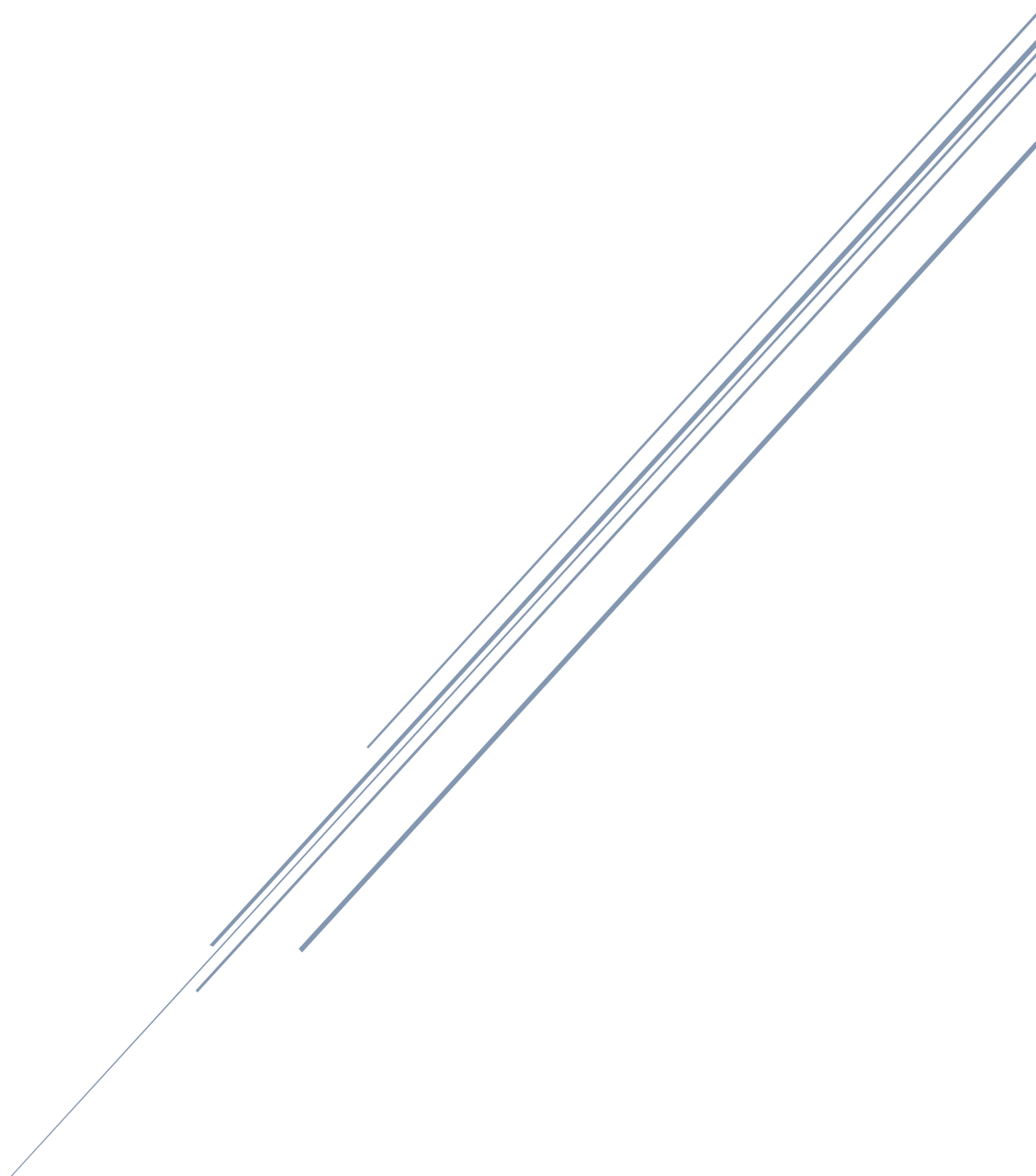


# 人工智能辅助诊断产业分析报告

第三组



## 目录

概述.....	2
导言.....	2
定义与分类.....	3
逻辑模型.....	3
历史.....	4
技术.....	5
制度.....	10
发展现状.....	11
案例分析.....	20
产业限制因素.....	24
产业前景.....	28

## 概述

本报告是一篇关于智能医疗辅助诊断的产业调研分析报告，本报告由我们第三小组八名成员耗时一个学期共同完成。经过我们的努力配合与仔细研究，使本报告完整且有新意。本报告的关键亮点有三个，第一我们对智能医疗辅助诊断的人物史、技术史、制度变革史等几方面进行了详细且深入的研究，查阅了丰富的文献，精确描述人工智能辅助诊断的发展历史沿革，从历史发展中深度解析产业的潜力与未来；第二我们对辅助诊断的技术链做了一个完整梳理，阐述人工智能辅助诊断的相关技术并对其发展沿革做了关键的分析；最后我们还做了关于辅助诊断的法律法规、市场规模、影响因素等几个方面的深度调研，并以以上内容进行了产业前景的预测。综上，本报告具有一定的参考价值。

限于智能医疗辅助诊断技术的前沿性和发展的局限性，同时由于联合作者的能力知识水平，本报告可能会有一些表达不正确的地方，欢迎读者批评指正。

## 导言

在智能医疗辅助诊断方面，弥补和辅助医生的工作是人工智能的重要角色定位，相较于金融、自动驾驶、教育、零售等行业，医疗是少数几个有大量数据积累，且数据质量高的行业之一，尤其是标准化的影像病理诊疗数据，存档期长，是较好的切入点。人工智能辅助诊断可帮助医生推算疾病患病概率，分析疾病原因，启发医生进行最有价值的检查，尤其在基层，可提高诊断效率，节省医保资金。

人工智能在医疗诊断领域的尝试最早可以追溯到 80 年代。最早的一波在医疗领域进行人工智能探索的尝试，出现在 1972 年。由利兹大学研发的 AAP Help，这是医疗领域最早出现的人工智能系统。AAP Help 系统基于贝叶斯理论开发，主要是用于腹部剧痛的辅助诊断以及手术的相关需求。1976 年美国斯坦福大学开发了一个用于细菌感染病诊断的专家咨询系统-MYCIN，它是世界上第一个功能较全面的专家系统。

总体来说，早期的医疗人工智能的厂商并不成功，技术本身也存在很大的局限性，包括在医疗辅助诊断领域的 CDSS（临床辅助决策系统）、医疗影像领域的 CAD（计算机辅助诊断），均没有获得理想的商业效果，在实际的应用过程中，也并不受医疗从业者的欢迎。主要的原因在于，无论从算法、算力或者数据来看，人工智能技术本身并不成熟。医疗的高度复杂性对于过去的人工智能而言还是一个不可逾越的行业。

然而在技术不断更新换代的今天，智能医疗辅助诊断在众多应用场景已经走出了实验室，进入了商业化落地阶段。除了上文提到的医疗影像之外，医疗人工智能商业化落地的案例中，最为大家所熟知的就是 IBM 沃森肿瘤医生。2012 年，沃森肿瘤医生通过了美国职业医师资格考试，并部署在美国多家医院提供辅助诊疗的服务。从 2016 年起，IBM 正式全线发力推广沃森肿瘤医生，截止至 2017 年 3 月底，在全球 7 个国家服务的病患数量已达到数万名。

面对这样一个重要的充满希望的朝阳产业，我们有理由对其做一个全面的回顾、分析调研与展望。

## 定义与分类

人工智能辅助诊断技术是指基于人工智能理论开发、经临床试验验证有效、对于临床决策具有重大影响（如影响患者治疗方案选择、决定是否进一步采取有创性医疗行为、是否明显增加患者医疗费用等）的计算机辅助诊断软件及临床决策支持系统。不包括具有人工智能的嵌入式临床诊断与治疗仪器设备。

## 逻辑模型

<b>背景：</b> 深度学习被引入机器学习领域与大数据的完美结合加快了人工智能实现的步伐，在近年来人工智能技术发展的背景下，智能医疗辅助诊断技术也随之加快了发展的步伐，各大企业纷纷投入其中。			
<b>目标：</b> 得到一篇关于智能医疗辅助诊断的产业分析报告。			
效果	输出	过程	输入
通过一系列的调研和分析，了解智能医疗辅助诊断的技术和市场等发展现状，并对其未来发展方向做出预测。	智能医疗辅助诊断用于评价的关键性指标、现有发展状况分析、分来发展的方向和分析。	阅读整理收集到的文献及数据资料，分析案例总结关键性指标、通过近年市场数据和现有案例分析产业发展状况、小组讨论未来发展方向的可能性。	国内外相关文献、toyhouse.cc 和 github 等协同工具、互联网，包括通过以上工具搜集到的辅助诊断的发展历程、已有技术、现有市场规模数据、现有法律法规条款等内容。

# 历史

## 1、 基于案例：

用于医疗辅助诊断的方法有很多，早在四十年代中期，人们就开始使用统计假设检验方法，五十年代又使用了逻辑方法，把病症与已有的诊断病例作逻辑匹配，1958 年出现了融合统计和逻辑技术，并通过计算机程序实现了医疗诊断方法。六十年代贝斯判定、决策论、模式识别方法被引入。七十年代人工智能方法应用到医疗诊断中，特别是九十年代以后，将基于案例的模糊推理技术应用于医疗诊断过程的相关研究开始出现。认知心理学的研究表明，人类专家在解决所面临的问题是，总是习惯于借鉴以前对类似问题的处理经验。因此，一生在诊断时，通常假设相似的临床表现可能预示相似的疾病，这正符合基于案例的模糊推理的基本思想。

推理过程分为一下五个阶段：

- ① 病历案例检索；
- ② 病历案例知识提取；
- ③ 病历案例服用；
- ④ 病历诊断方案修改；
- ⑤ 病历案例保存。

## 2、 基于知识：

在处理问题时，人们往往先依据以往获得的知识进行推理判断，当知识不足以对问题给出确定的答案时，人们往往会从现实中收集证据来辅助决策。即使我们只需对磨一个问题做出比较接近现实的回答，我们都需要关于该问题的知识和证据，当处理比较复杂的医学问题时，相关的知识和证据量会非常大。而人类在处理大量和复杂数据能力上的欠缺使我们希望计算机能够模拟人类的这种认知方法，让计算机来代替人类在复杂情况下做出合理的选择。基于知识的推理正是出于解决这种问题的目的。

## 3、 基于学习：

深度学习是非常流行的一个词，AlphaGo 就是深度学习中的一个非常成功的案例。深度学习是基于神经网络的，神经网络能感知更复杂的外界输入，并模仿人脑的学习训练功能，由一定数量的神经元相互联接而成的自适应非线性动态系统，称为神经网络。神经网络和人的大脑一样能够接受有师训练和无师训练，在案例的指导下，执行一定的学习算法将自身状态调整至最佳以期望获得尽如人意的响应。

人类专家的经验是通过长期的实践学习得到的，这个过程中，样本的作用占主导地位，和神经网络的训练很相似，用一些人类专家经典的诊断样本来训练神经网络，让它掌握人类专家的经验知识，培养成为机器专家，来协助人类专家进行疾病的辅助性诊断。

# 技术

## 1、自然语言处理

由于绝大部分的医学信息通常是非结构化的自然语句，因此自然语言处理（NLP）是实现医学信息自动化管理、演绎、查询和推理的一个重要前提。

在 1997 – 2001 年间，很多研究者研究了用于决策支持和健康促进的自然语言的自动生成。之后，研究重点转向了自然语言的解释，有了自然语言的自动化解释，人们就可以从医学语料库中学习形态学知识，从叙述源获取知识文本信息资源的索引，分析和分类非结构化的医疗文件。在过去十年里，研究者还出现了另外三个研究方向：第一，NLP 研究人员开发了文本挖掘的技术，即从文本语料库中发现新的知识，而这些知识以“先前未知的模式”或“概念之间的关系”的形式出现。第二，研究人员利用 NLP 技术对健康记录电子产品的叙述性部分进行编程，例如用来提取不良药物事件的信息，相关信息在 2009 年的主题演讲中曾被提到过。第三，通过网络新闻和社交媒体，通过 NLP 方法进行流行病的监测。

