

中国计算机和软件 China Computer & Software

小样本学习：类人智能算法的初级形态，加速垂直场景下的 AI 普惠化

Few-shot learning: The Primary Form of Human-like Intelligence Algorithms, Accelerate AI Inclusive in Vertical Scenarios

观点聚焦 Investment Focus

股票名称	评级	股票名称	评级
海康威视	Outperform	广电运通	Outperform
恒生电子	Outperform	寒武纪	Outperform
用友网络	Outperform	卫宁健康	Outperform
宝信软件	Outperform	太极股份	Outperform
科大讯飞	Outperform	航天信息	Outperform
广联达	Outperform	新点软件	Outperform
中科创达	Outperform	道通科技	Outperform
国联股份	Outperform	航天宏图	Outperform
奇安信	Outperform	税友股份	Outperform
视源股份	Outperform	易华录	Outperform
大华股份	Outperform	中望软件	Outperform
中科曙光	Outperform	中科星图	Outperform
浪潮信息	Outperform	新大陆	Outperform
启明星辰	Outperform	安恒信息	Outperform
四维图新	Outperform	概伦电子	Outperform
景嘉微	Outperform	拉卡拉	Outperform

(Please see APPENDIX 1 for English summary)

类人智能学习是 AI 界始终追逐的终极目标。自 2006 年以来，深度学习的出现极大的推动了人工智能的研究进展，人类似乎找到了解决“抽象概念”的方法。人工智能借助深度学习的力量，已可以在多个应用场景落地，特别是互联网领域。但就总体发展而言，目前的人工智能距离类人类智能还有很长的路要走。类人智能学习是 AI 界始终追逐的终极目标。

类人智能的小样本学习。如果用形象的比喻来说，深度学习（DL）是解决计算机“运筹帷幄”的问题（大量数据形成规律和抽象概念），而小样本学习是解决计算机“照猫画虎”的问题（少量数据形成决策）。深度学习更擅长分析规律和预测趋势，而小样本学习则具备举一反三的能力。小样本学习相当符合人类的思维推理模式，是实现类人人工智能的必由之路。

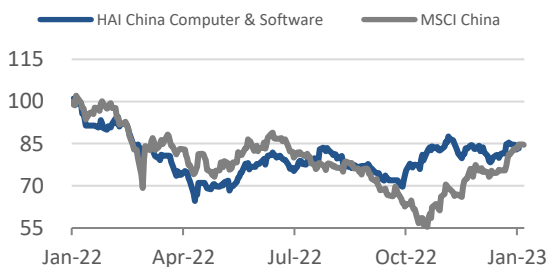
小样本研究领域的发展现状。2011 年至 2015 年，由于小样本理论不完整，相关论文较少。自 2015 年以来，随着深度学习的兴起，小样本学习进入深度学习阶段，相关研究论文的数量呈线性大幅增长。国家间，在小样本学习研究领域的竞争也十分激烈，美国和中国是最大的两个研究产出国，而美国的私营部门在小样本学习的投入领先于其他国家。

小样本学习可以解决 AI 商业落地难题。2015 年是小样本学习研究进展的分水岭，开始真正进入深度学习阶段，进而带动 AI 产业的实质性应用落地。小样本学习算法的性价比最优，不需要大量数据的标注准备，极大降低了数据标注、算力以及 AI 交付的工程化成本，对 AI 应用普惠化起到了至关重要的作用。

工业视觉检测是小样本学习的典型应用场景。小样本学习相关的任务中，计算机视觉是最活跃的研究领域，而 AI 视觉检测是小样本学习在工业领域的突出应用。

建议关注：作为小样本学习领域的典型代表，我们建议重点关注：创新奇智（2121.HK），阿丘科技（未上市）。当下，小样本学习领域已成为一个热点和重点研究方向。AI 的发展从来都是量变到质变的不断积累，比如深度学习框架的出现极大推进了人工智能的进展，又比如 ChatGPT 在 NLP 领域语义理解能力的实质性突破。我们认为，小样本学习这种类人智能算法在与深度学习的结合下，将在各个应用领域不断创造实用价值。鉴于目前计算机视觉是小样本学习最为活跃的领域且发展较成熟，应重点关注在计算机视觉方面有实际应用落地能力的公司。

风险：小样本学习的研究进展缓慢，实际应用落地进展不及预期。



资料来源：Factset, HTI

Related Reports

计算机行业跟踪周报 293 期：各行业信息化持续推进（Computer Industry Weekly Report (293): Various Industries Continue to Promote Informatization）(9 Jan 2023)

计算机行业 2023 年 1 月研究观点：2022 年全球软件股行情回顾：全球软件股股价回调的一年（Computer Industry January 2023 Research Opinion: 2022 Global Software Stock Market Review: A Year of Global Software Stock Price Pullbacks）(3 Jan 2023)

Liang Song
l.song@htisec.com

1. 引子

计算机之父图灵在 1950 年的论文中提出了图灵试验的设想，进行人机对话，这是人工智能的起端。如果从近半个多世纪的发展历程来看，人工智能的研究其实并不顺利，而一些历史阶段可以用十分缓慢来形容。

自 2006 年以来，深度学习的出现使人类期望的人工智能变得不再遥不可及，人类似乎找到了解决“抽象概念”的方法。随着 Google、Facebook、Amazon 等商业巨头的加入，极大加速了深度学习的进程，在信息搜索、图像识别、语音识别、气候预测、地理数据等各个领域，尤其是 to C 的互联网领域，深度学习已得到广泛应用。

但就目前的总体发展而言，深度学习虽然在商业人工智能领域取得了显著的进步，但距离类人类智能还有很长的路要走。

1.1 深度学习

2006 年，机器学习领域的泰斗，加拿大多伦多大学的 Hinton 教授，在《Science》上的一篇著名论文开启了深度学习的浪潮。谷歌的 DeepMind 就是深度学习（Deep learning）和强化学习（Reinforcement learning）的结合体。DeepMind 开发的 AlphaGo，通过将强化学习和深度卷积神经网络的有机结合，在围棋领域已达到了超人类的水平。围棋的大数据从 2000 年开始积累，人类在网上对弈的棋局，通过机器观摩和训练数以千万计的棋谱，逐渐形成围棋人工智能。

深度学习是一种数据建模的隐含分布的多层表达机器学习算法。简单来说，就是自动提取分类中所需要的多层次（高、低）的特征集。因此，深度学习能够更好的表达数据的特征。同时，由于模型的层次、参数很多，深度学习能够对大规模数据进行学习表达，比如在图像、语音等特征不明显的领域，可以在大规模训练数据的基础上取得很好的学习效果。

深度强化学习也可以理解为一个连续决策的过程，仅提供一个回报函数来决定当前状态会产生什么样的结果，从数学本质上来说是一个马尔科夫决策过程（MDP），即某一状态信息包含了所有相关的历史信息，只要当前状态可知，所有的历史信息都不再需要，当前状态就可以决定未来，该状态具有马尔科夫性，该决策过程可称为马尔科夫决策过程。在强化学习中，马尔科夫决策过程是对完整可观测的环境进行描述，也就是说观测到的状态内容完整地决定了决策所需要的特征。几乎所有的强化学习问题都可以转化为 MDP 问题，其最终目的是让决策过程中整体的回报函数期望值最优。

深度学习可以借助类人脑网状结构的神经网络，解决很多实际问题。例如：图像搜索，人脸识别，实时翻译和语言识别等等。而强化学习则进一步推动深度学习，比如游戏，可以通过强化学习，自我竞赛，实现自我进化。近几年，大型语言模型取得了巨大进步。2019 年，OpenAI 的 GPT2 成为第一个拥有超过 10 亿个参数的模型；2020 年，GPT3 风靡 AI 社区，它拥有 1750 亿个参数；2021 年，谷歌 Switch Transformer 模型（1.6 万亿参数）和北京智源研究院“悟道”（1.75 万亿参数）模型打破万亿参数规模。未来，大型语言模型的规模肯定还将继续增长，比如：OpenAI 的 GPT4（ChatGPT 是 GPT3.5）。

随着算力和数据资源的增長，深度学习发展出“越大越好”的原则。于是，财力雄厚的 AI 大厂斥巨资研发超大模型，特别是在 NLP 领域。但是，构建越来越大的模型也随之带来挑战，前 Google 大脑主导者和前百度首席 AI 科学家吴恩达提出了四大障碍：

(1) 数据：大模型需要大数据，但有时候高质量的有效数据难以获得，且成本高昂。行业越来越意识到数据质量至关重要，但尚未就编译大规模、高质量数据集的有效方法达成共识。

数据、算法、算力，被称为 AI 的三驾马车。其中，数据对于算法模型的效果至关重要：以深度学习为核心的 AI，为了避免发生过拟合或欠拟合的情况，需要使用大量数据进行模型训练，从而使模型达到最佳的拟合度。通过大量数据训练的算法，从理论上来说没有问题，但当 AI 走向落地场景，情况就变得复杂。机器训练的高成本，目前已是业界共识，据公开信息的统计，在整个人工智能项目开发过程中 80% 的工作量都是准备训练数据。除了模型训练的高成本，找到大量可用于标注的训练数据的成本也相当高。由于信息安全、工作量等原因，很多定制化的人工智能项目，往往难以获得大量有效的标注数据，很多垂直应用场景根本就不存在大量有效数据，而没有大量的数据就无法进行有效的机器学习。因此，降低数据准备对人工智能普惠化的商业落地至关重要。比如众多的碎片化场景，采集到的数据是否有效，无效的数据会形成噪声干扰，需要额外进行处理。没有足够量的数据，就难以训练出好的算法模型，解决各种垂直场景问题变得很困难。

(2) 速度：处理庞大的模型对硬件的要求越来越高。为了减少处理延迟，Switch Transformer 背后的 Google 团队开发了一种方法，可以为每个 Token 处理选定模型层子集。模型预测速度比参数数量只有其 1/30 的模型快 66%。微软开发了 DeepSpeed 库，可并行处理数据、单层和层组，并通过在 CPU 和 GPU 之间划分任务来减少冗余处理。

(3) 能源：训练庞大的网络会消耗大量的电能。2019 年的一项研究发现，在 8 个 Nvidia P100 GPU 上训练一个 2 亿参数 Transformer 模型，几乎和一辆普通汽车跑五年的碳排放量一样多。开发新一代的 AI 芯片至关重要，如 Cerebras 的 WSE-2 和谷歌最新的 TPU，可能有助于减少碳排放。

(4) 交付：庞大的模型集中部署可能会导致延迟，而小规模部署，能力又较弱。所以，2022 年大语言模型仍然以千亿参数模型为主，超过万亿的参数模型需要解决部署问题。

1.2. 类人智能学习

深度学习确实对人工智能起到了巨大的推动作用，但同时，其也存在着天生的缺陷。一直以来，人工智能都依赖大量的数据进行模型训练，但这带来了过度收集个人数据、数据标注工作量大，数据领域存在“数据孤岛”等问题。深度学习是基于大数据，通过多层网络实现对“抽象概念”的理解，数据越多其效果相应就越好。而对于人类来说，推理是一项天生技能，只需要从少量数据样本中学习，利用特征+推理的方法往往就可以进行有效的判别，这就是人类举一反三的能力，即便没有过去的知识积累，专业知识欠缺，也有“照猫画虎”的可能性。从这个角度来说，以深度学习为核心的人工智能还远远不及人类，人类面对陌生环境依然能够通过学习做出适应变化。因此，“类人智能学习”首先要解决深度学习的这种弊端，即不依赖大数据也能进行自我学习。

吴恩达认为：高质量数据当然是越多越好，但是在农业、制造、医疗等领域的诸多应用场景中，没有大量数据可用，小数据学习方法论将成为 AI 的下一个发展趋势。比如单样本学习 (One-shot Learning)、小样本学习 (Few-shot Learning)、自我监督式学习 (Self-supervised Learning)、后设增强式学习 (Meta RL) 等。他在 Landing AI 的团队，也有不少关于小数据的研究，包括正在研发的 Meta RL 农业和制造业应用。另外，目前的 AI 已经改变了软件互联网产业，但应用于其他行业仍有许多工作要做。在消费互联网中，一个单一的人工智能系统可以为数十亿用户提供服

务，但在制造业中，每个制造工厂可能都需要自己的 AI 模型。小数据的人工智能是一项迅速崛起的技术，它将是实现人工智能普惠化的关键。

蒙特利尔大学教授，图灵奖获得者 Yoshua Bengio 认为：在过去的几十年里，人工智能取得了惊人的进步，但在商业方面，离人类智能还很远。我们需要更好地理解这个差距，并设计出新一代的人工智能系统来弥补这个差距。我们工作旨在改进人与机器之间的交互，这种交互能够以人类容易理解和接受的方式解释他们正在做什么。因此，必须破解机器学习的“黑匣子”，将其改变为更具结构化，类似于人类有意识的方式来构思和交流。这就像人类的直觉，人类可以做出涉及直觉的决定，它可能是一种高级推理，但就目前的机器学习状态，这种能力仍然遥不可及。

