

行业评级:

机械设备 增持 (维持)

**章诚** 执业证书编号: S0570515020001  
研究员 021-28972071  
zhangcheng@htsc.com

**肖群稀** 执业证书编号: S0570512070051  
研究员 0755-82492802  
xiaoqunxi@htsc.com

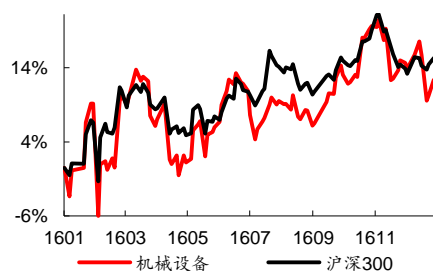
**王宗超** 执业证书编号: S0570516100002  
研究员 010-63211166  
wangzongchao@htsc.com

**金榜** 021-28972092  
联系人 jinbang@htsc.com

相关研究

- 1《机械设备: 机械行业每周新锐系列报告》2017.01
- 2《专用设备II/机械设备: 3D玻璃加工设备进入景气向上期》2017.01
- 3《通用机械II/机械设备: 从成长增速或周期拐点中寻找确定性》2017.01

行业走势图



资料来源: Wind

# 机器学习: AI 德州大战的技术解析

## 未来机器系列报告第十五篇

### 回顾与解析: AlphaGo 横扫世界棋坛, 德州扑克成为人工智能新战场

过去一年中谷歌 AlphaGo 大胜围棋顶级大师李世石, 60 局连胜数十位中日韩国棋高手。攻陷围棋后人工智能进军德州扑克, 加拿大和捷克科学家研发的 DeepStack 成为首个一对一无限注德州扑克中战胜人类玩家的人工智能, 平均胜率达到了 492mbb/g。2017 年 1 月中旬卡内基梅隆大学人工智能“Libratus”迎战德州扑克职业玩家, 为期 20 天, “人机对战”历史将再添浓重一笔。人工智能时代的到来震撼全球, 究竟是什么力量赋予谷歌 AlphaGo 和德州扑克 AI 以超凡智慧? “未来机器”系列报告希望用前瞻性研究视角为您提供启发。第十五篇, 我们聚焦 AlphaGo 的制胜法宝——机器学习。

### 机器学习是人工智能的方法, 深度学习是机器学习的分支

通俗而言, 人工智能 (Artificial Intelligence) 目的就是使机器具备部分 (甚至是全部) 人类的智能。机器学习是人工智能范畴下的一种重要方法, 是实现人工智能的一种途径。深度学习则是指机器通过深度神经网络, 模拟人脑进行学习、判断和决策, 是机器学习的主要分支之一。人工智能, 机器学习和深度学习是层层细分的关系, 后者是前者实现的一种途径。

### 机器学习的关键技术支持: 内存、GPU、算法和数据源

简单来说机器学习就是计算机利用已有数据, 得出了某种模型并利用此模型预测未来的一种方法, 与人脑思考方式非常类似。机器学习的发展主要取决于硬件和软件两个方面。硬件方面: 大容量的存储是机器学习发展的基础, 同时现阶段主流机器学习方法都依赖于 GPU 来进行计算和训练。软件方面: 算法是机器计算的核心, 数据源是机器学习准确性的保障, 随着深度学习算法的提出, 神经网络算法成为了近期的热点。

### 机器学习产业蓬勃发展, 全球多领域巨头争相布局

根据 Venture Scanner 统计, 截至 2016 年上半年全球共有约 1000 家人工智能公司, 其中机器学习相关公司约占 40%; 根据 IDC 的预测, 2020 年机器学习应用市场有望达 400 亿美元。虽然多数人工智能企业尚属初创, 但仍有以谷歌、IBM、Facebook、百度、阿里巴巴、腾讯等国内外巨头依托自身技术、资金与数据优势构成了机器学习领域的核心力量, 从日渐完善产品线到平台构建等角度带动机器学习产业蓬勃发展。

### 人工智能是智能机器人的点睛之笔, 携手云计算开启服务机器人新时代

服务机器人定位于服务人类, 智能化是其最大的特征。机器学习、深度学习将成为服务机器人高度智慧的新源泉, 使机器智能化持续提升, 交互准确性迭代提高。同时云计算、大数据、高速移动网络将机器学习与智能机器人隔空相连, 共同构建以“云平台”为核心的人工智能技术生态圈, 智能机器人有望迎来爆发期。虽然国内服务机器人产业起步晚, 但发展空间较大, 几十家上市公司宣布进入, 其中布局积极、业务规模可观的代表企业包括: 巨星科技、机器人、康力电梯、博实股份、美的集团等。

风险提示: 机器学习领域技术发展速度不及预期。

## 正文目录

人机大战烽火不断，人工智能捷报频传 .....	4
连胜 60 局：谷歌 AlphaGo 横扫中日韩棋坛 .....	4
力克职业玩家：德州扑克成为人工智能挑战人类的新战场 .....	5
机器学习：人工智能的璀璨明珠 .....	8
机器学习是人工智能的方法，深度学习是机器学习的分支 .....	8
七十年变迁：机器学习的前世今生 .....	9
高效性与普适性是机器学习崛起的核心优势 .....	10
机器学习的主要应用概览 .....	11
机器学习的技术路径解析 .....	14
机器学习的方式类似于人脑的思考过程 .....	14
机器学习的关键技术支持 .....	14
技术局限性：数据源限制、计算时间限制、硬件水平限制 .....	16
机器学习的明天：平台化、云端化、算法商用化 .....	17
机器学习产业蓬勃发展，全球多领域巨头争相布局 .....	18
人工智能打造最强大脑：服务机器人产业生态圈再添新生机 .....	22
服务机器人：即将走进人类生活的方方面面 .....	22
人工智能携手云计算，服务机器人有望突破性智能升级 .....	23
国内智能服务机器人产业格局解析 .....	25

## 图表目录

图表 1：谷歌 AlphaGo 对战前的学习过程 .....	4
图表 2：谷歌 AlphaGo 与李世石对战现场 .....	4
图表 3：谷歌 AlphaGo 与李世石第一场对战棋局回顾 .....	5
图表 4：2016 年 7 月世界职业围棋 Go Ratings 排名 .....	5
图表 5：DeepStack 与职业扑克选手较量结果（以 AIVAT 和所赢得的筹码进行衡量，单位 mbb/g） .....	5
图表 6：HUNL（heads-up no-limit，一对一无限注）公共树的一部分 .....	6
图表 7：卡内基梅隆大学 Libratus 的德州扑克人机对战现场 .....	7
图表 8：人工智能、机器学习、深度学习三者关系示意图 .....	8
图表 9：深度学习原理简化示意图 .....	8
图表 10：Hebb 学习规则示意图 .....	9
图表 11：最近邻算法示意图 .....	9
图表 12：决策树算法示意图 .....	10
图表 13：随机森林模型示意图 .....	10
图表 14：机器学习在语音识别中的运用 .....	11
图表 15：语音识别的错误率变化趋势 .....	11
图表 16：人脸识别的面部训练数据提取示意图 .....	11

图表 17: 人脸识别的图像信息处理过程示意图 .....	11
图表 18: 2017年 CES 展上的自动驾驶汽车 .....	12
图表 19: 自动驾驶的机器学习网络训练回路 .....	12
图表 20: IBM Watson 系统的发展历程 .....	13
图表 21: 机器学习与人脑思考的过程比较 .....	14
图表 22: CPU 和 GPU 的逻辑架构对比 .....	15
图表 23: 机器学习的主要算法一览 .....	15
图表 24: 机器学习系统眼中的围棋 .....	16
图表 25: 2016 年上半年全球人工智能领域各类别公司数量 .....	18
图表 26: 全球人工智能行业年度总投资额 (单位: 十亿美元) .....	18
图表 27: 近年谷歌公司机器学习领域主要成就一览 .....	19
图表 28: 近年百度公司机器学习领域主要进展一览 .....	20
图表 29: 服务机器人与人工智能的关系示意图 .....	22
图表 30: 服务机器人主要分类一览 .....	23
图表 31: 人工智能、云计算、大数据、移动互联共同引领智能升级 .....	24
图表 32: 国内服务机器人主要研究机构 .....	25
图表 33: 国内服务机器人民营非上市企业 .....	26
图表 34: 国内上市公司服务机器人布局情况一览 .....	26

## 人机大战烽火不断，人工智能捷报频传

长久以来，“人机对战”一直都被公认为用于衡量人工智能进步程度的重要途径之一。在过去的20年里，随着人工智能的不断发展，传统智力游戏领域不断涌现出新的挑战者，我们多次见证了人工智能已经在大量的游戏、竞技比赛中超越了人类，例如国际象棋、中国象棋、西洋双陆棋、跳棋、Jeopardy 智力竞赛、Atari 电子游戏等。在过去的一年里，人工智能再一次凭借“人机大战”竞技场上的良好表现引发了全球对人工智能的持续关注。

### 连胜60局：谷歌AlphaGo横扫中日韩棋坛

在刚刚过去的2016年里，谷歌旗下DeepMind公司研发的人工智能AlphaGo在围棋界引起波澜。

2016年1月27日，谷歌DeepMind依托“深度学习”原理打造的AlphaGo在没有让子的情况下战胜了欧洲职业二段选手樊麾，人工智能第一次在完整的围棋竞技中击败专业选手。

成功战胜围棋大师李世石使谷歌AlphaGo一战成名。李世石于2003年获第16届富士通杯冠军后升为九段棋手，加冕富士通杯以来在十年时间里共获得18个世界冠军，是继李昌镐之后韩国最具代表性的顶尖棋手。在与李世石对局前，谷歌AlphaGo已经集中学习半年，谷歌为其输入了3000万步人类围棋大师的走法，让其自我对弈3000万局，积累胜负经验，同时在自我对弈的训练中形成全局观，并对局面做出评估。2016年3月9日到15日，AlphaGo最终以4:1的总比分战胜了世界围棋冠军李世石，这表明AlphaGo在围棋领域已经达到超越了世界顶尖水平。

成名后的AlphaGo凭借60局连胜中日韩高手再度引发全球关注。力克李世石后，谷歌AlphaGo并没有停下它征战的步伐。2016年7月18日，世界围棋排名网站Go Ratings公布谷歌AlphaGo的总积分超过原排名第一的柯洁，人工智能首次在围棋领域荣登世界榜首。在2016年末至2017年初，谷歌AlphaGo化身棋手Master在网络围棋平台的快棋对决中多次击败了包括聂卫平、柯洁、朴廷桓、井山裕太在内的数十位中日韩围棋高手，拿下60局全胜的战绩，人工智能的杰作谷歌AlphaGo在围棋界已经登峰造极。