## 2、计划和安排

自动化的“计划和安排”在 20 世纪 80 年代出现，作为人工智能的一个独立的分支，其重点是通过搜索多维状态空间，设置达到特定目标的策略或动作序列。十九世纪九十年代，“计划和安排”在 AIME 上正式被提出，从那时开始，研究人员不再将“临床决策”作为人工智能在医学领域的首要关注点，而更多地关注医疗中的“临床过程”。例如，Spyropoulos 等人研究了，在医院实验室中，病人做检测的时间安排；Modgil 等人开发了 Prolog 系统，其能修改治疗计划，使其符合安全要求；Bradbrook 等人在计算机临床实践准则中使用 AI 计划方法。

“计划和安排”还与另外两个主题紧密相关：“临时信息管理”和“准则和协议”。

## 3、图像与信号处理

在整个 AIME 历史上，“图像和信号处理”在许多领域长期发挥着作用。与 AIME 会议上讨论的许多研究主题一样，“生物医学图像和信号处理”有许多自己会议和期刊，也存在许多自己的挑战。AIME 会议上关于“图像与信号处理”工作的特点是：探索具体的 AI 方法来解决实际问题，并评价新方法的效用。1989 年，AIME 上首次提出了“图像处理”；1991 年，一个主题演讲阐述了“图像处理”。20 世纪 90 年代初，磁共振成像（MRI）技术的兴起，使人体软组织内的肿瘤，病灶和异常情况的三维可视化成为可能。而 MRI 产生大量的数据比传统的二维 X 射线图像更难以解释，解决这个问题的思路是图像分割和分类。基于模型的分割和分类方法通过将预先指定的对象模型与图像数据相匹配来执行这些任务。例如，Kamber 等人将脑部解剖学的知识表示为三维“脑空间”中的每单位体素的脑组织分布的先验概率的概率模型。Dameron 等人用数字和符号描述大脑皮层的解剖学知识。神经网络在解决这类问题时特别受欢迎。例如，Blonda 等人应用自组织图的分割和多层感知器进行脑 MRI 分类。另外，Kerhet 等人使用“支持向量机”在正电子发射断层扫描（PET）中分割肺肿瘤。多年来，C. Garbay 的研究小组提出了一个“分布式和合作式的图像分割及其解释方法”的工作流程。他们的“多智能体方法”后来也被用于基于“马尔可夫随机场”的“经典图像分割法”中。另外两篇论文提供了使用 AI 方法来解决图像处理问题的思路。Kókai 等人使用“演化算法”创建了人类视网膜血液循环的语法描述，用于糖尿病患者的微血管监测。Caicedo 等人创建了一个用图像表示的“特征

方法袋”，打个比方，视觉特征对于图像来说就好比文字对于文本文件，因而通过“视觉特征”的提取就可以实现图像的处理。在他们的研究中，特征包被用于“支持向量机”对组织病理学图像进行分类，也用于图像检索和分析。

对于信号处理，历史上，AIME 会议在符号，基于模型的方法和数字驱动方法之间划清了界限。生物医学信号处理在传统上是心电图（ECG），肌电图（EMG）和脑电图（EEG）等信号的分析。这些小领域都有自身的挑战。例如，心电图是周期性的，以 QRS 波群为主波；自动 QRS 检测是心电检测的基本任务。Bottoni 等人提出了一种典型的基于模型的方法，他们通过有条件的重写“规则系统”来表示心电图知识，用于解释心电图。而典型的数据驱动方法由 Schulz 和波特等人提出。Kókai 等人提出了基于模型和数据驱动方法的折衷办法，基于 ECG 的属性语法规范，Kókai 等人使用归纳逻辑编程来学习 ECG 波形。近年来，测量心率，血压，血氧饱和度等参数的生理仪器已经变得小巧而且价格低廉，可以在日常生活中进行连续地工作并获取数据，其主要作用是进行慢性病管理和改善使用者的健康状况。Palmerini 等人使用可穿戴加速度计数据来评估帕金森病患者的姿势，步态和转向，García 等人利用可穿戴加速度计和心率监测器自动评估身体活动强度。

#### 4、本体和术语

“本体和术语”是一个源自“知识工程领域”的并与生物医学知识密切相关的主题，这个主题在 20 世纪 90 年代中期的 AIME 会议上被提出，从那时起，它的重要性就不断增加。有人认为，本体论和术语的工作标志着人工智能在医学领域的成熟，因为这项工作并不直接旨在解决生物医学问题。相反，它是“内向型”的，它关注的是重复利用“知识文物”去创造，这些“文物”全面地描述生物医学领域的概念和术语，包括它们之间的相互关系。

仔细查看这方面的论文，我们找到了研究具体医学领域本体或术语的论文，以及专注于特定任务的论文，如临床试验的信息检索和患者资格评估。另一类论文涉及“表示和推理”的问题，如关系的“形式表示”，本体映射或概念定义中冗余元素的识别。

从 2015 年开始，从知识系统到大数据分析，本体和术语系统都被广泛认为是人工智能在医学和生物医学信息学许多领域中不可缺少的部分。目前大部分关于“本体”的工作都是在“语义技术”的标题下进行的，因此，本体论和术语可以说属于该领域的核心领域。

#### 5、基于案例的推理

基于案例推理（CBR）是一种以医学数据为出发点的符号推理方法，在 20 世纪 80 年代后期流行起来。与机器学习相比，CBR 并不试图从数据中引入规则或模型：它通过历史案例与当前患者病情的比较直接进行推断。在 AIME 1987 年会议上，研究者提出了肝移植领域的一个早期例子。虽然 CBR 社区比较小，但 CBR 的相关论文已经在多届 AIME 会议上发表。不过最近，研究者对 CBR 的兴趣正在逐渐消失。

#### 6、机器学习和数据挖掘

在过去的 30 年里，机器学习一直是人工智能在医学领域最具活力的领域之一。AIME 在 1985 年初次召开时，机器学习几乎不存在，但在今天，机器学习已经演变成与许多其他领域（例如，知识表示，不确定性管理，时间推理，图像和信号处理以及生物信息学）紧密相关的研究方向，在数据挖掘，智能数据分析

和大数据等新兴趋势的影响下不断进展。

机器学习在 20 世纪 60 年代和 70 年代发展成为计算机科学，人工智能和统计学的一个子领域。然而，在 20 世纪 80 年代，基于逻辑和知识工程的象征方法主宰着人工智能，诸如“连接主义”（人工神经网络）和统计模型的在当时不被认为是适当的 AI。因此在 AIME 的早期，研究者对机器学习的兴趣很少，人们主要进行填充”专家系统“知识库的工作。知识库中的知识的来源之一是医学专家，但有时候很难从这些专家那里获取需要信息，对于一些复杂的任务，甚至根本找不到相关专家。医学数据库被确定为补充知识的来源，人们可以根据需求从中提取知识。例如，Funk 等人提出了一种机器学习方法，利用专家系统的数据诱导规则，协助解释凝胶电泳图像；Pirnat 等人研究了风湿病诊断规则的自动归纳。

机器学习在 20 世纪 90 年代开始蓬勃发展，其利用了统计学和概率论的相关知识和方法。贝叶斯网络在当时越来越流行，很快，“统计机器学习方法”是估计数百甚至数千个代表条件概率的数值参数所不可或缺的。

在二十世纪九十年代，人们也对“连接”方法如人造神经网络产生了强烈的兴趣，这得益于 Rumelhart 和 McClelland 的反向传播。在生物医学领域，神经网络可能有助于识别高维数据中的复杂模式，例如图像或信号数据，常见的应用是诊断。在过去的几年中，AIME 会议上神经网络的主题已经不那么突出了。

多年来在 AIME 会议上发表的许多机器学习论文都提出了对生物医学领域特别重要的“方法学”问题。Abu-Hanna 和 De Keizer 描述了经典的符号机器学习方法，决策树学习与统计建模方法（局部逻辑回归）的结合。Kukar 提出了基于机器学习的诊断分类的可靠性估计，Jakulin 等人提出了一种方法，以增强最流行的机器学习方法之一——朴素贝叶斯分类器。最后，Antal et al, 描述了一种混合贝叶斯方法，将从生物医学文献和临床专家获得的现有知识并入人工神经网络。

传统上，数据分析是实验设计的最后阶段，通常包括制定假设，患者招募和数据收集。随着 20 世纪 90 年代数据仓库的引入，这种数据收集的选择性方法被放弃了：数据日益聚集，没有具体的分析目的。相反，他们被看作是生成和发现新知识的有用资源。这一发展给机器学习领域带来了重要的推动力，并引发了 1999 年 AIME 主题演讲中提出的“数据库知识发现”，“数据挖掘”和“智能数据分析”。生物医学数据的挖掘已成为 AIME 会议的一个重要议题。AIME 于 2003 年，2005 年，2007 年，2009 年和 2011 年组织了关于生物医学和药理学智能数据分析（IDAMAP）的会前研讨会。

## 7、指南和协议

建模和临床实践指南（CPGs）侧重于诊疗程序，特别是对护理相关程序的管理方面的知识，过去多年的数次主题演讲确认了其在 AIME 的重要地位。

计算机的临床实践指南相关的研究面临着许多挑战，例如 CPGs 的规范、表现和验证，CPG 执行工具的开发，对当前 CPGs 的合并，对 CPG 接受度的衡量，将 CPG 与医疗记录，医疗路径和医疗保健程序进行整合的操作，以及适应来自业务流程和工作流技术日益提高领域的通用工具和方法。

这其中的一些论文涉及到了与软件工程相关的一些问题，例如在程序设计中使用的模式，对创作和版本的支持，关于质量检查方面的问题，运行时间引擎的设计和应用，还包括验证、数据流、工作流和程序相关的领域。其他的论文则将指南与其他人工智能技术进行了整合，如自然语言处理，信息提取，本体论和语义网络框架等。



在最近的 AIME 会议中, 研究者继续注重基础性话题, 同时也涉及了更具体的话题, 例如指南的合并, 指南的自然语言分析, 对程序和医学知识的整合, 尝试为共病患者制定大量的临床实践指南。此外, 一些论文涉及了与实施临床规划及治疗更为相关的话题, 同时一些论文专注于特定的临床领域及任务。

#### 8、分布式系统与协同系统

20 世纪 90 年代, 研究者还出现了一类新的解决问题的方法——分布式系统与协调系统, 它们一方面源于计算机科学的分布式算法, 另一方面来自社会体系和演化系统。在 AIME 上提出的一个早期例子是黑板模型 (Blackboard Architecture), 这是一个通过多个专业知识源的迭代更新, 服务于“治疗规划”的常用知识库。之后 Vermeulen 等人发布了广泛运用于从“治疗规划”到“图像分割”等各个领域的多智能体系统 (Multi-agent System), 以及从治疗计划到图像分割的各种各样的任务。与这个主题相关的另一个研究组使用了诸如“遗传算法”等方法来解决搜索问题。2001 年关于该主题的演讲中强调了多智能体系统对于 AIME 的重要性。

#### 9、生物信息学

20 世纪 90 年代, 在对基因组和蛋白质组测序技术领域上的进步, 使得生物信息学和系统生物学领域的活跃度大大增加。在 AIME 上, 最初的几篇关于生物信息学的论文发表于 2001 年, 自此, 该主题的研究开始不断扩展。有趣的是, 虽然对生物技术数据进行自动推理的想法在第二届 AIME 就由 Cherubini 等人提出, 但在整整 20 年后, 这个特定的主题对于整个科学界的重要性才显现了出来。

