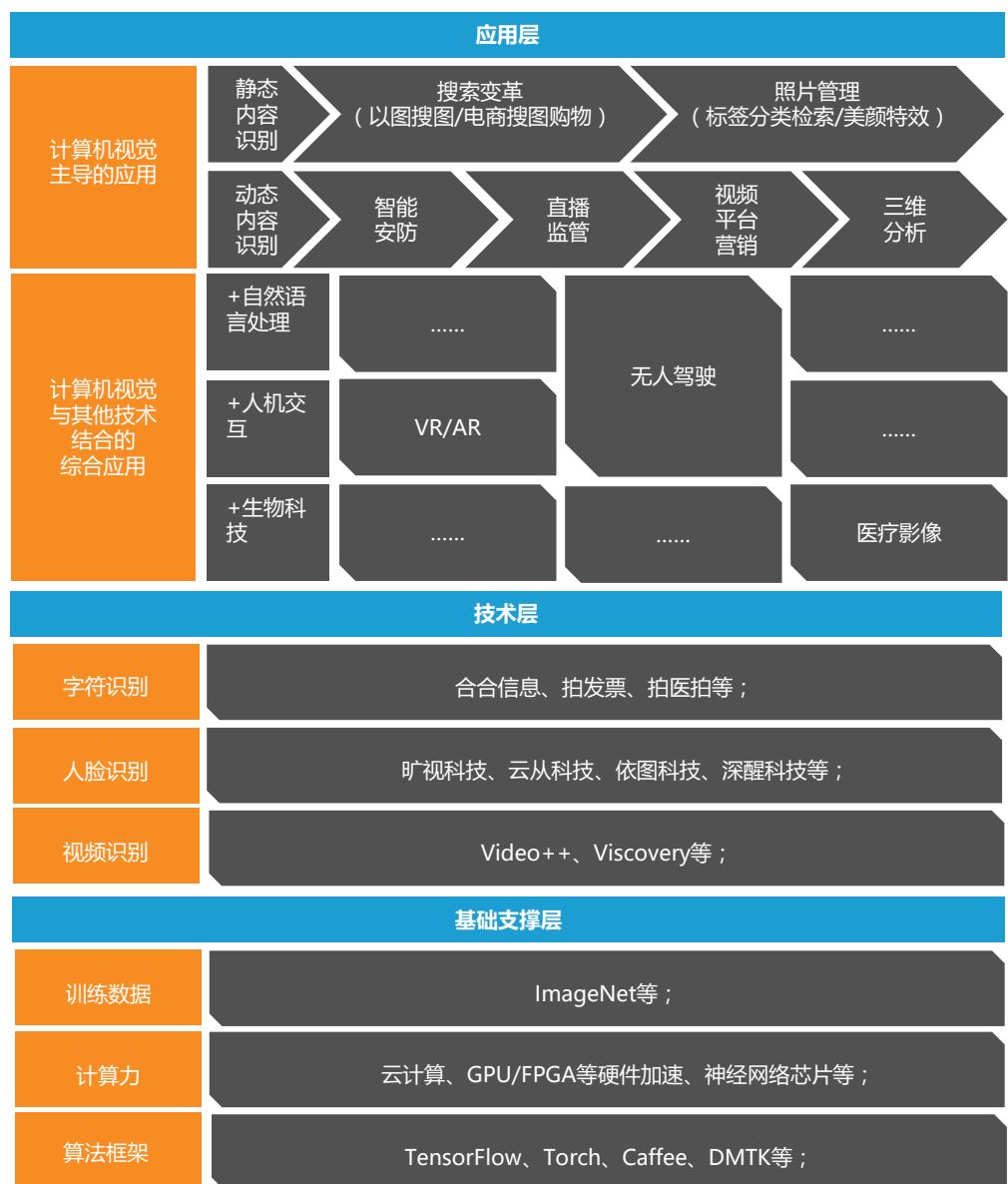
进行目标检测。一般检测过程为用一个扫描子窗口在待检测的图像中不断的移位滑动，子窗口每到一个位置就会计算出该区域的特征，然后用训练好的分类器对该特征进行筛选，判断该区域是否为目标。

计算机视觉技术模式图和对应企业图；

•计算机视觉技术模式图和对应企业图；

2.3 语音识别技术；

2.4 自然语言理解技术；



目前世界上图像识别最大的数据库，是斯坦福大学人工智能实验室提供的ImageNet，

2.1 总览人工智能技术图谱；

2.2 计算机视觉技术；

2.3 语音识别技术；

什么是语音识别？

语音识别流程；

语音识别技术模式图和对应企业图；

2.4 自然语言理解技术；

冷静审视人工智能技术的本质

针对诸如医疗等细分领域也需要收集相应的训练数据；Google、Microsoft此类科技巨头会面向市场提供开源算法框架，为初创视觉识别公司提供初级算法。

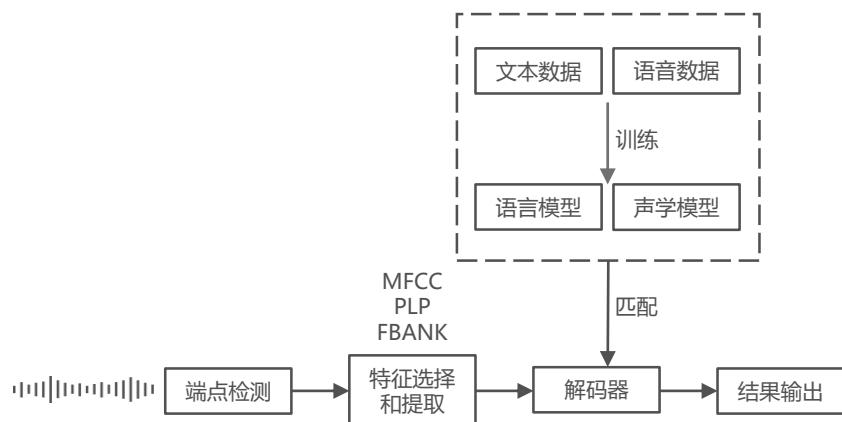
•语音识别（Automatic Speech Recognition）；

•什么是语音识别？

语音识别是以语音为研究对象，通过信号处理和识别技术让机器自动识别和理解人类口语描述的语言后，将语音信号转换为相应的文本或命令的一门技术。

由语音识别和语音合成、自然语言理解、语义网络等技术相结合的语音交互正在逐步成为当前多通道、多媒体智能人机交互的主要方式。

•语音识别流程；



语音识别流程分为训练和识别两条线路。

语音信号经过前端信号处理、端点检测等预处理后，逐帧提取语音特征，传统的特征类型包括有MFCC、PLP、FBANK等特征，提取好的特征会送到解码器，在训练好的声学模型、语言模型之下，找到最为匹配的此序列作为识别结果输出。

2.1 总览人工智能技术图谱；

2.2 计算机视觉技术；

2.3 语音识别技术；

什么是语音识别？

语音识别流程；

语音识别技术模式图和对应企业图；

2.4 自然语言理解技术；

冷静审视人工智能技术的本质

•语音识别技术模式图和对应企业图；



基础层：包含大数据、计算力和算法三块，其中大数据等接入的是相应领域的第三方服务商。机器在识别人类的语音指令后接入、提供相应的服务。诸如影视、电影票、餐饮等；

技术层：以科大讯飞为首的语音技术提供商；

应用层：传统家居环境中的电视、音箱厂商都给加上了语音识别功能，新增交互方式；还有智能车载采用语音交互让手不离开方向盘提高安全系数；还有搜索厂商基于搜索做出来的语音助手等。

2.1 总览人工智能技术图谱；

2.2 计算机视觉技术；

2.3 语音识别技术；

2.4 自然语言理解技术；

什么是自然语言理解？

自然语言理解的应用；

冷静审视人工智能技术的本质

•自然语言理解 (Natural Language Understanding) ；

•什么是自然语言理解？

自然语言理解即文本理解，和语音图像的模式识别技术有着本质的区别，语言作为知识的载体，承载了复杂的信息量，具有高度的抽象性，对语言的理解属于认知层面，不能仅靠模式匹配的方式完成。

•自然语言理解的应用：搜索引擎+机器翻译；

自然语言理解最典型两种应用为搜索引擎和机器翻译。

搜索引擎可以在一定程度上理解人类的自然语言，从自然语言中抽取出关键内容并用于检索，最终达到搜索引擎和自然语言用户之间的良好衔接，可以在两者之间建立起更高效，更深层的信息传递。

•自然语言理解技术在搜索引擎中的应用；

搜索引擎		
技术层		
关联型问题	知识图谱 关系网络	实体（属性信息）识别、实体对齐、实体归一化；
是非型问题	深度问答技术	分析语句需求和类型、聚合技术（呈现结果）、自动文摘技术；
个性化建模 场景化建模	推荐引导	大数据挖掘技术；
基础支撑层		
算法	计算力	互联网、移动互联网带来的社交数据、 知识分享数据、社区/论坛数据等；

2.1 总览人工智能技术图谱；

冷静审视人工智能技术的本质

2.2 计算机视觉技术；

•自然语言理解技术在机器翻译中的应用；

2.3 语音识别技术；

2.4 自然语言理解技术；

什么是自然语言理解？

自然语言理解的应用：

机器翻译	
技术层	
语料处理技术	语料质量评估、语料分类与选择、语料挖掘技术、时效性资源挖掘；
模型处理技术	分布式模型、动态更新技术、用户个性化模型、模型过滤和压缩；
翻译方法	领域自适应技术、翻译与搜索结合、枢轴语言技术、多策略翻译技术；
基础支撑层	
算法	计算力
	互联网、移动互联网带来的社交数据、 知识分享数据、社区/论坛数据等；

事实上搜索引擎和机器翻译不分家，互联网、移动互联网为其充实了语料库使得其发展模式发生了质的改变。互联网、移动互联网除了将原先线下的信息（原有语料）进行在线化之外，还衍生出来的新型UGC模式：知识分享数据，像维基百科、百度百科等都是人为校准过的词条，噪声小；社交数据，像微博和微信等展现用户的个性化、主观化、时效性，可以用来做个性化推荐、情感倾向分析、以及热点舆情的检测和跟踪等；社区、论坛数据，像果壳、知乎等为搜索引擎提供了问答知识、问答资源等数据源。

另一方面，因为深度学习采用的层次结构从大规模数据中自发学习的黑盒子模式是不可解释的，而以语言为媒介的人与人之间的沟通应该要建立在相互理解的基础上，所以深度学习在搜索引擎和机器翻译上的效用没有语音图像识别领域来得显著。