图表1：谷歌AlphaGo对战前的学习过程



资料来源：TechWeb，华泰证券研究所

图表2：谷歌AlphaGo与李世石对战现场



资料来源：Google，华泰证券研究所

图表3: 谷歌 AlphaGo 与李世石第一场对战棋局回顾



资料来源: 搜狐视频, 华泰证券研究所

图表4: 2016年7月世界职业围棋 Go Ratings 排名

Rank	Name	♂♀	Flag	Elo
1	Google DeepMind AlphaGo			3611
2	Ke Jie	♂		3608
3	Park Junghwan	♂		3588
4	Lee Sedol	♂		3556
5	Iyama Yuta	♂		3535
6	Mi Yuting	♂		3529
7	Kim Jiseok	♂		3514
8	Lian Xiao	♂		3514
9	Shi Yue	♂		3509
10	Tuo Jiaxi	♂		3496

资料来源: Go Ratings, 华泰证券研究所

### 力克职业玩家: 德州扑克成为人工智能挑战人类的新战场

在攻陷围棋之后, 人工智能的触角开始伸向德州扑克。2017年初, 加拿大和捷克的几位科学家在《DeepStack: 无限注德扑的专业级人工智能玩家》的论文中介绍了 DeepStack 这种能在一对一无限注德扑中击败人类玩家的新算法, 奠定了人工智能征战德扑的里程碑。

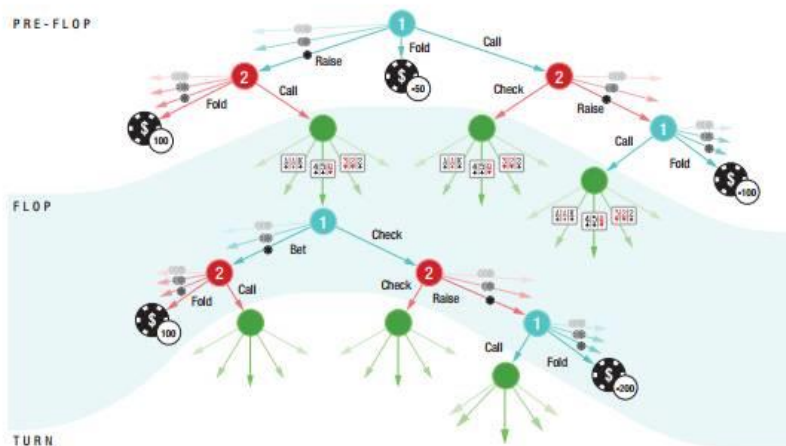
论文记录的人机对战中, DeepStack 平均胜率达到了 492mbb/g。研究者邀请了来自 17 个国家的 33 名专业扑克选手挑战 DeepStack, 进行了 44852 次较量。DeepStack 成为了首个在一对一无限注德扑中战胜人类玩家的人工智能, 并且平均胜率达到了 492mbb/g (一般人类玩家到 50 mbb/g 就被认为拥有较大优势, 750mbb/g 就是对手每局都弃牌的赢率)。

图表5: DeepStack 与职业扑克选手较量结果 (以 AIVAT 和所赢得的筹码进行衡量, 单位 mbb/g)

Player	Rank	Hands	AIVAT (mbb/g)	Chips (mbb/g)
Martin Sturc	1	3000	70 ± 119	-515 ± 575
Stanislav Voloshin	2	3000	126 ± 103	-65 ± 648
Prakshat Shrimankar	3	3000	139 ± 97	174 ± 667
Ivan Shabalin	4	3000	170 ± 99	153 ± 633
Lucas Schaumann	5	3000	207 ± 87	160 ± 576
Phil Laak	6	3000	212 ± 143	774 ± 677
Kaishi Sun	7	3000	363 ± 116	5 ± 729
Dmitry Lesnoy	8	3000	411 ± 138	-87 ± 753
Antonio Parlavecchio	9	3000	618 ± 212	1096 ± 962
Muskan Sethi	10	3000	1009 ± 184	2144 ± 1019
Pol Dmit <sup>‡</sup>	-	3000	1008 ± 156	883 ± 793
Tsuneaki Takeda	-	1901	628 ± 231	-332 ± 1228
Youwei Qin	-	1759	1311 ± 331	1958 ± 1799
Fintan Gavin	-	1555	635 ± 278	-26 ± 1647
Giedrius Talacka	-	1514	1063 ± 338	459 ± 1707
Juergen Bachmann	-	1088	527 ± 198	1769 ± 1662
Sergey Indenok	-	852	881 ± 371	253 ± 2507
Sebastian Schwab	-	516	1086 ± 598	1800 ± 2162
Dara O'Kearney	-	456	78 ± 250	223 ± 1688
Roman Shaposhnikov	-	330	131 ± 305	-898 ± 2153
Shai Zurr	-	330	499 ± 360	1154 ± 2206
Luca Moschitta	-	328	444 ± 580	1438 ± 2388
Stas Tishekvich	-	295	-45 ± 433	-346 ± 2264
Eyal Eshkar	-	191	18 ± 608	715 ± 4227
Jefri Islam	-	176	997 ± 700	3822 ± 4834
Fan Sun	-	122	531 ± 774	-1291 ± 5456
Igor Naumenko	-	102	-137 ± 638	851 ± 1536
Silvio Pizzarello	-	90	1500 ± 2100	5134 ± 6766
Gaia Freire	-	76	369 ± 136	138 ± 694
Alexander Bös	-	74	487 ± 756	1 ± 2628
Victor Santos	-	58	475 ± 462	-1759 ± 2571
Mike Phan	-	32	-1019 ± 2352	-11223 ± 18235
Juan Manuel Pastor	-	7	2744 ± 3521	7286 ± 9856
Human Professionals		44852	486 ± 40	492 ± 220

资料来源: Google, 华泰证券研究所

图表6: HUNL (heads-up no-limit, 一对一无限注) 公共树的一部分



资料来源: arXiv, 华泰证券研究所

**围棋被攻陷后，为何是德州扑克来承载人类应战的责任？**

“人心不可测”的德州扑克是典型的不完整信息博弈游戏，也是人工智能面临的长期挑战。围棋对弈，双方的棋子都尽显在一方棋盘中，也就是“完整信息博弈”，因此阿尔法狗的胜利，实质上就是揭开了围棋玄而又玄的神秘面纱，证实了围棋背后的计算本质。然而，德州扑克则是“不完整信息博弈”，信息不完全透明，玩家只看到自己手中的牌，无法得知对手的牌，并在博弈过程中包含了欺骗、推测。简单来说，这是一个“人心不可测”的博弈。由于德州扑克包含了更接近真实世界情况的欺骗、推测等非完美信息，这一特征对人工智能的算法和数据处理能力提出了更高的要求。

**DeepStack 力挫专业德扑选手的奥秘究竟如何？人工智能已经读懂人心了吗？**

德州对战中你不仅要思考别人要做什么，思考自己做什么，甚至要思考别人会认为你做什么，进而推理出自己的下一步，这些尔虞我诈的战术更像是兵法。

DeepStack 注重培养人工智能德州对战出牌时的“直觉、牌感”。在这篇论文中，多次出现一个词：“直觉”，也就是我们常说的“牌感”。DeepStack 结合循环推理来处理信息不对称，使用分解将计算集中在相关的决策上，并且使用一种深度学习技术从单人游戏中自动学习以获取对扑克任意状态的直觉形式。在运用深度学习，反复自我博弈之后，DeepStack 学会了在每一个具体情境出现时进行推理。这非常接近人类玩家的“牌感”，即在当前情境下对个人牌面大小的感觉，并作出相应的决策。

对战超过一定手牌数时，运气成分将被稀释，人工智能强大的记忆力优势将被突显。不同于围棋、国际象棋等纯技术类游戏，德州扑克短期的对局中运气因素十分重要。人类完全靠记忆记录对手逻辑思维顺序，还有打牌的模式套路，而人工智能会直接存档，把你每一手牌的牌和过程全部记录下来，客观上这一点人类就比较难做到。所以在一个较长手牌数的对局中，人工智能将数据充分收集并快速分析后，人类完全难以与之抗衡。

**下一场人机德扑大战，何时揭晓战果？**

2017 年 1 月 11 日，由卡内基梅隆大学开发的同样适用 DeepStack 算法的人工智能“Libratus”开始在无限制德州扑克比赛中同四个顶级德扑职业玩家展开挑战，赛程为期 20 天，总共将对战 12 万手牌，一旦最终战果揭晓，人工智能征战“人机对战”的历史将再添浓重一笔。

图表7：卡内基梅隆大学 Libratus 的德州扑克人机对战现场



资料来源：DeepMind，华泰证券研究所

不论是 AlphaGo 在围棋界连奏凯歌还是 Libratus 向德州扑克领域全力进发，都展现了近年来人工智能，特别是机器学习领域的迅猛发展。通过本文，我们将为您深度解读“机器学习”技术的前世今生。

## 机器学习：人工智能的璀璨明珠

### 机器学习是人工智能的方法，深度学习是机器学习的分支

通俗而言，人工智能（Artificial Intelligence）目的就是使机器具备部分（甚至是全部）人类的智能。人工智能作为计算机科学的一个分支，是研究用计算机来模拟人的某些思维过程和智能行为（如学习、推理、思考、规划等）的学科。美国麻省理工学院的温斯顿教授认为：“人工智能就是研究如何使计算机去做过去只有人才能做的智能工作。”人工智能的研究领域主要包括机器人、语言识别、图像识别、自然语言处理和专家系统等。

机器学习是人工智能范畴下的一种重要方法，是实现人工智能的一种途径。人工智能可以根据其智能的程度分为响应式机器、有限记忆机器，心智理论机器和自我意识机器四类。前文提到的 AlphaGo 就可以归类为有限记忆机器，即机器可以根据过去有过的经验来决定未来的步骤。为了实现机器智能的提升，“机器学习”是不可或缺的方法。根据英特尔机器学习主管尼迪·查普尔（Nidhi Chappel）的观点，人工智能的根本在于如何为机器赋予智能。而机器学习则是部署支持人工智能的计算方法。通俗来说，机器学习是让机器实现智能的方法，是机器学习成就了人工智能。机器学习是近期人工智能中发展最快的部分，因此全球为数众多的企业都在努力开发这项技术。