Meta AI 研究中心主任 Joelle Pineau 认为：元宇宙亟需小样本学习和持续学习 AI 技术，因为它将使人工智能能够快速适应新任务，满足快速迭代的新需求。例如来自 OpenAI 和 Meta、WebGPT 和 BlenderBot 2.0 的最新语言模型，它们可以在网上检索对他们提出的问题的最新答案。目前大多数 AI 算法仍然专注于被动数据，数据量相对较大、稳定，同质化严重，这种算法可能适用于互联网时代的人工智能模型，但我们希望将人工智能的能力带入元宇宙，就需要支持快速变化社交属性的新算法。

香港科技大学计算机科学及工程学系教授杨强曾强调：拥有大数据的人是少数，且数据标注成本巨大，这种情况下，拥有数据越多的人，就能做出越好的人工智能产品，能够提供更好的服务，并持续吸引更多的用户贡献数据。如此循环，会形成“数据寡头”，进而成为“人工智能寡头”。另外，从技术上来讲，深度学习必须具备大数据，而经过学习训练后的知识又很难迁移到新的领域，这将导致计算机的学习效率不高。小样本学习提供了一种缓解问题的方案，可以让创新型公司在数据较少的领域也能提供人工智能的创新服务。

清华大学的邓志东认为：深度卷积神经网络，严重依赖于大数据（必须是完备的大数据，包括极端与紧急情况下的大数据，否则就不能达到人类水平的泛化能力）。而人类则是可以进行推理的，只需要从小数据、小样本中学习，然后用特征+推理的方法就可以进行可靠的判别，也就是人类具有举一反三的能力。比如说辨别飞机。人工智能要识别出飞机，就必须对各种型号、各种位姿、各种光照、各种背景、各种遮挡等各种情况下全世界的所有飞机照片进行监督训练，才能依靠分级分层特征的自动提取精确地识别出飞机。但是对人类来说，只需要预先看少量的照片或实物，就可以很容易地推断出其他飞机，并不需要太多数据。这就是人类独有的能力，即基于特征提取+推理的小样本、小数据的学习能力。（以上为公开信息，HTI 整理）

前述多位 AI 领域大咖在谈到类人类智能和 AI 普惠化的主题时都提到了“小样本学习”。“小样本学习”其实并不是什么新概念，甚至比神经网络的出现还要早。比如：小样本学习里的一种学习方法-贝叶斯学习（Bayesian Program Learning, BPL），是利用参数的先验分布，由小样本信息求得后验分布，并计算出总体分布。这种方法使用概率表示所有形式的不确定性来实现学习和推理过程。BPL 方法通过了视觉图灵测试，可以观察到每个训练样本的假设预测概率的增加或减少，其核心目的就是解决“一眼识别”的问题。小样本学习的决策有可能是错误的，特别是在没有形成先验概率之前，学习方法的不断优化是解决目标数据集偏差的唯一途径。剑桥大学教授 Zoubin Ghahramani 认为 BPL 对人工智能、认知科学和机器学习是一个重大贡献。而 Geoffrey Hinton 肯定了 BPL 模型通过视觉图灵测试的意义，并认为 BPL 这类小样本学习方法改变了计算机不能从单一样例中形成概念的传统理念。

CVPR 会议是计算机视觉领域的顶级年度峰会，计算机视觉关注目标检测与分类、迁移与小样本学习和人体识别。在 2020 年的会议上公布的数据显示：2020 年

所提交的论文中，与小样本学习相关的目标检测与识别相关的论文数量明显多于其他领域，理论研究成果突显。

图 1: CVPR 2020 年论文数量统计



资料来源: 德勤, GitHub, HTI

1.3. 小样本学习可以解决 AI 商业落地难题

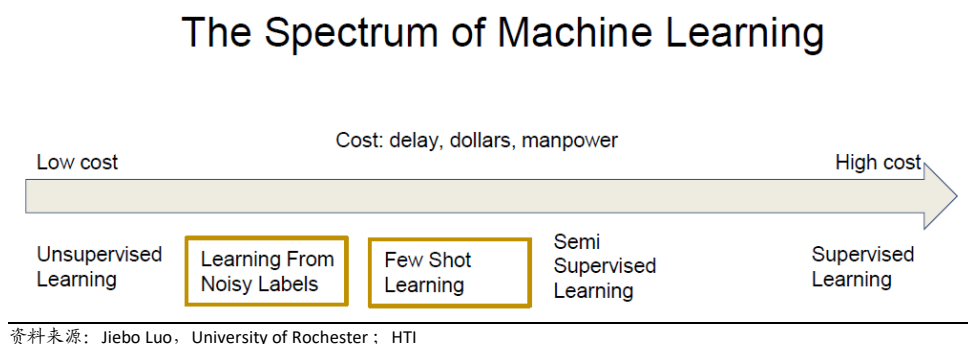
根据 2020 年 Gartner 人工智能调查报告，只有 53% 的 AI 算法原型最终被落地部署，这些算法需要不断迭代。2020 年，工信部赛迪研究院副总工程师、人工智能产业创新联盟秘书长安晖公布过一个数据，全球近 90% 的人工智能公司仍处于亏损状态，中国 AI 产业链中 90% 以上的企业也处在亏损阶段。

使用小样本学习可以在人工智能项目落地过程中彻底解决对大量训练数据的依赖，而由于减少了数据标注的工作量，模型训练的成本和周期也在降低。目前越来越多的主流人工智能公司开始对小样本学习方向发力，比如 1STEP.AI 已经可以在 SMP 小样本学习的比赛中，对小于十个样本的情况下，做到文本意图识别 83.4% 的准确率。

衡量一家人工智能公司是否具有落地能力，主要看这家公司是否满足用户需求、算法、算力和数据能否解决用户的痛点。使用小样本学习不仅能解决数据问题，同时可以降低训练对算力的要求，人工智能公司可以把全部精力放在研究算法来解决用户痛点上，简化了人工智能落地的复杂度。

目前，基于小数据算法应用于长尾的应用场景已是国内平台公司和创新型公司不断深入的新兴领域。比如：在城市治理方面，商汤在共享单车违停、乱丢垃圾检测以及遛狗合规性洞察等小众、长尾需求等方面的尝试；早在 2020 年，商汤已开始聚焦长尾应用，在世界人工智能大会上商汤用了很大篇幅介绍其 AI 长尾应用。另一家典型的小数据算法公司创新奇智，近几年在智能制造、AI 质检等制造业领域，实现了 AI 场景化落地的突飞猛进。

图 2: 机器学习成本序列



从上图中可以看出，小样本学习的性价比最优，是垂直领域 AI 商业落地的关键因素。（无监督学习其实是一种数据挖掘统计分析方法，比如聚类算法。）

1.4. 深度学习与小样本学习的核心区别

如果用形象的比喻来说，深度学习（DL）是解决计算机“运筹帷幄”的问题（大数据形成规律和抽象概念），而小样本学习是解决计算机“照猫画虎”的问题（少量数据形成决策）。深度学习更擅长分析规律和预测趋势，而小样本学习则具备举一反三的能力。清华大学的邓志东认为基于大数据的卷积神经网络虽然博大精深，但也有明显的缺陷。

首先，现在的深度卷积神经网络，只能够做分割与识别，如果有垂直细分领域的完备大数据的话，它甚至可以达到或超越人类的水平。但它目前的语义理解能力有限（语义理解目前更多是在 NLP 领域），只是把对象看成是一个向量。“比如一个杯子，深度卷积神经网络目前无法实现语义的理解，它仅仅是把杯子看成是一个向量或一个符号，所以它没有太大的感知可靠性。同样的，现在的语音识别虽然已取得巨大进步，但还做不到人类的水平，原因是深度卷积神经网络还不具备类人的语义理解能力，它只能看清、听清，还不能看懂、听懂。（ChatGPT 的出现有可能标志着机器学习在 NLP 领域的语义理解能力的突破）

其次，还是众所周知的数据来源问题。只要有完备的大数据，弱人工智能在特定的应用场景有可能达到甚至超过人类的水平，但要取得完备的大数据，对很多开放的应用场景，并不存在。这也大大制约了大数据人工智能的应用和相关行业的发展。另外，拿到大数据之后，还要对它进行清洗、脱敏和标注，这同时也是一项巨大的工程，并需要行业专家的高度参与。

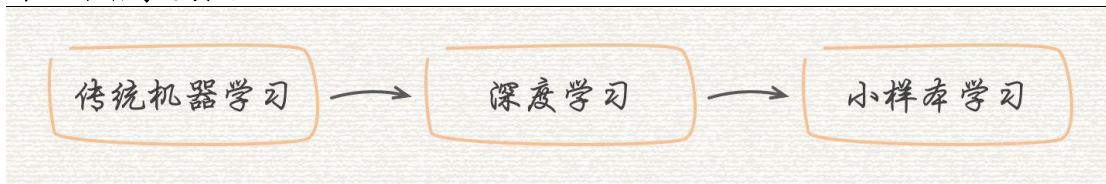
最后，深度卷积神经网络是一个全局逼近网络。也就是说，当输入任何一个样本时，它的所有连接权都会通过反向传播发生改变。换句话说，网络任何一个连接权发生变化，都会造成模型的输出发生变化。形象的比喻就是：结识新朋友，忘了老朋友。而人类不是这样的，人类神经元的突触变化是局部的，不会因为感知一个新的样本输入，而改变对一个事物或目标的原有感觉。在这一点上，人类做到了结识新朋友，不忘老朋友。

另外，深度卷积神经网络还有其他一些问题，比如黑箱问题。不管是连接权、网络结构、超参数等，物理意义不大，是不可解释的。邓志东提出，发展基于人类“特征提取+推理”的小样本、小数据学习方法是 AI 真正实现类人化的关键环节。

总结：深度学习是机器学习发展中一个很重要的里程碑，在很多任务上深度学习都取得了巨大的成功。而小样本学习拟合人类智能，在数据量较少而清晰的情况

下，可以更好的发挥其特长。深度学习和小样本学习在不同的任务上各有特点，类人智能学习和深度强化学习应该是一个融合的方向，因为这样更符合人类学习和决策的过程，从而真正提升人工智能的整体水平。

图 3: 机器学习演进



资料来源: Weiran Huang, 华为诺亚方舟实验室高级研究员; 清华大学交叉信息研究院; HTI

2. 什么是小样本学习 (Few-Shot Learning, FSL) ?

首先来看机器学习的定义，根据香港科技大学和第四范式的研究人员在 2020 年发布的一篇文章，机器学习的定义是：一个计算机程序可以从经验 E 中学习一些类别的任务 T 以及由 P 来度量性能，通过度量 P 的任务 T 上来提高 E 。进一步，小样本学习的定义：是指一种机器学习方法（由 E 、 T 和 P 规定），其中 E 只包含带有监督信息的有限样例，而 T 是新的目标生成任务。简单来说就是，一个任务 (T) 是在仅有少量样本的情况下生成一个新特征样本，计算机程序使用 E 进行学习， E 包含带有监督信息和预训练概念，比如部分先验经验。这个新生成的特征样本以视觉图灵测试 (P) 的通过率进行评估辨别图像是由人类还是机器生成的，以此判断小样本学习的拟人化特征的准确性。简单来说，小样本学习其实就是研究如何用较少的样本数据训练出一个性能较好的模型的方法论集合，是一种研究方向，广义上包括多种学习方法。

人类可以将其他领域所积累的知识应用到对新领域理解的过程中，在很少的样本中获得某个新领域的知识，这个过程比起机器学习需要依赖成千上万的数据作为训练数据来说快捷很多（当然如果完全从零开始学习一个新知识，学习速度也是缓慢的）。小样本学习与人类学习新领域的方式相当接近。它细分了很多种方法，但都是通过对其他各个领域知识的积累，在新的领域中寻找与所积累的知识的共性，从而快速的对新领域知识进行学习。

机器学习就是从数据中学习，从而使完成任务的表现越来越好。小样本学习是具有有限监督数据的机器学习。类似的，其他的机器学习定义也都是在机器学习定义的基础上加上不同的限制条件衍生出来。例如，弱监督学习是强调在不完整、不准确、有噪声、数量少的数据上学习；又比如半监督学习是强调在少量标注数据和大量非标注数据上学习，迁移学习是把充足数据上学习的知识迁移到数据匮乏的任务上。