CHAPTER 3

人工智能技术落地具体市场的机遇和挑战

3.1 我们优先关注了医疗、金融和出行这三个市场的AI+；

为什么是这三个领域？

3.2 AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖；

医疗领域存在的问题；

AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

但医疗智能化之路依然崎岖；

3.3 智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任；

投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用；

智能投顾的理想遭遇现实；

3.4 无人驾驶距离面市，中间还横着监管体系的问题；

什么是无人驾驶汽车；

自动化是未来移动出行趋势的一支；

无人驾驶的监管体系问题；

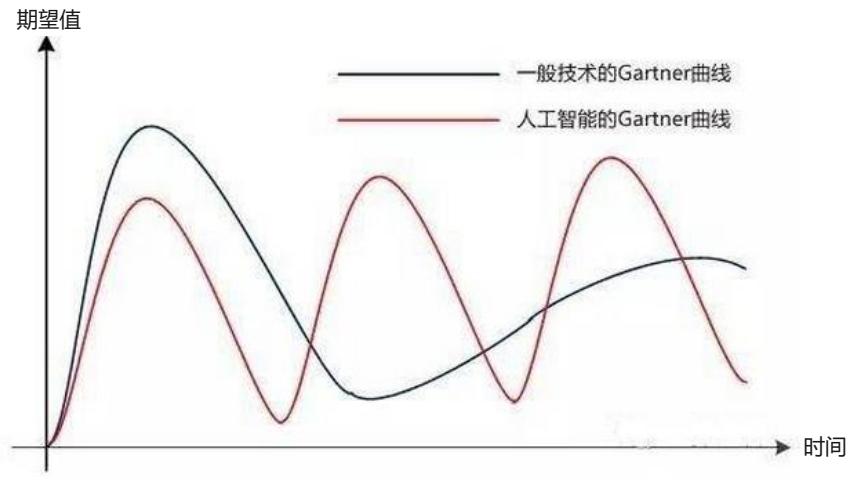
3.1 为什么优先关注这三个领域；

人工智能技术落地具体市场的机遇和挑战

3.2 智能医疗；

3.3 智能投顾；

3.4 无人驾驶；



一项新技术的发展会遵循Gartner曲线经历舆论期望的膨胀，而后破灭继而步入稳定，但人工智能却不同，人们对它的期望曲线忽上忽下，当下人工智能的火热随时都可能在下一个路口再次步入舆论的冬季。不同于舆论环境的忽上忽下，人工智能无法交付一个惊雷般改变生活的产品，相反它会以一个连续的、进步的方式继续更好的发展，新技术的落地正在按部就班的推进。

•为什么优先关注了医疗、金融和出行这三个领域的AI+？

追溯本质来讲，人工智能是一项降本增效、赋能产业升级的工具，不同的是它在各行各业所受到的关注度——或过度的追捧，或悄无声息。

总体来看，亿欧智库在“医疗”、“金融”和“出行”这三个领域都看到了降本增效的可能性，看到了这些市场的变革关乎着普罗大众的迫切需求，也看到这些变革的背后所带来的“引一发而动全身”的潜力效应。

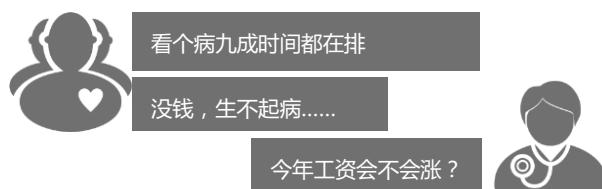
3.1 为什么优先关注这三个领域；

人工智能技术落地具体市场的机遇和挑战

3.2 智能医疗；
3.3 智能投顾；
3.4 无人驾驶；

• “引一发而动全身”的潜力效应；

• 因为医疗这里有着最迫切的变革需求；



医疗是一个民生领域，而“医改”年年是热点词，却年年令人无奈，互联网+医疗推行至今，医改收效微乎其微。如今，能否通过人工智能+医疗助力变革，成了群雄逐鹿的新浪潮。

• 因为金融业是服务业，对其他行业来说充当着润滑油的作用；

统计局数据显示，2015年中国金融业增加值的GDP占比为8.5%，2016年上半年的数据则上升到9.2%。由于GDP是国民经济所有行业增加值的加总，所以，金融业增加值占GDP之比这一指标的含义非常简单，表明全社会有多少资源和多少回报流向了金融业。金融业是服务业，对其他行业来说它充当着润滑油的作用，润滑油不足机器运转不畅、磨损大，润滑油过多则会造成打滑、空转。

• 因为移动性是城市的命脉，也是城市生活的基本需求；

数据显示堵车每年给洛杉矶造成的损失高达230亿美元，在这基础之上，城市化和人口增长的趋势还将推动城市平均人口密度至少增长30%。为此，我们可以预见人们对移动的需求翻番，将引发更大的交通拥堵，带来更低效率的移动出行，事关个人权利、事关经济流通、也事关保护环境。

CHAPTER 3.2

人工智能技术落地医疗市场的机遇和挑战

3.2 AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖；

医疗领域存在的问题；

AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

但医疗智能化之路依然崎岖；

3.1 为什么优先关注这三个领域；

AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖

3.2 智能医疗；

医疗领域存在的问题；

•医疗领域存在的问题；

AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

但医疗智能化之路依然崎岖；

目前医疗领域存在、最迫切需要解决的问题是什么？新浪微博针对这个问题发起了一项调查，最终结果是由3933人参与单选投票得出，一定程度上反映了民众所认为的、医疗改革迫切需要解决的问题。

3.3 智能投顾；

3.4 无人驾驶；

您认为医疗改革方面最迫切需要解决的问题是什么？

3933
参与人数

已结束

投票选项 单选

医疗资源不均衡	909(23.1%)
看病贵	1556(39.6%)
大病保险普及不到位	409(10.4%)
医患关系不够和谐	459(11.7%)
基层卫生服务条件差	375(9.5%)
其他	225(5.7%)

已结束

如上图所示，在3933人的随机投票结果中显示，有39.6%的声音吐槽“看病贵”，其次是“医疗资源不平衡”、“医患关系”、“基层医疗”等。医疗行业的基本参与者——是医院（医疗资源）、医护人员和患者，前者在这篇文章不予以重点讨论，后二者关心的无非是“看病方便、贵不贵”、“今天能不能准时下班”、“今年工资会不会涨”这些朴素的诉求。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖

挖掘这些诉求更深层次的背后会发现，医疗现状存在着如下的问题。

3.2 智能医疗；

医疗领域存在的问题；

AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

但医疗智能化之路依然崎岖；

3.3 智能投顾；

3.4 无人驾驶；



医疗资源



医护人员

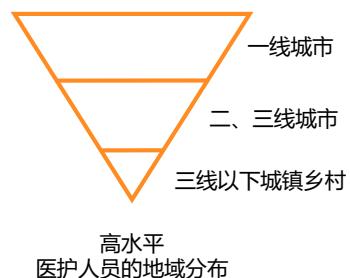
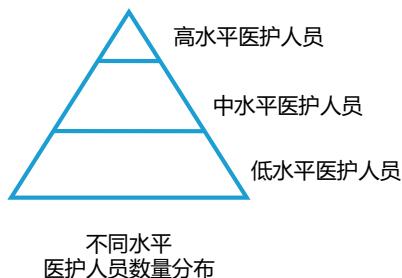


患者

医疗资源配给跟不上需求

高水平医生少
医生资源分布不均

降低误诊
缩短看病时间



•从供给方看，医疗资源配给不足，医护人员高水平稀缺还分布不均；

对于医护人员来说，高水平的医生稀缺，还大部分集中在一线城市，除却人才的医疗资源也是配给跟不上需求。国家卫生计生委主任李斌在出席十二届全国人大五次会议的记者发布会的时候，就表示，“目前存在优质的医疗资源总量相对不足，分布不均衡的主要问题”，“促进优质资源下沉、重心下移，首要就是通过改革来建立分级诊疗制度”。

•从需求方看，“看病难”、“看病贵”；

民众的主要诉求的是缩短看病时间和降低误诊，相信“看个病九成时间在排队”的感受人皆有之，当然这里排除了部分服务好的私立医院。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖

3.2 智能医疗；

医疗领域存在的问题；

•AI赋能于医疗，是一项降本增效的工具；

AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

但医疗智能化之路依然崎岖；

在医疗领域，AI发展其实有一些年头了，是深度学习时机的到来让人们对AI有了新的期盼，无论是期待AI的到来能替换医生，还是诊断出某些疾病，甚至是基于大数据来选择最佳治疗或预测结果。

3.3 智能投顾；

盼，无论是期待AI的到来能替换医生，还是诊断出某些疾病，甚至是基于大数据来选择最佳治疗或预测结果。

3.4 无人驾驶；

•七大类医疗+AI企业；



针对医疗领域存在的问题，市面上涌现了一批“医疗+AI”的公司，亿欧智库对其做了定类划分：医学影像类、基因测序类、医疗大数据类、医疗服务类、健康管理类、药品/器械研发类、机构信息化类，如上图所示。

以下为分类界线的划定：

机构信息化类：这类公司主要通过数据监测和分析的方式，帮助医疗机构提升运营效率和诊疗效果，降低支出成本。

医疗大数据类：这个分类相对比较模糊，因为实际上其他几个类型都离不开医疗大数据。不过，这类公司相比而言更加注重数据本身的研究和分析。比如鼎鼎大名的Flatiron，就是搭建肿瘤大数据平台、累计肿瘤患者数据，并通过对数据的研发和分析服务临床、科研、新药以及患者治疗。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖

3.2 智能医疗；

医疗领域存在的问题；

AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

但医疗智能化之路依然崎岖；

药品/器械研发类：基于大数据和人工智能技术，让数据的计算模拟药品/器械研发过程，来帮助药企/器械厂商缩短研发周期，降低研发成本。

医学影像类：基于人工智能、深度学习技术，帮助医生更快更准确的读取病人的影像数据，以更好的做出判断，目前计算机已经可以完全自动地阅读心电图，半自动地阅读宫颈刮片图，和独立承担许多实验诊断学的测试项目。

医疗服务类：通常所理解的临床诊断辅助系统，包括早期筛查、诊断、康复，手术风险监测，用药安全等，而且会分不同领域，比如血液、睡眠、神经、心理等。

精准医疗类：基于对人体本身的数据化，并通过对这些数据的分析提供精准治疗，基因测序的数据和通常的医疗大数据含义不一样，但是放到未来人工智能和精准医疗在基因测序这个环节上，也许是连通的。

健康管理类：这里主要把对个人的健康管理和以个人用户为主的可穿戴设备，都归入其中。这类公司主要是用用户的健康数据来预测疾病风险、提供健康管理方案。这是医疗+AI少有的to C类别。



上图为亿欧智库收集的对应分类的部分相关“医疗+AI”企业。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖

3.2 智能医疗；

医疗领域存在的问题；

在以上7大分类当中，医学影像是业界普遍认为距离商业化最近的板块。

AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

但医疗智能化之路依然崎岖；

3.3 智能投顾；

3.4 无人驾驶；

亿欧智库：从业者对医学影像的看法

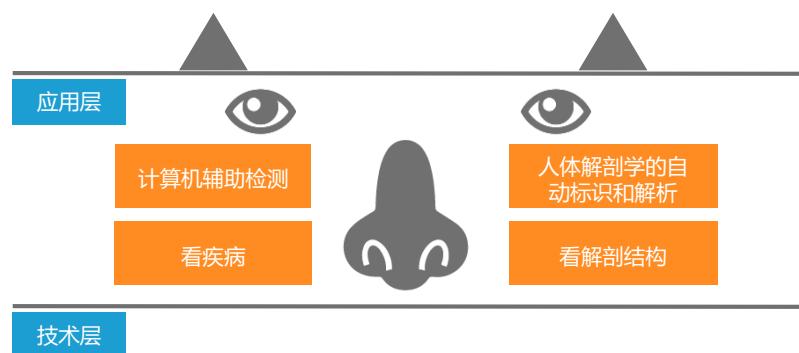
从业者	观点
微云互动CEO彭志勇	"影像的数据化是所有医疗数据标准化做的最好的一个子类别，这也许是人工智能在医疗领域最早技术落地的垂类。"
推想科技CEO陈宽	"医学影像是所有大病诊疗的入口和基础，放射科医生是医疗行业最短缺的人员之一。最近一轮人工智能技术爆发的核心——深度学习，正好最擅长分析影像类数据。基于此，使得影像识别技术成了最有可能在医疗领域率先落地的技术。"

来源：网络公开资料

www.iyiou.com

一方面因为影像数据是所有医疗数据中标准化程度最高的；另一方面，医学影像受关注度高，医学影像在现代医学、生物工程和计算机信息技术的推进下，已然成为与外科、内科并列的三大治疗手段，许多重大疾病，如癌症和某些心脏病，通过高端的医学影像设备，可以在病变早期发现，不仅可以提高治愈机会并且控制了医疗费用。高精度多模态医学成像技术早已成为全球各大科研机构和跨国公司角逐的热点。医学影像市场早已是个千亿级规模的市场。