其实, 生物信息学在 AIME 上重要性的凸显十分延缓是有原因的, 在医学界, AI 长期都在处理医疗决策问题, 而生物信息学手段仅仅是近几年才开始凸显其在临床护理领域的重要性的。另外, 生物信息学既不是一个单一的决策问题, 也不是一个单一的方法, 而是一个相对广泛的科学领域。

网络生物学作为 2003 年 AIME 的演讲主题, 是当前生物信息学和计算机生物学研究领域的重要主题。在同届的 AIME 上, Gamberger 和 Lavrac 介绍了“命题归纳学习”在“RNA 微阵列数据分析”中的应用, 这些数据推进了“数据挖掘”在随后十年的研究。随后的会议特别关注了用以分析基因表达的可视化数据的挖掘方法, 对基因网络因果关系的分析学习, 对 RNA 微阵列数据的质量评注, 以及对基因表达微阵列进行分类的各种方法。

生物信息学主题的其他论文还涉及了用以提取功能关系的文本挖掘策略, 如从科学文献中提取基因和蛋白质之间相互作用信息, 通过整合生物信息学的 IT 系统以处理科学发现的复杂本质, 选择和测试策略“在全基因组相关研究中的应用, 以及转录数据分析和信息检索。

#### 10、知识工程

知识工程 (Knowledge engineering) 是指涉及了建立、维护以及使用“以知识为基础的系统”的技术、科学及社会学领域。它产生于社会科学与自然科学的相互交叉以及科学技术与工程技术的相互渗透。知识工程对那些需要专家知识才能解决的应用难题提供求解的手段。高效地获取专家知识、恰当地表达以及合理地推理, 是设计基于知识的系统的重要技术问题; 研究如何由计算机表示知识, 进行问题的自动求解, 可以看成是人工智能在知识信息处理方面的发展。知识工程的研究使人工智能的研究从理论转向应用, 从基于推理的模型转向基于知识的模型, 包括了整个知识信息处理的研究。

知识工程是建立在专家系统 (Expert systems) 上的, 而专家系统最早被应

用于 MYCIN，即执行医疗诊断的应用程序。在 MYCIN 例子中，医疗领域的专家是医生，”知识“代表的是他们在诊断方面的专业技能。

在 1985-1995 年间，利用知识工程进行人工智能辅助诊断技术的开发研究占有 50%，在 1990 年之后，知识工程领域技术达到成熟，其在医疗产业上的运用于 1993 年达到巅峰。知识工程主要运用于针对特定临床问题的专家系统或其他类型的基于知识的系统的开发，另一些工作着重于让知识系统融入临床实践。此外，也有许多人致力于研究相关软件以提升专家系统，并带来更多源自”软件方法论设计“的提升效果。当前，传统知识工程在医疗上的应用已经在逐渐减少，其或被运用于更专业精细的领域，虽然势头不如当年，但是仍然是现在很多技术或方法的源头。

## 11、时间信息

时间维度对于“人工智能辅助诊断系统”的设计是至关重要的，医生不会仅仅根据一个时间点上获取的信息就做出完整的诊断，而是根据自己的知识对病情给出可能的候选结论，在此基础上观察病人病情的发展，从中收集到更多的诊断信息来帮助诊断。通过使用有关疾病“过程时间”的知识和特定病人的病史，临床医生通常能够预测疾病的未来进展，以及患者如何在不同的时间对不同形式的干预做出反应。

这个观点首次出现在 1995 年，当时有三篇论文同时涉及到了其中不同的问题，从建模、推理，到通过抽象机制监测患者发展。后来，又有人提出了一些关于“医学时间序列分析”的方法，并开展了关于“时间信息”可视化的研究。在 2003 年，时间推理和表达成为了一项热门话题，许多相关论文都集中在“时序数据挖掘”，“时序分析”，“时序抽象”和“半结构化时间临床数据”等相关领域。

在过去的十年中，与时间有关的主题已经变得更加广泛，包括“时序分析”，“时序挖掘”，“时序模式”，“时序数据建模”，“贝叶斯动态网络”和“临床工作流程等”新的研究主题。时间数据挖掘一直受到时序约束和时间知识检索的重视。更有几篇论文采用了时间相关的研究方法来处理不同的临床任务，如重症监护，临床抽象查询和可视化以及基于指南的护理。在 2013 年以后，时间信息管理的大主题逐渐走出人们的视野，人们主要兴趣转向更具体的主题，如时间数据挖掘，监视系统和护理轨迹挖掘。

## 12、不确定性

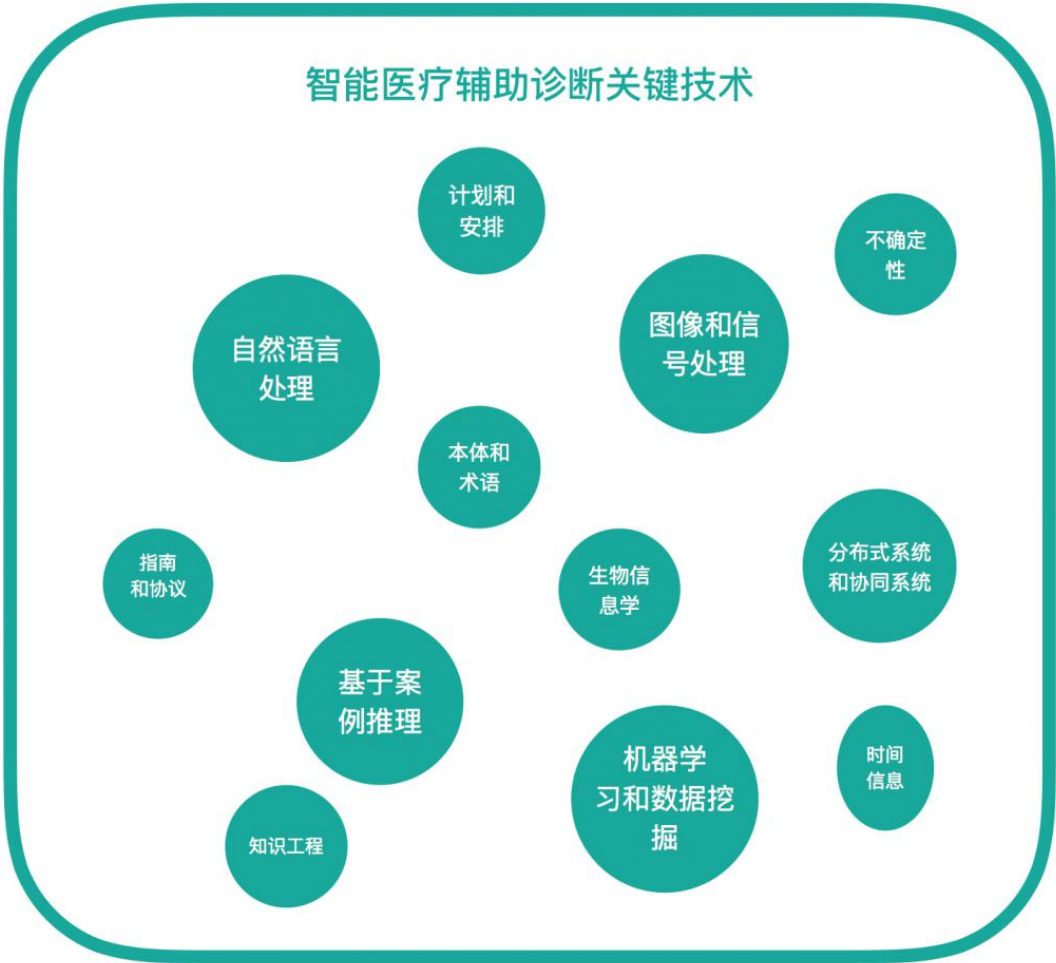
早期的人工智能医疗应用都是基于准确规则的专家系统，然而因为人类自然语言在临床推理的所有领域（诊断，治疗选择和预后）中都起着重要的作用，而人类自然语言的表达、描述具有很大的不确定性，因此如何解决生物医学领域的不确定性（Uncertainty management）一直都被认为是一个关键挑战。

研究人员试图寻找一种方法来处理生物医学知识所固有的不完备和歧义，80 年代后期，这种方法逐渐的以”贝叶斯网络“的形式浮现在人们的眼前。这些模型研究活跃在 1987-2003 期间，尤其是在 2001 年，随着推理算法的提升和 CPU 速度的提高，生物医学应用中使用的贝叶斯网络的规模相应增加。在过去十五年中，”贝叶斯网络“已经广泛应用计算机科学和人工智能领域，而人工智能辅助诊断方面的研究则侧重于利用贝叶斯网络来解决特定的生物或临床问题，例如乳腺 X 线影像解释和多元患者中的危险因素相互作用等。

虽然贝叶斯网络主导着对”不确定性“的研究，科学家们也探索出了其他方法。其中，”模糊逻辑“在 20 世纪 90 年代产生，主要被用于对不完整或不确定

的信息的动态生物学过程进行推理。他们提出了一种可以适应不确定，非线性和时变过程特征的自学习模糊逻辑控制方法，其可以应用于常见的临床过程，如血压控制和手术时的麻醉控制。类似地，带智能诊断功能的电子病历（EMR）系统的研究也已成为当今医疗信息科学的重要课题之一。

电子病历作为重要医疗信息源，将提供超越时空、无纸医务的服务，满足现代医疗管理需求。研究者模拟领域专家解决实际诊断问题，建立了一个基于模糊案例的电子病历诊断模型，然后通过对电子病历检索方法的对比分析，提出了一种基于最近邻索引、归纳法和模板检索的三级混合检索模型。研究者从医学临床实际出发，结合模糊数学理论、辅助诊断技术、模糊专家系统知识以及常见风湿病的发病机制及诊断方法，构造了一个风湿病模糊诊断模型。最后在对模糊专家系统研究的基础上，开发设计了风湿病专科电子病历辅助诊断系统。