总结来说，小样本学习本质上其实也是在追求未来的通用 AGI。目前，机器学习是建立在统计相关性之上，需要大量数据才能学习到较为可靠的模型。人类的小样本辨别属性来源于认知，小样本学习也许可以从根本入手，包括数据的结构性 & 非结构性、逻辑的因果性、视觉的不变性等。理想的学习，是希望能够降低模型的期望风险。也就是在未来不管有什么样的样本，都能够很好的预测出来。但模型的联合分布，一般是未知的，所以需要预测估算。在机器学习里面一般是优化经验风险，但公式里面的经验风险是通过训练集里面有多少样本来获得的，如果训练样本只有很少的标注数据，经验值 E 将很小，最终得出的结论可能相当不可靠。最小化的风险经验估值是小样本学习的难点，需要探索各种小样本学习算法加以解决，真正的类人小样本学习能力，还需依靠整个 AI 领域的根本性突破。

3. 小样本学习的历史演进

根据一篇名为“Learning from Very Few Samples: A Survey”的论文（作者：Jiang Lu, Pinghua Gong, Jieping Ye, Fellow, IEEE, Jianwei Zhang, Member, IEEE 和 Changshui Zhang, Fellow, IEEE），我们对小样本学习的演进过程进行总结。

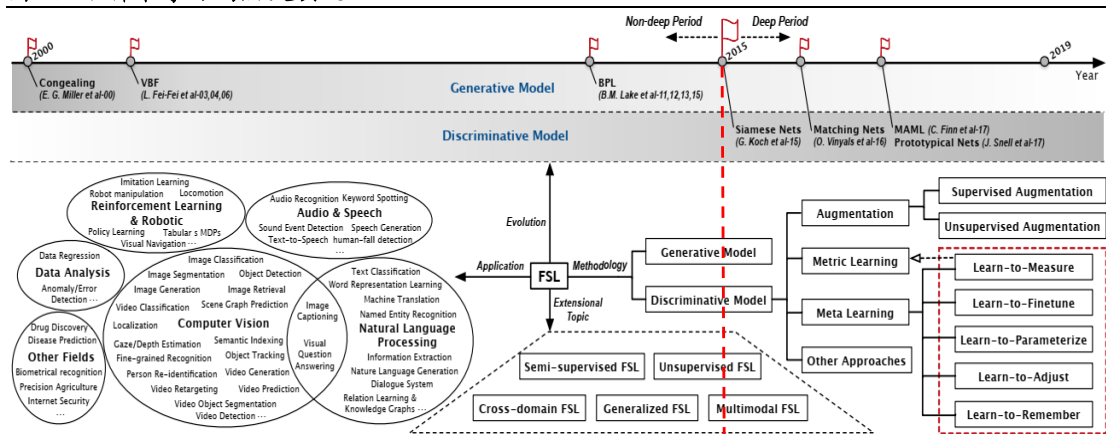
机器学习的一般机制是使用在先前准备的训练样本上学习的统计模型对未来数据进行预测。在大多数情况下，模型的泛化能力由足够数量的训练样本保证。然而，在许多现实应用中，由于只允许访问很少的可训练数据，比如识别几种不常见的动物，而由于它们的稀有性，可能只有几张带注释的图片。这些需要从很少的例子中学习的问题首先引起了 E.G.Miller 等人的注意。2000 年，他假设了数字变换的共享密度，并提出了一种聚类算法，使测试数字图像与特定类别的聚类数字图像相一致。此后，越来越多的人开始致力于 FSL 的研究。

FSL 研究的发展过程大致可分为两个阶段，非深度阶段（2000 年至 2015 年）和深度阶段（2015 年至现在）。分水岭是 G.Koch 等人在 2015 年引入深度学习和 FSL 问题的首次结合。在此之前，针对 FSL 问题提出的所有解决方案都是基于非深度学习方法。大多数著名的早期非深层 FSL 方法都基于生成模型，寻求在给定监督（比如一个类）的情况下估计联合分布 $P(X; Y)$ 或条件分布 $P(X|Y)$ ，在相当少的观察训练样本上，从贝叶斯决策的角度对测试样本进行预测。基于生成模型的 FSL 方法中的几个里程碑，包括 E.G.Miller 等人的聚类算法，L.Fei Fei 等人的变分贝叶斯框架（VBF）以及 B.M.Lake 等人的贝叶斯程序学习（BPL）。聚类算法是研究如何从很少的样本中学习的最早创始人；VBF 是阐明“one-shot learning”这一术语的第一个论文；而 BPL 则是利用人类的合成能力，概念认知中的因果关系和想象。在非深度阶段，FSL 研究进展缓慢。

随着深度学习的蓬勃发展，特别是 CNN（卷积神经网络）在视觉任务上取得的巨大成功，许多 FSL 研究者开始将目光从非深度模型转向深度模型。2015 年，G.Koch 等人率先将深度学习纳入 FSL 问题的解决方案中，提出了基于孪生卷积网络 CNN（Siamese CNN），对成对的样例进行无相关类别的相似性度量学习（Metric learning），这标志着 FSL 新时代的开始，即深度阶段。之后，FSL 方法充分利用了深度神经网络在特征表示和端到端模型优化方面的优势，从各个不同角度解决 FSL 问题，包括数据增强、度量学习和元学习等，将 FSL 研究推向快速发展的新时期。在深度阶段尽管也提出过一些基于生成模型的方法，比如神经统计学和顺序生成模型，但基于分类模型的 FSL 方法主导了 FSL 研究的发展。近年来，涌现了大量基于元学习的 FSL 方法，如 O.Vinyals 等人的匹配网络、C.Finn 等人的 MAML、S.Ravi 和 H.Larochelle 的元学习 LSTM、a.Santoro 等人的 MANN、T.Munkhdalai 和 H.Yu 的 MetaNet、J.Snell 等人的原型网、F.Song 和 H.Li 等人的 LGM Nets 等等，元学习策略已成为 FSL 的主流。在这个时期，各种先进的 FSL 方法已被直接应用或改进，以解决计算机视觉、自然语言处理、音频和语音、数据分析和机器人等领域的各种应用，而广义 FSL 和多模态 FSL 也已经出现。

简单来说，FSL 的演变历史见证了从非深度阶段到深度阶段的转变，生成模型和分类模型之间主流方法的交替，以及经典元学习思想的复兴。目前，与 FSL 相关的研究成果经常出现在许多顶会中，吸引了机器学习领域的广泛关注。

图 4: 小样本学习的历史演进



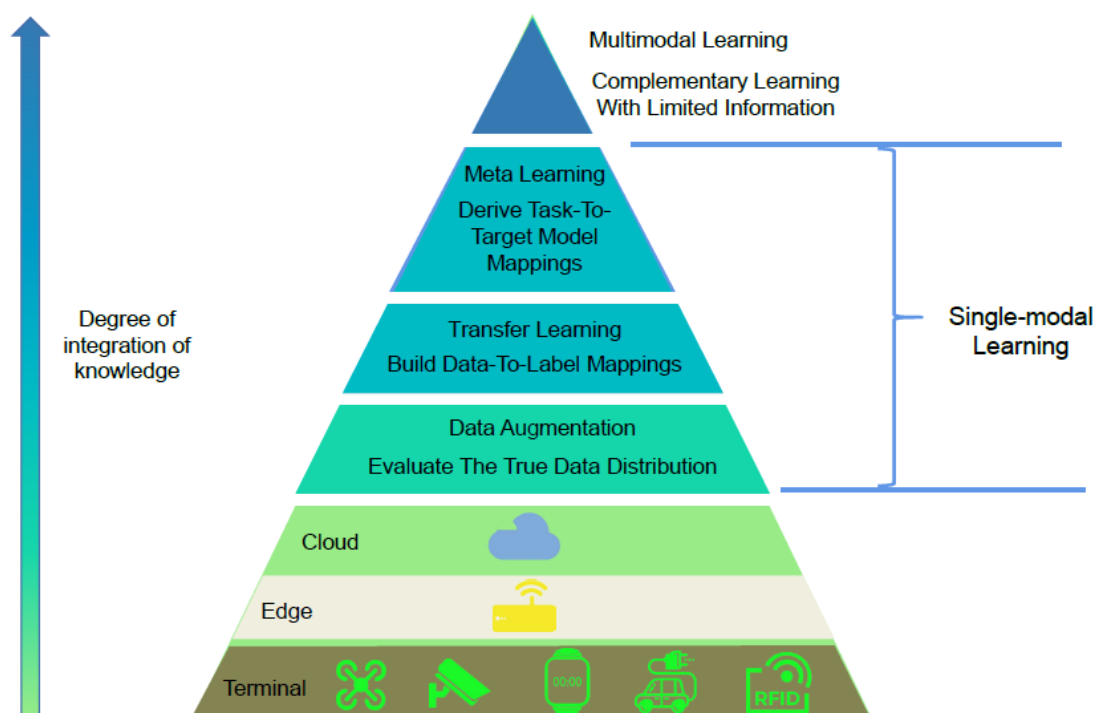
资料来源: 论文“Learning from Very Few Samples: A Survey”, HTI

4. 小样本学习方法研究

根据一篇 2022 年 5 月发表的名为“A Comprehensive Survey of Few-shot Learning: Evolution, Applications, Challenges, and Opportunities”的论文（以下简称“A Comprehensive Survey”）（作者: Yisheng Song, Ting Wang, Subrota K Mondal, Jyoti Prakash Sahoo），FSL 学习方法可大致分为单模态学习和多模态学习学习，单模态学习可以进一步分为数据增强、迁移学习和元学习，主要侧重于将有限的信息转换为更高级别的功能向量或元知识。多模式学习更接近人类智能的真实世界，依靠有限的样本，实现跨域智能识别。

FSL 的关键在于样本有限不能反映实际的数据分布，需要生成基于特定概率模型的附加数据或者使用来自扩展数据的大量未标记数据来扩展辅助数据集。现有的工作重点是探索特征差异和特征提取，并通过人工制定的规则或自动学习的数据处理方式来实现 FSL 学习过程。整体分类法以金字塔的形式呈现，底层代表了“云-边缘-终端”的边缘计算场景，在此基础上，根据所需知识的整合程度，将 FSL 分为四个层次。

图 5: 小样本学习的分类层次



资料来源: 论文“A Comprehensive Survey”, HTI

4.1 数据增强

在实际的 FSL 任务中, 支持和查询数据集通常由于隐私、收集成本和标签成本而受到限制。为了解决这个问题, 数据增强被认为是最直接的方法, 以增加 FSL 中的样本丰富度。然而, FSL 数据增强的核心问题是增强的数据集如何评估真实数据的分布。基于数据增强技术是否可以重复用于其他任务中。FSL 数据增强可分为人工制定规则和自动学习数据处理。

4.1.1 人工定制规则

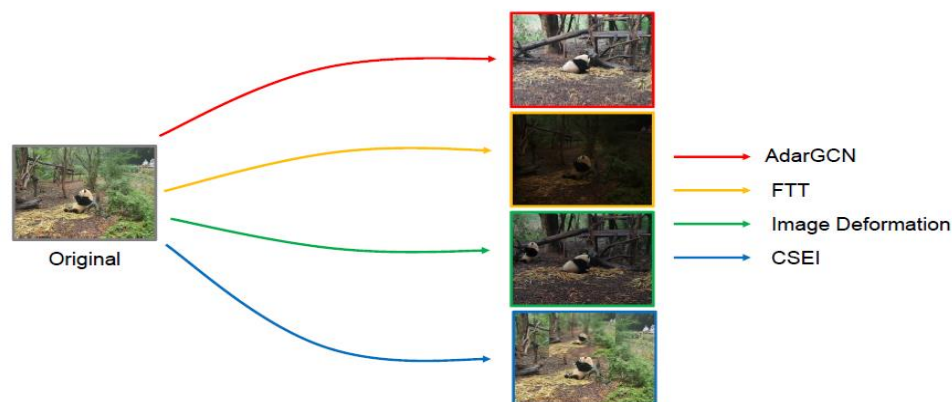
人工定制的规则需要专家的专业知识。具有代表性的成果是 Bouthillier 等人提出的在随机矩形区域中随机丢弃像素, 来生成模拟噪声的矩形块。类似操作还包括 FSL 中的随机擦除和填充等。然而, 简单地依靠单一样本的简单变换不能防止过拟合的风险。