•AI在医学影像中的具体应用；



语音识别、图像识别、自然语言理解、知识图谱、数据挖掘技术、机器学习

3.1 为什么优先关注这三个领域；

AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖

3.2 智能医疗；

医疗领域存在的问题；

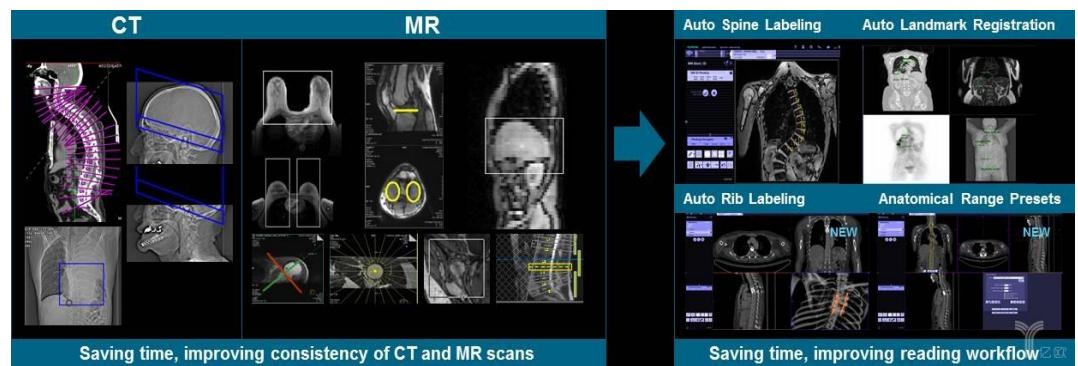
AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

但医疗智能化之路依然崎岖；

3.3 智能投顾；

ALPHA (Automatic Landmarking And Parsing Of Human Anatomy , 人体解剖学的自动标识和解析) 。

3.4 无人驾驶；



ALPHA : 基于机器学习的对人体解剖结构的自动检测在医学成像领域得到了广泛的应用。CT和MRI机器能够从预扫图中自动找到各种解剖结构，然后非常精准的对目标结构（比如说大脑）进行成像，同时减少对相邻敏感器官（比如说眼角膜）的不必要的伤害，还能跟踪器官运动，以及提供各类测量，如图上图。

ALPHA工具帮助大大提高成像的质量、速度、一致性和重现性：一致性指的是指的是不同的技术人员扫描同一病人出来的图像应该是一样的。重现性的一个例子是，比如说六个月以后所照的膝盖磁共振图片应该与六个月之前的图片正好切在同一个解剖平面上,这样才能看清楚六个月的治疗的真实效果，并帮助放射医生更快更好地处理分析图像和撰写报告。

CAD : 类比于自动驾驶中L2到L3会有事故责任主体的转变，在医学影像中也有。不过CAD计算机辅助检测算法大部分时间担当的是“第二读者”的角色，算法仅仅提供帮助 / 辅助，医生仍需要对图像的采集和分析负全部责任。到了L3级AI成为“第一读者”，也是“唯一读者”的时候，就成为要对事故负责任的主体。据周翔博士在其文章中介绍的，目前在心电图监测、宫颈涂片和一些病理图像自动分析的任务中AI早已扛起了主要责任。“医生只需

3.1 为什么优先关注这三个领域；

AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖

3.2 智能医疗；

医疗领域存在的问题；

要审核一下那些算法找到的可疑的病变区域。计算机将分析所有的胸部X射线图像，并且直接向临床医生指出哪一些人可能有病变，而把那些看上去正常的健康的人直接送回家。

AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

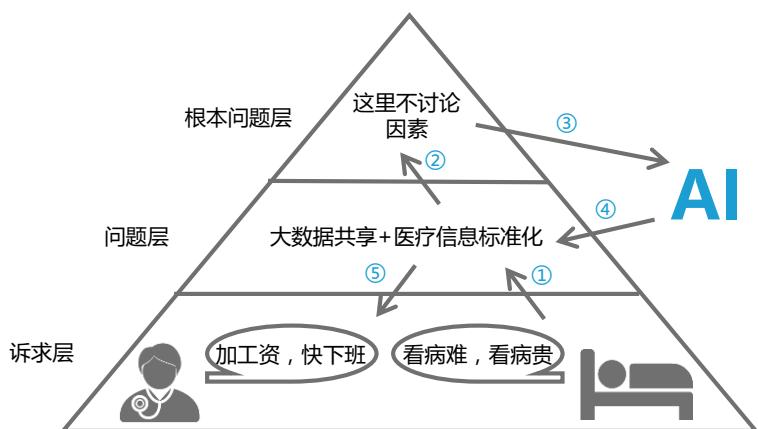
但医疗智能化之路依然崎岖；

•大数据不能共享、医疗信息未能标准化，医疗智能化之路依

3.3 智能投顾；

然崎岖；

尽管AI能着实助力医疗的改变，但解决医疗的问题是一项长线战役。



基层的诉求是“加工资、快下班”、“看病贵、看病难”，从长期来看诉求得不到满足的原因出在“大数据没能共享”、“医疗信息未能标准化”，如图9（上图）。

由于医院系统的封闭性、数据的敏感性，医院之间并不互相承认结果，导致了大数据的不足，再加上医疗信息标准化的缺失，可以说在很长的一段时间内，若没有解决大数据共享和医疗信息标准化这两个难题，医疗智能化之路依然崎岖。

•大数据共享；

创业者需要大量数据，而医院和患者又要守住数据。

医院：创业者需要大量共享数据，而医院和供应商为了利益更需要坚守壁垒，阻止

3.1 为什么优先关注这三个领域；

AI赋予医疗降本增效功能，但医疗智能化之路依然崎岖

3.2 智能医疗；

医疗领域存在的问题；

共享。多年来庞大的利益链，使得数据共享化面临难以打破的僵局。如何打破各方利益，保

障数据安全性，将是医疗智能化的一个重要前提。

AI赋予医疗，是一项降本增效的工具；

但医疗智能化之路依然崎岖；

患者：另外即便数据打通了，对于患者来说，数据安全性的保障又是另外一个难题。没

有患者希望自己的数据被人泄露。

3.3 智能投顾；

•医疗信息标准化；

医疗信息标准化方面，医院的数据大部分没有形成标准化，即便有电子病历，内容上也是医生主观输入，而非系统化标准语言。如果在医疗领域无法形成各类信息的标准化，精准医疗等无异于纸上谈兵。

就跟玩游戏打怪一样，要满足诉求层的期盼，实现大数据共享和医疗信息标准化中间横着重重关卡，在医疗智能化的道路上，AI尽管能发挥着实在的降本增效的功能，但要解决医疗的根本问题，便会牵扯出其背后庞杂的利益网等棘手问题，医疗智能化依然崎岖。

CHAPTER 3.3

人工智能技术落地智能投顾的机遇和挑战

3.3 智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任；

投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用；

智能投顾的理想遭遇现实；

3.1 为什么优先关注这三个领域；

智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任

3.2 智能医疗；

Fintech作为金融行业的科技解决方案，正在悄无声息地改变着金融的方方面面。

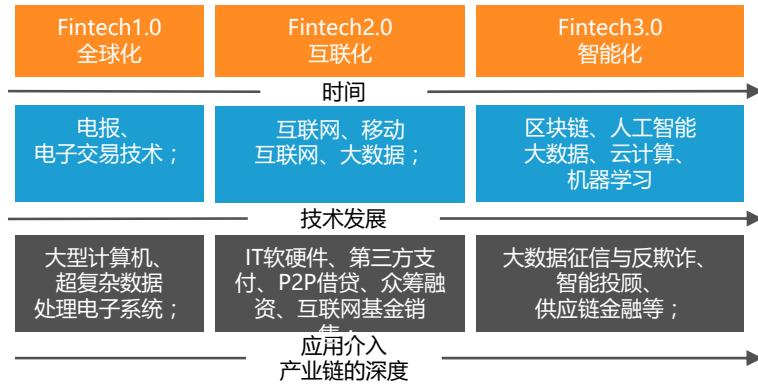
3.3 智能投顾；

投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用；

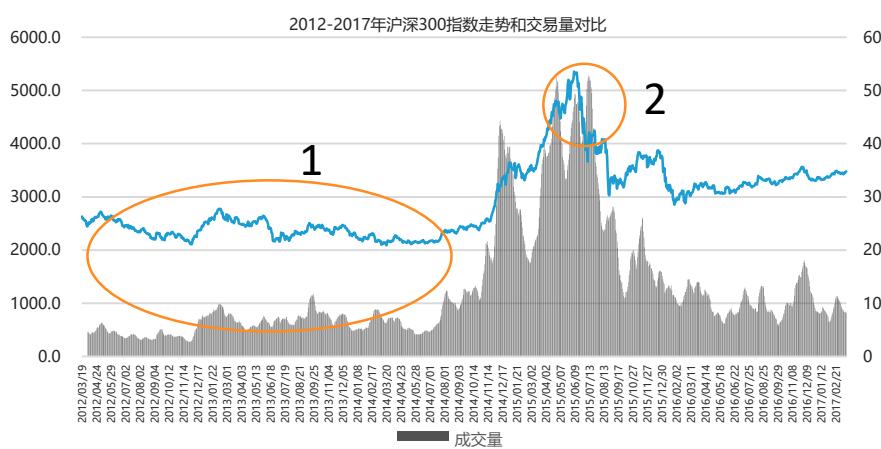
智能投顾的理想遭遇现实；

3.4 无人驾驶；



从全球化到互联化再到智能化，Fintech3.0已然不是单一的某项技术，而是一个技术集群的发力，智能投顾作为这个时代其中一支代表，它主要通过大数据、云计算、人工智能、区块链等来改变传统金融信息采集来源、风险定价模型、投资决策过程。

•投资者对于投资顾问的需求主要体现在“情绪管理”和“投资策略/建议”；



如上图所示为“2012-2017年沪深300指数走势和交易量对比”，在图中圈出的“1”位置看出基金涨幅度不大的情况下，客户成交量趋稳；在圈出的“2”位置看到，基金稍有下降趋势便带动成交量呈明显减少的态势，而基金稍有上涨，客户便大量买入带动成交量

3.1 为什么优先关注这三个领域；

智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任

3.2 智能医疗；

数值增大。从中，一方面可以看出投资过程中投资者所表现出的贪婪和恐慌情绪的波动，另

3.3 智能投顾；

一方面投资者相对投资顾问，后者相对多数前者能更有效地集聚信息、更透彻的了解金融市场

投资者对于投资顾问的需求；

市场，从而来帮助投资者作出建设性的选择，所以投资者对于投资顾问的需求主要体现在情绪

AI赋能投资顾问的具体应用；

智能投顾的理想遭遇现实；

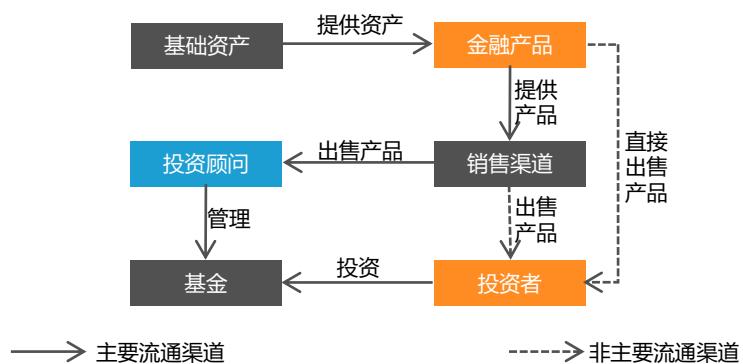
管理和服务策略/建议，再如下表（资产配置属于服务策略/建议中的一环）。

3.4 无人驾驶；

亿欧智库：行业人士对投资者需求的观点	
行业人士	观点
麻省理工学院 金融工程主管 罗闻全教授	投资是一个情绪化的过程，投资者在面对复杂和变幻莫测的环境时，往往表现出恐慌和贪婪的情绪，这种情绪主导的非理性投资决定是可以用各种算法来预防的；
“全球资产配置之父” 加里·布林森	做投资决策，最重要的是着眼于市场，确定好投资类别，从长远看，大约90%的投资收益都是来自于成功的资产配置；