## 制度

分析所用 KPI：

TIME - 辅助诊断平均时间

SPACE - 辅助诊断增益率

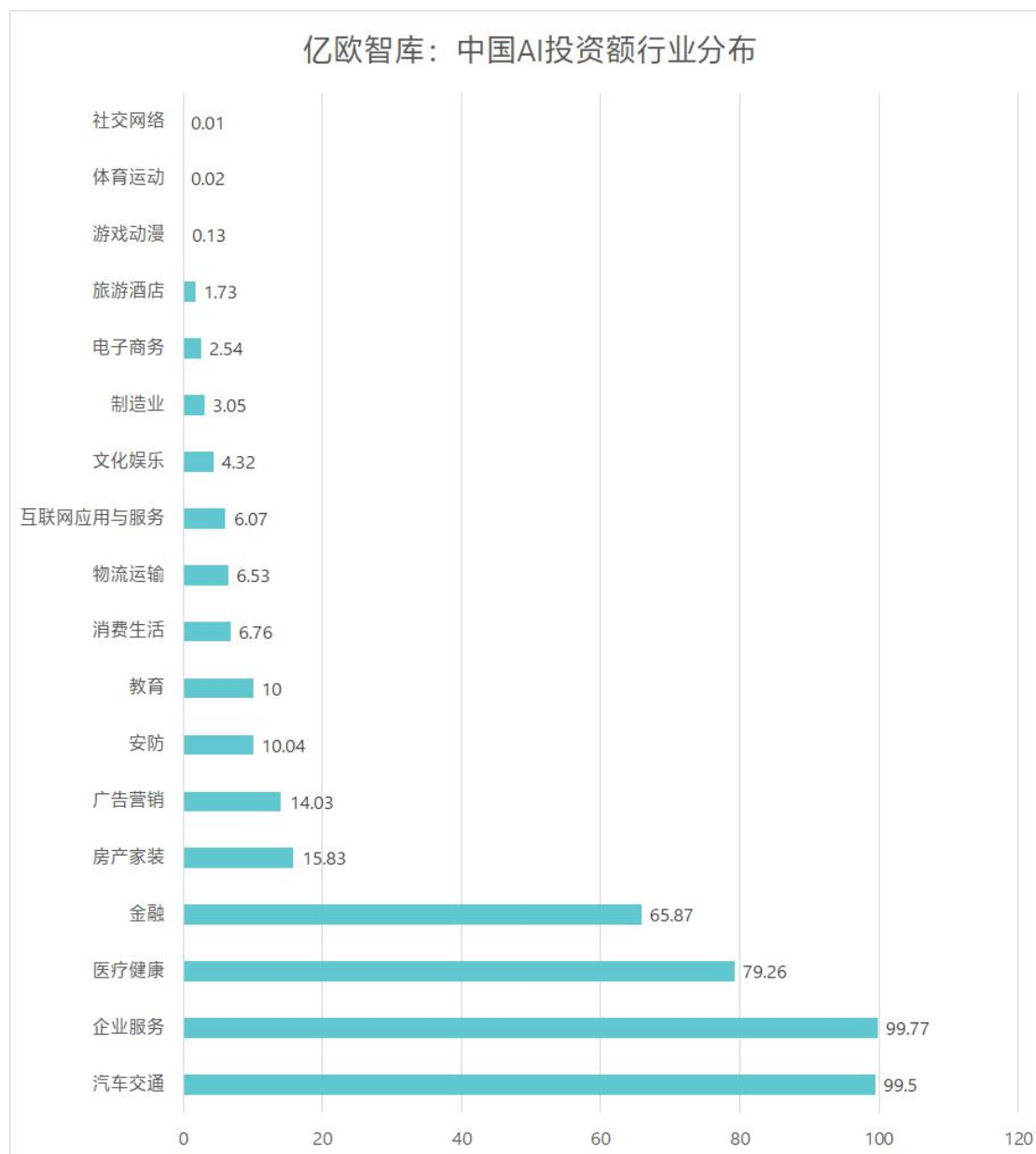
TRUSTWORTHYNESS - 诊断/信息采集准确率

## 发展现状

### 1、 市场规模

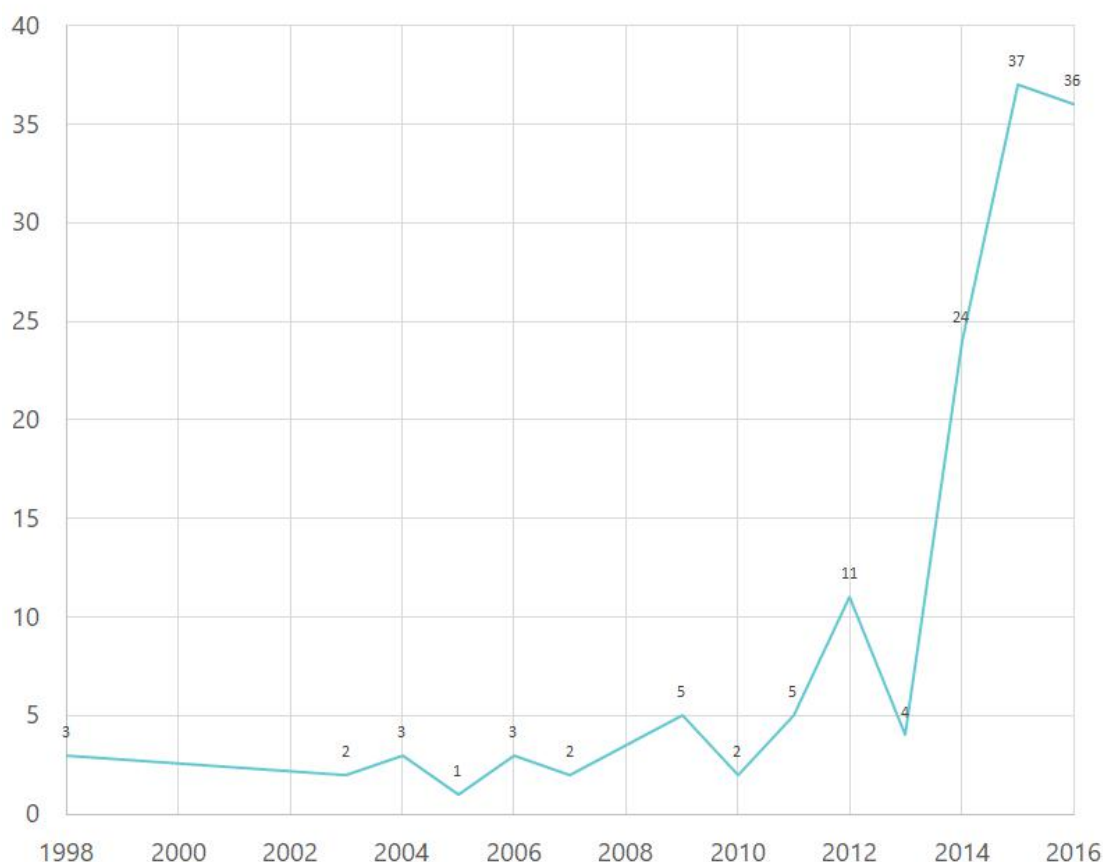
如今，人工智能已经跨过了元年，计算平台、海量数据以及机器学习等技术的助推力，把人工智能的发展推到了一个前所未有的速度等级。而医疗健康被认为是人工智能将率先落地的领域，尤其是辅助诊疗方面，已经出现了意想不到的成果。当前正是机器学习、深度学习的高速发展期，人工智能辅助诊疗市场必将注入前所未有的新鲜动力。

当前人工智能辅助诊疗在中国的 AI 投资额以 79.26 亿元的绝对优势稳居第三，其作为人工智能率先落地领域，一直以来都紧随人工智能的发展步伐。



国内的医疗人工智能企业从 2014 年开始出现了一个增长的高峰，这得益于去年各大互联网、科技公司纷纷进军中国医疗界的丰硕成果。

国内历年成立公司数



下面梳理了去年开始在医疗界发生的人工智能相关的大事件。

① 2016 年 2 月，谷歌 DeepMind 公布成立 DeepMind Health 部门，与英国国家健康体系（NHS）合作，帮助他们辅助决策或者提高效率缩短时间。在与皇家自由医院的合作试点中，DeepMind Health 开发了名为 Streams 的软件。这一软件用于血液测试的 AKI 报警平台，帮助临床医生更快地查看医疗结果。

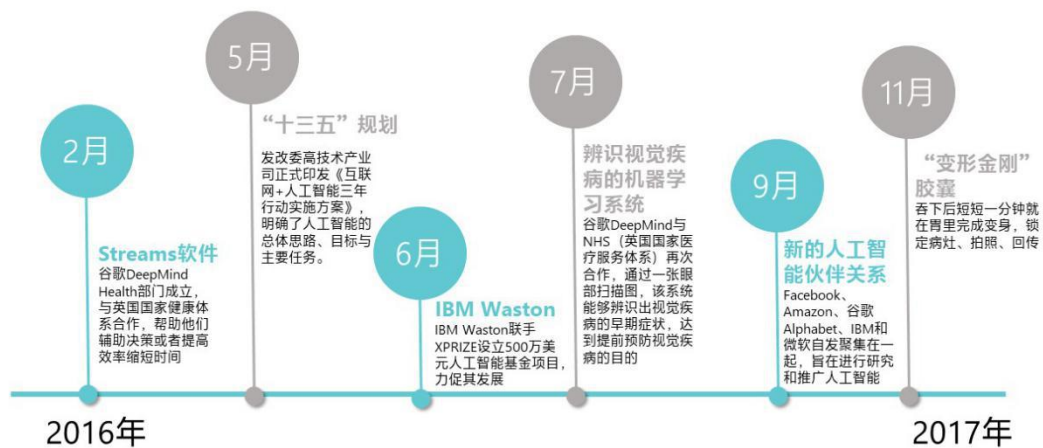
② 2016 年 5 月，“人工智能”首次出现在“十三五”规划草案中，5 月底，发改委高技术产业司正式印发《互联网+人工智能三年行动实施方案》，明确了人工智能的总体思路、目标与主要任务。

③ 2016 年 6 月，IBM Watson 联手 XPRIZE 设立 500 万美元人工智能基金项目，力促人工智能发展。

④ 2016 年 7 月，谷歌 DeepMind 与 NHS（英国国家医疗服务体系）再次合作，同 Moorfields 眼科医院一起开发辨识视觉疾病的机器学习系统。通过一张眼部扫描图，该系统能够辨识出视觉疾病的早期症状，达到提前预防视觉疾病的目的。

⑤ 2016 年 9 月 28 日，Facebook、Amazon、谷歌 Alphabet、IBM 和微软自发聚集在一起，宣布缔结新的人工智能（AI）伙伴关系，旨在进行研究和推广人工智能。

⑥ 2016 年 10 月 21 日，世界机器人大会在北京亦创国际会展中心开幕，25 日圆满落幕，此次大会会有几个人工智能医疗产品令人难忘，代表作是“变形金刚”胶囊，吞下后短短一分钟就在胃里完成变身，锁定病灶，拍照，回传。



截止 2017 年 7 月 31 日, 国内医疗人工智能相关企业多达 144 家, 主要集中分布于北京、上海、深圳、杭州、武汉等一、二线城市, 其中北京、上海、深圳三城集中了 97 家公司, 占全部公司的 76%左右。从大的产业链层面来看整个行业的业态, 我们可以看到, 整个产业链可以分为三个层次: 基础层、技术层与应用层。每个层面的进入门槛、核心优势都不一样, 参与者和回报也不尽相同。

#### ①基础层:

基础层通过软硬件的基础设施, 海量收集用户、药物及病理数据, 并使数据互通互联, 通过算法框架及存储与计算能力为人工智能的应用提供支持可能。入门门槛较高, 聚集了很多医疗信息化的公司, 属于高投资高汇报类型。

#### ② 技术层:

技术层通过语音/语义识别、计算机视觉技术, 对非结构化数据进行分析提炼。深度学习大量病理学数据文本, 使其掌握问答、判断、预警、实施的能力, 适合中长期投资布局。