数据级增强

数据级增强主要是对输入数据的转换, 目的是通过对数据进行轻微的修改来扩大现有数据, 以实现模型输入的多样性。随机擦除和随机裁剪是经典的算法, 通过模拟不同缺损程度的图像, 从而提高模型的泛化性。这种方法往往需要大规模的数据集作为支持。在 FSL 中, 要实现这一点并不容易。相反, CSEI 不需要额外的数据集, 具体的操作是擦除来自度量函数的支持集中的大部分区分区域, 并使用恢复操作将其替换为图像填充。FTT 通过对一些瞬时转换的属性进行线性插值来丰富数据集, 如不同的天气和照明。Z Chen 等人提出了一种端到端分割图像的方法, 即使图像经历各种扭曲, 仍能保留重要的语义信息。图像扭曲和 GNN(图形神经网络)之间最显著的区别是, 图像扭曲只是将两个图像线性地缝合在一起。该方法能够在不损

失分类的情况下实现最大的变形。此外，通过使用现实世界中大量的未标记数据集进行补充，这也是一个数据增强的方向。最后，当源集和目标集都只有有限数量的样本时，AdarGCN 实现从互联网资源中抓取数据，并自动去除无关的噪声，以实现可控的数据增强。综上所述，数据级的数据增强侧重于通过像素转换和像素生成来增加样本的数量。基于数据级的主要数据增强方法如下：

图 6: 数据级增强方法



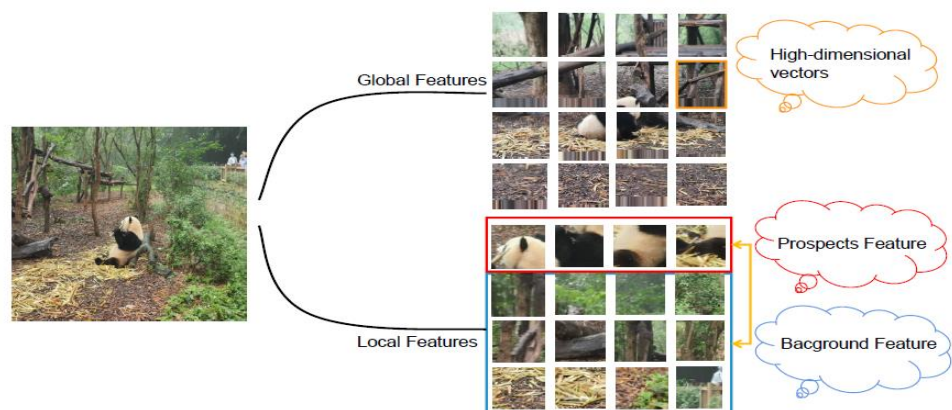
资料来源：论文“A Comprehensive Survey”，HTI

注：基于数据水平的 FSL 数据扩充主要包括互联网数据采集、环境变异、差异迁移和随机裁剪填充等。

特征级增强

在 FSL 中，特征级增强比数据级增强更有效。特征级增强主要是将像素信息映射到一个高维的潜在空间中。它比单纯的原始像素携带更有效的信息。Gao 等人首先探索了少样本数据背后的潜在分布，并提出了一种对抗性协方差增强网络来克服 FSL 的局限性。Chu 等人试图计算每个补丁的特征表示，而不是整个图像。每个小补丁由 RNN 连接，图像的特征进一步融合，该启发式算法远远优于简单的注意力模型。Zhang 等人从另一个角度解释部分特征学习，提出使用预先训练好的模型将视觉特征分解为三个部分，然后选择原始、前景和背景图像重新拼接成新的视觉特征。类似地，Laso 探索了高维空间中不同数据集之间的特征差异，通过集合的交叉和互补来组合不同的标签，可以使图像在特征级别上同时包含来自多个类的关键信息。将这部分图像作为支持集进行训练，可以显著提高小样本的分类性能。

图 7: 基于特征层级的增强方法



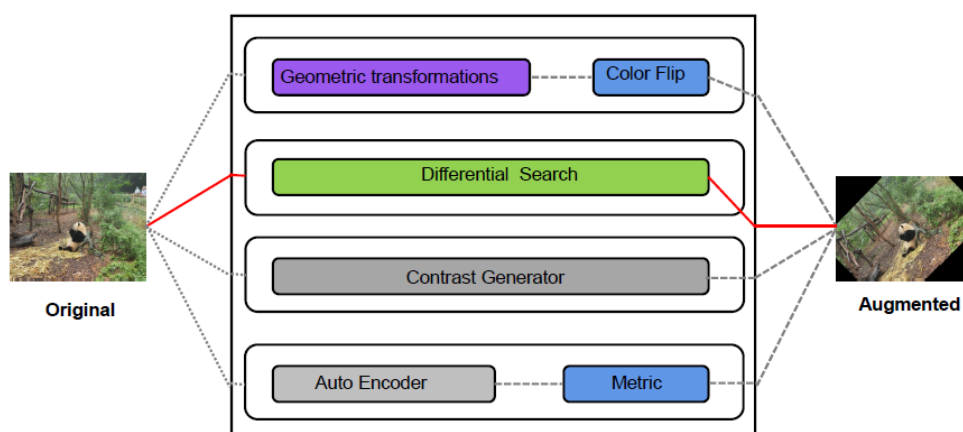
资料来源：论文“A Comprehensive Survey”，HTI

注：基于特征级的数据增强主要分为全局特征和局部特征。全局特征聚焦于整个图像，包括前景和背景。而局部特征是有选择性地关注于前景中的主题部分。

4.1.2 自动学习数据处理

2018 年，随着元学习的成熟，数据增强进入了自动增强的领域。通过元学习与其他数据增强方法的结合，出现了大量优秀的研究成果。Hu 等人受到 DARTS 算法的启发，将数据增强抽象为多个子策略，每个子策略根据不同的 FSL 任务有一定的选择概率。除了基于概率的方法外，另一种方法是基于生成的方法。Li 等人提出了对抗性特征虚拟网络-AFHN。虚拟的多样性和辨别特征是基于少量的标记样本。Chen 等人试图训练一个元学习 learner，并生成一个网络，通过融合一对图像来端到端学习图像之间的异同。MetaGAN 在此基础上引入了一个基于任务条件的对抗性生成器，帮助 FSL 任务在不同类之间形成可扩展的决策边界。此外，探索支持数据集中类之间和类内部的可迁移差异也有意义，而自动编码器用于迁移学习的差异性判别，这与基于度量的视觉相似度计算不同。

图 8: 自动学习数据处理的主要方法



资料来源：论文“A Comprehensive Survey”，HTI

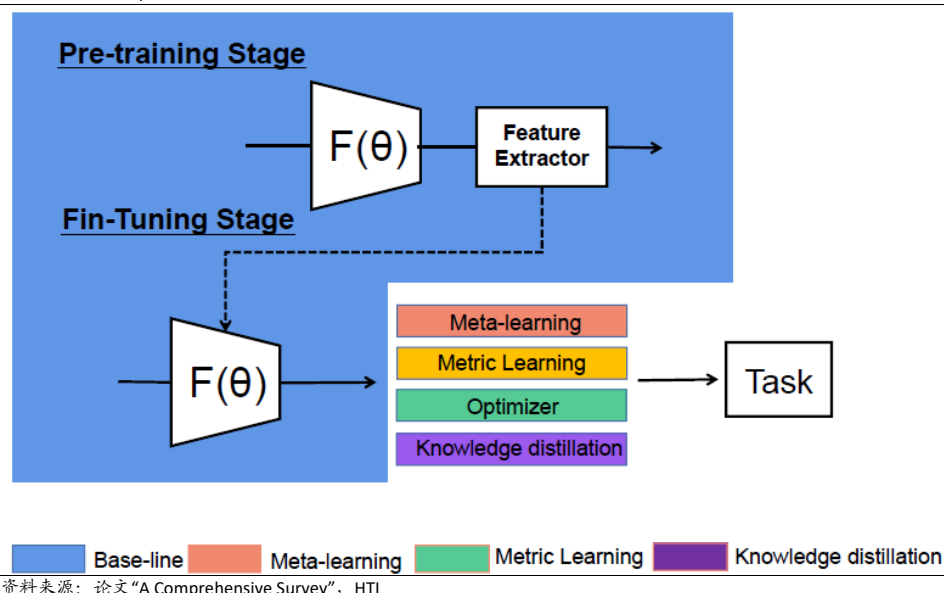
注：学习式数据处理的目的是在多个任务空间中学习一个策略生成器，从而自动匹配不同的任务。与人工定制规则相比，它最大的好处是可以被复用。

为了最大限度地评估 FSL 任务中真实数据的分布，数据增强已经从人工制定规则演进到自动学习的数据处理阶段，分水岭是 2018 年元学习的成熟。

4.2 迁移学习

迁移学习是为特定的问题构建了数据到标签的映射，同样是为了解决 FSL 中只有少数甚至没有标记样本的问题。通过特征重用来解决 FSL 数据缺失问题是迁移学习的核心思想。基本原理是在广泛的数据集上进行预训练，然后在有限的支持集上进行微调。当源域和目标域存在较大差距时，知识转移的效率比较低，这种跨域设置为 FSL 带来了新的挑战。在 FSL 中，迁移学习可以大致分为预训练阶段和微调阶段，被称为基线阶段（base-line）。

图 9: 迁移学习的预训练和微调架构



4.2.1 预训练和微调

在预训练模型出现之前，自然语言处理领域进展缓慢。随着计算能力的提高和预训练模型的提出，2012 年至 2018 年期间，在计算机视觉和自然语言处理领域出现了大量优秀的研究成果，如 MobileNet、ResNet、ELMO、GPT 和 BERT 等等。

如何利用优秀的模型获得特征将在很大程度上减轻 FSL 数据的压力，特别是对于少样本图像分类。作为预训练模型，需要使用外部大规模标签数据集从类似的任务中提取先验知识。最常见的做法是设计一个没有分类器层的主干模型，其中包括卷积神经网络或自动编码器。模型的输入是一组图像，输出是嵌入在高维空间的特征向量。高维特征向量获得了关于目标图像的足够的有效语义信息。预训练后则是微调，预训练的大部分参数被冻结，在测试阶段只更新分类层参数。许多研究成果表明，与基线模型相比，微调可以将 5way-1shot 任务（5 个类别，每个类别 1 个样例）的准确率提高 2%-7%。预训练和微调有助于提高 FSL 的准确性，这些结论在自然语言处理中也很类似。微调可以嵌入到最先进的元学习或半监督学习框架中，以优化模型参数，目前已被广泛应用于植物病虫害鉴定、道路检测和自动问答等应用中。

4.2.2 跨域小样本学习

迁移学习还有一个跨域学习的问题。在许多实际应用中，为特定任务收集各种形式的数据集并不现实，在不同领域间 FSL 的适用性成为挑战。长期以来，FSL 常用的基准数据集存在标准化数据集结构和自然场景相似性的问题，导致模型在标准数据集上表现良好，但在现实任务中效果很差。谷歌于 2020 年首次发布了 FSL 跨域数据集，其中有 10 个公开图像数据集，包括 ImageNet、CUB-200-2011 等。但这些数据集仍然只专注于自然场景，无法被广泛地视为跨领域的小样本基准数据集，直到出现 BSCD-FSL 数据集。目前，跨域 FSL 侧重于通过迁移学习来区分与领域无关的特征和领域自适应技术。领域自适应的目标是将知识从源域转移到目标域，目标域的分类集相同，但与源域的数据分布不同。近年来，许多研究工作都使用自适应网络将其特征与一个新的域校准，或从多个主干模型中选择与域无关的特征。

4.3 元学习

元学习是推导出独立于特定问题的任务到目标的模型映射。元学习从数据和任务的双重采样中学习历史先验知识，然后提取元知识以应用于未来的任务。元学习独立于特定的问题，在任务空间中探索最优的初始化参数，抛弃了传统监督学习下与任务无关的特征表达。到目前为止，大多数元学习模型都采用传统梯度下降的参数进行更新。当然，也有基于强化学习和度量方法的非梯度下降方法。在 FSL 中，元学习可以用于自动化模型参数学习、度量函数和信息传递。

4.3.1 模型参数学习

大多数深度学习框架使用不同的参数初始化方法，比如均匀分布、正态分布等。这种随机初始化的最大问题是很容易落入局部最优。元学习的目标是训练一个超参数生成器（超参数是在开始学习之前设置的参数，而不是通过训练得到的数据。通常情况下，需要对超参数进行优化，以提高学习的性能和效果），经典的方法是 MAML、Reptile 以及它们的派生变体。MAML 通过计算每个任务的优化方向来确定全局优化方向。与 MAML 相比，Reptile 可以一次更新更少的参数。元学习被证明比使用标准的 FSL 基准数据集的迁移学习表现得更好。然而，元学习对网络结构更为敏感，需要对超参数进行微调。目前，MAML 已被广泛应用于各种任务中，并产生了各种变体来解决各种问题。比如 MAML++，FOMAML，Meta-SGD、TAML、iMAML、iTAML 等。