来源：网络公开资料 www.iyiou.com

如下图所示，将资产流通过程分为买方和卖方两块来看，“基础资产-金融产品-销售渠道”为卖方链条，“投资者-基金-投资顾问”为买方链条。



基础资产：指债券、股票等基础产品，或其它衍生品，是行业最底层；

金融产品：由资产管理机构设计、管理并销售，是产业的核心环节；

销售渠道：银行、第三方财富公司等机构凭借资源和专业能力承担销售工作；

站在买方来看，投资者投资基金，基金聘请了投资顾问作为基金的管理者。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任

3.2 智能医疗；

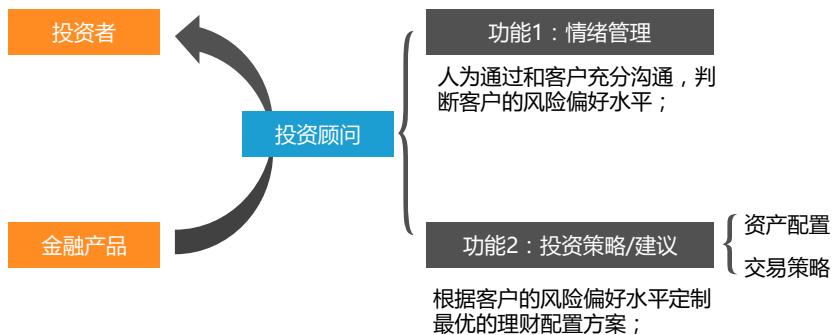
3.3 智能投顾；

投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用；

智能投顾的理想遭遇现实；

3.4 无人驾驶；



如上图所示，投资顾问（当然还有销售渠道）架起了投资者购买金融产品的桥梁。投资顾问作为基金的管理者，作为服务着投资者的理财顾问，主要发挥着两大功能：情绪管理和投资策略/建议。

•情绪管理：

人为通过和客户充分沟通，判断客户的风险偏好水平。一般风险偏好会表现为恐惧和贪婪两个方面，而且并不是固定不变的，大部分人的风险偏好会随着市场涨跌、收入水平等因素的变化而波动。

•投资策略/建议：

对于投资来说，比收益更为重要的事情是风险。资产配置即为在风险确定的情况下，投顾为投资者给出该风险下最高收益率的投资组合方案。

•AI赋能投资顾问给予“情绪管理”和“投资策略/建议”；

智能投顾是人工智能AI+投资顾问的结合体，智能投顾也被称为机器人投顾（Robo-Advisor），依据现代资产组合理论、结合个人投资者的风险偏好和理财目标、利用算法和友好的互联网界面，为客户提供财富管理和在线投资建议服务。一般而言，其成本远低于人类投资顾问，因其服务过程能够实现全部或绝大部分自动化操作管理，因此被称为智能投顾。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任

3.2 智能医疗；

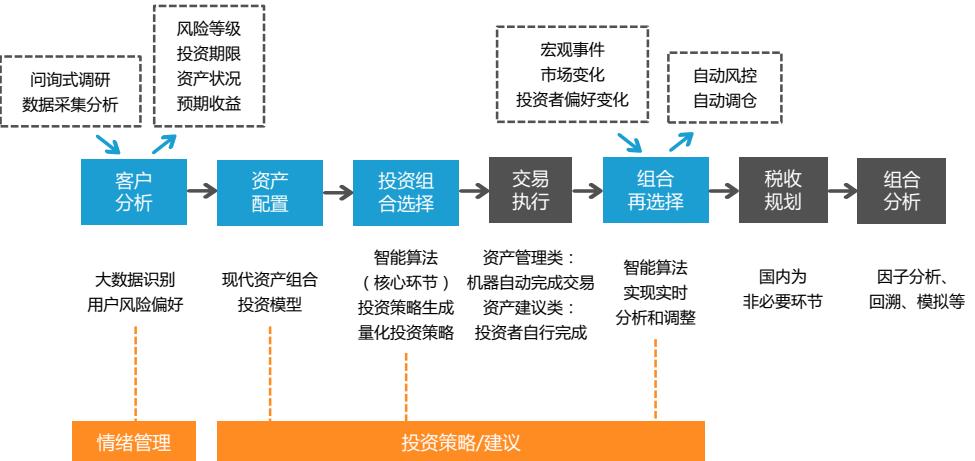
3.3 智能投顾；

投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用：

智能投顾的理想遭遇现实；

3.4 无人驾驶；



如上图所示，根据美国金融监管局（FINRA）2016年3月提出的标准，智能投顾服务包括：客户分析、大类资产配置、投资组合选择、交易执行、投资组合再选择、税收规划、投资组合分析。

AI主要作用于投顾服务链的客户分析、大类资产配置、投资组合选择环节和组合再选择环节，辅助投资顾问做好客户情绪管理和给予投资策略/建议功能。

•情绪管理；

客户分析：通过大数据获得用户个性化风险偏好及其变化规律，人工智能的算法可以帮助投资者更有效评估他们的长期投资目标、真正的风险偏好，甚至在情绪影响时为他们作出更理性的判断并与他们进行沟通。相对传统投顾的人为沟通环节，一方面一定程度上做到降本增效，另一方面在于这种风险偏好可以实时进行动态数据采集和计算，减少一定的滞后性。

•投资策略/建议；

大类资产配置：根据用户个性化风险偏好结合投资模型定制个性化的资产配置方案，同时利用互联网对用户个性化的资产配置方案进行实时跟踪调整。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任

3.2 智能医疗；

3.3 智能投顾；

投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用；

智能投顾的理想遭遇现实；

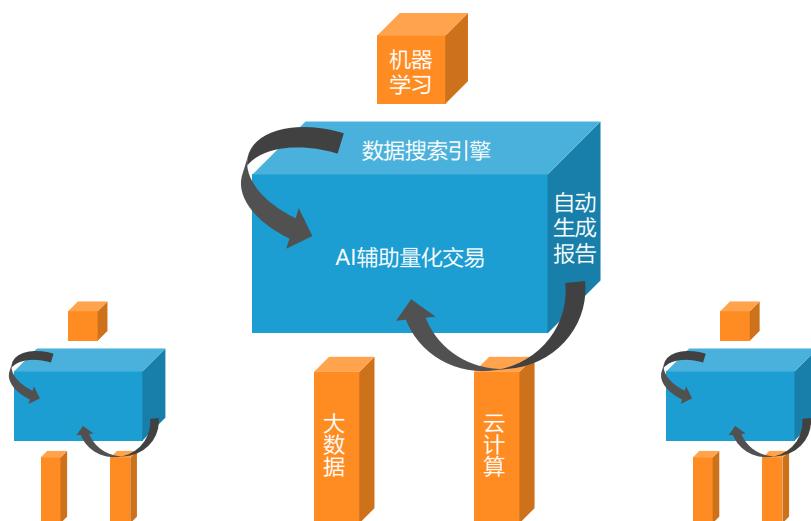
3.4 无人驾驶；

投资组合选择：投资组合选择是依据前两步骤得出的进一步结论。客户分析是测量出好的风险偏好参数，资产配置是形成不同风险偏好的资产组合，组合选择是完成前两步的一一对。在这个环节智能算法辅助投资策略生成以及量化投资策略。

投资组合再选择：组合再平衡主要是指随着外界（宏观事件、市场、投资者偏好）的变化，智能算法会进行实时分析和调整。如果资产投资配置偏离目标资产配置过大，投资组合再平衡可以实施动态资产配置向静态资产配置的重新调整（自动风控/自动调仓）。

• “AI+投资顾问” 现状的具体应用=数据搜索引擎+自动生成报告+辅助量化交易；

基于上一板块对智能投顾服务链的分析，阐明AI作用于服务链上的哪些环节，延续的这个版块将是对AI在辅助投资策略/建议上的具体应用的剖析，分别有数据搜索引擎、自动生成报告和辅助量化交易。



如上图所示，“AI+投顾”主要有3类应用：数据搜索引擎、自动生成报告以及AI辅助量化交易，其中前两类也在为AI辅助量化交易打基础。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任

3.2 智能医疗；

3.3 智能投顾；

投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用；

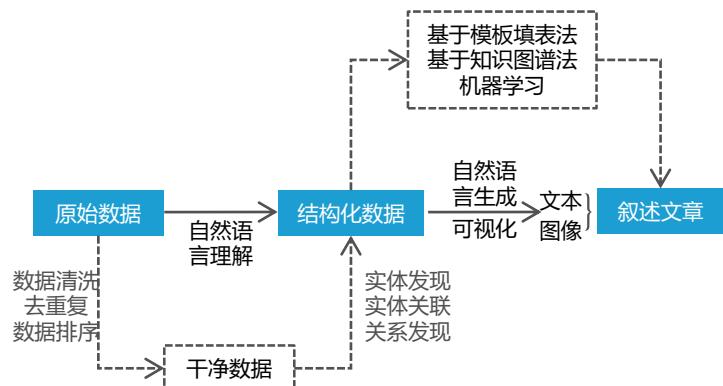
智能投顾的理想遭遇现实；

3.4 无人驾驶；



•数据搜索引擎；

如上图所示，过去复杂的查询和逻辑判断依赖人工完成，现在用知识图谱和机器学习作为人工的辅助。



•自动生成报告；

如上图所示，分为结构化数据和生成叙述文章两大步骤，从技术出发可以看作自然语言理解和自然语言生成（+可视化），总的来说解析文本提取出关键信息嵌入相应的报告模板，自动生成报告。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任

3.2 智能医疗；

3.3 智能投顾；

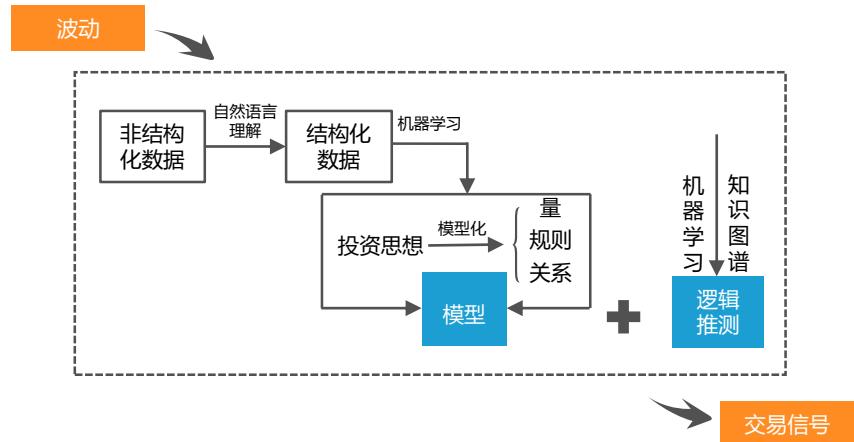
投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用；

智能投顾的理想遭遇现实；

3.4 无人驾驶；

•AI辅助量化交易；



【量化交易是指以先进的数学模型替代人为的主观判断，利用计算机技术从庞大的历史数据中筛选能带来超额收益的多种“大概率”事件以制定策略，极大地减少了投资者情绪波动的影响，避免在市场极度狂热或悲观的情况下作出非理性的投资决策。】