深度学习是指机器通过深度神经网络，模拟人脑进行学习、判断和决策，是机器学习的主要分支之一。为了达到机器学习的目标，浅层学习和深度学习的方法被先后提出。深度学习的概念源于神经网络的研究，它基于神经网络框架，通过模拟人脑学习的方式来处理数据，通过神经网络的分层处理，将低层特征组合形成更加抽象的高层表示属性类别或特征，以发现数据的分布式特征表示。AlphaGo 的技术架构采用的是模仿人类大脑神经的模式，通过深度学习把人工神经网络的层级大大增加，提升了计算能力。AlphaGo 的胜利，让如今高速发展的深度学习益发成为人工智能领域的焦点。

总的说来，人工智能，机器学习和深度学习是层层细分的关系，后者是前者实现的一种途径。

图表8：人工智能、机器学习、深度学习三者关系示意图



资料来源：网易科技，华泰证券研究所

图表9：深度学习原理简化示意图



资料来源：TechWeb，华泰证券研究所

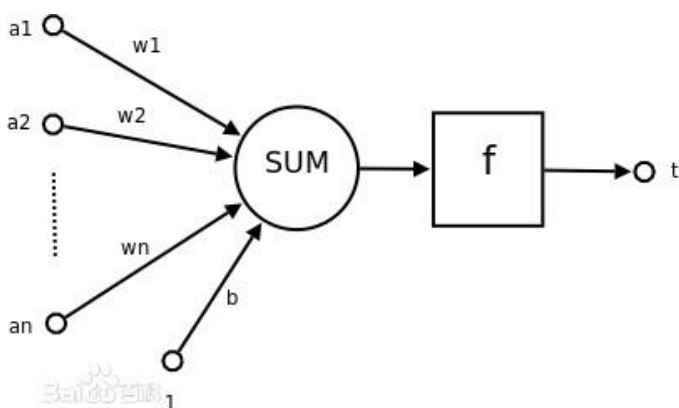


## 七十年变迁：机器学习的前世今生

### ➤ 奠定基础：20世纪50年代初到60年代中叶

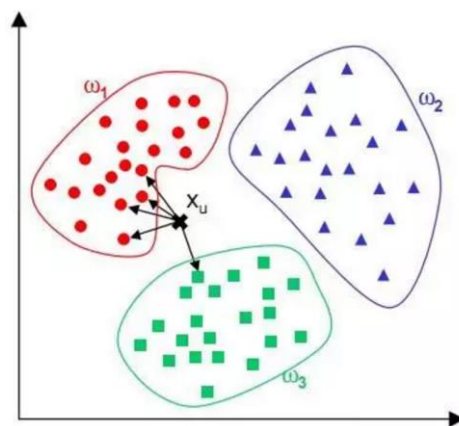
在这一阶段，研究者们提出的各种算法模型为机器学习奠定了理论基础。Hebb 于 1949 年基于神经心理学的学习机制提出了 Hebb 学习规则。Hebb 学习规则是一个无监督学习规则，这种学习的结果是使网络能够提取训练集的统计特性，从而把输入信息按照它们的相似性程度划分为若干类。这一点与人类观察和认识世界的过程非常吻合，人类观察和认识世界在相当程度上就是在根据事物的统计特征进行分类。之后，IBM 科学家亚瑟·塞缪尔开发了一个能够随着游戏程序运行时间的增加而提高行动准确性的跳棋程序。通过这个过程，塞缪尔驳倒了普罗维登斯提出的机器无法超越人类，像人类一样写代码和学习的模式。他创造了“机器学习”，并将它定义为“可以提供计算机能力而无需显式编程的研究领域”。此外，在算法方面，最小二乘法和最近邻算法的提出大大增强了机器的数据处理能力。

图表10：Hebb 学习规则示意图



资料来源：百度百科，华泰证券研究所

图表11：最近邻算法示意图



资料来源：DataCastle，华泰证券研究所

### ➤ 停滞不前：20世纪60年代中叶到70年代末

在这一阶段，受限于当时有限的内存和处理速度，机器学习的发展步伐几乎处于停滞状态。虽然这个时期温斯顿 (Winston) 的结构学习系统和海斯·罗思 (Hayes Roth) 等的基于逻辑的归纳学习系统取得较大的进展，但只能学习单一概念，而且未能投入实际应用。此外，神经网络学习机因理论缺陷未能达到预期效果而转入低潮。

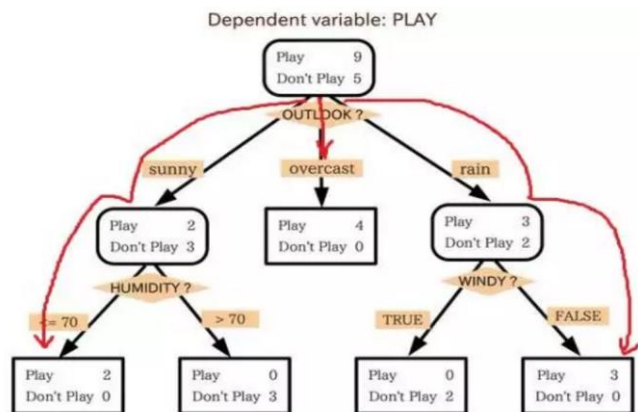
### ➤ 走向复兴：20世纪70年代末到80年代中叶

从70年代末开始，人们从学习单个概念扩展到学习多个概念，探索不同的学习策略和各种学习方法。这个时期，机器学习在大量的时间应用中回到人们的视线，又慢慢复苏。在这个时期中，韦博斯提出神经网络反向传播算法和多层感知器的概念；昆兰提出了与神经网络模型截然不同的决策树算法。这些新的理论为机器学习的发展增加了更多的可能性。

### ➤ 逐步成形：20世纪90年初到21世纪初

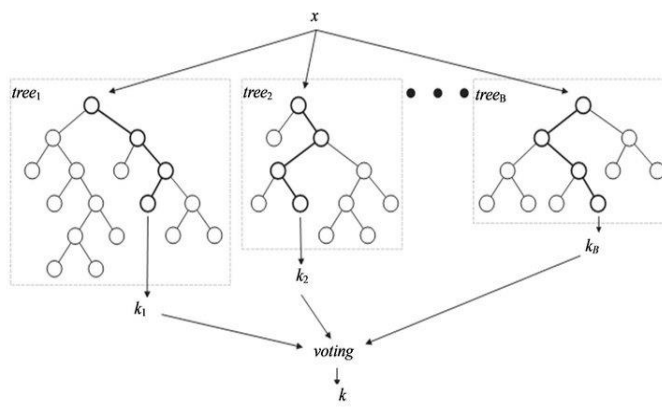
在这阶段，一些相对成熟的算法理论被提出。研究者 Schapire 和 Freund 提出并完善了一种用来提高弱分类算法准确度的“Boosting”方法；瓦普尼克和科尔特斯在大量论证和实证条件下提出了支持向量理论。此外，布雷曼博士进一步深化了决策树模型，提出了随机森林模型。这个阶段，神经网络和支持向量机制在各个情景下存在各自的优势。

图表12: 决策树算法示意图



资料来源: DataCastle, 华泰证券研究所

图表13: 随机森林模型示意图



资料来源: Google, 华泰证券研究所

➤ **蓬勃发展: 21世纪初至今**

在这个时期，深度学习和支持向量机理论成为主流。Hinton 和 Salakhutdinov 提出的深度学习理论大大提高了神经网络的能力。深度学习可以让那些拥有多个处理层的计算模型来学习具有多层次抽象的数据的表示。这些方法在许多方面都带来了显著的改善，包括最先进的语音识别、视觉对象识别、对象检测和许多其它领域，例如药物发现和基因组学等。深度学习能够发现大数据中的复杂结构，这也是 AlphaGo 能够在围棋领域产生重大影响的原因。此外，互联网的普及，大数据和云计算的普遍运用也加速了机器学习的发展。随着机器学习理论的不间断演进和发展，人工智能领域也将产生持续的变革，引发人类生产能力和生产方式的改变。

**高效性与普适性是机器学习崛起的核心优势**

**核心优势之一：高效性**

相对于传统的机器算法，让机器进行一个决策需要其创建者将已有或者已总结好的知识通过机器语言传输给机器。但机器学习的算法能够通过过去相关事件的数据自己总结出相关模型，然后根据总结出的模型对新的事件进行判断，机器的使用者只需要提供过去发生的样本数据。样品量越大，机器决策的正确性就越高。这就大大提高了效率，因为机器能够24小时不间断运行去分析样本，而人类则不行。

**核心优势之二：普适性**

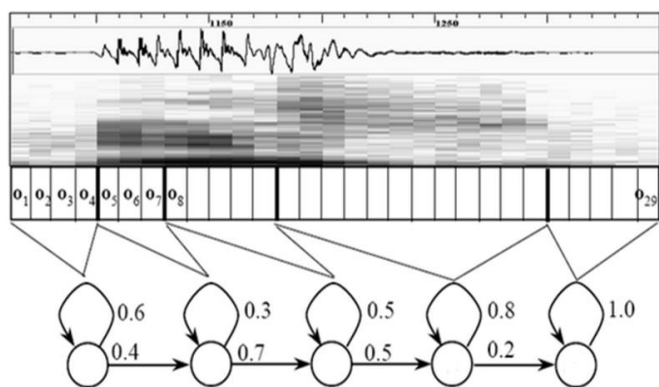
如果用传统算法去解决一个问题，遇到不同的条件可能就需要对模型的代码进行调整，这使得改进的成本很高。而机器学习只需要调整输入的样本数据就能让机器自己分析出新的模型从而进行运用，所需要的只是获得数据的成本和一定的时间成本。这一特性也是的机器学习能够适用于各个能够获得大量数据的行业，而不是只针对某个特殊的方面。大大增强了机器的普适性，继而降低了使用者的成本。