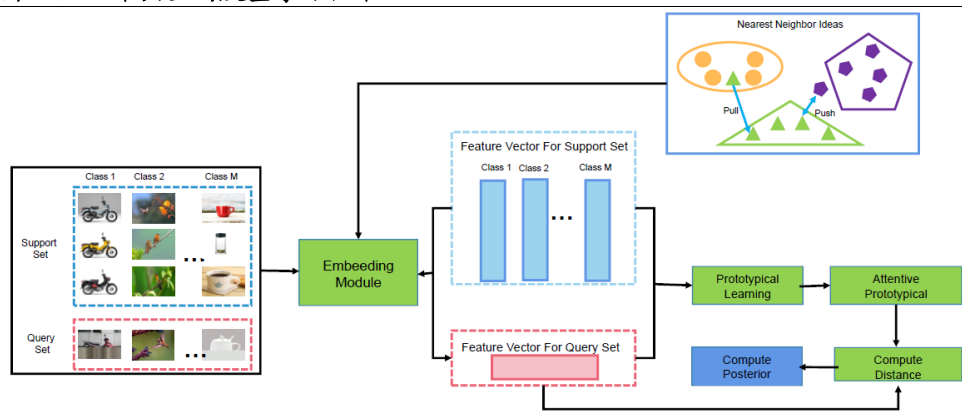
学习优化器是模型参数学习的另一个重要方向。LSTM 作为基本优化器，接受在 t 和 $t-1$ 时间元网络隐含状态的差异，而原生网络的输出是对模型的权重和偏差的更新。2016 年，Xu 等人提出了 BPTT 监督 LSTM 培训，这是在有监督学习的上下文中执行的。在无监督和主动学习的设置下，研究者致力于强化学习、贝叶斯推理和进化算法，试图通过启发式算法自动找到优化策略。

传统的神经架构搜索（NAS）也结合了元学习的思想，并在 FSL 下对其进行了相应的调整。最近的大量研究表明，单样本 NAS 和传统 NAS 之间存在性能差异。单样本 NAS 使用权重共享网络只对超级网络进行一次训练，然后进行一轮推理以获得准确的预测，大大减少了实验所需的计算量。Zhao 等人提出的基于小样本 NAS，其核心思想是将超级网络划分为多个子网，以搜索空间的不同区域。随着超级网络数量的增加，小样本 NAS 的精度可以大大提高。MetaNAS 是另一种完全集成元学习和传统 NAS 的方法。MetaNAS 能够在元学习的思想下实现更好的初始化参数，更好的适应下游学习任务。

4.3.2 度量学习算法（Metric Algorithm）

度量学习不同于经典的元学习，度量学习不再将模型划分为训练和测试阶段。度量学习是基于一个原型网络，经过改进，获得了分类任务基准数据集。Siamese 神经网络是度量学习中一个相对较早的模型，可以简单地看作是一个二元分类问题。模型的输入由一组正负样本对组成，模型需要在推理阶段评估图像的相似性。Triple loss 是在 FSL 度量学习中处理多对输入的另一方法。与 Siamese 神经网络相反，Triple loss 需要正样本、负样本和锚定样本同时可用。与 Siamese 神经网络相比，原型网络实现了分类的真正意义，最显著的区别是，该模型允许使用更多的数据作为输入，通过特征平均，找到最具代表性的样本作为原型。然而，简单的特征平均很容易受到噪声的干扰。在此基础上，许多研究已经探索了如何使原型之间的距离越来越大，最具代表性的研究成果之一是提出正负边缘(Positive and Negative Margins)的建议，它进一步减少了过拟合，增强了基于模型鉴别能力的泛化。

图 10: 一个典型的度量学习框架



资料来源: 论文“A Comprehensive Survey”, HTI

注: 该框架对嵌入模型和原型模型进行端到端学习, 利用学习到的嵌入特征计算查询图像与原型之间的距离, 使不同类之间的距离更远, 使同类之间的距离更近。

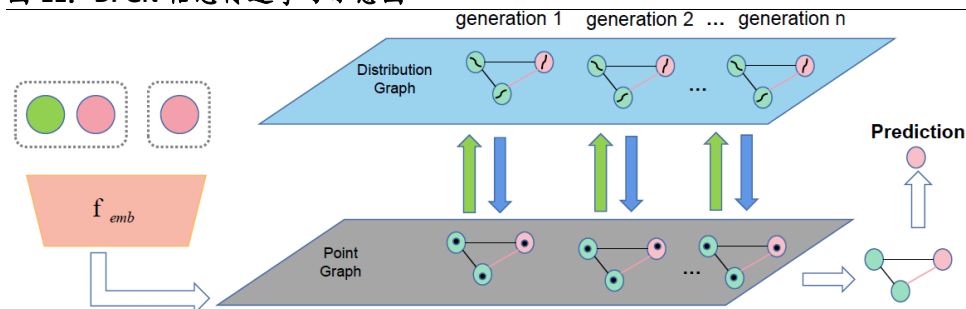
匹配网络 (Matching Networks), 是一个更通用的网络框架, 它将小样本数据集和未标记数据映射到嵌入空间中的向量。匹配网络结合了最近邻算法 (nearest neighbour algorithm) 的参数模型和非参数模型的最佳特征, 通过学习嵌入表达来模拟样本的距离分布。如何在有限的时间内学习高质量的嵌入表达, 对于提高模型的精度具有重要意义。基于嵌入表达的处理在 FSL 中起着至关重要的作用。

关系网络 (Relational network), 与上述模型的不同之处在于, 其相似性是通过神经网络计算的。与 Siamese 神经网络和原型网络相比, 关系网络可以被视为提供了一个可学习的非线性分类器来确定关系。该分类器可以是一个预先训练过的神经网络或嵌入式模块的特征提取器。关系网络最重要的贡献是脱离了单一的线性度量函数, 并探索了使用另一种模型来产生相似性。

4.4 信息传递学习

研究证明, 图神经网络 (GNNs) 近年来在基于关系的任务上表现良好, 其基于类的信息传输可以很好地帮助 FSL 学习识别新的类, 同时避免这些类被专有特性所主导。早期的图神经网络通过在支持集和查询集之间创建完整的连接来模拟不同节点之间的权值的传播。节点可以用编码或嵌入向量来表示, 节点之间可以通过边界来连接。考虑到图神经网络算法的复杂性, 目前大多数图神经网络的层数都较浅。为了更好地适应 FSL, 图神经网络用节点和边界被单独设计。下图从探索小样本分布的角度, 展示了图神经网络 FSL 的代表性算法。

图 11: DPGN 信息传递学习示意图



资料来源: 论文“A Comprehensive Survey”, HTI

DPGN (Distribution Propagation Graph Network) 关注 GNN 中样本之间的关系和样本分布之间的关系。其中，点图用来描述样本，分布图用来描述分布。这两个 GNN 通过传递信息，融合了样例级和分布级的关系。另外，还有 EGNN、Meta-GCN、GERN、HGNN 和 Frog-GNN 等相关算法。目前，图神经网络被广泛应用于小样本图像分类、语义分割和实例分割等任务中。

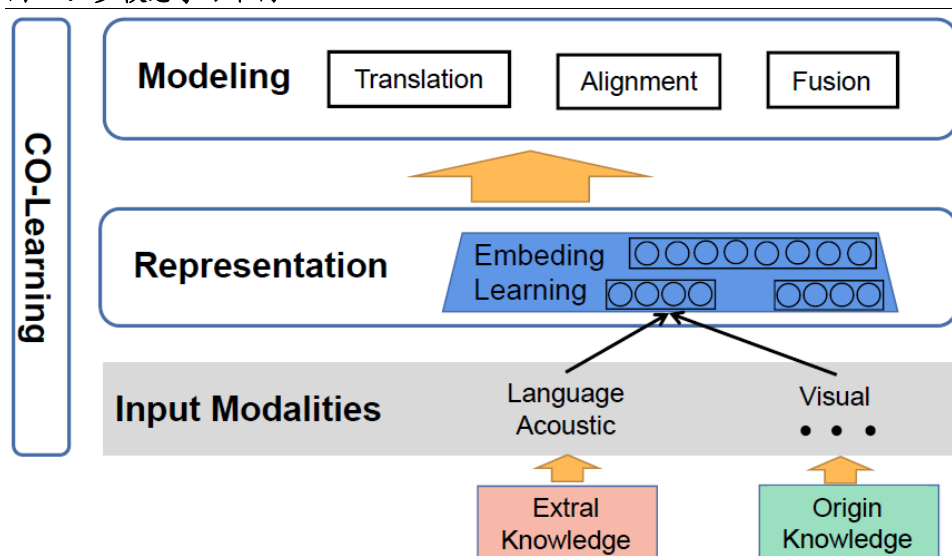
在 FSL 中，元学习主要探索从任务到目标模型的映射。它训练了一个超调优设备，当它根据不同的任务收敛时，可以给出一组很好的超参数。然而，元学习并不是普遍适用于所有情况。当前的元学习理念需要有足够的历史任务，如果在某些问题上没有足够的任务，元学习可能无法解决问题。同样地，如果源和目标之间的域差距太大，结果也会变差。

4.5 多模态学习

多模态是指不同类型的数据资源，比如文字、影像、音讯、影片等。在过去，AI 模型几乎只能处理单一模态任务，比如只限于文字或视觉。但 2021 年出现不少多模态 AI 成果，比如 OpenAI 发表的 CLIP 和 DALL-E 模型，能同时处理文字和影像，靠输入文字就能产生图片；还有 DeepMind 的 Perceiver IO。虽然这些新的多模态系统大多处于实验阶段，但也已经在实际应用中取得突破。例如开源社区将 CLIP 与生成对抗网络 (GAN) 相结合，开发数字艺术作品。艺术家 Martin O’Leary 使用 Samuel Coleridge 的史诗作品《忽必烈大汗》为输入，生成了充满迷幻色彩的“Sinuous Rills”。谷歌也表示，将为其搜索引擎添加多模态功能，它的多任务统一模型可以处理文本、音频、图像和视频内容，用户可以通过 75 种语言中的任何一种语言使用。
(源自公开信息)

到目前为止，FSL 在单模领域已取得重大进展。在单模态学习中，模型主要负责将信息表示为特征向量，可以由计算机处理或进一步抽象为更高层次的语义向量。FSL 中的多模态学习是指通过利用多种模态之间的互补性和消除模态之间的冗余来学习更好的特征表达。通过融合多模态信息，可以提高模型对小样本数据的感知能力。下图为多模态条件下 FSL 的主要路径。多模态的 FSL 主要是解决如何在特征表达的条件下，通过融合、校准和翻译来对其他模态信息进行建模，以弥补对有效信息本身的缺乏。

图 12: 多模态学习架构



资料来源: 论文“A Comprehensive Survey”, HTI

多模态嵌入

最近的研究表明，FSL 对某些任务的视觉特征有明显的局限性。语义空间作为辅助信息，可以为视觉特征提供有效的上下文，来帮助 FSL。实验表明，两种或两种以上模式的自适应组合比单模态 FSL 要好得多，通过整合多个视觉特征，为每个类别构建了弱语义监督。还有人使用变分自动编码器（VAEs），基于潜在的视觉特征来建模语义特征，并通过添加类标签、属性和自然语言描述以及知识推理，进一步扩展了语义信息。通过嵌入损失函数（loss functions），将附加的语义信息与视觉特征校准，从而大大降低了知识迁移的成本。

从图像中生成语义信息

使用多模态 FSL 的另一个相关领域是文本到图像的生成。在小样本视觉分类任务中，基于视觉和语义的方法，使用文本描述来生成额外的训练图像，具有很好的研究潜力。比如：（1）利用生成对抗网络（GAN）作为数据生成器对模型进行训练，基于语义信息生成相应的视觉特征，通过结合原始视觉特征获得增强的视觉特征；（2）分别探索生成图像和特征向量，在零样本学习领域取得了进展，将文本到图像的生成迁移到目标检测任务中，可以与当前的 FSL 集成，在上下文联合学习阶段实现一个更通用的模型；（3）通过连接两个 CGAN（有条件约束的 GAN），来提高生成图像的分辨率。

多模态 FSL 仍处于发展阶段，目前还存在诸多挑战，比如：如何组合来自异构域的数据，如何处理在不同模态组合过程中发生的不同级别的噪声等等。在多模态 FSL 中，一个好的特征表达应该能够基于观察到的模态信息填充缺失的模态。