#### ③ 应用层:

应用层则是应用场景变现的渠道, 即是实际应用上的人工智能辅助诊疗, 其竞争激烈, 商业变现很快。

### 2、 产值

#### ① 国内融资情况:

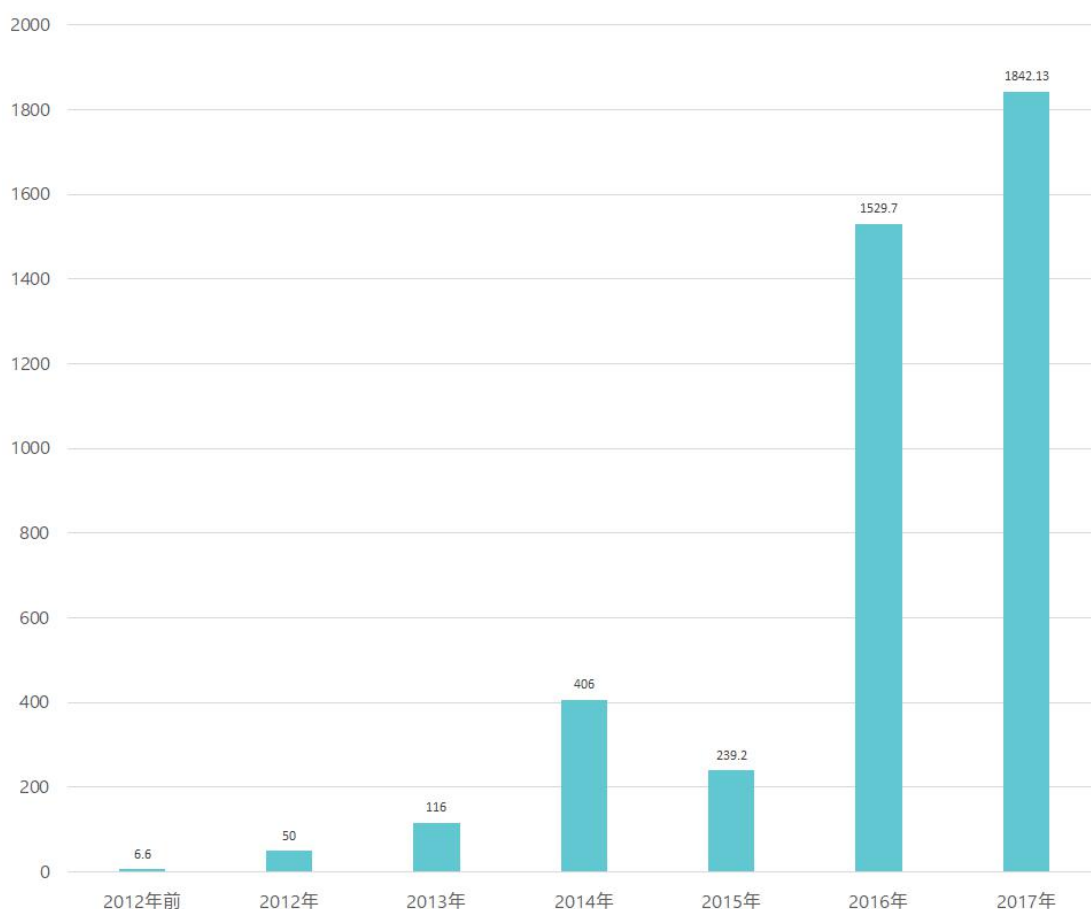
从融资轮次来看, 大部分医疗人工智能企业都处在 A 轮以前, 最多也就是到 B 轮, 几家上市企业是将人工智能技术应用在医疗而不是依靠人工智能技术发家的。2016 年是人工智能+ 医疗在国内形成投资风口的元年, 有 27 家企业在 2016 年进行融资, 基本处于天使轮或 A 轮阶段, 其中 16 家企业融资金额在千万级人民币或美元以上, 医疗大数据公司碳云智能当年的融资金额高达 10 亿人民币, 中国人工智能+医疗市场规模达到 96.61 亿元, 增长率为 37.9%。

2017 国内 83 家人工智能+ 医疗企业中有 61 家有公开的融资信息, 它们目前的融资轮次集中于 A 轮和天使轮, 国内企业在人工智能应用于



医疗领域的商业竞赛才刚刚开始。历年的融资情况走势如下（其中 2017 年为 2017 年 1 月至 8 月的融资金额，单位百万人民币）：

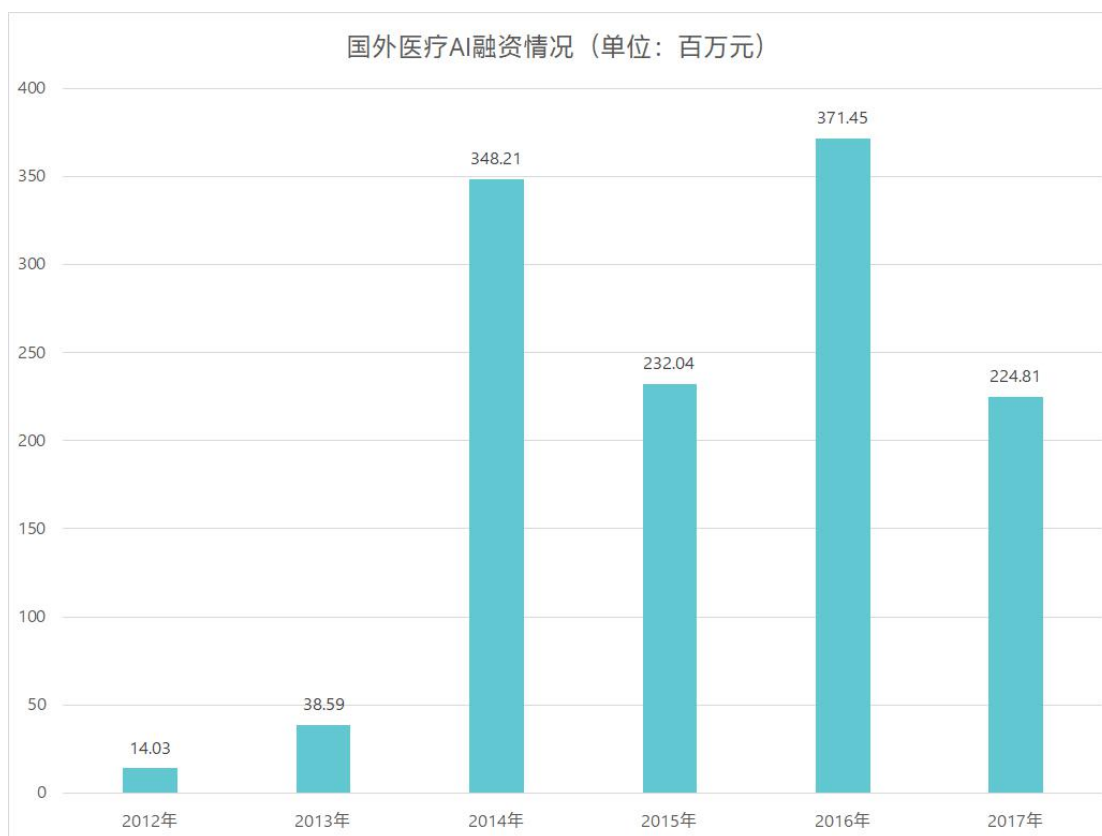
国内医疗AI融资情况（单位：百万元）



② 国外融资情况：

国外 109 家人工智能+ 医疗企业中有 99 家有公开的融资信息，它们目前的融资轮次也集中于种子轮和 A 轮。融资总额已经超过 12 亿美元，历年的融资情况走势如下图（其中 2017 年为 2017 年 1 月至 8 月的融资金额，单位，百万美元）。

其中在 2014 年肿瘤大数据公司 Flatiron Health 融资 1.3 亿美元，医学影像公司 ButterflyNetwork 融资 1 亿美元。排除这两笔融资后，2012 年至 2017 年，国外的人工智能+ 医疗领域的融资规模逐年稳步增长。

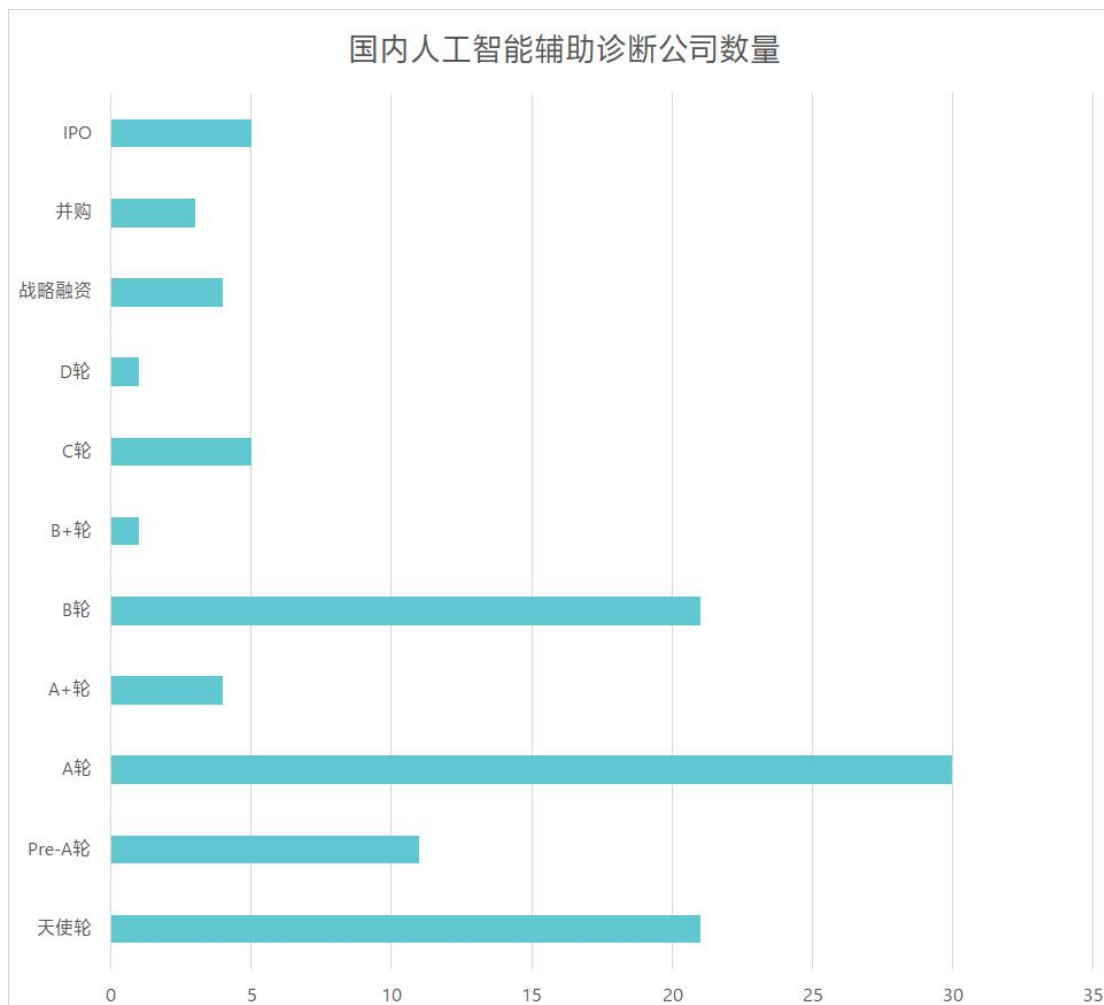


③ 融资分布：

国内大部分公司处于 A 轮，但是已经有 5 家 IPO 上市了。从投融资的情况来看，我们可以看到当前人工智能辅助诊疗的市场存在以下几点情况：

- 全球人工智能发展同步性高，大部分企业处于早期阶段，整个行业呈现出年轻化、集中度低的态势，尚未出现明显的独角兽或者垄断；
- 行业尚无明显独角兽出现，创业公司机会很大，但同时竞争也会很激烈，应避免与大公司直接竞争，而找到核心的竞争力；
- 行业潜力相当巨大，资本也毫不吝啬。





④ 2017 融资记录列举：

a. 推想科技

推想科技最初主要集中在胸部的肺、心脏等方面疾病的医学影像人工智能辅助诊断。今年 5 月，推想科技正式发布了“推想科技—人工智能精准医疗平台”，率先推出了智能 X 线辅助筛查产品和智能 CT 辅助筛查产品，并且已经在上海长征医院、武汉同济医院、大连中山医院等多家医院投入试用。其智能 MRI 辅助诊断产品、智能病理分型产品也将完成研发。