量化投资：它是一种作用于投资策略环节的方法，将经验型的投资思想模型化成一定量、一定规则、一定关系，在价格波动的基础之下，输入数据估计模型，产生交易信号，称之为量化投资。定量投资和传统的定性投资本质上来说是相同的，二者都是基于市场非有效或弱有效的理论基础，两者的区别在于定量投资管理是“定性思想的量化应用”，更加强调数据。

AI辅助量化交易：如上图所示，采用的技术主要有机器学习、自然语言处理和知识图谱。机器学习主要用于从数据到模型的量化建模，自然语言处理主要用于解析非结构化文本并纳入量化模型，知识图谱则主要用来从知识关联的角度去进行逻辑推测。利用机器学习技术，结合预测算法，可以依据历史经验和新的市场信息不断演化，预测股票、债券等金融资产价格的波动及波动间的相互关系，以此来创建符合预期风险收益的投资组合。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任

3.2 智能医疗；

3.3 智能投顾；

投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用；

智能投顾的理想遭遇现实；

3.4 无人驾驶；

•智能投顾的模式图与对应的企业图谱；



从业界发展趋势来看，初创公司多以技术为主导，依附传统金融机构做市场的拓展，传统金融机构也在试水智能投顾。

•智能投顾的理想遭遇现实；

•算法存在已久，智能投顾在近年来的发展主要得益于大数据和计算力的提升；

人工智能的终极目标是模仿人类大脑的操作，算法基础早在20年前就已然扎根成型，深度学习归属于机器学习下的分支，是更多层次的神经网络，使用它需要更大量的大数据去训练模型和在原来的算法基础上引进更多的附加算法加以改良，也是在近年来大数据、云计算并行计算、硬件GPU的支持让计算能力得以快速增加。

•总体来看，智能投顾降低了投资的门槛，吸纳了更大规模的投资群体；



3.1 为什么优先关注这三个领域；

智能投顾的现实，重视AI但远未委以重任

3.2 智能医疗；

3.3 智能投顾；

投资者对于投资顾问的需求；

AI赋能投资顾问的具体应用；

智能投顾的理想遭遇现实；

3.4 无人驾驶；

较之传统投顾一对一的投资理财询问服务有成本高，服务对象少、知识储备不足，经验

较少、存在道德风险等缺点。智能投顾将人工智能和大数据等技术引入投资顾问领域，可以

处理海量的信息，快速应对时势。如图11所示，具有低门槛、低费用、投资广、操作简单、

透明度高和个性化定制6大优势，对中产及长尾客户进行全覆盖，实现全民理财，普惠金

融。

•在投顾过程中，但凡涉及到认知层面的东西，AI多少有点措手不及；

得益于Fintech2.0的互联网、移动互联网应用的增多和数据的积累，利用大数据识别用户风险偏好可以做到千人千面，一方面相对传统理财顾问的面对面沟通方式，智能投顾在一定程度上可以做到降本增效，另一方面，在投资面前人非草木，恐惧和贪婪的情绪会随着市场的涨跌、收入水平等因素的变动而波动，大数据识别对风险偏好可以进行实时动态数据采集和计算，减少一定的滞后性。

目前为止人工智能的优越性主要体现在计算力上，按照感知、认知递进的层面来看，目前还停留在感知向着认知层面攀爬的过程，中间横着一个瓶颈期有待挑战，同样在智能投顾领域计算机也还无法完全替代人类，在一些关键时刻还是需要依靠专业经验来做决策，比如说识别风险偏好这个环节，个中的关键是客户有时候实际表达的与他的真实风险偏好其实是有差异的，但凡涉及到认知层面的东西如果100%依赖计算机将会导致一些特殊风险的出现，从情绪管理功能看，在相当长的一段时间内智能投顾会保持AI+专业经验的状态。

而从AI涉略的投资策略/建议环节来看，人工智能所能替代的只是初级的信息收集与处理等基础工作，运用大数据独立做投资决策更多是一个概念，成熟市场很少这样操作。在许多金融科技从业者看来，重视AI但远未到委以重任的地步。

CHAPTER 3.4

人工智能技术落地无人驾驶的机遇和挑战

3.4 无人驾驶距离面市，中间还横着监管体系的问题；

什么是无人驾驶汽车；

自动化是未来移动出行趋势的一支；

无人驾驶的监管体系问题；

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

随着时间的推移，现代生活中人类越来越多的将机械物件交由机器系统来负责操控，移动出行用的汽车也不例外，从辅助驾驶的共同控制演变到无人驾驶的授权控制，考验的是机器系统能否更多去面对和适应外面的非机构化环境。

3.3 智能投顾；

3.4 无人驾驶；

什么是无人驾驶汽车；

无人驾驶的定义；

从需求角度看，城市居民对于无人驾驶的诉求是存在的，却无法完全信任其安全可靠性。

无人驾驶汽车涉及的技术；

而这中间，汽车制造商出于可能要承担法律责任问题限制自动驾驶的能力，导致高

算法给无人驾驶做底层支撑；

自动化是未来移动出行趋势的一支；

科技面市的推迟。

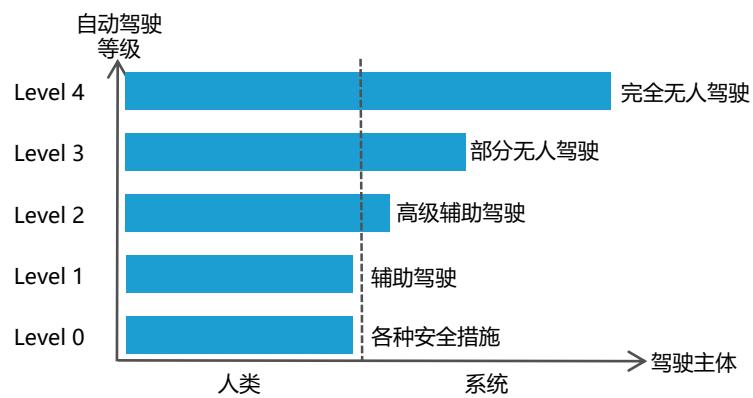
无人驾驶的监管体系问题；

下面从无人驾驶技术的谈起，聊及城市居民对无人驾驶的需求，以及无人驾驶背后监管的重要性。

•什么是无人驾驶汽车；

无人驾驶汽车 (Self-driving Car) 是室外轮式移动机器人的一种，它依靠人工智能、传感器、定位系统和导航系统的协同合作，让计算机在没有任何人类主动的操作下，自动安全地操作机动车辆，为人类的交通安全和效率带来全新体验。

•无人驾驶的演进，是一个人类逐步交出操控权、提高安全系数的过程；



无人驾驶演进的阶段，是车辆操控权由人逐步交给计算机系统的一个过程，如上图所示。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

3.3 智能投顾；

3.4 无人驾驶；

什么是无人驾驶汽车；

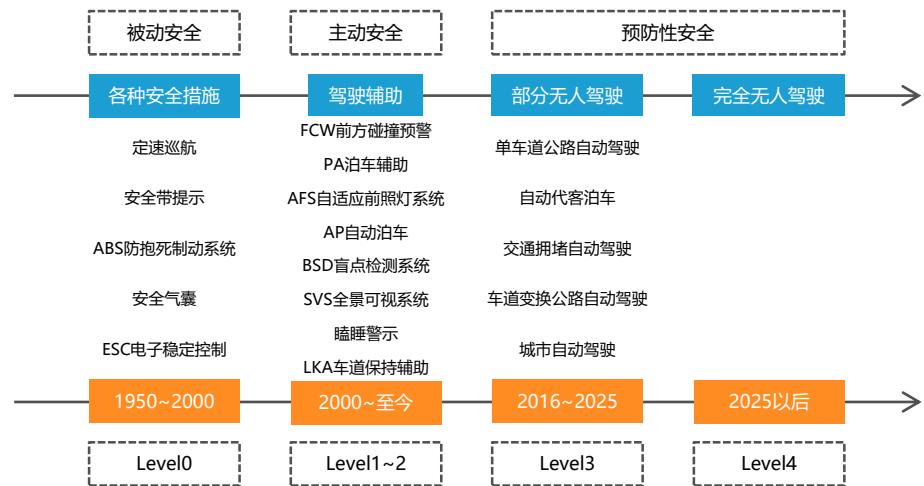
无人驾驶的定义；

无人驾驶汽车涉及的技术；

算法给无人驾驶做底层支撑；

自动化是未来移动出行趋势的一支；

无人驾驶的监管体系问题；



也是安全度不断提高的一个过程（如上图所示，从被动安全到主动安全再到预防性安全）。

结合目前产业普遍的预判周期，亿欧智库分析判断，部分无人驾驶预计会在2025年左右开始商业化，完全无人驾驶的商业化要等到2025年以后，而在此之前，ADAS (Advanced Driver Assistant System，高级驾驶辅助系统) 会发挥重要作用。

•无人驾驶汽车涉及的技术=环境感知+定位导航+路径规划+决策控制；

无人驾驶涉及的技术可以分为感知和决策两个层面，如下图所示，一方面通过传感器数据获取局部数据（车辆自身及四周环境的数据），另一方面结合高精度地图和天气数据做到构建全局数据。数据综合起来将与决策层做协调应用，辅助系统做定位和导航，再结合算法模型做路径规划，控制车辆的转向和速度，实现驾驶自动化。决策层得到的数据部分也会反馈回高精度地图上。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

3.3 智能投顾；

3.4 无人驾驶；

什么是无人驾驶汽车；

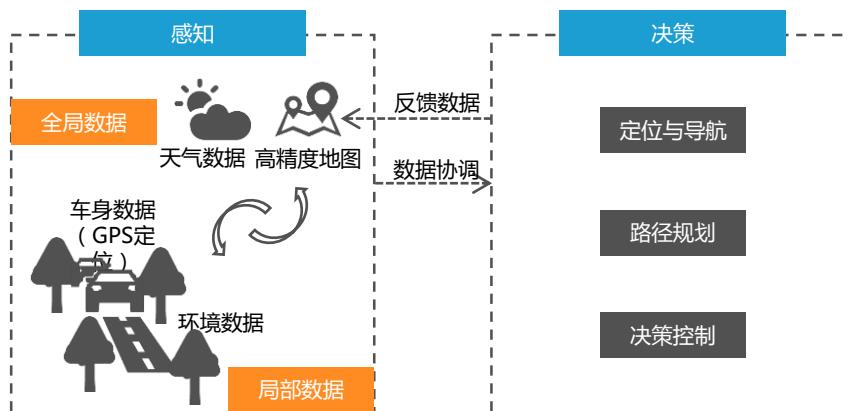
无人驾驶的定义；

无人驾驶汽车涉及的技术；

算法给无人驾驶做底层支撑；

自动化是未来移动出行趋势的一支；

无人驾驶的监管体系问题；



•**环境感知层面=局部数据的感知+全局数据的辅助；**

车辆的感知功能主要是通过传感器来获取数据。传感器相当于无人驾驶汽车的眼睛，用来观察行驶时的动态变化，它是无人驾驶汽车中不可或缺的重要组成部分，常用的传感器包括有摄像头、激光雷达、超声波雷达、GPS、陀螺仪等，摄像头和激光雷达是最主要的两种传感器。

•**摄像头；**

目前，通过摄像头进行拍摄，在进行图像和视频识别，确定车辆前方环境，是无人驾驶汽车的主要感知途径，这也是很多无人驾驶公司的主要研发内容之一。摄像头作为一种已普遍应用的传感器，具有成本低廉、信息采集量大等特点。目前，车载摄像头主要分为单目和双目两种。