以上是 FSL 领域目前主要的学习算法，这些算法主要集中在图像分类、字符识别、目标检测、语义分割、图像检索、手势识别、视频目标检测等应用领域。

4.6 FSL 与 AutoML 的结合

AutoML 是一套主动学习算法框架，通过主动学习（Active Learning）技术，改变了监督学习的被动接受人工标注样本的模式。在传统 AI 算法开发流程中，从业务和问题定义，到数据采集和标注、存储管理、数据分析和可视化，再到模型结构设计、优化、最后到应用开发，流程复杂，且成本较高。涵盖算法研发全流程的 AutoML 可以从特征工程、模型构建、超参选择，优化方法四方面实现自动化，其优势在于：可减少算法生产成本，提高效率，并降低了算法生产门槛。在业界，已经有许多较为成熟的 AutoML 平台，国外如 FeatureLab（自动特征工程）、Google Cloud Vertex AI NAS；国内则有第四范式的 AI Prophet AutoML 等，包括创新奇智的 Orion 平台也涵盖了 AutoML 功能。

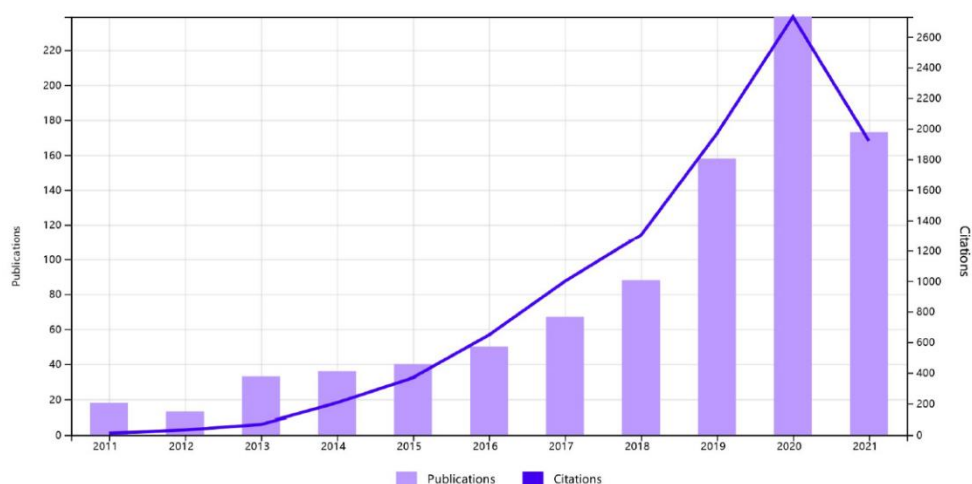
小样本学习是为了解决碎片化场景无法获取大量数据训练模型的问题，而 AutoML 是在传统算法模式下，通过主动学习来提高算法生产效率，解放人力成本。换句话说，小样本学习解决小数据智能分析问题，AutoML 则是提高算法生产效率的方法，两者互相结合，通过“特征提取+自动标注”的 FSL+AutoML 可有效实现小样本、低成本和算法精度之间的平衡，改变了以往的算法生产模式，将算法生产带入平民化和低成本时代。（以上内容来自中科智云，HTI 整理）

5. 小样本研究领域的发展现状

5.1 研究产出和发展方向

近十年来，FSL 的研究得到了广泛的关注，并取得了重大研究进展，例如阿里巴巴提出的 KGBert 首次在 FSL 领域超越人类。论文“A Comprehensive Survey of Few-shot Learning: Evolution, Applications, Challenges, and Opportunities”，统计了近十年来与 FSL 相关的论文数量，2011 年至 2015 年，由于 FSL 理论仍然不完整，相关论文较少。自 2015 年以来，随着深度学习的兴起，FSL 相关研究论文的数量呈线性大幅增长。2020 年，相关论文的数量已达到 239 篇，引用次数达到了 2731 次，2021 年有所下降。

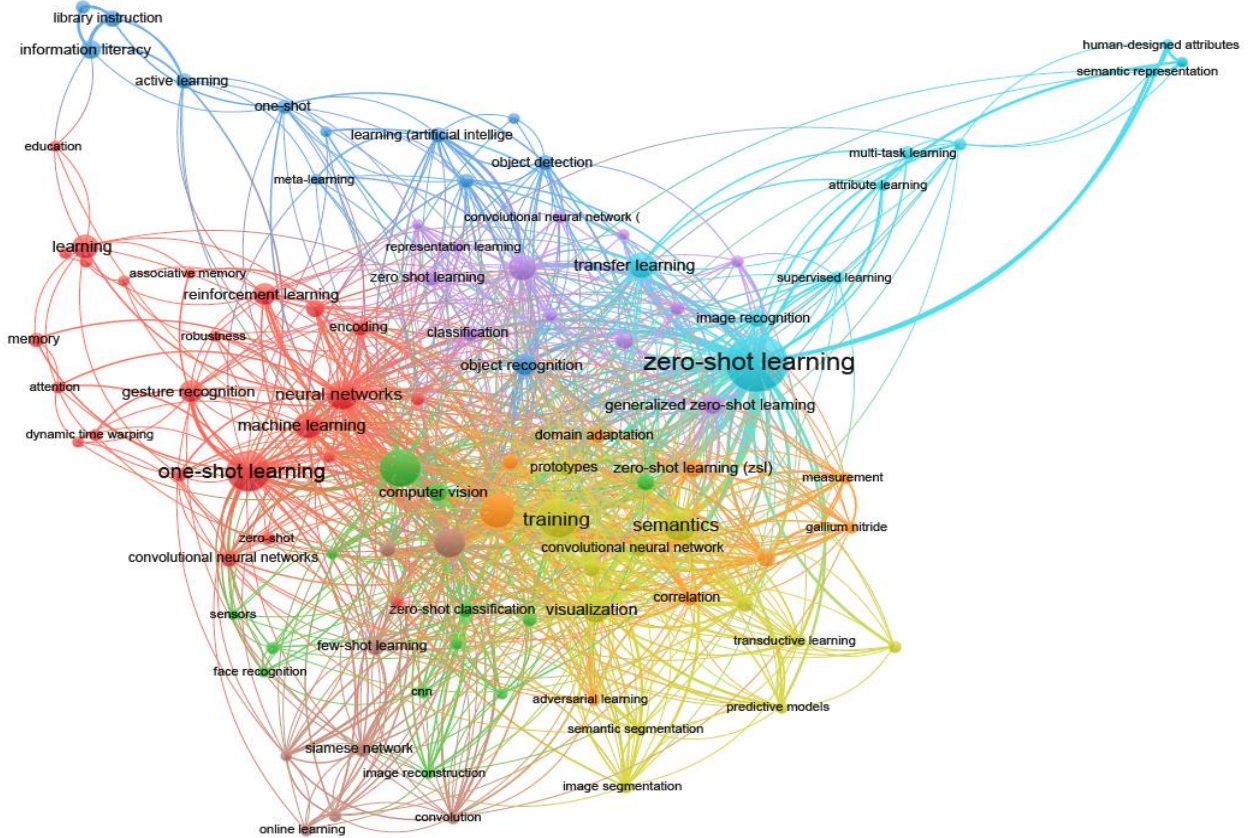
图 13: 顶会上发表的 FSL 相关论文数量



资料来源：论文“A Comprehensive Survey”，HTI

目前，与 FSL 相关的任务中，计算机视觉是最活跃的研究领域，包括图像分类、对象检测、语义分割和实例分割。下图展现了小样本学习领域的主要进展和研究方向。

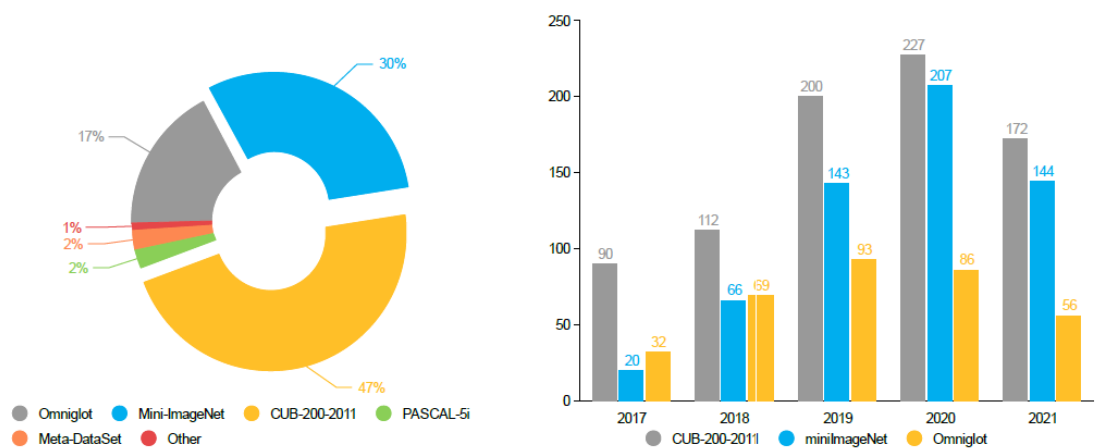
图 14: 小样本学习领域的主要进展和研究方向



资料来源: 论文“A Comprehensive Survey”, HTI

在 FSL 数据集方面, 经过 10 年的发展, FSL 基准数据集已完成从单个域、单个数据集到跨域、多个数据集的演进。根据统计, 2017-2021 年间, 898 篇论文使用了 CUB-200-2011 数据集, 占比 46.6%; 587 篇论文使用了 Mini-ImageNet 数据集, 占比 30.5%; 335 篇论文使用了 Omniglot 数据集, 占比 17.4%; 44 篇论文使用了 PASCAL-5i 数据集, 46 篇论文使用了元数据集。从数量上来说, CUB-200-2011、Mini-ImageNet 和 Omniglot 基准数据集占据主导地位。

图 15: FSL 基准数据集使用情况

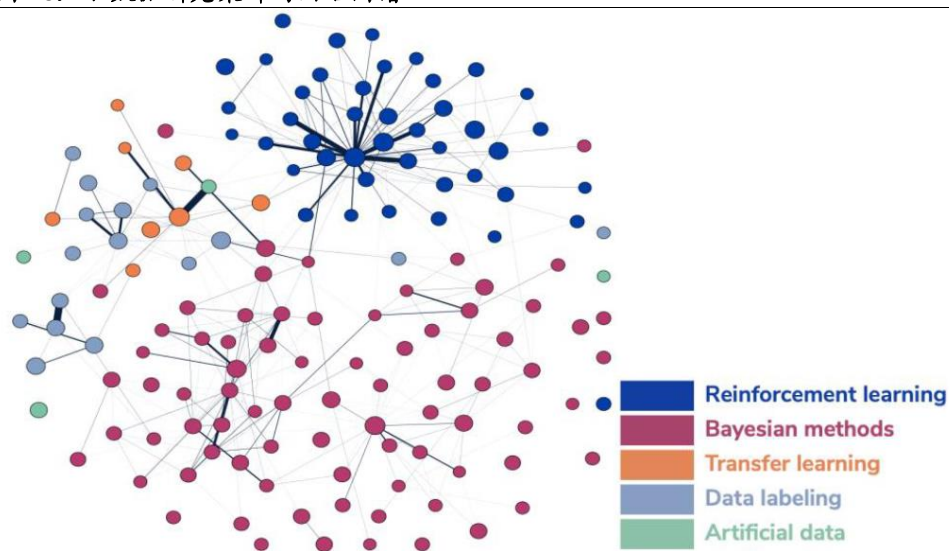


资料来源: 论文“A Comprehensive Survey”, HTI

另外，CSET 在 2021 年 9 月发布了一份报告（Small Data's Big AI Potential）。报告借鉴了其原始数据集，包括合并的学术文献库，涵盖了全球 90% 以上的学术产出，以展现小数据学习方法的研究进展、国家竞争力和资金投入情况。该报告将小数据学习方法分为了 5 大类：（1）迁移学习（Transfer Learning）；（2）数据标注（Data labeling）；（3）人工数据生成（Artificial data）；（4）贝叶斯方法（Bayesian，代表元学习的一种）；（5）强化学习（Reinforcement Learning）。**迁移学习**，前述已做说明，这里略过。**数据标注**，这里提到的数据标注是指从有限的标记数据到大量的未标记数据，通过一系列方法来理解可用的未标记数据，如自动标记（自动生成标签）或主动学习（active learning）。**人工数据生成**旨在判断可用数据的基本结构并从中进行推理，来创建新的数据点或相关技术，最大限度地从少量数据中提取更多信息。从简单的修改到更复杂的方法（如：在图像分类数据集中裁剪或旋转图像等）。**贝叶斯方法**是机器学习和概率统计的一大类方法。简单来说，贝叶斯方法提供了一种计算假设概率的方法，基于假设的先验概率、给定假设下观察不同数据的概率以及观察到的数据本身，并将未知参数的先验信息与样本信息相结合，再根据贝叶斯公式，得出后验信息，然后根据后验信息去推断未知参数。贝叶斯方法更适合于数据有限的某些情况，侧重于对其预测的不确定性进行校准评估，这在数据可用性有限的情况下很有帮助。贝叶斯方法是一个庞大的家族，不仅擅长处理小数据集，一些相关研究也使用大型数据集。**强化学习**是机器学习的范式和方法论之一，用于描述和解决计算机系统与环境的交互过程，通过学习策略（制定规则）以达成回报最大化或实现特定目标。强化学习的常见模型是标准的马尔可夫决策过程（Markov Decision Process, MDP）。强化学习通常用于训练游戏系统、机器人和自动驾驶车辆。尽管强化学习经常需要大数据，但该报告还是将它包含在内，原因是它使用的数据通常是在模拟环境中训练生成的，而不是事先收集和标记的。