9 月 21 日，推想科技宣布完成 1.2 亿元 B 轮融资，由启明创投领投，元生资本、红杉中国联合投资。据了解，这是目前国际医学影像人工智能行业内最大规模的单笔融资。此前，推想科技还曾获英诺天使基金、臻云创投和快的打车吕传伟的千万级天使投资。今年 1 月曾获 5000 万人民币 A 轮融资。

b. VoxelCloud（体素科技）

2016 年才成立，用人工智能和云计算技术深度挖掘海量医疗影像和临床数据，助力医生对疾病进行精准、及时、高效的分析和诊断，2017 年 5 月获得红杉领投的千万级融资；仅隔 3 个月，又得到腾讯的超亿元人民币 A+轮投资。

c. 诺道医学

开发出了全自主知识产权、针对医疗领域的人工智能深度学习平台 DORA。诺道医学现有的业务包括面向医院、社区诊所等医疗机构的医疗影像分析系统 iSight、单病种辅助诊断系统 DoctorX（覆盖了高血压、疼痛、阿尔茨海默病、肝病、肿瘤五类高频大病种）和临床用药方案系统 iPharma。现已处于盈利状态，预期今年销售额可以突破 3000 万元，将主要来自软件销售。诺道医学此前获得 1800 万元的天使轮融资，现在正在寻求 A 轮融资。

d. Buoy Health

医疗软件设计公司 Buoy Health 获得 670 万美元 A 轮融资，这笔资金将用于在未来 12 个月内增加 10 到 19 名临床研究人员、工程师和营销人员，并在波士顿以外的地区拓展医院和付费用户。截止目前，它的融资金额达到 920 万美元。

Buoy 成立于 2014 年，总部位于波士顿，其创建的虚拟医生可对患者进行诊断，并为其提供相应的医疗教育，以免除患者在线搜索相关信息的苦恼。具体而言，Buoy Health 基于包含 500 万个病例、囊括 1700 种症状的 1.8 万份临床论文的数据，设计了一种医疗专用的搜索引擎，旨在这些数据中复制出一段谈话（你可能会与医生发生的谈话），并在 3 万个可能的问题中挑选出一个最可能减少你症状不确定因素（从统计的角度说）的问题来问你，并且给你下一步的指导。

e. Babylon Health

英国初创公司 Babylon Health 近日获得 6000 万美元的 B 轮融资。Babylon Health 的最主要产品是一款集合了人工智能（聊天机器人：triage）、供用户和医疗专业人士进行视频交流、并提供相关咨询方案的 APP。这笔新融资将用于进一步提升 AI 的功能拓展，包括提供 AI 的诊断（而不是更简单的分类咨询），这一功能计划在今年晚些时候推出。Babylon Health 创立于 2013 年，在 2016 年完成了 2500 万美元的 A 轮融资。

f. Aldoc Medical

Aldoc Medical 是一家以色列的初创公司，这家公司刚刚获得了由 VC TLV Partners 领投的 700 万美元的融资。Aldoc Medical 主要通过计算机视觉技术，从医疗成像领域切入，用 AI 辅助医生进行成像分析，从而提高诊疗水平和诊疗效率。

g. 图玛深维

2016 年已经完成 150 万美金的天使轮融资，4 月 27 日，图玛深维宣布完成数百万美元的 Pre-A 轮融资。

图玛深维将深度学习引入到计算机辅助诊断系统中，可应用于各类医学图像分析诊断、显微镜下的病理图像分析、以及发现 DNA 结合的蛋白质的序列特异性并协助基因组诊断等。帮助放射科医生提高诊断精度和诊断效率，降低诊断成本，带给病人更佳的诊断和治疗方案。

h. Your. MD

医疗诊断机器人 Your. MD 完成 1000 万美元新一轮融资，加上过去 3 轮融资，Your. MD 总融资额已达 1730 万美元。

成立于 2012 年 12 月，Your. MD 是一款利用人工智能技术解答用户病症疑问的医疗 app。它通过收集到的用户信息分析你的整体健康状况以及潜在

病因，为你提供个人化的治疗方案。此外，Your.MD 倡导“pre-primary care”的概念，即预防性的卫生保健。

⑤ 市场瓶颈：

在我国，人口老龄化、慢病高速增长、医疗资源供需严重失衡以及地域分配不均等问题，造就了对医疗人工智能的巨大需求；同时，我国人口基数大、产业组合丰富、人才储备充分等特点，又给人工智能的发展提供了很好的基础。另一方面，近年来国家发布的 80 多条全国性政策以及多条医疗人工智能专项政策，都表明医疗人工智能的发展迎来政策利好。因此，中国已经成为了全球领先的 AI 研发中心，医学人工智能在中国的发展面临着非常好的机遇。

可医疗 AI 虽然火热，当前却仍处于初级阶段，痛点不断暴露出来。

首先，数据根基不牢成软肋。人工智能的发展研究是基于海量的大数据，医学影像、医疗病例、基因突变、诊断病例、术后跟踪、健康行为等广泛的数据内容是医疗 AI 行业应用的前提。以 Watson 健康为例，它并不仅是一个技术，也包括泛数据的积累，从数据准备、模型建立、优化到最终应用于业务场景，再收集更多数据，周而复始、循环往复，完成深度学习的复杂任务。

中国医院体系，以公立医院为主，已建立了规范的业务流程，如果将人工智能新添到现今的医院流程中，势必会打破原有规则、体系，这将需要极强整合力与智慧。不仅如此，数据拥有者不共享、不互通数据，或者贡献数据后恐不能获得公平回报，都是目前亟待探讨的现实难题，虽不关乎技术，但直抵核心。数据质量问题也令人堪忧，目前，尽管第三方电子病历数据企业手握大量数据，但因数据质量不高，数据分散而很难挖掘出有价值的信息。

其次，如何与医院深入交融。只有软件打动医院管理层，在院长眼中能实现标准化和控费目标，才有望认可其价值，拍板引进。管理层在宏观层面，更关心医院效率、控费、医疗质量等能为医院创造价值的项目，而医生在乎地是效率和节省时间，让科研产出、临床产出更高效。对于投资人，如果投资的软件、服务、药品等叫好不叫座，损失自然是真金白银、时间成本。

最后，投资人的忧虑。综合考量人工智能（AI）+医疗这件事，存在着诸多问题，远近难辨、真假难分。例如：有没有伪需求的可能，场景频次、支付的意愿，这些都是落地应用的致命之处。

因此，在当前的人工智能阶段，再高效、精准的机器，也只能作为医生诊断的辅助工具。人工智能辅助诊疗只能说使临床诊断准确率进一步提高，早期疾病的发现和诊治比以前更加提前，逐步取代一部分医生的工作，但不可能完全取代医生。事实上，科技巨头布局的人工智能辅助诊疗，往往采取的还是“两条腿走路”策略。

3、政策及法律法规

“没有经过实践验证的法律支持和监管框架管理下，人工智能的全面应用很有可能带来相关领域社会活动的混乱并造成意想不到的后果。”这句话揭示了人工智能付诸应用后的威力，也强调了相关政策法规的重要性。

① 中国：

论点“医疗人工智能的中国时代已经到来”

道理论据：

第一，人工智能+医学的应用基础和环境。

第二，人工智能在各领域的技术积累达到了一个爆破点。

第三，国家政策红利。从 2013 年到 2017 年，国务院、发改委、FAD 连续发文，多次提及医疗影像走智能化、云化的趋势，为推动智能医疗领域保驾护航。

事实论据：

《国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知》

国务院印发《新一代人工智能发展规划》

2017 年 7 月 8 日，国务院印发《新一代人工智能发展规划》，下简称《规划》。

《规划》中立足国家发展全局，提出了若干重点任务，其中就包括智能医疗。

“推广应用人工智能治疗新手段，建立快速精准的智能医疗体系。探索智慧医院建设，开发人机协同的手术机器人、智能医疗助手，研发柔性可穿戴、生物兼容的生理监测系统，研发人机协同临床智能诊疗方案，实现智能影像识别、病理分型和智能多学科会诊。基于人工智能开展大规模基因组识别、蛋白组学、代谢组学等研究和新药研发，推进医药监管智能化。加强流行病智能监测和防控。”

战略目标分三步走：

第一步，到 2020，部分领域的人工智能伦理规范和政策法规初步建立。

第二步，到 2025，初步建立人工智能法律法规、伦理规范和政策体系，形成人工智能安全评估和管控能力。

第三步，到 2030，建成更加完善的人工智能法律法规、伦理规范和政策体系。

可以看出，我国的人工智能辅助医疗相关的法律法规尚处于第一步中所述的部分领域的人工智能伦理规范和政策法规初步建立的起步阶段。所以《规划》中也提出未来发展中要落实的一系列措施，包括：

（一）制定促进人工智能发展的法律法规和伦理规范。

（二）完善支持人工智能发展的重点政策。（详：落实对人工智能中小企业和初创企业的财税政策，通过高新技术企业税收优惠和研发费用加计扣除等政策支持人工智能企业发展。完善落实数据开放与保护相关政策，开展公共数据开放利用改革试点，支持公众和企业充分挖掘公共数据的商业价值，促进人工智能应用创新。研究完善适应人工智能的教育、医疗、保险、社会救助等政策体系，有效应对人工智能带来的社会问题。）（周宸宇注：公共数据是人工智能辅助医疗技术的关键一环，《规划》中明确支持了公众和企业充分挖掘公共数据的商业价值，为人工智能辅助医疗技术的发展营造了良好的生态环境。）

（三）建立人工智能技术标准和知识产权体系。

（四）建立人工智能安全监管和评估体系。

## ② 美国：

a. 白宫文件：

美国自 2013 年开始发布了多项人工智能计划，2016 年，更是加

紧了对人工智能的开发，发布了《为人工智能的未来做好准备》和《国家人工智能研究与发展战略规划》，两份报告详细阐述了人工智能的发展现状、规划、影响及具体举措。

b. 精准医疗计划：

· 应用前景

为临床医生提供更好了解病人健康、疾病、身体条件复杂机制的工具，更好地预测哪些治疗方法最有效。

· 挑战

大多数医学治疗都是为“普通患者”制定的，这种“一刀切”的方法，并非适用于所有人群。随着精密医学的出现，这种情况会改变，“精准医疗”会考虑到基因，环境和生活方式方面的个体差异，是一种创新的疾病预防和治疗方法。当然，实现这一切都还需要创新技术的推动。

· 路线图

精密医学已经取得了重大进步，产生了一些新的治疗方法，根据个人特点制定新的治疗方案，如一个人的基因组成，或个人肿瘤基因档案。这种创新方法可以用来治疗癌症。

把初步的成果进行大规模运用，需要国家协调一致、持续的努力。为此，奥巴马总统发布“精准医疗计划”，将利用基因组学的发展，创新方法管理、分析大型数据集以及利用健康信息技术，同时注意保护隐私。还将有 100 万或更多的美国人参与该计划，自愿贡献自己的健康数据来改善健康数据结果，促进新疗法的发展，推动基于数据的更精确医疗技术的新时代发展。

## 案例分析

### 1、Watson

#### ① 案例说明：

IBM 作为人工智能领域的领先企业，其推出的“Watson 认知”服务通过使用 IBM 强大的人工智能技术与海量数据，在许多行业里都大显身手。而在医疗领域，Watson 推出的产品为 Watson Health，而其主要的关注点在于肿瘤和癌症的诊断。Watson Health 利用其先进的自然语言处理能力，能够深度挖掘非结构化数据并寻找深层次的关系。而目前 Watson Health 的发展策略为大量收购数据公司、获取海量数据，同时与医疗机构开展合作，并逐渐向其它领域扩展。现阶段，Watson 已经能为多种肿瘤、癌症提供解决方案，同时由于扎实的技术、人才、数据积累，未来 IBM Watson 将会有更为出色的发展。

#### ② KPI 分析：

##### a. 诊断/信息采集准确率：

Watson 的信息搜集渠道主要为收购数据公司，同时其部分已投入市场的产品也担任着数据搜集的工作。准确率上，根据 Watson 公布的数据，其产品 Watson For Oncology 在癌症治疗诊断的建议上与医生诊断的一致性达到了 96%。在印度班加罗尔 Manipal 综合癌症中心的研究显示，Watson 与医生在提供肺癌、结肠癌和直肠癌治疗建议方面一致性比例分别高达 96%、81%和 93%。在泰国曼谷 Bumrungrad 国际医院进行的研究中，Watson 与肿瘤学家在多种癌症类型治疗建