单目摄像头，主要基于机器学习原理，利用大量数据进行训练，可以获取道路图像，提取车道线，对环境进行识别。尽管需要大量数据支持，且在恶劣光线条件下的表现不如双目摄像头，但其相对便宜的价格以及成熟的技术也获得了一部分公司的青睐。

而双目摄像头则基于视差原理（如下图所示），可以在数据量不足的情况下，测定车

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

车辆前方环境（树木、行人、车辆、坑洞等），并且获得准确的距离数据，再辅以算法增强的

3.3 智能投顾；

调节来获取周围环境的景深，用以提供给无人驾驶系统进行车辆控制。

3.4 无人驾驶；

什么是无人驾驶汽车；

无人驾驶的定义；

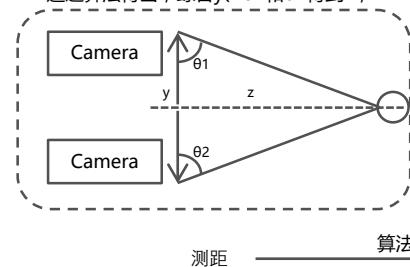
无人驾驶汽车涉及的技术；

算法给无人驾驶做底层支撑；

自动化是未来移动出行趋势的一支；

无人驾驶的监管体系问题；

摄像头之间的距离y固定，两个角度θ1和θ2可通过算法得出，综合y、θ1和θ2得到z；



测距 → 算法增强 → 景深

•雷达：

激光雷达的工作原理是通过发射单元将电脉冲变成光脉冲发射出去，接收单元再把从目标反射回来的光放冲还原成电脉冲，通过计算发送信号到接收信号的时间差，可以准确测量视场中物体轮廓边沿与设备间的相对距离，这些轮廓信息组成所谓的点云并绘制出3D环境地图，精度可达到厘米级别，如下图所示。



激光雷达的穿透距离远，高性能激光雷达可以实现200米范围内，精度高达厘米级的3D场景扫描重现，从而帮助无人驾驶系统实现提前行驶路线规划。目前来看，多线激光雷达很有可能是未来无人车的必备传感器，并且与高精度地图及驾驶系统核心算法紧密相关。目前，多线激光雷达还没有针对车规级的成熟量产方案，机械旋转式多线激光雷达虽然已在普遍应用，但体积较大且价格过于昂贵，更小型更低成本的纯固态激光雷达还未见到成熟产品。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

毫米波雷达、超声波雷达：除了激光雷达之外，近年来毫米波雷达和超声波雷达也逐渐成为无人驾驶汽车中，参与多传感器信息融合感知设备。其中，最为知名的例子就是特斯拉在其智能汽车中，完全没有使用激光雷达，而采用毫米波雷达+摄像头的方案。另外，类似

博世、大陆这样的智能辅助驾驶巨头，也在毫米波雷达和超声波雷达这样成本较低传感器设备上，拥有比较深刻的技术积累和应用经验。而在国内，像行易道这样的毫米波雷达厂商，也在积极进行技术开发，追赶国际巨头水平。

3.3 智能投顾；

3.4 无人驾驶；

什么是无人驾驶汽车；

无人驾驶的定义；

无人驾驶汽车涉及的技术；

算法给无人驾驶做底层支撑；

自动化是未来移动出行趋势的一支；

无人驾驶的监管体系问题；

•无人驾驶定位与导航；

无人驾驶通过定位技术准确感知自身在全局环境中的相对位置，将自身视作一个质点并与环境有机结合起来。

导航技术则帮助无人驾驶汽车“知道”自己所要行驶的速度、方向、路径等信息。

在实际应用中通过信息融合技术将二者组合，从而将环境信息和车身信息融合成一个系统性的整体。

其中高精度地图是无人驾驶实现导航以及后续做路径规划的基础，这些年，卫星导航和基于激光雷达的3D环境建模技术日益成熟，高精度地图测绘质量逐步提升，这为自动驾驶的研发提供了不小的助力。国内高精度地图，以百度地图、高德地图、四维图新等公司为主力；而国外方面，Here、TomTom等公司一直备受称赞。

•无人驾驶路线规划、决策控制；

路径规划技术可以为无人驾驶提供最优的行车路径。在无人驾驶车行驶的过程中，从出行需求出发，在高精度地图的基础之上根据路网和宏观交通信息绘制一条自出发点至目标点、无碰撞、可通过的路径（包括计算道路长度、速度、路段等级、交通口等待时长等），再根据车辆在行驶过程中收集到的局部环境数据、自身状态数据来做最优路径选择。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

得益于激光雷达，算法可以在更大的尺度、缓慢变换的地图和更长的路径上进行路径规

3.3 智能投顾；

划，如下图所示，并不会等到最后一刻才发现路径有问题。

3.4 无人驾驶；

什么是无人驾驶汽车；

全局数据：高精度地图、路网、宏观数据等；

无人驾驶的定义；

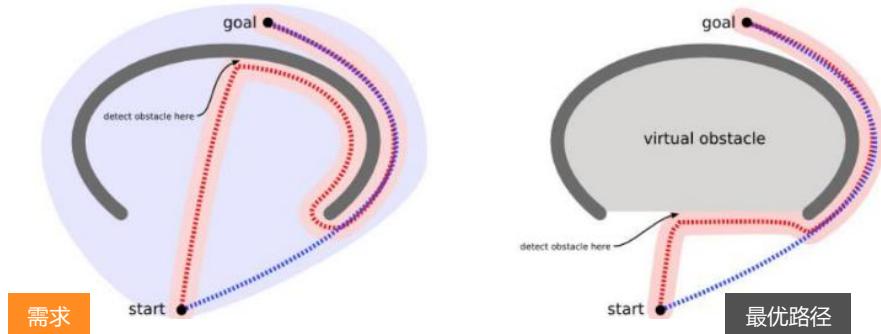
局部数据：车身数据、局部环境数据（车联网数据）等；

无人驾驶汽车涉及的技术；

算法给无人驾驶做底层支撑；

自动化是未来移动出行趋势的一支；

无人驾驶的监管体系问题；



•算法给无人驾驶技术做底层支撑，应对动态障碍物的检测跟踪；

深度学习在无人驾驶的感知层面主要对摄像头和雷达收集到的局部数据（结合全局数据）做处理，基于动态图像极大的丰富信息以及难以手工建模的特性，深度学习能最大限度发挥其优势。

在决策层面，无人驾驶技术在研究过程中首要解决的是安全问题，但激光雷达只能提供稀疏的环境信息，而无人驾驶行驶在路上所面对的是一个动态变化，所以提高对动态障碍物检测跟踪的准确率、降低误检率是无人驾驶汽车在环境感知中迫切需要解决的问题。

为了在行驶过程中避免与动态障碍物发生碰撞，无人驾驶系统需要算法的辅助来做到以下3个条件：

·首先要可靠地检测出对行驶有影响的动态障碍物，需要传感器精确测量出障碍物的位置变化并能够提取出障碍物特征用于不同时刻的障碍物之间的匹配，完成对同一个障碍物的跟踪；

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

·其次，必须预测出动态障碍物的运动路径；

3.3 智能投顾；

3.4 无人驾驶；

·最后需要识别动态障碍物的种类，不同的障碍物具有不同的运动特性，直接影响着无

什么是无人驾驶汽车；

无人驾驶的定义；

无人驾驶汽车涉及的技术；

算法给无人驾驶做底层支撑；

除却感知和决策层面，无人驾驶还涉及到车辆的控制、汽车动力学、汽车工程等诸多技

术学科，同时还需要汽车控制（刹车、转向、灯光、油门等）配件的支持。

自动化是未来移动出行趋势的一支；

无人驾驶的监管体系问题；

•无人驾驶企业图谱；



·自动化作为未来城市移动出行趋势中的一支，协助供给侧应

对需求侧的诉求；

·未来城市的移动出行的需求侧和供给侧；

城市化和人口增长将推动城市平均人口密度至少增长30%。为此，人口密集城市对移动性的需求将翻番（如果人均出行里程保持稳定，汽车保有量与GDP增速之间的比例保持历史水平）。毫无疑问，人们对移动的需求翻番，引发的交通拥堵（尤其在通勤时间）将大大降低了人们的交通效率。

从（中国超一线城市）居民的角度出发考虑，一方面是交通效率，另一方面是安全

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

可靠性，再有便是基于宜居性和可持续性所衍生出来的全球对尾气排放的监管、以及对可再生能源的支持，试图改善空气质量。

3.4 无人驾驶：

什么是无人驾驶汽车；

需求侧

供给侧

无人驾驶的定义；

提高交通效率

无人驾驶汽车涉及的技术；

清洁能源与共享系统

无缝移动系统

算法给无人驾驶做底层支撑；

提高安全可靠性

自动化是未来移动出行趋势的一支；

共享化

无人驾驶的监管体系问题；

改善空气质量

自动化

电气化

麦肯锡在其《关于未来出行（移动性）的展望》报告中提出了电气化、共享化和自动化三种移动趋势，依据中国具体的城市情况（城市人口密度、经济发展、基础道路设施等）来判断，中国城市未来（相对短期来看会体现在北上深这些超一线城市）会逐步从“清洁能源与共享系统”逐步过渡到“无缝移动性”，大体来看，共享化作为公共交通体系的补充成为中坚支柱，而电气化和自动化是出于改善空气质量和提高交通效率的诉求对共享出来的这部分车辆进行技术上的升级改造。

自动驾驶是在原有车辆的体系上接入大数据做到自动化，如上图所示，自动化作为未来城市移动出行趋势中的一支，协助供给侧应对需求侧的三大诉求。

•无人驾驶未来的三种商业模式：

2C

私人驾驶场景

1、方便有严重视力问题或身体有缺陷的人出行；2、解决停车位问题；3、减少购车数量；

2B2B

高速路场景

（路况不复杂的场景）无人驾驶系统协助货车、卡车司机完成高速路段的行驶；

2B2C

通勤场景

在通勤时间作为公共交通“开始一公里”和“最后一公里”的补充；

机器操作路段

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

从商业模式看，无人驾驶汽车在未来技术成熟后、推出市场面向最终C端商业化将以

3.3 智能投顾；

“卖产品”或“提供服务”两种形式出现。以产品形式售卖给高净值收入人群作为私人自动

3.4 无人驾驶；

什么是无人驾驶汽车；

无人驾驶的定义；

无人驾驶汽车涉及的技术；

算法给无人驾驶做底层支撑；

驾驶车辆，而提供服务形式可以分为B2B2C（中间的B端作为共享模式的车辆运营商，提供无人驾驶车辆给C端）、以及B2B2B（相对封闭、路况不复杂的场景，诸如货车、卡车在中间高速路段就交由驾驶系统来掌控）。

自动化是未来移动出行趋势的一支；

目前来看，诸如高速路段等路况相对不复杂的场景商业化速度更快。

无人驾驶的监管体系问题；

•无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题；

现下社会正处于从辅助驾驶ADAS向部分无人驾驶和完全无人驾驶过渡的阶段，从城市居民需求的角度看，出于“提高交通效率”和“改善空气质量”的需求，都希望无人驾驶技术的尽快面市，但又犹豫于无人驾驶是否“安全可靠”。

美国MIT麻省理工学院教授Nancy G. Leveson指出ADAS的安全性问题不在个体程序部件，而是在系统的整合上，德国TüV安全认证机构的一份研究报告则指出当驾驶辅助系统开始展现一些（半）自动行为以后有时会伴随若干不稳定的“非必要系统行为”，在严重的情况下将出现威胁到人身安全的后果。

目前研究来看，从辅助驾驶过渡到无人驾驶的过程，是一个不断提高对非结构化环境适应的过程，在这中间存在着隐患以及错误背后引发的隐患：1、受黑客入侵内部网或不当干扰车辆传感器；2、对环境状况理解不完整从而导致的安全事故。