## 机器学习的主要应用概览

### 应用之一：语音识别

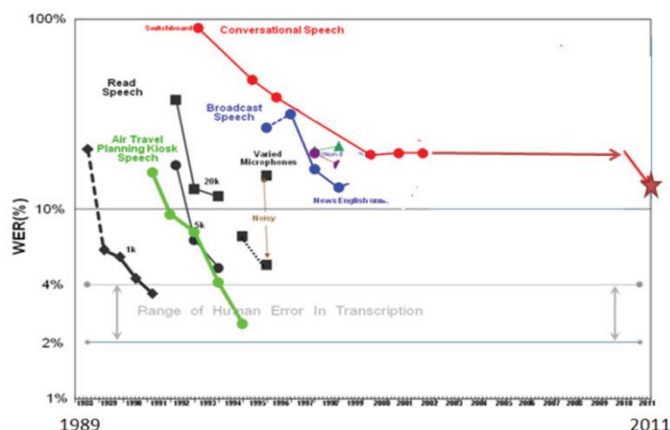
机器学习技术可以应用于语音识别领域，iPhone的Siri和Windows语音助手Cortana都使用了机器学习的技术。当用户使用语音识别软件时，机器需要根据已经构建的状态网络中寻找与客户声音最匹配的路径，而这个状态网络的构建就用到了机器学习的技术。通过状态网络的构建，机器可以从一个用户的话语，确定用户提出的具体要求，甚至可以帮助程序自动填充用户需求。机器对客户的声音样本收集的越多，机器对于客户就越人性化。随着机器学习技术的不断发展，语音识别的错误率也在不断减少。

图表14：机器学习在语音识别中的运用



资料来源：Rabiner L R, 华泰证券研究所

图表15：语音识别的错误率变化趋势

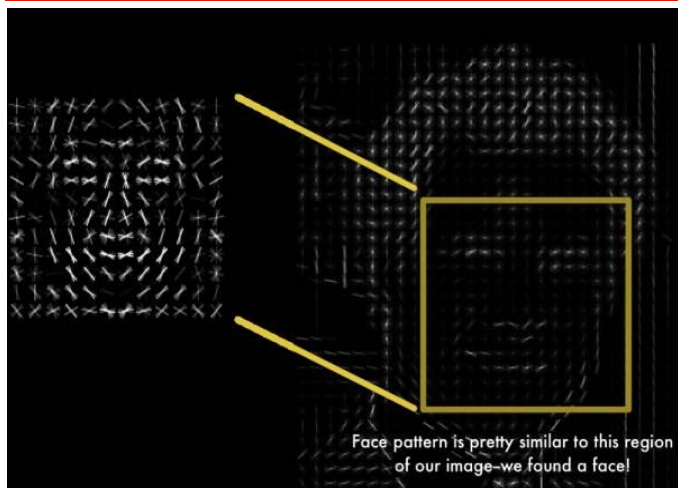


资料来源：SR Wiki, 华泰证券研究所

### 应用之二：人脸识别

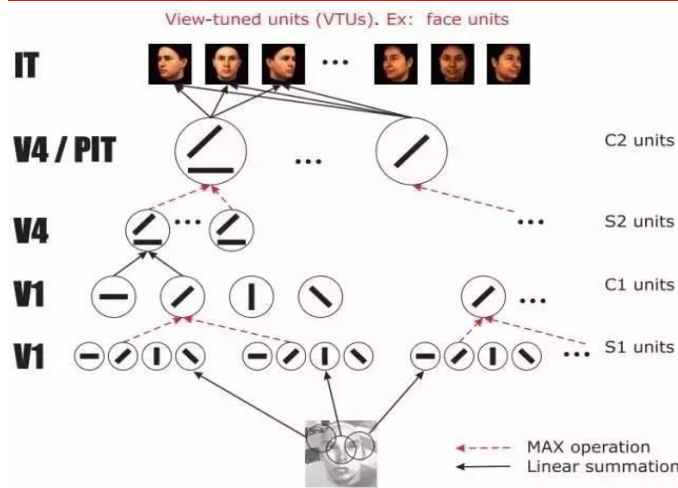
人脸识别技术是基于人的脸部特征，对输入的人脸图像或者视频流，根据具体的面貌特征信息进行判断。人脸识别系统的研究始于20世纪60年代，而真正进入初级的应用阶段则在90年后后期，以美国、德国和日本的技术实现为主。采用深度学习的人脸识别系统，早期需要把现实的图像抽象成一系列数据进行学习并了解人脸的特征，在构建了一套最基本的人工智能学习算法后，再提供大量人脸及非人脸照片，包括同样的人脸在不同光线、表情、角度的照片，让计算机去适应辨别、学习。人脸识别技术作为技术安全度较高的识别模式，目前在考勤、门禁、电视、安防等广泛的领域已有一定的行业及个人消费市场应用。

图表16：人脸识别的面部训练数据提取示意图



资料来源：Imagination, 华泰证券研究所

图表17：人脸识别的图像信息处理过程示意图



资料来源：电子创新网, 华泰证券研究所

### 应用之三：自动驾驶

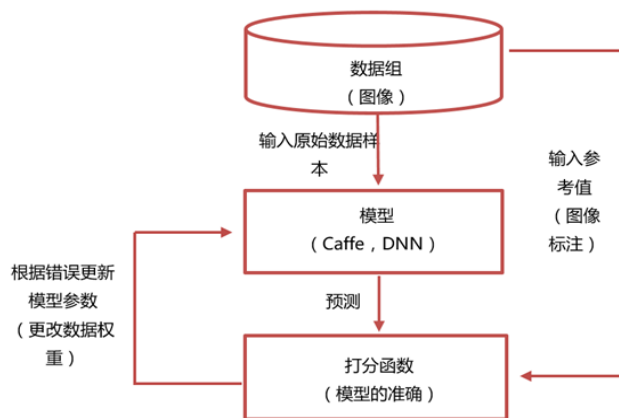
在自动驾驶领域，各大厂商普遍运用了机器学习的算法来使自动驾驶汽车更加智能化。在 2017 年的 CES 展会上，FCA 的纯电动自动驾驶概念车 Chrysler Portal、本田的 NeuV、福特的第二代 Fusion 混动自动驾驶试车、现代的 Ioniq、法拉第未来的首款量产电动车等几乎都采用了机器学习特别是深度学习的技术。运用了机器学习算法的自动驾驶汽车会根据用户的打分回馈去不断修正自己的行为模式，从而逐渐满足客户的要求。例如，当特斯拉自动驾驶汽车用户行驶在右车道，靠近高速公路出口坡道时，车子会倾向于直接开往出口，因此用户必须快速将主控权拉回来（修正路径），直到车子离开出口坡道。但随着经验的累计，车子也慢慢降低了每当车子靠近出口坡道时，直接开往出口的倾向，直至无需手动修复。这表现出了机器学习的高度可塑性。

图表18： 2017 年 CES 展上的自动驾驶汽车



资料来源：环球汽车，华泰证券研究所

图表19： 自动驾驶的机器学习网络训练回路

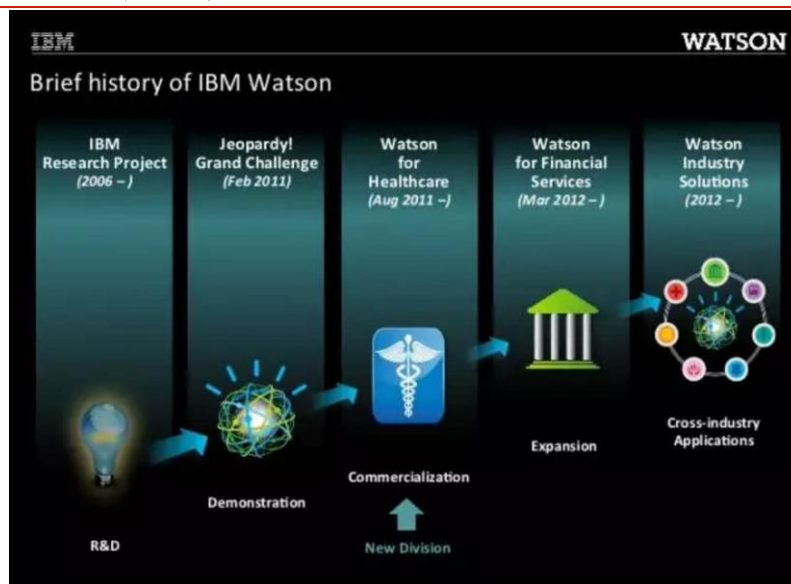


资料来源：网易科技，华泰证券研究所

### 应用之四：医疗诊断

基于机器学习的大数据分析能力，机器学习可以应用于医疗健康领域。机器学习系统可以根据病人的症状和一个匿名的病人资料数据库，预测该病人可能患了什么病。这样的决策模型，可以程序为专业医疗人士提供支持。IBM 在 2016 年开始致力于将其认知计算机器人与健康医疗相结合。2016 年 8 月 12 日，Watson Health 正式进入中国市场开始其“认知医疗”系统的推行。此外，东京大学医学研究院利用 Watson 在 10 分钟内判断出一位女性患有罕见的白血病。这些进展预示着机器学习在健康医疗领域有着广阔的前景。

图表20: IBM Watson 系统的发展历程



资料来源: IBM, 华泰证券研究所

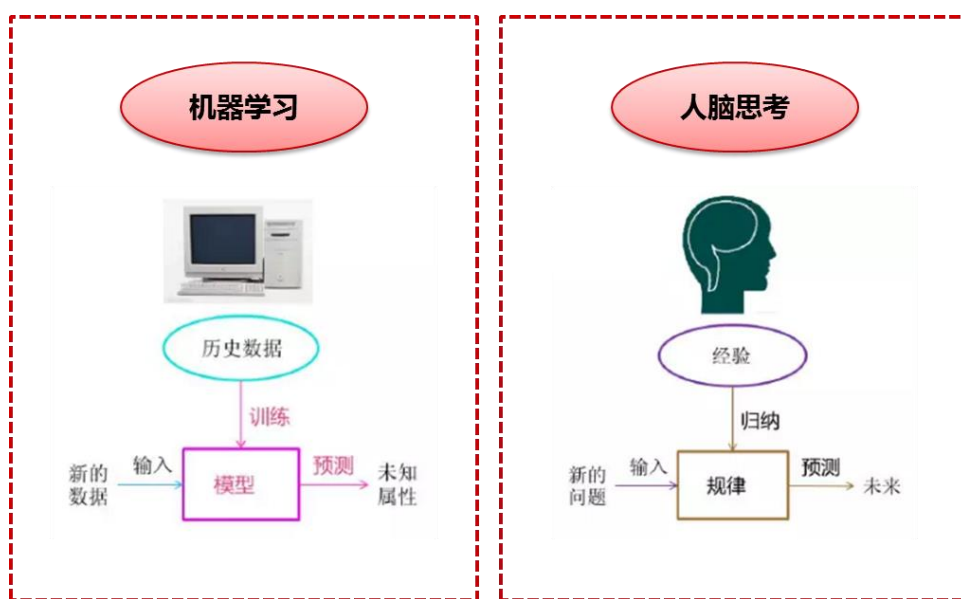
## 机器学习的技术路径解析

### 机器学习的方式类似于人脑的思考过程

机器学习从本质上来讲是一种学习结构，整个结构包括环境、知识库和执行三个部分。在整个过程中，环境向系统提供信息，系统利用这些信息修改知识库，以增进系统执行部分完成任务的效能，执行部分根据知识库完成任务，同时把获得的信息反馈给学习部分，从而继续改进知识库。