下图显示了这些不同领域如何相互连接。每个点代表一个研究集群（即一组论文）。一个研究集群与另一个研究群组的线的粗细代表了两个研究集群之间引用链接的强度。没有连线表示没有引用链接。可以看出，虽然集群与同一类别中的其他集群联系最紧密，但不同类别的集群之间也存在大量关联。

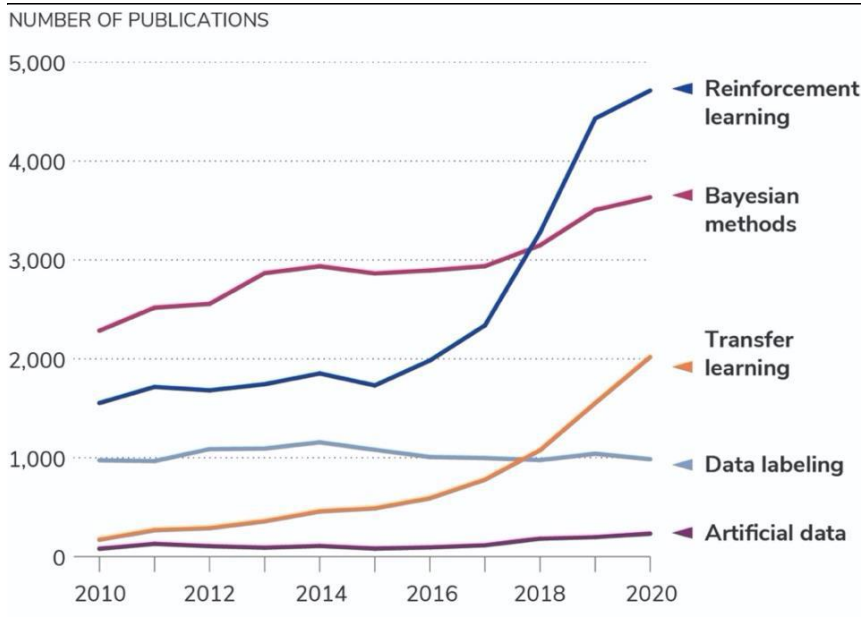
图 16: 小数据研究集群的网络图谱



资料来源：CSET, HTI

就研究文献数量而言，五类“小数据”方法在过去十年中有着截然不同的轨迹。强化学习和贝叶斯方法是两个最大的类别。贝叶斯论文数量在过去十年中稳步增长，强化学习从 2015 年开始增长，随后在 2017 年至 2019 年期间增长尤为迅速，这可能是由于深度强化学习的革命性进展。迁移学习在 2010 年时很少，但到了 2020 年已有较大幅度增长。相比之下，在过去十年中，人工数据生成和数据标记研究的论文数量一直很低。

图 17: 各小数据学习分类的研究趋势



5.2 国家研究产出竞争力

CSET 的报告根据发表的论文数量和引用数量等衡量标准，对各国在每一类别中的相对地位进行了统计，以了解国家间在小数据方法中的潜力。

下图显示了在小数据发表文献方面排名前 10 的国家的统计数据。与人工智能的总体发展趋势一致，中国和美国是小数据相关研究的前两大生产国，英国紧随其后。中国在数据标注和迁移学习方法方面领先，而美国在贝叶斯方法、强化学习和人工数据生成方面领先。

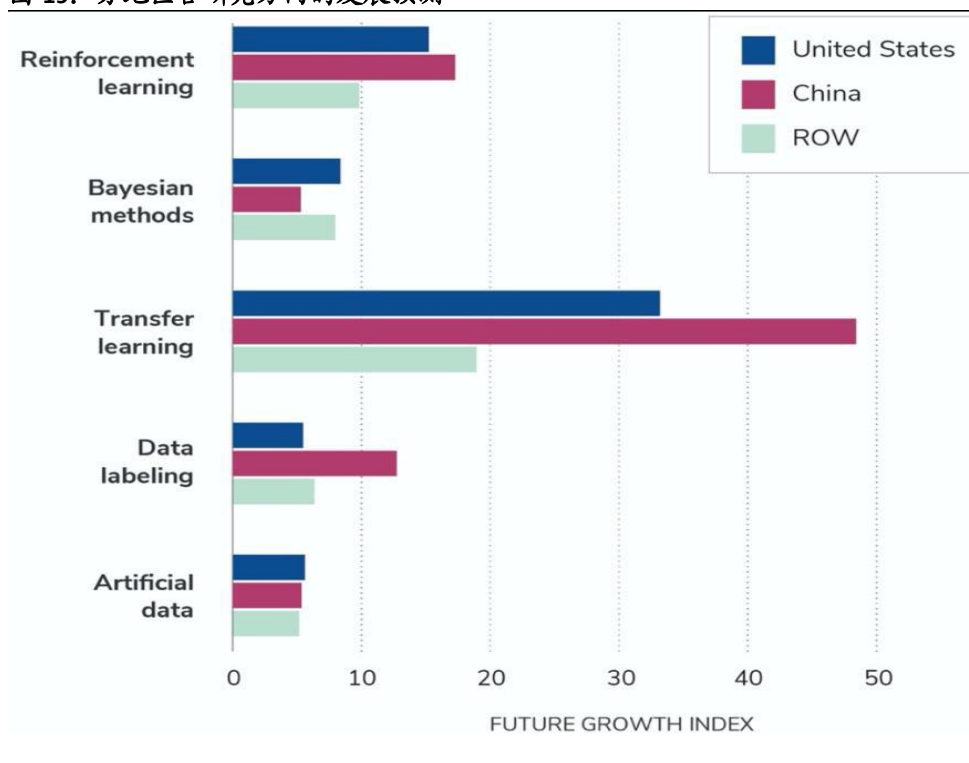
图 18: 前 10 个国家在小样本学习领域的产出统计

	Reinforcement learning	Bayesian methods	Transfer learning	Data labeling	Artificial data
1.	U.S. 6,705	U.S. 7,804	China 2,546	China 3,250	U.S. 428
2.	China 4,952	China 3,963	U.S. 1,935	U.S. 1,899	China 183
3.	U.K. 1,540	U.K. 3,423	U.K. 472	India 815	U.K. 112
4.	Germany 1,389	Germany 1,585	Australia 362	U.K. 344	Germany 86
5.	Japan 1,162	France 1,486	India 285	Japan 313	Taiwan 79
6.	France 918	Australia 1,017	France 234	France 295	Australia 72
7.	Canada 902	Italy 1,010	Japan 227	Australia 295	Canada 37
8.	India 630	Canada 972	Germany 222	Germany 286	Spain 32
9.	Spain 545	Netherlands 770	Canada 218	Canada 217	S. Korea 32
10.	Australia 520	Japan 719	Singapore 203	Brazil 215	Japan 28

资料来源: CSET, HTI

下图展示了按国家划分的三年增长预测。相对于美国和世界其他地区，中国在迁移学习方法的增长率我们预计会高出许多。这一预测可能意味着中国在迁移学习方面将取得更大的进步。

图 19: 分地区各研究方向的发展预测

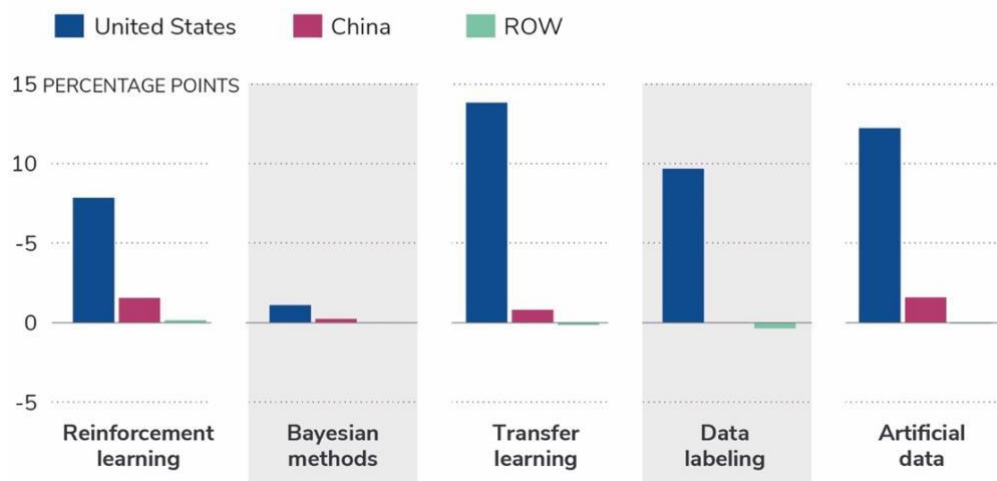


资料来源: CSET, HTI

下图显示了私营部门对小数据研究的资金投入情况。与政府实体相比，美国的私营部门似乎倾向于为小数据研究投入更多的资金，而不是一般的人工智能研究，并且明显高于其他国家。

图 20: 各地区私营部门对大数据研究的投入情况

Difference in share of funding from each entity for small data research and AI overall



资料来源: CSET, HTI

根据以上 CSET 的报告, 我们可以得出以下观点:

(1) 美国和中国在大数据方法方面竞争激烈, 美国在两种最大的方法 (强化学习和贝叶斯方法) 中遥遥领先, 但中国在迁移学习方面处于领先地位, 并不断增强。

(2) 相对于整个人工智能领域的投资模式, 美国的私营部门在大数据研究方面更具投资兴趣, 远高于其他国家。

6. 小样本学习的应用

目前, 在各个应用领域都出现了小样本学习的身影。最早出现的计算机视觉, 如图片分类、物体识别、图片切割。后来是 NLP 领域, 比如一些经典的关系抽取、NER 任务。如何通过微调或者构建一些模板, 把只有少量标注数据的任务调到一些新任务上, 是最近 NLP 领域的研究重点。除了 NLP 领域, 还有知识图谱, 比如处理出现的新实体、新关系, 都可以通过小样本学习的方法来完成。另外, 还有新药研发和机器人学。

PaddleFSL 的小样本学习。PaddleFSL 是一个基于飞桨的小样本学习工具包。在这个工具包里, 提供了简单、易用、稳定的经典小样本学习方法, 并支持拓展新的小样本学习方法。PaddleFSL 支持图片分类、关系抽取、通用自然语言处理等一系列的任务, 并包含这三个任务所涉及的一些经典数据集。目前已经包含 CV 和 NLP 小样本的经典应用, 并且依托飞桨的生态, 不断扩展到新的领域。

阿里云在 NLP 领域的小样本学习。中文语言权威评测基准 CLUE 公开了中文小样本学习评测榜单最新成果, 阿里云平台在大模型和无参数模型双赛道总成绩第一名。中文语言权威评测基准 CLUE 自成立以来公布了多项 NLP 评测基准, 在学术界、工业界产生了深远影响。其中, FewCLUE 是 CLUE 最新推出的一项中文小样本学习评测基准, 用来评估机器学习模型是否可能通过少样本的学习来把握特定的自然语言, 解决现实问题。比如智能客服场景中的用户用意辨认, 仅需人工标注几十条样本, 就能让用意辨认的准确率达到 90%。阿里云提出了一套大模型+小样本的结合计划, 在大规模通用预训练基础之上, 联合基于常识的预训练和 Fuzzy-PET 少样本学