在车联网等数据开放共享的趋势下第1类的安全隐患系数也在提高，而第2类错误可以具体细分为：（1）诸如车辆主动式制动系统无缘由地突然启动等安全隐患；（2）系统技术水平没达到导致系统进行了错误的“分类”和“理解”而导致的安全隐患；（3）无人驾驶系统利用机器学习存在未知数，可能导致最后的行为脱离汽车制造商的预期。这些隐患随时都可能促使或直接导致交通意外事故。

3.1 为什么优先关注这三个领域；

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题

3.2 智能医疗；

除却在辅助驾驶人类和机器共同控制的模式之下，存在共同过失判断难的问题。其实从辅助驾驶向部分无人驾驶、完全无人驾驶过渡过程中，交通事故责任出现一种由人类转向汽车制造商的趋势，那么出于对庞大法律责任的考虑，无人驾驶汽车制造商可能因为安全隐患而考虑限制汽车能力，最后导致高新科技无法充分地投入社会中。

3.4 无人驾驶；

什么是无人驾驶汽车；

无人驾驶的定义；

无人驾驶汽车涉及的技术；

算法给无人驾驶做底层支撑；

自动化是未来移动出行趋势的一支；

无人驾驶的监管体系问题；

归根结底无人驾驶汽车最后能否顺利进入社会与否，并非取决于技术成熟度，而是同时由下而上的社会接受度与由上而下的政策、立法管制考虑。诚如谷歌无人驾驶汽车项目安全主管Medford博士所说的“即使最好的汽车安全科技也不能确保挽救每一条性命。对于安全科技效用的限制在于人们使用（或不使用它）的方式”。

无人驾驶距离面市，还横着监管体系的问题。

附录

亿欧智库：主要中国企业核心AI人才图谱（216人）

企业库及人才库在陆续筛选补充更新中，欢迎微信联系flamingo92；

亿欧智库：主要中国企业核心AI人才的图谱

最近就职背景			最高学历背景		
姓名	企业/机构	title	学校	专业	学位
沈向洋	微软亚洲研究院	全球执行副总副总裁	卡耐基梅隆大学	计算机机器人	博士
郭百宁	微软亚洲研究院	副院长	美国康乃尔大学	计算机科学	博士
张永光	微软亚洲研究院	首席研究员	普度大学	计算机科学博士	博士
刘铁岩	微软亚洲研究院	负责人	清华大学	电子工程	学士
张虹	微软亚洲研究院	高级研究员	美国麻省理工学院	电子工程和计算机科学	博士
张益肇	微软亚洲研究院	副院长	美国麻省理工学院	电气工程和计算机科学	博士
李江	微软亚洲研究院	研究员	浙江大学	应用数学专业	博士
李劲	微软亚洲研究院	研究员	清华大学	电子工程	博士
刘文印	微软亚洲研究院	研究员	以色列工程技术学院	理学	博士
谢幸	微软亚洲研究院	主管研究员	中国科技大学	计算机软件专业	博士
梅涛	微软亚洲研究院	资深研究员	中国科技大学	模式识别与智能控制专业	博士
袁晶	微软亚洲研究院	研究员	中国科技大学	/	博士
陆品燕	微软亚洲研究院	主管研究员	清华大学	计算机系	博士
周明	微软亚洲研究院	首席研究员	哈尔滨工业大学	计算机系	博士
黄学东	微软亚洲研究院	首席研究员	爱丁堡大学	电气工程	博士
华刚	微软亚洲研究院	首席研究员	美国西北大学	电气与计算机工程	博士
郑宇	微软亚洲研究院	首席研究员	西南交通大学	移动网络信息安全	博士
曾文军	微软亚洲研究院	首席研究员	普林斯顿大学	电子工程	博士
童欣	微软亚洲研究院	首席研究员	清华大学	电脑图形图像学	博士
洪小文	微软亚洲研究院	院长	卡耐基梅隆大学	计算机	博士
王坚	微软亚洲研究院	常务副院长	杭州大学	心理学	博士
邓立	微软亚洲研究院	首席科学家	美国威斯康星大学	电子工程系	博士
宋調べ平	微软亚洲研究院	首席研究员/语音组主任	美国斯坦福大学	电气工程	博士
霍强	微软亚洲研究院	首席研究员	中国科学技术大学	/	博士
吴家俊	微软亚洲研究院	实习研究员	美国麻省理工学院	计算机科学	博士
张亚勤	百度	总裁	乔治敦大学	电子工程	博士
王劲	百度	总经理	中国科学院	计算机系	博士
祝恒书	百度	数据科学家	中国科技大学	计算机系	博士
景鲲	百度	总经理	/	/	/
王海峰	百度	副总裁	哈尔滨工业大学	计算机	博士
楼天城	百度	工程师	清华大学	理论计算机中心	博士
张潼	腾讯	主任	斯坦福大学	计算机科学	博士
俞栋	腾讯	副主任	/	/	/
刘威	腾讯	计算机视觉中心总监	美国哥伦比亚大学	计算机科学与电子工程	博士
姚星	腾讯	副总裁/院长	/	/	/
闵万里	阿里	人工智能首席科学家	芝加哥大学	/	硕士
初敏	阿里	部门总监	/	信号处理	博士
周靖人	阿里云	首席科学家	哥伦比亚大学	计算机	博士
汤子楠	阿里云	产品经理	中国科学院	软件研究所	硕士
华先胜	IDST阿里研究院	资深研究员	北京大学	应用数学	博士
初敏	IDST阿里研究院	总监	中国科学院	信号处理	博士
马维英	今日头条	副总裁	美国加州大学圣芭芭拉分校	电气和计算机工程系	博士
项亮	今日头条	机器学习与推荐系统专家	中国科学院	自动化研究所	博士
曹欢欢	今日头条	首席算法架构师	中国科技大学	计算机系	博士
李磊	今日头条	总监	卡耐基梅隆大学	计算机	博士

来源：领英等网络公开资料，亿欧智库整理，仅供参考；

www.iyiou.com

亿欧智库：主要中国企业核心AI人才的图谱（216人）

最近就职背景			最高学历背景		
姓名	企业/机构	title	学校	专业	学位
张一鸣	今日头条	CEO	南开大学	软件工程	硕士
杨庆雄	滴滴出行	负责人	伊利诺伊大学香槟分校	电气计算机工程	博士
何晓飞	滴滴出行	高级副总裁	美国芝加哥大学	计算机	博士
叶杰平	滴滴出行	副总裁/副院长	美国明尼苏达大学双城分校	计算机科学	博士
张博	滴滴出行	CTO	中国科学院	软件研究所	硕士
夏扬清	Facebook	研究科学家	加州大学伯克利分校	计算机科学	博士
龙飞	Facebook	高级经理	弗罗里达大学	统计学	硕士
陈稳森	Facebook	研究员	华盛顿大学圣路易斯分校	计算机系	博士
周伯文	IBM	首席科学家	科罗拉多大学波尔得分校	/	博士
沈晓卫	IBM	CTO/院长	美国麻省理工学院	电子工程与计算机科学	博士
苏中	IBM	总监	清华大学	计算机系	博士
刘庆峰	科大讯飞	董事长	中国科技大学	信号与信息处理专业	博士
胡郁	科大讯飞	院长	中国科技大学	信号与信息处理专业	博士
漆远	蚂蚁金服	首席数据科学家	美国麻省理工学院	/	博士
程立	蚂蚁金服	CTO	上海大学	计算机	硕士
徐晨阳	西门子	总经理	约翰霍普金斯大学	/	博士
周少华	西门子	首席图像分析专家	马里兰大学伯克分校	/	博士
周翔	西门子	医疗部门主管	清华大学/伊大香槟分校	经济学/计算机视觉	博士
李开复	创新工场	创始人	美国卡内基梅隆大学	计算机	博士
马磊	Atman爱特曼	创始人/CEO	清华大学	计算机	硕士
肖建雄	Auto X	创始人	美国麻省理工学院	/	博士
曹亮亮	Customer Service AI	联合创始人	伊利诺伊大学香槟分校	电子和计算机工程	博士
何恺明	Facebook	研究科学家	清华大学	基础科学班	学士
夏炎	Linkface	联合创始人	微软亚洲研究院	计算机视觉	博士
黄贤俊	Linkface	CTO	新加坡南洋理工大学	计算机	学士
刘国清	minieye	CEO	新加坡南洋理工大学	计算智能研究中心	博士
曹旭东	Momenta	CEO	清华大学	工程力学/经济学	博士
任少卿	Momenta	研发总监	中国科技大学	信息科学技术学院	博士
冯歆鹏	NextVPU	CEO	南安普顿大学	微电子	博士
俞天越	Quanergy	产品副总裁	美国康奈尔大学	化学与化学生物学	博士
梁胜	Rancher Labs	CEO	耶鲁大学	计算机系	博士
李仁杰	Riot Games	总负责人	美国罗切斯特大学	/	博士
刘颖博	ROOBO	创始人	北京交通大学	/	学士
王孝宇	Snapchat	研究员	美国密苏里大学哥伦比亚校区	统计学/电子与计算机工程	博士
肖文峰	talkingdata	CTO	清华大学	自动化	硕士
孙天齐	Vincross	CEO	南京航空航天大学	计算机科学与技术	学士
黄俊杰	Viscovery	CEO	/	/	/
戴景文	XIMMERSE	CTO	香港中文大学	计算机视觉	博士
王涛	爱奇艺	首席科学家	/	/	/
柏林森	百分点科技	创始人/CEO	美国伊利诺伊大学	物理学和电子及计算机工程学	博士
陶海	北京文安科技	董事长	美国伊利诺伊大学香槟分校	/	博士
陈杰	博云视觉	CEO	北京大学	/	博士
李志飞	出门问问	CEO	约翰霍普金斯大学	/	博士
肖洪波	触景无限	CEO	清华大学	工程力学	硕士
李立军	慈星机器人	董事长	墨尔本大学	项目管理	硕士