在具体的应用中，环境、知识和执行部分决定了具体的工作内容，学习部分所需要解决的问题完全由上述三部分确定。简单来说，机器学习就是计算机利用已有的数据，得出了某种模型，并利用此模型预测未来的一种方法，这与人脑的思考方式非常类似。

图表21：机器学习与人脑思考的过程比较



资料来源：Python 开发者，华泰证券研究所

### 机器学习的关键技术支持

机器学习的发展与人工智能的整体发展类似，主要取决于硬件和软件两个方面。

#### 硬件方面：大容量存储和强大 GPU 是技术关键

因为机器学习需要大量的数据作为支撑，因此大容量的存储是机器学习发展的基础。从机器学习的发展历史来看，在 20 世纪 60 年到 70 年代，机器学习的发展几乎停滞，这在一定程度上是因为当时的计算机有限的内存和处理速度不足以解决任何实际的问题。例如，当时的计算机有限的内存和处理速度不足以解决任何实际的 AI 问题，科学家 Ross Quillian 在自然语言方面的研究结果只能用一个含二十个单词的词汇表进行演示，因为该时代下的内存最多只能容纳这么多。

现阶段主流机器学习方法都依赖于 GPU 来进行计算和训练。随着计算机处理速度和存储能力的不断提升，机器学习得以继续发展，GPU（图形处理器）与 CPU 类似，只不过 GPU 是专为执行复杂的数学和几何计算而设计的。以深度学习为例，深度学习中一类成功应用的技术叫做卷积神经网络 CNN，这种网络在数学上就是许多卷积运算和矩阵运算的组合，而卷积运算通过一定的数学手段也可以通过矩阵运算完成。GPU 最擅长的是图形点的矩阵运算，因此深度学习能够非常恰当地运用 GPU 进行加速。

图表22: CPU 和 GPU 的逻辑架构对比



资料来源: 中关村在线, 华泰证券研究所

**软件方面: 算法与数据源至关重要**

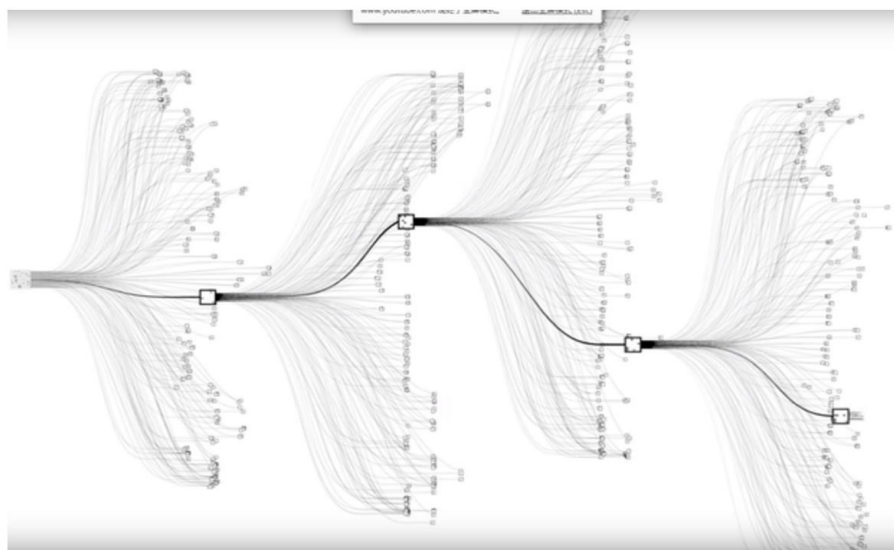
算法是机器计算的核心, 在机器学习的发展史中出现了各种不同方向的算法。其中使用最多、影响最广、最典型的算法主要包括六种: 回归算法、神经网络算法、SVM、聚类算法、降维算法、推荐算法。随着深度学习算法的提出, 神经网络算法成为了近期的热点, AlphaGo 和众多自动驾驶平台都采用了此种算法。

图表23: 机器学习的主要算法一览

算法	分类	概况	
监督学习算法	回归算法	线性回归	线性回归一般使用“最小二乘法”, 即拟合出一条总体误差最小的函数直线。但这种做法因为计算量太大或者真是情况非线性而不适合机器计算。
		逻辑回归	逻辑回归和线性回归类似, 但线性回归处理的是数值问题, 而逻辑回归属于分类算法, 期预测结果是离散的分类。
	神经网络算法	BP 算法	简单来说, 神经网络就是信息分解与整合。在神经网络中, 每个处理单元事实上就是一个逻辑回归模型, 逻辑回归模型接收上层的输入, 把模型的预测结果作为输出传输到下一个层次。通过这样的过程, 神经网络可以完成非常复杂的非线性分类。
		深度学习	
	SVM (支持向量机)		支持向量机算法从某种意义上来说是逻辑回归算法的强化: 通过给予逻辑回归算法更严格的优化条件, 并通过跟高斯“核”这种特殊的函数, 将地位空间的数据隐射到高维的空间, 由此支持向量机可以表达出非常复杂的分类界线, 从而达成很好的分类效果。
无监督学习算法	聚类算法	K-Means	聚类算法是无监督算法中最典型的代表, 其目的是通过训练推测出数据的标签。
	降维算法		降维算法的主要特征是将数据的特征从高维降低到低维层次, 其目的是去除冗余信息从而压缩数据与提升机器学习其他算法的效率。
	推荐算法	基于物品内容的推荐	
基于用户相似度的推荐		将与目标用户兴趣相同的其他用户购买的东西推荐给目标用户。	

资料来源: 计算机的潜意识, 华泰证券研究所

数据源是机器学习准确性的保障。机器学习需要根据大量的数据进行自我学习和反馈从而不断提高决策的准确性。以 AlphaGo 为例, 在围棋比赛中存在指数级别的可能性, 而 AlphaGo 为了能打败围棋顶尖高手需要“学习”几乎涵盖所有可能性的棋谱。只有能搜集到这些高质量高数量的棋谱, AlphaGo 才能对围棋高手的下一步进行预测从而提高自己获胜的可能性。

**图表24：机器学习系统中的围棋**

资料来源：DeepMind，华泰证券研究所

### 技术局限性：数据源限制、计算时间限制、硬件水平限制

近年来，机器学习在深度学习方法的带领下取得了很大的进步，但因为内部和外部的影响，机器学习尚存在一定的局限性。

#### 数据源限制

机器学习系统对于作为机器学习的基础的原始数据样本的数量和质量都有着较高的要求。对于一个具体的事件，开发者需要收集这个事件进行的大量可靠的历史数据。但并不是所有事件都能收集到所要求的数据。特别是在工业领域，一些尖端工艺并不存在相对应的历史数据，这就对机器学习系统的普及产生了影响。

#### 计算时间限制

机器学习系统在投入使用之前需要大量的数据样本进行模型分析，这些分析是通过计算机来进行的。而现阶段的计算机处理速度只能说是基本能满足机器学习的要求。AlphaGo 在 2015 年 12 月正式发布，经过了将近一年的时间的训练才能稳定战胜对手。这个时间对于机器学习的大规模商业化推广来说仍然是一笔非常高昂的成本。

#### 硬件水平限制

现阶段计算机的处理速度能基本满足机器学习中的逻辑回归算法，而 SVM 等算法则因为计算规模的问题很少被使用。随着算法的不断更新，机器学习对于计算机的要求会越来越高，然而计算机硬件水平提升的速度并不能跟上算法的突飞猛进。因此，计算机的硬件水平也是机器学习的一大限制因素。



## 机器学习的明天：平台化、云端化、算法商用化

机器学习在经过近些年的迅速发展之后，其有效性已经被无数成功应用所验证，但在机器学习的常用算法的发展已经接近饱和。例如在模型方面，经过实践检验过的模型基本还是 LR 和 GBDT，以及这两者的一些变种和结合，例如 FM、LR+GBDT 等等，再如特征处理方面常用的包括离散化、归一化、平滑等等，相当长时间已经趋于固定。学术界对这些方面的进一步改进，从效果上来说就像在从 95 分到 98 分，对整个工业界应用来讲不是目前最重要的。因此可以推断，未来机器学习的发展，将由算法创新转向使用方法的创新。

### 趋势之一：平台化

机器学习的平台化是一个存在价值的方向。平台化是指把机器学习系统做成一个更加通用的平台，让各种业务都能够方便的接入这个平台，从而做到机器学习的普及化。百度，Google 和微软等公司都已经开始了机器学习平台的试点。

### 趋势之二：云端化

根据摩尔定律，每过两年世界上的数据量就会翻倍，同时用于存储这些数据的成本也会下降。当开发者拥有更多的数据，而存储数据的成本也下降之后，机器学习就可以向云端迁移。在云上，可扩展的网络服务是可以随叫随用的 API。数据科学家不再需要管理基础设施或实现自定义代码，系统将为他们实现这些功能，实时产生新的模型，并提供更快、更准确的结果。云端化和平台化都将会大大增加机器学习系统的普及速度。

### 趋势之三：算法商业化

算法和数据是机器学习的基石。随着互联网的不断发展，数据的获得成本将会越来越低，这就使得算法成为未来机器学习市场的核心，人们将会通过产品使用的算法来评价它的性能好坏。企业的竞争力也不仅仅在于大数据，还要有能够把数据转换为实际应用的算法。因此，CEO 应该关注公司有产权的算法，而不仅仅是大数据。2016 年 5 月，英特尔收购了一家核心技术为“驾驶员高级助理系统”的视觉算法的公司。差不多在同一时间，ARM 以 3.5 亿美元收购了英国计算视觉公司 Apical，而 Apical 正拥有多项计算视觉 IP 算法模块。这些巨头的布局都预示着着算法商业化的潜在价值。