议方面同意度达 83%。在韩国仁川的嘉泉大学 Gil 医疗中心, Watson 与肿瘤委员会对高风险结肠癌病例的治疗建议一致性达 73%。

b. 辅助诊断增益率:

增益率方面, IBM Watson 在诊断速度上远远超过了人类医生, 同时准确率也能维持基本持平, 甚至在某些时候能够做到纠正人类医生的错误。在对一位脑肿瘤患者基因分析并给出治疗方案的实验中, Watson 仅用十分钟完成任务, 与之相比, 人类医学家用时 160 小时。在该实验中, 患者为一位 76 岁的恶性胶质瘤男性病患, 来自纽约基因组中心的研究人员与 IBM Watson for Genomics (IBM Watson 基因相关组件) 的测试版共同对其基因进行分析。人类专家组包括一位治疗肿瘤学家、一位神经肿瘤学家, 以及一位生物信息学家。

c. 辅助诊断平均时间:

根据 Watson 的实际应用情况, Watson 在诊断速度上也十分惊人。东京大学医学研究院曾利用 Watson 判断一位女性患有罕见的白血病, 而这只用了 10 分钟的时间。

## 2、Google DeepMind

① 案例说明:

Google DeepMind 在人工智能领域可以说是十分著名的公司, 其 AlphaGo 围棋程序大大推动了人工智能领域的关注度。而 DeepMind 旗下的 DeepMind Health 是 DeepMind 在医疗健康领域布局的产品。数据方面, DeepMind 与英国伦敦大学医学院开展合作, 并被允许访问英国国家医疗服务系统的 160 万患者数据。产品方面, DeepMind 与英国国家医疗服务体系合作, 开发出了视觉疾病识别、癌症诊断等产品。

② KPI 分析:

a. 诊断/信息采集准确率:

Google DeepMind 在数据收集上的主要动作是与英国 NHS 合作, 获取了超过 100 万名患者的数据, 并通过这些数据进行人工智能训练, 实现辅助诊断准确率的提升。

b. 辅助诊断增益率:

同样, 相较人类医生, Google DeepMind Health 在诊断时长上也有着明显的优势。而虽然仍处于起步阶段, 同时数据量受限, DeepMind Health 在诊断准确率上仍然能够与人类医生媲美。不过 DeepMind Health 的主攻领域为眼科疾病的图像识别, 在其他领域的建树不大。

c. 辅助诊断平均时间:

根据目前的试验情况, DeepMind 在诊断速度上相较于传统诊断方式自然有了大幅度的提高。对于头颈癌患者, 临床治疗上, 医生首先要获得患者头部的详细扫描图, 以锁定放疗范围勾画靶区并最大限度避免健康部位的损伤, 由于该部位构造复杂, 因此需要放疗时需要格外细致和精准, 分割好身体地图。就算是顶级的 UCLH (University College London Hospitals) 癌症机构, 这一过程平均耗时也得 4 个小时。而 DeepMind 和 NHS 合作开展研究, 通过分析超过 700 名符合 UCLH 数据隐私政策的头颈癌患者匿名数据, 利用深度机器来探讨缩短放疗时间的可能性。希望基于人工智能, 引进智能算法设计头颈癌患者放疗疗法, 将目前 4 小时的分区设计时间缩短至 1 小时。

## 3、Airdoc

① 案例说明:

Airdoc 是我国一家由一流团队构成的医疗领域人工智能企业，由来自微软、三星、谷歌、雅虎、新浪等顶尖公司的技术产品团队组建而成。公司目前的主要研究方向及解决方案包括辅助决策分析、医学影像分析和健康大数据挖掘，是国内该领域的顶尖企业，其诸多产品都实现了临床级的应用。

在医学影像分析方面，Airdoc 的成就尤为突出。首先在眼科疾病方面，Airdoc 在糖尿病性视网膜病变、斜视等领域都取得了巨大成果。Airdoc 花费大量时间从多家国内外顶级医院收集了数十万张眼底照片，构建超过 100 层卷积神经网络，准确解析原始图像的高阶信息，单次迭代持续训练超过 120 小时，最终研发出了 Airdoc 糖尿病性视网膜病变辅助诊断模型，在灵敏性和特异性等主要指标上，获得了和人类医生相当的结果。斜视方面，经过长时间的数据收集和数数据预处理，利用卷积神经网络设计了斜视识别网络，并且通过大量的数据验证模型，然后不停的调整模型的参数，以保证最终训练出的斜视模型在灵敏性和特异性的可靠性。同时，Airdoc 还与温州医科大学附属眼视光医院（浙江省眼科医院）、上海长征医院等医疗机构达成合作，继续推进产品的研发和实用化，其中 Airdoc 开发的包括糖网识别在内的多款产品已经在上海长征医院投入使用。

在 2017 年 5 月，搜狗搜索上线了黑色素瘤的人工智能识别服务，用户在搜狗搜索移动端输入“黑痣”、“黑斑”等词，即可在搜索结果中看到服务入口，进入 Airdoc 页面上传照片之后，Airdoc 即可帮助患者分析诊断黑色素瘤。该服务中，Airdoc 邀请了中国医学科学院北京协和医学院皮肤病医院（研究所）的顶级皮肤专家对照片识别结果进行把关。同时，本次合作更是该研究所首次与企业开展此类合作，向广大互联网用户提供服务。

## ② KPI 分析：

### a. 诊断/信息采集准确率：

在眼科疾病方面，Airdoc 花费大量时间从多家国内外顶级医院收集了数十万张眼底照片，构建超过 100 层卷积神经网络，准确解析原始图像的高阶信息，单次迭代持续训练超过 120 小时。加上与多家实体医院的通力合作以及数据积累，在诊断准确率上 Airdoc 已达到与人类医生相当的结果。

### b. 辅助诊断增益率：

在时间效率上同样以计算机为基础的人工智能系统 Airdoc 有着先天的计算优势，在保证近似相同的准确率下大幅度缩短了诊断时间。

### c. 辅助诊断平均时间：

辅助诊断时间与同行一流企业处于同一水准。

## 4、百度

### ① 案例说明：

2016 年 10 月 11 日百度在北京召开发布会，推出百度人工智能在医疗领域内的最新成果——百度医疗大脑 Melody，这宣告着百度也同样踏入了人工智能医疗这一领域。

“百度医疗大脑”是通过海量医疗数据、专业文献的采集与分析进行人工智能化的产品设计，模拟医生问诊流程，与用户多轮交流，依据用户的症状，提出可能出现的问题，反复验证，给出最终建议。在过程中可以收集、汇总、分类、整理病人的症状描述，提醒医生更多可能性，辅助基层医生完成问诊。

目前百度已与一些医疗社区进行线上合作，社区居民通过线上百度提供的服务，接受问诊，以此来初步确认自己是否患病，患的是哪一种疾病，从而能够减少患者去医院挂号、排队等负担，节约患者的时间和金钱。

## ② KPI 分析：

### a. 诊断/信息采集准确率：

“百度医疗大脑”通过海量医疗数据、专业文献的采集与分析作为自身的数据来源。百度称，Melody 将从公共渠道和私人渠道来获取数据，包括医疗教科书、医疗网站（医疗网站已经沉淀了海量的医生和患者之间的对话数据以及搜索查询数据）、医生提供的搜索查询数据等。

### b. 辅助诊断增益率：

在诊断准确率以及有效性和易用性上，Melody 距离实用价值还有很长的距离。目前的使用体验中经常出现对话死循环等错误，在准确率上更难以与人类医师媲美。

### c. 辅助诊断平均时间：

辅助诊断主要限于简单疾病，采用对话的形式进行，所以总时长与人类医师类似，但考虑死循环等问题，时间上的情况同样不乐观。

## 5、阿里巴巴

### ① 案例说明：

2017 年 07 月 12 日，由阿里健康研发的医疗 AI “Doctor You”，在北京万里云医学影像中心正式对外发布。“Doctor You” AI 系统包括临床医学科研诊断平台、医疗辅助检测引擎、医师能力培训系统等。

在现场，“Doctor You”向人们展示了其强大的图像识别能力，对 30 名患者产生的近九千张 CT 影像进行智能检测和识别，正确识别肺结节的准确率达到 90%以上。而如果通过传统途径，由 4 名医生人工对 30 名患者进行海量阅片及诊断，预计将花费 150-180 分钟的时间，是“人机会诊”的五到六倍。作为首个使用 AI 技术的医学影像平台，目前万里云已为全国包括河南、湖北、新疆、江西、四川在内的 20 多个省区市的 1600 余家基层医院提供远程咨询服务，今年还将计划接入 2500 家医院，每天中心多点执业医师的阅片量已超过 4000 名患者。下一阶段，万里云医学影像平台将继续拓展与阿里健康 AI 的合作广度，陆续接入“Doctor You”的乳腺超声、心电图、X 光等智能检测引擎。

## ② KPI 分析：

### a. 诊断/信息采集准确率：

在准确率上，对 30 名患者产生的近九千张 CT 影像进行智能检测和识别，正确识别肺结节的准确率达到 90%以上。准确率上有了较高的保证。

### b. 辅助诊断增益率：

可以对于海量的医疗影像资料进行快速的审查，得到与医生相近的诊断结果。这样的人工智能诊断系统可以大大减轻医生们的识图压力，接替医生进行海量的识图作业，从很大程度上提高医生的诊断效率。同时这种医疗影响分析系统可以避免医生在海量的识图过程当中，因为疲惫或是其他原因，漏过一些关键的图像信息，对于医疗诊断准确率的提升也将有着不小的帮助。

### c. 辅助诊断平均时间：

诊断时间上，由 4 名医生人工对 30 名患者进行海量阅片及诊断，预计将花费 150-180 分钟的时间，将会达到“人机会诊”的五到六倍。Doctor You 实现了对诊断时长的大幅度缩短。

## 6、总结分析

### ① 发展思路：

从多个案例不难看出，虽然人工智能辅助诊断企业已经推出了许多相关产品，



并有一部分已经投入实际使用，但是现阶段多数企业及其产品仍处于起步阶段，大规模的应用还没有到来，相关技术也并未完全成熟。而从案例中也可以看出，目前各人工智能辅助诊断企业的发展思路是基本一致且十分清晰的。

a. 首先是基础技术的完善，这方面主要是指人工智能相关技术包括深度学习、神经网络模型的构建等等。近两年随着人工智能关注度的进一步提高，该领域的技术也得到了进一步的发展，硬件方面 GPU、NPU、TPU 等等人工智能芯片不断涌现，软件方面算法的完善程度也不断发展。

b. 其次便是数据积累，数据在人工智能训练过程中扮演了重要的角色，为了达到精确的诊断效果，必须让人工智能进行大量的数据训练，而目前人工智能辅助诊断企业获取数据的主要途径分为两种，第一种类似 IBM Watson，通过收购大量数据公司获取医疗数据；另一种类似 Airdoc 和 DeepMind Health，通过与医疗机构合作获取医疗数据。从近期这些企业与医疗机构的频繁合作不难看出，目前相关企业仍在数据积累及精度提升阶段。预计通过与专业机构的合作，各类产品应该能在较短的时间内实现精度上、效率上的提高，大大提高其实用价值。

c. 最后便是产品实际投入使用。通过数据积累与技术完善，部分辅助诊断产品在医疗机构中已经投入使用。这些产品目前主要用于提高医师的决策效率、辅助意见。在实际使用中，产品又能进一步搜集数据，完善技术，同时也为辅助诊断企业提供除研究投资、售卖产品之外新的盈利途径。

② 盈利模式：

服务对象	服务类型	付费方式
医院	辅助诊断系统	一次性卖给医院/按使用次数收费
病人	病人根据自身需求使用辅助诊断系统	用一次付一次费
政府	主要是糖尿病、宫颈癌、乳腺癌的筛查	政府专项资金