来源：领英等网络公开资料，亿欧智库整理，仅供参考；

www.iyiou.com

亿欧智库：主要中国企业核心AI人才的图谱

最近就职背景			最高学历背景		
姓名	企业/机构	title	学校	专业	学位
黄晓庆	达闼科技	创始人	伊利诺伊州立大学	电子工程与计算机科学	硕士
江勇	大华股份	技术总监	/	/	/
邓侃	大数医达	CEO	美国卡内基梅隆大学	计算机	博士
汪德亮	大象声科	首席科学家	美国南加州大学	/	博士
余凯	地平线机器人	CEO	慕尼黑大学	计算机科学	博士
黄畅	地平线机器人	算法总裁	清华大学	计算机科学与技术	博士
戴文渊	第四范式	CEO	上海交通大学	人工智能	硕士
白洪亮	飞搜科技	CTO	中国科学院	自动化	博士
刘津魁	锋时互动	联创/董事长	中国科学技术大学	/	博士
王峰	锋时互动	联合创始人	中国科学技术大学	计算机	博士
蔡炀	格灵深瞳	研发负责人	美国卡内基梅隆大学	机器人研究所	硕士
赵勇	格灵深瞳	CEO	美国布朗大学	计算机工程系	博士
邓亚峰	格灵深瞳	CTO	清华大学	机器视觉	硕士
张德兵	格灵深瞳	视觉工程师	浙江大学	计算机科学与技术系	博士
邱楠	狗尾草智能	CEO	广州海洋大学	嵌入式软件开发	学士
李佳	谷歌	资深总监	斯坦福大学	/	博士
胡伯涛	光流科技	创始人	斯坦福大学	计算机系	硕士
俞志晨	光年无限	CEO	北京交通大学	应用数学	学士
赵峰	海尔	CTO/副总裁	美国麻省理工学院	电机工程与计算机	博士
浦世亮	海康威视	院长	法国鲁昂大学	/	博士
丁力	海知智能	CTO	马里兰大学	计算机	博士
陈云弄	寒武纪科技	创始人	中国科学院	计算所	博士
陈天石	寒武纪科技	总经理/总裁	中国科技大学	工学	博士
柴金祥	好买衣	CTO	卡耐基梅隆大学	/	博士
周晓军	华捷艾米	CTO	/	/	/
李航	华为	首席科学家	日本东京大学	计算机科学	博士
杨强	华为	主任	马里兰大学帕克学院	计算机科学	博士
柴象飞	汇医慧影	创始人	阿姆斯特丹大学	医用物理学	博士
罗韵	极视角	CTO	香港科技大学	计算机	博士
车浩	极限元	CTO	中国科学院	自动化研究所	硕士
张宏江	金山软件	CEO	丹麦科技大学	电子工程	博士
刘海峰	京东	高级技术总监	中国科技大学	计算机系	硕士
吴文辉	九峰医疗	创始人/CEO	西北工业大学	/	学士
李世鹏	科通芯城	CTO	美国宾州里海大学	电机系	博士
朱明杰	氪信信息	联创	中国科技大学	/	博士
印奇	旷视科技	CEO	哥伦比亚大学	3D相机方向	博士
孙剑	旷视科技	首席科学家	西安交通大学	模式识别与智能控制专业	博士
唐文斌	旷视科技	联合创始人	清华大学	计算机系	硕士
杨沐	旷视科技	联合创始人	清华大学	计算机系	学士
倪凯	乐视汽车	副总裁	佐治亚理工学院	/	硕士
宋海涛	理想境界	CEO	电子科技大学	全自动工程	博士
芮勇	联想集团	CTO	美国伊利诺伊大学	/	博士
凌海滨	亮风台	首席科学家	马里兰大学帕克分校	计算机科学	博士
廖春元	亮风台	CEO	马里兰大学帕克分校	计算机	博士
夏磊	猎豹	/	中国科学院	自动化	博士

来源：领英等网络公开资料，亿欧智库整理，仅供参考；

www.iyiou.com

亿欧智库：主要中国企业核心AI人才的图谱

最近就职背景			最高学历背景		
姓名	企业/机构	title	学校	专业	学位
费越	凌感科技	CTO	莱斯大学	/	硕士
胡勇	萝卜科技	CEO	清华大学	计算机	硕士
戴帅湘	蓦然认知	/	厦门大学	人工智能	硕士
张伟萌	蓦然认知	创始人	中国社会科学院	中文信息处理	硕士
戴若型	诺亦腾科技	联创 / CTO	香港中文大学	/	博士
戴若型	诺亦腾科技	CTO	香港中文大学	机械与自动化工程	博士
杨琼	拍医拍	联合创始人	清华大学	文字识别	博士
肖京	平安科技	总经理	卡耐基梅隆大学	计算机系	博士
鄂维南	普林科技	CEO	加州大学洛杉矶分校	/	博士
李全忠	普强科技	CTO	美国亚利桑那大学	计算机科学	博士
何国涛	普强科技	CEO	麦城大学	计算机	硕士
刘少山	普斯英察	创始人	/	/	/
颜水成	奇虎360	首席科学家	北京大学	数学系	博士
窦仁银	人加智能	CTO	北京邮电大学	空间机器人	硕士
亓超	三角兽科技	CTO	/	/	/
魏永鹏	商韵网	CTO	清华大学	计算机科学与技术	硕士
杨帆	商汤科技	联合创始人	/	/	/
徐立	商汤科技	CEO	香港中文大学	计算机科学与工程	博士
吴义坚	上海元趣	创始人/CEO	中国科技大学	少年班	学士
袁培江	深醒科技	联合创始人	加拿大西安大略大学	电子与计算机工程系	博士
陈孝良	声智科技	CEO	中国科学院	声学信号	博士
宋松	视连通	CTO	清华大学	/	硕士
伍宽	双髻鲨科技	CTO	清华大学	电子工程	/
马列伟	思昂教育	CEO	乔治华盛顿大学	工程系	硕士
俞凯	思必驰	首席科学家	英国剑桥大学	工程系	博士
陈士凯	思岚科技	CEO	上海交通大学	计算机	学士
陈震	速感科技	CEO	清华大学	计算机	硕士
邱纯鑫	速腾聚创	CEO	哈尔滨工业大学	控制科学	博士
王俊	碳云智能	CEO	北京大学	生物信息	博士
杨滔	桃树科技	CEO	奥克兰大学	机器学习	博士
振坤	淘宝	研究员	北京大学	计算机博士	博士
殷开爽	天隼图像	CEO	/	/	/
高大山	图玛深维	CTO	加州大学圣地亚哥分校	电子工程	博士
侯晓迪	图森互联	CTO	加州理工大学	计算与神经系统	博士
翁黄硕羽	推想科技	CTO	/	/	/
姚军	微众银行	负责人	德保罗大学	计算机	硕士
瞿鲁峰	问之科技	创始人/CEO	香港科技大学	/	硕士
吴恩达	百度	首席科学家	加州大学伯克利分校	/	博士
顾嘉维	物灵科技	/	清华大学	设计管理	硕士
汪润春	西井科技	首席科学家	西悉尼大学	生物医学工程与神经科学	硕士
朱频频	小i机器人	总裁/CTO	中国科学院	智能机器人技术相关	博士
林斌	小米	联合创始人	德雷塞尔大学	计算机	硕士
董乐	信柏科技	首席科学家	伦敦大学玛丽女王学院	多媒体和计算机视觉	博士
徐济铭	医渡云	CTO	中国科学院	/	硕士
林晨曦	依图科技	创始人	上海交通大学	计算机	硕士

来源：领英等网络公开资料，亿欧智库整理，仅供参考；

www.iyiou.com

亿欧智库：主要中国企业核心AI人才的图谱

最近就职背景		最高学历背景			
姓名	企业/机构	title	学校	专业	学位
吴韧	异构智能	CEO	伦敦大学玛丽皇后学院	计算机科学人工智能	博士
朱军民	易道博识	CEO	中国科学院	自动化	硕士
李小波	英梅吉	CTO	/	/	
宋继强	英特尔	院长	南京大学	计算机科学与应用	博士
庞建新	优必选	研发总经理	中国科技大学	电子工程与信息科学	学士
姚宏宇	友友系统	CEO	美国威斯康辛大学麦迪逊分校	计算机系和材料系	博士
吴甘沙	驭势科技	CEO	复旦大学	计算机科学系	学士
姜岩	驭势科技	联创	/	/	/
赵京雷	阅面科技	CEO	上海交通大学	人工智能	博士
周曄	云从科技	创始人/CEO	美国伊利诺伊大学香槟分校	/	博士
陈彬	云丁科技	CEO	清华大学	电子系	硕士
张本宇	云脑科技	CEO	北京大学	计算机	硕士
陈本峰	云适配	CEO	香港科技大学	计算机科学	硕士
陈宁	云天励飞	CEO	佐治亚理工学院	电子和计算机工程	博士
田第鸿	云天励飞	CTO	佐治亚理工学院	电子和计算机工程	博士
黄伟	云知声	CEO	中国科技大学	/	学士
梁家恩	云知声	联创/CTO	中国科学院	自动化所	博士
李刚	雅森科技	联创/技术总监	北京工业大学	计算机	学士
杨士霆	雅森科技	首席研究员	台湾长庚大学	生物医学工程	博士
闫安	知微云	联创/CTO	布朗大学	计算机系	博士
梁莹	致美科技	CTO	北京大学	计算机	硕士
吴立楠	智齿客服	CTO	/	/	/
周圣砚	智驾传媒	CEO	北京理工大学	图像处理	博士
姜安	中科慧眼	CEO	中国科学院	自动化所计算机应用技术	博士
山世光	中科视拓	董事长/CTO	中国科学院	计算机所	博士
简维廷	中芯国际	/	美国德克萨斯A&M大学	工业工程	博士
吴柯维	卓视智通	CEO	北京邮电大学	通信与信息系统	硕士
唐锐	纵目科技	CEO	清华大学	电子工程	学士
姚颂	深鉴科技	CEO	清华大学	电子工程	学士
汪玉	深鉴科技	CTO	清华大学	电子工程	学士
张连毅	捷通华声	董事长	清华大学	环境工程系	/
李子青	中科奥森	创始人/董事长	萨里大学	/	博士
蔡振华	快商通	联创	厦门大学	智能科学与技术	博士
丁鹏	DeepCare	CTO	达特茅斯大学	工程科学	博士
詹东晖	瑞为智能	创始人/CEO	南京大学	电子科学与工程系	学士
王倪	量化派	联创/CTO	佐治亚理工大学	统计学	博士

来源：领英等网络公开资料，亿欧智库整理，仅供参考；

www.iyiou.com

写在最后

人工智能在近年来的崛起，得益于爆炸式增长的数据库和越来越强的计算力的助推，将多层神经网络给推到了镁光灯之下。而关于深度学习，还有一个有趣的现象：互联网为数据的流动和汇合提供了载体，但深度学习在互联网的应用（广告、推荐等）上取得的提高，没有语音图像这些领域那样显著。

原因在于语音图像的数据，我们完全可以通过主动的语料收集，让每个iPhone、甚至每个摄像头都尽可能充分覆盖到，但对于互联网上的社会行为的收集，诸如“点击与否”、“阅读与否”、“参与互动否”，对于每一个个体的每一个当下环境来说，都是很不确定的数据。**总的来说，深度学习需要能标注、有大量标注数据来作为模型进化的需要。**

拥有1500万张标注图片的数据集ImageNet是来自167个国家的48940名工作者，花费了2年时间——清理、分类、标记了近10亿张通过互联网搜集到的图片，才得到这个数据集。但ImageNet还只是一个通用性质的数据集，初创公司要在特定领域建立自己的壁垒，比如说医疗，就需要对该领域进行数据采集，而后进行数据标注，越细化越好。

在知乎「大公司里面有人专门负责标注数据吗？」问题下，共有21个回答。来自大公司的回答者们表示曾「发动全部门人对几万张图进行人肉打标」，或是将工作「安排在人力成本比较低的分公司」。小公司们则将数据「交给隔壁全是女性的部门标」，或是「省钱就自己人标了」。除此之外，交给外包公司是频率最高的选项。

从招聘网站发布的职位需求也可略窥一二。在智联招聘中键入「数据标注」，可以找到60个直接相关职位。在拉勾网则能找到近400个——管理外包团队等相关职位也被算入其中。

某种程度上，判断一家企业是不是核心在做人工智能，可以查看它每个月花费在数据标注上的金额。

写在最后

此为亿欧智库团队花费3个多月进行桌面研究、走访企业看到、思考总结到的信息，报告特点为关注技术和产业的结合落地，诚然这是我们第一份综述了人工智能产业的报告，有着诸多不足，疏漏之处在所难免，敬请读者多多批评指正。

免责声明

本报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于作者的职业理解，清晰准确地反映了作者的研究观点，力求独立、客观和公正，结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

亿欧智库不会因为接收人接受本报告而将其视为客户。本报告仅在相关法律许可的情况下发放，并仅为提供信息而发放，概不构成任何广告。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见均不构成对任何人的投资建议。本报告的信息来源于已公开的资料，亿欧智库对该等信息的准确性、完整性或可靠性不作任何保证。本报告所载的资料、意见及推测仅反映亿欧智库于发布本报告当日之前的判断，在不同时期，亿欧智库可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。亿欧智库不保证本报告所含信息保持在最新状态。同时，亿欧智库对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，读者可自行关注相应的更新或修改。



亿欧
产业创新服务平台