## 机器学习产业蓬勃发展，全球多领域巨头争相布局

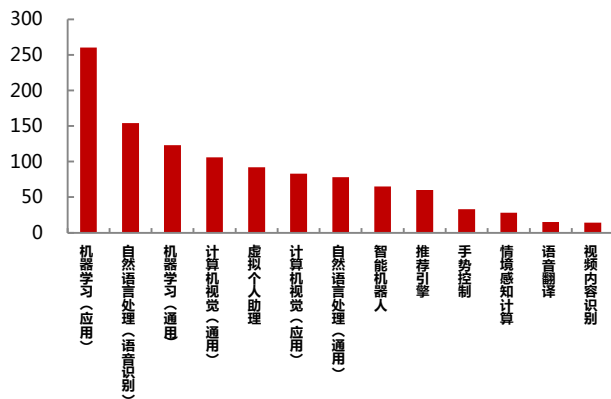
机器学习公司数量稳居人工智能之首，2020年机器学习应用市场或达400亿美元

人工智能产业是智能产业发展的核心，是其他智能科技产品发展的基础，近年来，国内外的高科技公司以及风险投资机构纷纷布局人工智能产业链。

根据 Venture Scanner 公司统计，截至 2016 年上半年，全球共有约 1000 家人工智能公司，其中美国公司约占一半。统计中 Venture Scanner 公司将人工智能公司分为 13 个细分行业，其中机器学习（应用）分类公司达 260 家，位居所有分类之首，机器学习（通用）分类公司达 123 家，所有机器学习相关公司合计 383 家，约占人工智能领域公司的 40%。

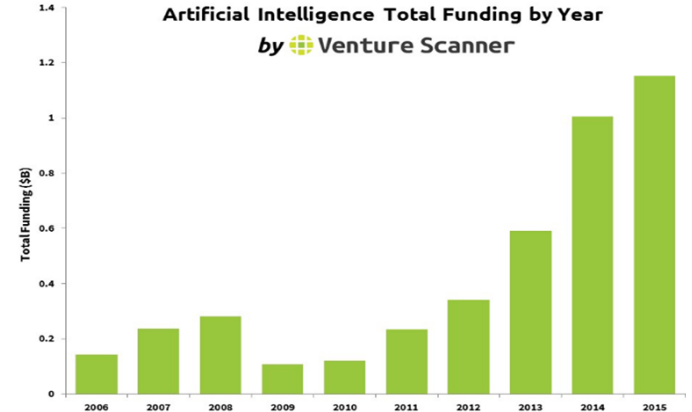
根据 Venture Scanner 公司统计，2014 年全球人工智能领域投资额为 10 亿美元，同比增长近 50%；2015 年全球人工智能领域共获得约 12 亿美元的投资；该公司预测 2020 年全球人工智能市场规模有望超过 1000 亿美元。根据市场研究公司 IDC 的预测，到 2020 年机器学习应用市场将达到 400 亿美元，其中将约有 60% 的应用运行在亚马逊、谷歌、IBM 和微软四家公司的平台上。在未来 10 年甚至更久的时间里，人工智能将是众多智能产业技术和应用发展中的投资热点。

图表25： 2016年上半年全球人工智能领域各类别公司数量



资料来源：Venture Scanner，华泰证券研究所

图表26： 全球人工智能行业年度总投资额（单位：十亿美元）



资料来源：Venture Scanner，华泰证券研究所

### 全球多领域巨头争相布局机器学习，并购扩张加速产业崛起

在全球人工智能领域中，虽然多数企业属于初创企业，但仍有一批关键势力依托自身技术、资金与数据门槛构成了国内外人工智能行业的第一梯队，从日渐完善产品线到平台构建，这些企业形成了全球人工智能行业的核心力量。

#### ➤ 谷歌：以深度学习为核心，多领域并购扩张

谷歌以深度学习技术为依托，同时涉足人机交互、语言理解、机器人等人工智能核心技术应用领域，全方位布局人工智能产业。2015 年以来，谷歌在机器学习领域实现突破，深度学习能力不断加强，实现电脑操作游戏、排序网页以及与专业棋手对弈。值得注意的是，谷歌先后开源第二代机器学习平台 Tensor Flow 以及自然语言理解软件 SyntaxNet 的源代码，引领互联网巨头在人工智能领域开源的趋势。

谷歌通过对人工智能领域创业企业的并购以及与传统产业巨头的合作,实现人工智能领域的全面布局及纵深式发展。2014年,谷歌斥资约5亿美元并购英国公司 Deep Mind Technologies,其开发的 AlphaGo 在 2016 年战胜韩国棋手李世石震惊全人类。通过不断并购,谷歌迅速实现机器学习(深度学习)、机器人、语音识别、图像识别、语言理解、人机交互等领域的全面布局,成为全球互联网企业在人工智能领域实力最雄厚的企业。随后,谷歌又着眼于人工智能与传统行业的结合,通过与传统行业巨头强生和福特等合作,推动人工智能在医疗和交通领域的纵深式发展。

**图表27: 近年谷歌公司机器学习领域主要成就一览**

时间	产品/技术	主要成就概况
2015年2月	机器游戏	成功通过机器学习让电脑成为 Atari 视频游戏的大师
2015年10月	Rank Brain	RankBrain 是谷歌用于处理搜索结果的机器学习人工智能系统,使用人工智能来为网页排序
2015年11月	Tensor Flow	利用大量数据直接就能训练计算机完成任务的第二代机器学习平台 Tensor Flow 完成开源
2016年3月	AlphaGo	AlphaGo 对战世界围棋冠军、职业九段选手李世石,并以 4:1 的总比分获胜

资料来源:中国投资咨询网,华泰证券研究所

#### ➤ IBM: 凭借人脑模拟芯片 TrueNorth 打通机器学习新天地

从 SyNAPSE 到 TrueNorth, IBM 在人脑模拟领域势不可挡。2011年,IBM 研发的首款能模拟人类大脑的 SyNAPSE 芯片问世,当时仅为一个单核心的原型。2014年,IBM 对其进行重大升级,芯片核心数量达到 100 万个“神经元”内核、2.56 亿个“突触”内核以及 4096 个“神经突触”内核。2015年8月,IBM 推出首个基于 SyNAPSE 打造的芯片 TrueNorth,48 枚 TrueNorth 芯片组建成的具有 4800 万个神经元的网络,智力水平已经比肩普通啮齿类动物。2016年4月,IBM 发布了用于深度学习的类脑超级计算平台 IBM TrueNorth,其处理能力相当于 1600 万个神经元和 40 亿个神经键,能耗仅 2.5 瓦。

IBM 同时开发超级计算机 Watson,引领认知商业新时代,广泛应用于医疗、金融等多领域。Watson 可通过以证据为基础的学习能力,能够从大数据中快速提取关键信息,像人类一样进行学习和认知。可以通过专家训练,并在交互中通过经验学习来获取反馈,优化模型。

#### ➤ Facebook: 围绕社交业务积极布局深度学习与人机交互

通过人工智能研究院和人工智能实验室的建立,Facebook 在社交之外的人工智能应用领域实现突破。2015年5月,Facebook 进军智能围棋领域;2015年12月,Facebook 的人工智能硬件平台 Big Sur 实现开源,更多投资者开始陆续加入。

#### ➤ 百度: 多点布局引领国内人工智能产业发展

2013年以来,百度成立了深度学习研究院,耗资近 70 亿建设四大研发中心和三大实验室,布局以机器学习为核心的人工智能产业。2016年4月启动的“凡尔纳”计划,再次力推百度大脑,在国内异军突起。百度大脑是百度人工智能领域布局的重要一环,目前,百度大脑已经具有了全球最大的神经网络,拥有 200 亿个神经参数,可以更好地支持进行各种多样机器的训练工作,让“智能化”的未来图景越来越清晰。

百度的海量数据处理能力及深度学习核心算法优势明显，业内成就显著。通过百度在人工智能领域各项研究计划，尤其是“百度大脑”计划的推进，百度获得海量数据资源和强大的数据处理能力、深度学习核心算法和相关人工智能技术两方面的能力保障。基于此，百度积极拓展开放数据处理及存储能力、开放技术服务平台、人工智能技术应用三大人工智能商业化方向，并取得了显著成就，无人驾驶汽车已实现智能驾驶，度秘已成为高度智能的个人生活助手。

**图表28：近年百度公司机器学习领域主要进展一览**

时间	主要进展概况
2013年1月	成立深度学习研究院
2014年9月	与宝马正式签署合作协议，共同致力于在中国推进高度自动化驾驶技术研究
2014年12月	投入研发支出近70亿，同时在美国和中国建立四大研发中心、三大实验室，包括在硅谷的人工智能实验室、在北京的深度学习实验室和大数据实验室等
2016年4月	启动“凡尔纳计划”，邀请国内外多位顶级研究者与百度首席科学家吴恩达组成研究团队，百度大脑与人工智能为该计划首个课题

资料来源：中国投资咨询网，华泰证券研究所

### ➤ 阿里巴巴：力推智能优化和客服两大平台，合作与投资并举

阿里巴巴以 DTPAI 平台为基础，智能优化和客服两大平台实现商用。2015 年开始，阿里开始在人工智能领域发力，发布首个可视化人工智能平台 DTPAI，它集成了阿里巴巴核心算法库，包括特征工程、大规模机器学习、深度学习等。在此基础上，阿里巴巴力推智能优化程序小 Ai 和人工智能客服小蜜并实现商用。

小 Ai 是阿里巴巴推出的基于情绪感知等原理工作的智能优化程序。2016 年 4 月 8 日，小 Ai 成功预测当晚《我是歌手》节目冠军。小 Ai 的算法还被阿里云成功用于浙江省交通厅的路况预测优化项目。小蜜是阿里巴巴推出的人工智能客服。2016 年 4 月，上线半个月来，“小蜜”日均处理 400 万用户的问题，平均响应时间不到 1 秒，还能实现智能话费充值等功能。

合作与投资并举，阿里巴巴向人工智能多领域延伸。阿里巴巴先后通过与上海庆科、旷视科技、云知声的合作，实现在图像识别、语音识别、智能硬件领域的技术进步。同时，阿里巴巴雄厚的资本帮助其对 SBRH、智臻智能等机器人公司进行投资，实现在人工智能硬件领域的延伸。

### ➤ 腾讯：软件与硬件领域兼顾，跨国合作与投资趋势明显

2016 年 12 月 18 日腾讯宣布推出面向机器学习的第三代高性能计算平台 Angel，并预计于 2017 年第一季度开放其源代码。

Angel 是腾讯第三代的计算平台，使用 Java 和 Scala 语言开发，面向机器学习的高性能分布式计算框架，由腾讯与香港科技大学、北京大学联合研发。它采用参数服务器架构，解决了上一代框架的扩展性问题，支持数据并行及模型并行的计算模式，能支持十亿级别维度的模型训练。Angel 还采用了多种业界最新技术和腾讯自主研发技术，如 SSP (Stale synchronous Parallel)、异步分布式 SGD、多线程参数共享模式 HogWild、网络带宽流量调度算法、计算和网络请求流水化、参数更新索引和训练数据预处理方案等。这些技术使 Angel 性能大幅提高，达到常见开源系统 Spark 的数倍到数十倍，能在千万到十亿级的特征维度条件下运行。