③ 优势与发展：

从以上案例的 KPI 分析中不难看出，人工智能辅助诊断在诊断效率上基本处于绝对领先的状态，这也是其主要优势。而人类医师则普遍在准确率上有着优势，但是差距不大。但是若要实现人工智能辅助诊断的实际使用，仅仅做到目前的水平是不足的，准确率如果无法有严格的保证，在管理运营以及伦理道德上将面临诸多难题，同时无疑也会阻碍市场的发展进步。

## 产业限制因素

### 1、可信度

①判断辅助诊断可信度参数：

真阳性：要评估的技术判定为有病（阳性）且金标准也判定为有病的病例数（用 a 来表示）。

假阳性：要评估的技术判定为有病（阳性）而金标准判定为无病（阴性）的病例数（用 b 来表示）。

假阴性：要评估的技术判定为无病（阴性）而金标准判定为有病（阳性）的病例数（用 c 来表示）。

真阴性：要评估的技术判定为无病（阴性）且金标准也判定为无病的病例数（用d来表示）。

根据以上四个数值就可以得出这种方法的敏感性、特异性、阴性预测值和阳性预测值。

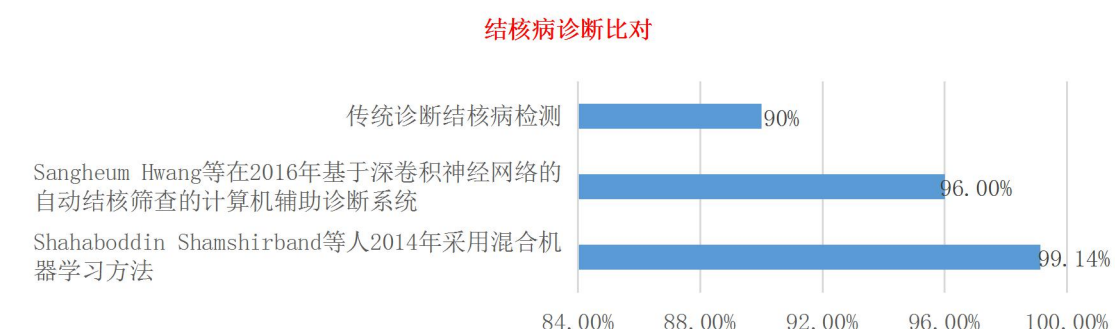
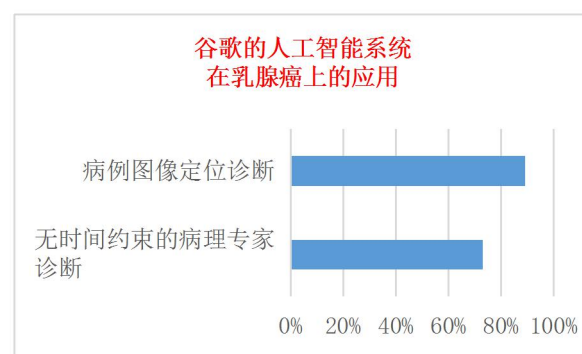
$$\text{敏感性} = a / (a + c)$$

敏感性也称真阳性率，反应某种方法判定某病变的漏诊率。敏感性一般以百分数表示，敏感性越高，则漏诊率越低。用来筛查某种疾病的方法必须敏感性高，这样才能减少漏诊。

$$\text{特异性} = d / (b + d)$$

特异性也称真阴性率，反应某种方法判定某病变的误诊率。特异性一般也以百分数表示，特异性越高，则误诊率越低。用来筛查某种疾病的方法并不一定要求特异性特别高，在一个合理的范围即可接受。

②辅助诊断可信度较高（成功应用）实例：



## 2、社会认可程度

### ①病患态度：

人工智能辅助诊断的费用一般是比较高的，IBM的Watson癌症诊断系统单次诊断需要患者额外缴纳4500元诊断费。2015年的人均国民可支配收入21966元，

而一些严重疾病的治疗费用却相对较高。根据中国保监会曾发文，指出了比较重大的疾病花费往往到了 20~30 万，这远远超过了人均可支配收入。使用辅助诊断的手段帮助治疗会使居民增加治疗重大疾病的额外支出，这就使得中国国内病患对于完全接受智能医疗辅助诊断还有一定的困难。

②医生态度：

各家医院的医生对于辅助诊断是持有开放和支持的态度，因为从医生的角度考虑，智能医疗辅助诊断能够更快更准确的确定患者病症，增加治愈的机率。

中国电子科技集团公司第五十五所 职工医院院长张健燕：	人工智能增加了基层医生的自信心。
青岛市市立医院党委书记丁华民：	帮助地市级医院增加影响力与竞争力。
协和系医生集团主任朱颖：	希望人工智能可以帮助我们做决策。
哥伦比亚大学皮肤科诊所主治医师 Lindsey Bordone 博士：	如果人工智能帮助我做出更准确的判断，我很欢迎。
长征医院影像科医生刘凯：	人工智能确实可以减少漏诊，企业在研发产品时多了解医生的真是需求。
浙江省中医院乳腺外科主治医师顾 锡冬：	人工智能确实在科研、教学、诊断、治疗等领域帮助我们。
浙江省人民医院放射科龚向阳：	解决医生因疲劳、情绪引发的误诊问题，同时提高医生的效率。

4、政策影响

我国人工智能政策文件		
时间	政策颁布主体	主要内容
2015. 5	国务院	《中国制造 2025》中提出“加快发展智能制造装备和产品”，指出“组织研发具有深度感知、智慧决策、自动执行功能的告指数控机床、工业机器人、增材制造装备等智能制造装备以及智能化生产线，统筹布局和推动智能交通工具、智能工程机械、服务机器人、智能家电、智能照明电器、可穿戴设备

		等电子产品的研发。”
2015. 7	国务院	《国务院关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》中明确指出人工智能作为 11 个重点布局的领域之一，促进人工智能在智能家居、智能终端、智能汽车、机器人领域的推广应用。
2016. 4	工信部、发改委、财政部	《机器人产业发展规划（2016-2020 年）》中提出，在服务机器人领域、重点发展消防救援机器人、手术机器人、智能型公共服务机器人、智能护理机器人等四种标志性产品，推进展业服务机器人实现系列化，个人、家庭服务机器人实现商业化。
2016. 5	发改委、科技部、工信部、网信办	《“互联网+”人工智能三年行动实施方案》中提出，到 2018 年，中国将基本建立人工智能产业体系、创新服务体系和标准化体系、培育若干全球领先的人工智能骨干企业，形成千亿级别的人工智能市场应用前景。
2016. 7	国务院	《“十三五”国家科技创新规划》中提出，重点发展大数据驱动的类人智能技术方法：突破以人为中心的人机物融合理论方法和关键技术，研制相关设备、工具和平台落在基于大数据分析的类人智能方面取得重大突破，实现类人视觉，类人听觉，类人语言和类人思想，支撑智能产业发展。
2016. 12	国务院	《“十三五”国家战略新兴产业发展规划的通知》中要求发展人工智能，培育人工智能产业生态，促进人工智能在经济社会重点领域推广应用，打造国际领先的技术体系。
2017. 7	国务院	《新一代人工智能发展规划》中提出“三步走”战略，提出人工智能核心产业规模要达到 1 万亿元，带相关产业规模超过 10 万亿元。

目前政策对于人工智能的指导有如下几点：

- (1) 构建开放协同的人工智能科创体系
- (2) 培育高端智能经济
- (3) 建设安全便捷的智能社会
- (4) 加强人工智能军民融合
- (5) 构建安全高效的智能化设施
- (6) 前瞻布局新一代人工智能项目

但也有一些政策上有待进一步改进的盲点

- (1) 监管范围与责任确定范围没有明确
- (2) 数据合理、合法的应用流程及范围没有界定
- (3) 数据、人才、技术还没有全面打通

## 产业前景

人工智能辅助诊断现今仍是一个处于快速发展的萌芽时期的新兴行业，其在各个方面都还未达到成熟的地步，这些问题主要出现在三个方面，即数据、技术、市场。而人工智能辅助诊断未来的发展方向将主要围绕着这些现有不足与缺陷进行。

### 1、数据方向

#### ① 数据处理

数据处理就是将现有大量的医疗病例进行合理标注，以供人工智能辅助诊断软件进行学习训练。在这一过程中，如何将一个病例做出较好的标注是一个难点，因为很难去知道在一个病例之中是哪些因素造成了某一病症，你也很难去解释一个病症意味着哪些疾病，这都是目前在数据标注中需要研究的方向。不得不提的是，在目前整个人工智能辅助诊断的行业之中，进行数据的标注是最为挣钱的行业。

#### ② 数据互通

数据互通要解决的问题是，如何将那么多大大小小的医院他们收集的医疗数据进行互通，将其整合在一起，成为一个数据库。在数据互通这一大发展方向中，政府起着举足轻重的作用。政府应该出台相关政策，防止医疗数据的滥用，解决基层医院信息化建设问题，推动数据互通的发展。目前中国已经发布了《关于促进和规范健康医疗大数据应用发展的指导意见》，用于规范指导医疗数据的使用，并且已经筹建了三大健康医疗大数据集团，投入对于中国医疗数据的整合进程中。

#### ③ 不要数据

关于数据的另一大发展途径便是通过研究医疗领域的强化学习人工智能，能够让人工智能摆脱人类的束缚，自己计算各个疾病之间的关系与其相应的解决方法。这样的话，我们便可以不再需要海量的医疗数据用于机器学习了。不过这样的设想目前仍然仅存在于脑海当中，目前距离这样的目标仍有很长很长的路要走。

### 2、技术方向

#### ① 基础技术

作为一个新兴的行业，目前人工智能辅助诊断的大部分技术还处于萌芽之后的快速上升期，尚未成熟。排名最后的疾病筛查和预测，因为难度最大，算法最复杂、需要数据最多，甚至还处在学术机构的研究阶段。这些基础的技术距离成熟还有5-10年，甚至更长的时间。正是由于这样的原因，现有的很多人工智能辅助诊断产品都存在着不智能、可信度低下的问题。因而，对于这些基础性技术的研究并使其加速成熟，是目前这一行业的一大发展方向。

#### ② 硬件开发

当然除了软件方向，硬件的开发也是一大研究方向。这首先包括了基础硬件的研发，如对于能够加速人工智能运算的GPU、NPU、TPU等等人工智能芯片的研发。当然，更加主要的还是与智能医疗更有关联性的硬件，如可穿戴的医疗设备、云平台、数据整合系统等等，这些硬件的研发与普及将对医疗数据的采集与互通有着巨大的帮助。

### 3、市场方向

### ① 商业化

目前几乎所有的人工智能辅助诊断产业的企业都处于“不盈利”的阶段，大多都是在与医院或是相关部门进行合作研究，市场上还没有成熟的案例。因而如何将人工智能辅助诊断产品商业化是一个重要的发展方向。在这其中，如何与服务对象之间建立联系是最主要的问题。包括医院如何为患者提供医疗服务、政府如何为医院提供支持，这些过程都可以作为产品与服务对象建立联系的方向。

### ② CFDA 认证

CFDA 是医疗器械的主管部门，所有医疗相关产品都需要经过 CFDA 的审核。而因为 CFDA 以前从未有过人工智能辅助诊断相关产品的认证部门，导致相关产品的审核过慢，很多已经可以用于临床的产品迟迟无法落地。而人工智能产品更新周期太快，有些甚至以周和天为单位，往往旧的产品还未过审，新的产品就已经被研发出来，这在一定程度上阻碍了这一行业的发展。不过 CFDA 已经在这方面做出了相应调整，在 2017 年 9 月 4 日，CFDA 发布新版《医疗器械分类目录》，新增了与人工智能辅助诊断的对应的类别。希望这样的调整能够加快此类产品的审核和投入使用，从而能够促进人工智能辅助诊断行业市场方向的发展。