在系统易用性上，Angel 提供丰富的机器学习算法库及高度抽象的编程接口、数据计算和模型划分的自动方案及参数自适应配置，同时，用户能像使用 MR、Spark 一样在 Angel 上编程，建设了拖拽式的一体化的开发运营门户，屏蔽底层系统细节，降低用户使用门槛。另外，Angel 还支持深度学习，它支持 Caffe、TensorFlow 和 Torch 等业界主流的深度学习框架，为其提供计算加速。

## 人工智能打造最强大脑：服务机器人产业生态圈再添新生机

### 服务机器人：即将走进人类生活的方方面面

服务机器人是一种半自主或全自主工作的机器人，它定位于服务人类，而不是用于应用于制造业从事生产。它可以认识周围环境，根据变化的环境信息自主思考，并做出反应，是多种技术集成的智能化装备。

智能化是服务机器人最大的特征。工业机器人是一种可编程和多功能的操作机，是在结构化和已知的环境下为了执行不同的任务而提前设置操作的专门系统。不同于工业机器人，服务机器人面临的工作环境是非结构化和未知的，它的最大特征是智能化。机器人与人，可以神似形不似，以虚拟软件的形式服务人类。所谓神似，即让机器人的“神经网络”接近于人，依赖于人工智能和互联网，“能听会说”、“能理解会思考”，与人实现自如的沟通。这样的机器人可以作为虚拟应用，通过开放 API 植入任何硬件终端，即能为我们提供监控、远程操控、聊天、资讯等贴心的服务。

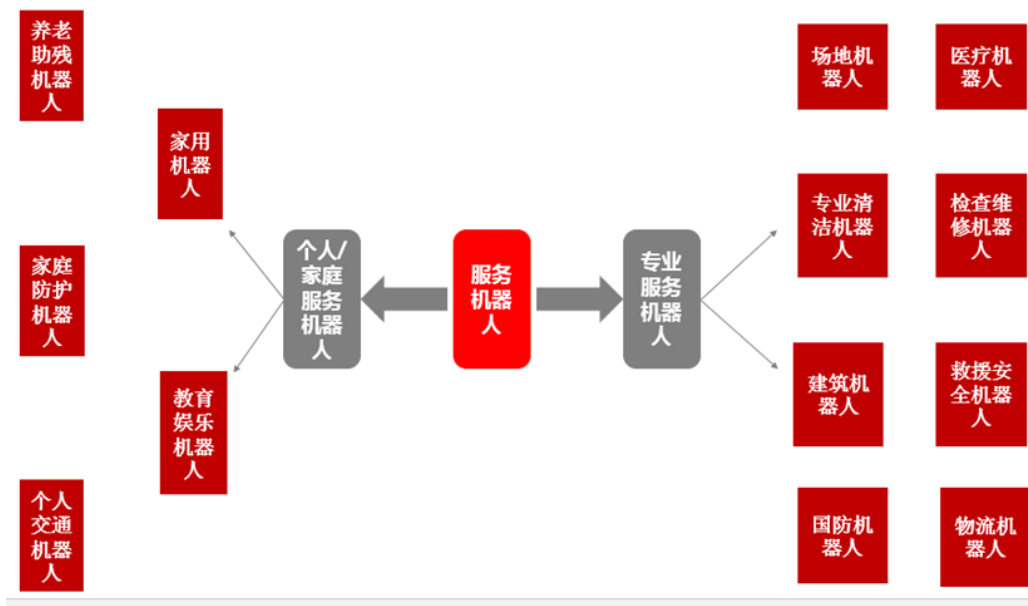
图表29：服务机器人与人工智能的关系示意图



资料来源：华泰证券研究所

服务机器人的应用十分广泛，可从事维护、保养、修理、运输、清洗、保安、救援、监护等工作。参照国际机器人联盟按应用领域的分类，可分为个人/家用服务机器人（Personal / Domestic Robots）和专业服务机器人（Professional Service Robots）两大类。

图表30： 服务机器人主要分类一览



资料来源：华泰证券研究所

市场规模初启，增长潜力可观。2013 年，全球服务机器人总销量为 402.1 万台，总销售额为 52.7 亿美元，随后几年全球服务机器人市场规模保持 14% 以上的复合增速，随着相互学习与共享知识云机器人技术获得重大突破，小型家庭用辅助机器人大幅度降低生产成本，将在 2020 年之前形成至少累计 416 亿美元的新兴市场。分领域来看：

- 个人/家庭服务机器人单价低、需求数量大，成为全球服务机器人产业中发展前景最好和增速最快的领域。IFR 估算 2014-2017 年间个人/家庭服务机器人销售量超过 3100 万台，销售额达到 110 亿美元。
- 专业服务机器人在极端环境和精细操作等某些特殊领域具有不可替代性，未来仍有较大增长空间。自 1998 年以来，全球累计已销售 15 万台，IFR 估算 2014-2017 年间有 134500 台专业服务机器人被安装使用，总销售额达到 189 亿美元。

### 人工智能携手云计算，服务机器人有望突破性智能升级

#### 机器学习和深度学习是机器人高度智慧的源泉

与工业机器人不同，服务机器人最大的特征为智能化，其中解决思考能力及后续反馈是服务机器人核心的技术壁垒。要实现这一能力就要涉及到人工智能技术，具体包含自然语言处理、语义分析和理解、知识构建和自学习能力、大数据处理和挖掘等前沿技术领域，并需要整合多种信息承载形式，如对文字、语音、体感、图像的通信和识别能力。这样，只有依托于机器学习、深度学习，才可以让机器实现像人一样“能听会说、自然交互、有问必答”的能力。

机器学习使得机器智能化水平持续提升，交互准确性在迭代提高。虽然在初期，由于技术的不成熟，机器的理解和交互可能有很大偏差，但随着越来越多人使用这个技术，更多反应人类生活的真实数据和使用经验就会被共享上传到云端，对应知识库和语义库将会不断的扩充和迭代。而机器也相当于完成了不断记忆和知识共享学习，它的交互准确误差就会越来越小。就像刚滴入水面的水滴，其波纹会逐步散开，层层覆盖整个水面。以科大讯飞的中文语音识别技术为例，2010 年上线时真实环境识别率 55.8%，而在 2011 年就达到了 83.2%，目前已达到了 95%。

过高的硬件配置要求制约了机器人自身搭载机器学习系统。冯·诺依曼体系的串行结构使

得计算机无法满足人工智能对硬件的要求，由于人工智能对于硬件配置要求较高，通常需要复杂的设备和强大的电力供应才能保证高效运行，这与日益趋于小型化、走入千家万户生活的服务机器人设计理念存在一定的矛盾。因此，简化服务机器人自身学习机构，利用云端资源实现机器学习成为了新的发展方向。

**云计算、大数据、高速移动网络将机器学习与智能机器人隔空相连**

通过云端服务器来实现计算，服务机器人的人工智能处理和自我学习将无需本体来完成。大数据、深度神经网络技术、移动互联、云计算“大智移云”实现人机交互。深度神经网络是（DNN, Deep Neural Networks）仿照大脑皮层的原理让机器有效地完成数据搜寻和记忆。在当下移动互联的时代，移动设备都会有智能传感器，它会产生大量的人与环境、设备的数据并上传到云端存储器实现共享。机器人依托云服务器，利用深度神经网络算法，数据挖掘工具和有效模型，在云端执行数据查询运算，最后把运算结果输出实现理解交互。

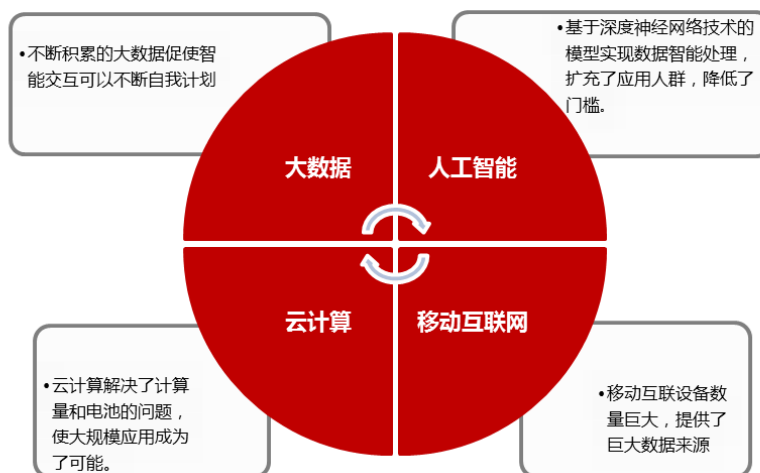
比如，机器人可以通过摄像头等传感器获取一些周围环境的照片，上传到云端服务器端，服务器端可以检索出类似的图片，然后计算出机器人的行进路径来避开障碍物。最后这次行动的新信息会储存起来，方便其它机器人检索。

**人工智能、云计算、大数据、移动互联共同形成的技术生态圈具有以下特点：**

- 大：不断积累的大数据促使智能交互可以不断自我计划；
- 智：基于深度神经网络技术的模型实现数据智能处理，扩充了应用人群，降低了门槛；
- 云：云计算解决了传统的嵌入式移动设备运算能力和电力供应不足的问题，降低了硬件成本，使大规模应用成为了可能；
- 移：移动互联设备数量大，提供了大量数据来源。

借助大数据、云计算，人机交互等人工智能在技术不断发展。大数据为人工智能提供知识库和决策来源，而云计算让大数据的运算处理成为了可能，这一切都能使人机交互不断迭代，更加精准。苹果手机应用 Siri 可以有效完成语音识别、Face++ 提供精准的面部分析技术，可以从图片或实时视频流中分析出人脸的性别、年龄、种族及表情。科大讯飞的讯飞超脑可以高考答题、微软的虚拟个人助理 Cortana 可以判断对话主体是同一个还是新的，谷歌收购的 Deepmind 可以控制电子游戏并取得胜利，百度深度学习研究院开发的百度大脑可以达到 2-3 岁智力水平。

**图表31： 人工智能、云计算、大数据、移动互联共同引领智能升级**



资料来源：华泰证券研究所



依靠云平台赋予每个硬件终端“中国最强大脑”，创造更大价值。现在依靠云平台和大数据的技术，最强大脑云平台 SaaS 产品已经诞生。未来通过开放 SDK 和接入云端，就可以让一切场景下的各种硬件，包括家用电器、汽车和手术、清洁、养老机器人等拥有类人的交互能力和执行能力。这样，人工智能云平台提供商可以向一切应用终端收取“大脑改造费”，提高现金流入和盈利水平。

未来十年，智能机器人将迎来爆发期。著名 IT 研究机构 Gartner 发布的 2015 年新兴技术成熟度曲线图指出，“智能机器人 (smart robots)”现在正处于新兴技术里的“创新萌芽 Innovation Trigger”，在十年后将进入成熟商业化的用途。此外与智能机器人密切相关的“自然语言问答 (Natural-Language Question Answering)”技术经历了“期望最顶点 (Peak of Inflated Expectation)”不久也将进入技术成熟期，达到商业化应用。而与 2014 年的曲线图对比更得出：大数据 (big data) 和云计算 (cloud computing) 已经不在这条新兴技术曲线上，这说明两者不再是“新兴”技术去，而成为主流技术能更好地应用于人工智能和服务机器人。

### 国内智能服务机器人产业格局解析

国内服务机器人本体公司起步晚，发展空间较大。我国的服务机器人从 2005 年才开始初具市场规模，在相关领域的研发与日本、美国等国家相比起步较晚，且缺乏上游核心零部件的支撑，绝对差距还比较大。但未来我国服务机器人必有比较大的发展机遇和发展空间。这是因为一方面，服务一般都要结合特定市场进行开发，本土企业更容易结合特定的环境和文化进行开发占据良好的市场定位，从而保持一定的竞争优势；另一方面，外国的服务机器人公司也属于新兴产业，大部分成立的时候还比较短，因而我国的服务机器人产业面临着比较大的机遇和可发展空间。

中国民营企业、科研机构和部分上市公司在服务机器人方面进行研发与产品储备，形成了初具产业规模的产品，包括清洁机器人、教育娱乐机器人、AGV 等，一批研产结合的企业也开始崭露头角。

图表 32：国内服务机器人主要研究机构

科研机构	主要研究领域
哈尔滨工业大学	医疗外科机器人
北京航空航天大学	仿生机器人、专业服务机器人
上海交通大学	救援机器人、专业服务机器人等
深圳先进技术研究院	助老机器人、康复机器人、脊柱手术机器人等
沈阳自动化研究所	专业服务机器人等

资料来源：中国投资咨询网，华泰证券研究所

图表33: 国内服务机器人民营非上市企业

公司	代表产品	相关简介
科沃斯机器人扫地机器人	扫地、擦窗、管家等家用机器人	成立于1998年3月, 主要致力于家庭服务机器人业务。目前是国内最大的清洁机器人公司, 每天零售扫地机器人的数量在5000台左右, 占据着国内超过50的市场份额。除了国内市场, 科沃斯在美国洛杉矶和德国杜塞尔多夫还分别成立了美国分公司和欧洲分公司。
上海未来伙伴机器人有限公司	教育机器人	成立于1996年, 从事伙伴机器人业务。公司旗下AS-MII是专门为中小学机器人教育而开发的新一代智能移动机器人。公司开发的图形化交互式C语言(简称VJC)为开发智能机器人项目、程序与算法、教学等提供了操作简单而功能又强大的平台。
上海惊鸿机器人有限公司	送餐、迎宾商业机器人等	专注于人形机器人的研发、制造, 可以广泛用于餐厅、酒店和临时性商业活动。
深圳市银星智能科技股份有限公司	清洁机器人	成立于2005年。公司旗下拥有kv8系列和两大品牌家庭清洁机器人。卡琳娜具备吸尘、扫地、拖地、杀菌、净化空气五合一功能, 适用于瓷砖、木地板, 短毛地毯、油布等多环境。
广州中鸣数码科技有限公司	教学、娱乐机器人	是一家专门从事教学机器人、娱乐机器人、实验机器人、仿生机器人产品研发的高科技企业。产品广泛应用于生活娱乐、青少年科技教育、机器人理论研究、机械人控制等各个领域。
优必选科技有限公司	安防机器人、智能人形机器人	成立于2012年, 专注于家庭、娱乐等智能服务机器人领域, 旗下有明星产品阿尔法智能人形机器人

资料来源: 中国投资咨询网, 华泰证券研究所

**国内上市公司产业投资如火如荼。**近两年, 几十家上市公司宣布进入机器人领域, 其中布局较为积极, 相关业务有较大市场空间的当属巨星科技、机器人、康力电梯、博实股份、美的集团等。

**一级市场投资活跃。**2014年下半年以来, PE/VC 逐渐重视服务机器人市场, 包括亿石创投等知名创投在內的机构开始设立基金, 投资于专业服务机器人及人工智能产业等领域。

图表34: 国内上市公司服务机器人布局情况一览

公司	相关简介
巨星科技 (002444.SZ)	成立机器人子公司, 明确发展方向为服务机器人, 同时旗下国自机器人具有自平衡、识别检测等多种核心技术可应用在服务机器人领域。通过定向增发募资, 并投资4.5亿元用于投资智能机器人智慧云服务平台项目, 主要计划研发生产安防和家庭清洁智能服务机器人, 其中家庭清洁机器人可以自动回收污水、灰尘, 可以实现24小时连续家庭室内的地面清洁工作。
机器人 (300024.SZ)	公司大股东为中科院沈阳自动化研究所, 多年以来承担及攻克的多项国家重点机器人相关的项目。公司拥有以自动控制技术为核心的共性关键技术, 是技术聚焦型企业。公司生产的智能服务型机器人包括军用机器人、展示机器人、井下探测救援机器人、家用机器人、陪护机器人、教育机器人、送餐机器人等, 其中军用机器人已经开始贡献业绩。
康力电梯 (002367.SZ)	公司收购了服务机器人公司紫光优蓝, 持有40%的股权, 未来持股比例有望提升至100%。主要产品为早教机器人U03, 预计年内将推出U05, 会实现远程监控、智能家居控制、连接云平台 and 自带安卓系统等功能, 目标直追Pepper。
博实股份 (002698.SZ)	公司设立博实高端医疗装备公司, 进军医疗手术机器人行业, 直接对标美国“达芬奇”机器人。其“微创腹腔镜外科手术机器人系统”通过国家“863”计划专家验收, 打破了直觉外科公司对该领域的垄断。项目团队和技术来自于哈工大, 产品已经完成第二代样机的产品定型, 若项目进展顺利, 未来取得医疗器械产品注册后即可投放市场
GQY 视讯 (300076.SZ)	公司持股的新世纪机器人有限公司已经量产移动警务平台、军队信息化巡库移动平台、智能代步机器人等三类产品。
美的集团 (000333.SZ)	与日本安川电机合资设立广东美的安川服务机器人有限公司, 总投资2亿元, 注册资本1亿元, 美的以现金出资占注册资本的60.1%。公司布局服务机器人, 与美的智慧家居战略契合, 可以成为美的智能家居生态圈的补充和延展, 提供更加符合用户需求的服务和产品。
楚天科技 (300358.SZ)	公司重点布局智能医药、医疗机器人。医药机器人技术来源于华中科大和中南大学, 医疗机器人与国防科大合作。其中医疗机器人以外骨骼机器人作为切入点, 主要用于解决残疾人和老年人生活自理需求。

资料来源: 公司公告, 华泰证券研究所

**风险提示**

机器学习领域技术发展速度不及预期。

## 免责声明

本报告仅供华泰证券股份有限公司（以下简称“本公司”）客户使用。本公司不因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告基于本公司认为可靠的、已公开的信息编制，但本公司对该等信息的准确性及完整性不作任何保证。本报告所载的意见、评估及预测仅反映报告发布当日的观点和判断。在不同时期，本公司可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。同时，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。本公司不保证本报告所含信息保持在最新状态。本公司对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

本公司力求报告内容客观、公正，但本报告所载的观点、结论和建议仅供参考，不构成所述证券的买卖出价或征价。该等观点、建议并未考虑到个别投资者的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对客户私人投资建议。投资者应当充分考虑自身特定状况，并完整理解和使用本报告内容，不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，本公司及作者均不承担任何法律责任。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。

本公司及作者在自身所知情的范围内，与本报告所指的证券或投资标的不存在法律禁止的利害关系。在法律许可的情况下，本公司及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，也可能为之提供或者争取提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务。本公司的资产管理部、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中的意见或建议不一致的投资决策。

本报告版权仅为本公司所有。未经本公司书面许可，任何机构或个人不得以翻版、复制、发表、引用或再次分发他人等任何形式侵犯本公司版权。如征得本公司同意进行引用、刊发的，需在允许的范围内使用，并注明出处为“华泰证券研究所”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。本公司保留追究相关责任的权力。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。

本公司具有中国证监会核准的“证券投资咨询”业务资格，经营许可证编号为：Z23032000。全资子公司华泰金融控股（香港）有限公司具有香港证监会核准的“就证券提供意见”业务资格，经营许可证编号为：A0K809

©版权所有 2017 年华泰证券股份有限公司

## 评级说明

### 行业评级体系

一报告发布日后的6个月内的行业涨跌幅相对同期的沪深300指数的涨跌幅为基准；

一投资建议的评级标准

增持行业股票指数超越基准

中性行业股票指数基本与基准持平

减持行业股票指数明显弱于基准

### 公司评级体系

一报告发布日后的6个月内的公司涨跌幅相对同期的沪深300指数的涨跌幅为基准；

一投资建议的评级标准

买入股价超越基准20%以上

增持股价超越基准5%-20%

中性股价相对基准波动在-5%~5%之间

减持股价弱于基准5%-20%

卖出股价弱于基准20%以上

## 华泰证券研究

### 南京

南京市建邺区江东中路228号华泰证券广场1号楼/邮政编码：210019

电话：86 25 83389999/传真：86 25 83387521

电子邮件：ht-rd@htsc.com

### 深圳

深圳市福田区深南大道4011号香港中旅大厦24层/邮政编码：518048

电话：86 755 82493932/传真：86 755 82492062

电子邮件：ht-rd@htsc.com

### 北京

北京市西城区太平桥大街丰盛胡同28号太平洋保险大厦A座18层

邮政编码：100032

电话：86 10 63211166/传真：86 10 63211275

电子邮件：ht-rd@htsc.com

### 上海

上海市浦东新区东方路18号保利广场E栋23楼/邮政编码：200120

电话：86 21 28972098/传真：86 21 28972068

电子邮件：ht-rd@htsc.com