习，具备解决问题的优异成果，甚至在特定小样本学习任务的精准度上超越了人类。

美团的小样本应用场景。美团的各个业务中都有丰富的 NLP 场景，这些场景中模型的构建需要很多的标注资源，成本很高。美团利用小样本学习在数据资源稀少的情况下训练出好的模型，并建设小样本学习平台，将小样本学习能力集成到公司统一的 BERT 平台上，开放给公司各业务方灵活使用。比如医美业务方面：典型的文本分类任务，小样本学习利用 2,989 条训练数据准确率达 89.24%；二分类任务，小样本学习利用 384 条训练数据准确率达 87%；句间关系任务，小样本学习用 2909 条训练数据准确率达 91.88%；医美业务如果出现虚假点评，会对体验有较大伤害，美团通过 Active Learning 选取标注数据，数据增强、半监督学习和集成学习+自训练优化模型，仅标注 1757 条数据，在检测感知虚假评价的准确率上可以达到 95.88%。

Facebook 的小样本学习技术突破。公司部署了一种 FSL (Few-Shot Learner) 新型 AI 平台，能够在数星期之内（以前是数个月之内），针对新的或者不断变化的、有害的内容采取行动。它可以从各种数据中学习，比如图像和文本。Facebook 表示，它的多模态言论检测器能够标记并删除社交网络中 97% 的辱骂和有害内容，该系统能够根据文本、图像和视频在内的 10 种数据类型将图像-文本配对分类为良性或有害。Few-Shot Learner 是一个大规模、多模态、多语言、零样本或小样本的模型，可以理解联合策略和内容，可以在不调整模型的情况下，对完整性问题进行概括。该模型可以使用简单的策略语句，包括基于通用语言以及违反策略和边界内容语言进行预训练。比如新的模型对现有的分类器进行了改进，可以准确标记出接近煽动暴力的内容（如：“那家伙需要所有的牙齿吗？”）。传统的方法可能会漏掉这类煽动性帖子，因为没有太多标记的样本引用牙齿来暗示暴力。公司的 FSL 技术与目前已有的一些最先进的小样本学习方法进行了比较，经过评测，该技术比各种最先进的小样本学习方法高出 55%（平均为 12%）。

6.1 小样本学习在计算机视觉领域的实践成果

在工业应用领域，小样本学习因其可以大大降低数据采集和标定成本，在诸多视觉任务中已经得到研究人员的持续关注，其中包括：图像分类、图像检索、目标跟踪、短文本情感分析、语言模型、网络结构搜索等问题。由于视觉数据的直观性和可理解性，计算机视觉一直是机器学习算法的主要测试平台。从最早的聚类模型到当前的元学习方法，视觉任务总被作为 FSL 方法的试金石，尤其是 FSL 的图像分类任务。

小样本学习在计算机视觉领域已得到广泛应用。具体来说，它可以用来帮助计算机在少量的训练数据下学习识别图像中的物体，如人脸、动物和汽车等。它还可以用来学习从图像中提取特征，并用这些特征来做出决策。小样本学习也可以用来帮助分类图像，例如将图像分为“猫”和“非猫”两类。此外，还可以用来图像分割，即将一张图像划分为多个不同的区域等。

论文“A Comprehensive Survey of Few-shot Learning: Evolution, Applications, Challenges, and Opportunities”，梳理了在过去五年里，计算机视觉应用领域的 FSL 成果，分为图像分类、目标检测、语义分割和实例分割四个小样本学习的应用任务。

在 FSL 计算机视觉分类任务中，解决小样本图像分类任务主要通过数据增强、迁移学习、元学习和多模态融合学习来完成。文献研究了从 2016 年到目前的所有小样本图像分类模型，并计算了 miagenet 基准数据集上所有模型的最佳性能。

小样本目标检测 (FSOD) 是从多个样本中检测稀有物体的任务。FSL 在图像分类方面取得了很大进展，但在目标检测方面还较少。目前，小样本目标检测的发展

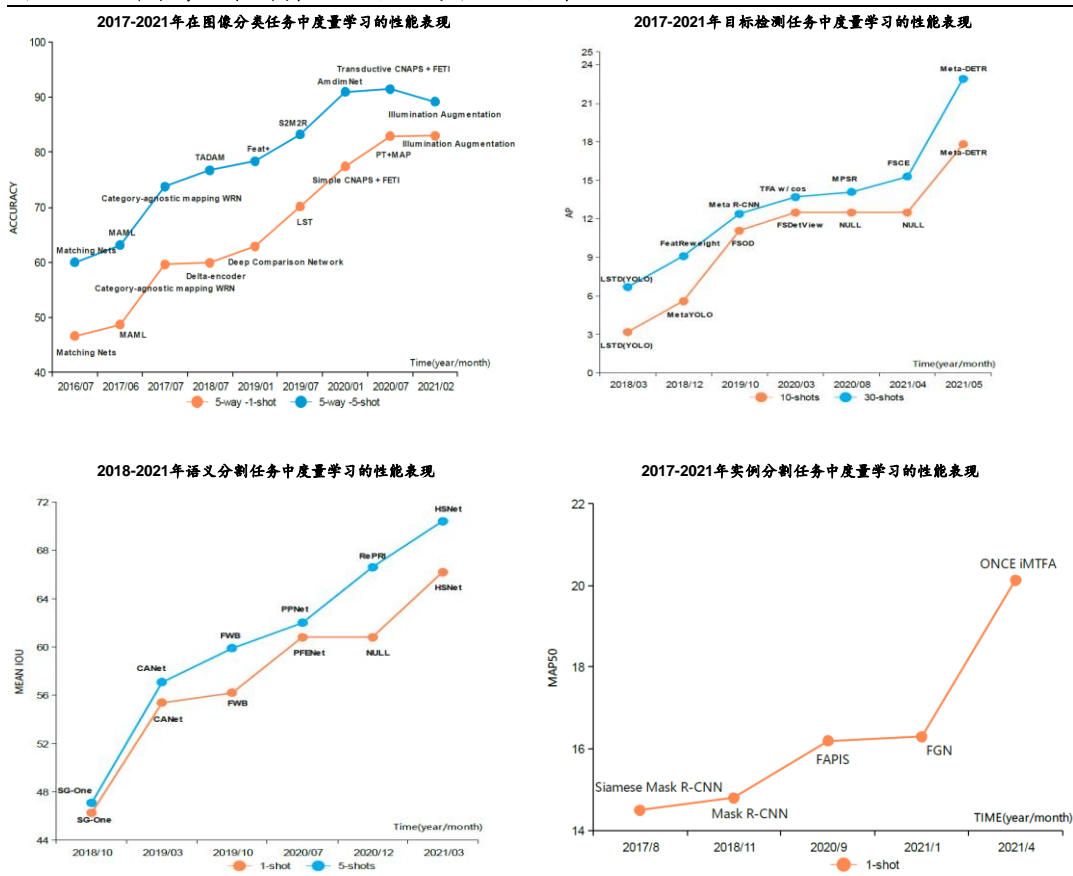
可分为三个主要阵营：数据增强、迁移学习和元学习。其中，注意力机制在小样本目标检测中起着关键作用（创新奇智发表过双注意力机制的论文，并获得了商业落地验证）。

2017年，首次提出了小样本语义分割，已被广泛应用于医疗图像和无人驾驶汽车等场景中。与传统的语义分割不同，小样本语义分割在支持数据集中具有较少的像素标注信息。小样本语义分割可以分为监督语义分割、无监督语义分割和视频语义分割。在机器学习阶段，最经典的方法是使用概率映射作为先验知识进行推导。在深度学习阶段，出现了大量的有效分割算法，但这些模型往往需要大量的手工实例注释。最近，出现了一种更简洁的范式，对小样本语义分割进行了显著的改进，即分类器是元学习，而特征编码解码器仍然使用传统的分割模型进行训练。

与语义分割相比，实例分割涉及识别图像中的每个像素并分别对其进行标记。近年来，很少有研究处理实例样本的研究。目前的工作仍然集中于如何使用一些有效的工具来改进 R-CNN。最近的研究，提出了一种增量的小样本实例分割算法，极大地提高了基准数据集的性能。

从统计数据来看，在计算机视觉的4个应用领域中，小样本学习在 FSL 基准数据集上的性能（精准度）逐年提升，并达到较高水平。

图 21: 小样本学习在计算机视觉领域的性能提升



资料来源：论文“A Comprehensive Survey”，HTI

注：（1）5way-1shot: 5个类的训练集，每个类只有一个样例；（2）AP (Average Precision)，即平均精度，是目标检测中的一个常用指标。其定义为 PR 曲线（准确率-召回率曲线）的曲线下面积（积分）。简单来讲，一个越好的分类器，AP 值越高；（3）MEAN IOU: 是语义分割任务中的评价指标。IOU (Intersection over Union)，就是两个集合的交集与两个集合的并集之比，是一种测量在特定数据集中检测物体准确度的一个标准，数值越大，准确度越高；（4）MAP50: M 是 Mean 的意思，是指所有类别的 AP 值的平均值，50 的含义是 IOU 阈值为 0.5；

目前，AI 实际上已经从理论研究向场景应用转变，实际场景的应用落地才是行业最为关注的。在产业数字化转型中，各种碎片化场景，对算法的精度要求越来越高。多样化场景中，需要不同的数据样本，训练出不同的模型，通用算法并不适用，精度会大打折扣。解决实际场景落地问题，需要把具体场景需求拆解，映射到现有的算法模型之中，从业务和问题定义开始，到模型调优，最后到算法交付。

总之，凡是大数据获取困难、获取周期长或获取成本高的场景，都可能是小样本学习的适用范畴。但不论是小样本学习还是传统机器学习，只有结合具体的应用场景且学习性能不断优化，能够解决数字化转型过程中的各种痛点，AI 才真正具有价值。

图 22: 小样本学习的应用领域

Computer Vision	Natural Language Processing	Robotics	Audio Processing	Other
Few-shot learning is used mainly in computer vision to deal with problems such as:	Few-shot learning enables natural language processing applications to complete tasks with few examples of text data:	Few-shot learning plays a critical role in training robots to complete certain tasks such as:	Few-shot learning can enable deployment of such tasks for acoustic signal processing:	Few-shot learning can be applied to various rare cases tasks in:
<ol style="list-style-type: none"> 1. Character recognition 2. Image classification 3. Object recognition 4. Other image applications: <ul style="list-style-type: none"> • image retrieval • object tracking • specific object counting in images • gesture recognition • part labeling • image generation • shape view reconstruction for • image captioning 4. Video applications <ul style="list-style-type: none"> • video classification • motion prediction • action localization • person re-identification • event detection 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Parsing 2. Translation 3. Sentence completion 4. Sentiment classification from short reviews 5. User intent classification for dialog systems 6. Criminal charge prediction 7. Word similarity tasks 8. Multi-label text classification 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Learning a movement by imitating a single demonstration 2. Learning manipulation actions from a few demonstrations 3. Visual navigation 4. Continuous control 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Voice cloning from a few audio samples of the user 2. Voice conversion from one user to another 3. Voice conversion across different languages 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Medical applications (new drug discovery) 2. IoT Analytics 3. Mathematical applications 3. Material science applications

资料来源: Mobidev, HTI

7. 小样本学习在工业制造领域的应用

从行业应用分布来看，AI 在传统市场的应用规模较大。根据德勤的 AI 研究报告，2030 年，制造业、通信/传媒及服务 and 自然资源与材料将分别以 16%，16%，14% 占据前三名。其中，庞大的制造业企业正加速数字化转型，推动智能管理、智能工厂、智能物流等全方位智能化。因此，制造业是其中增速最快的领域，也是小样本学习应用最活跃的领域。

在工业界，隔行如隔山，整个市场需求都是碎片化且难以获得海量训练数据的，小样本学习算法已成为众多创新型公司追逐的方向。之前，小样本学习大多集中在图片分类任务上，而物体检测的起步相对较晚。相对于图片分类，小样本物体

检测在工业领域的实际应用中则更加重要和实用。例如，根据 industryweek 的数据，在汽车制造业中，由于精益 6-sigma 管理技术的广泛应用，大多数零件制造商和一级供应商都尽量保证每百万批次的产品中最多出现 4 个不合格产品。由于制造商缺少不合格产品的样本数据，从而很难训练出性能良好的用于产品质检的视觉检测模型。事实上，许多制造商已经开始将 AI 解决方案集成到生产线上，但数据稀缺成了最大的挑战。与可获取海量用户数据的面向消费者的互联网公司不同，在制造业中收集大规模的训练集几乎是不可能的事。另外，工业的细分领域众多，各领域在生产流程及工艺、生产线配置、原材料及产品类型均具有较大差异性。

因此，只基于深度学习的 AI 算法难以在工业领域中得到实际应用，与样本量要求较低的小样本学习算法相结合成为了推进工业领域智能化转型的核心驱动力，比如目前需求很大的工业视觉检测。根据德勤的报告，目前智能制造正处于成长期，行业渗透度不足，但市场规模大，市场具备高增长潜力。

图 23: 智能制造的发展潜力

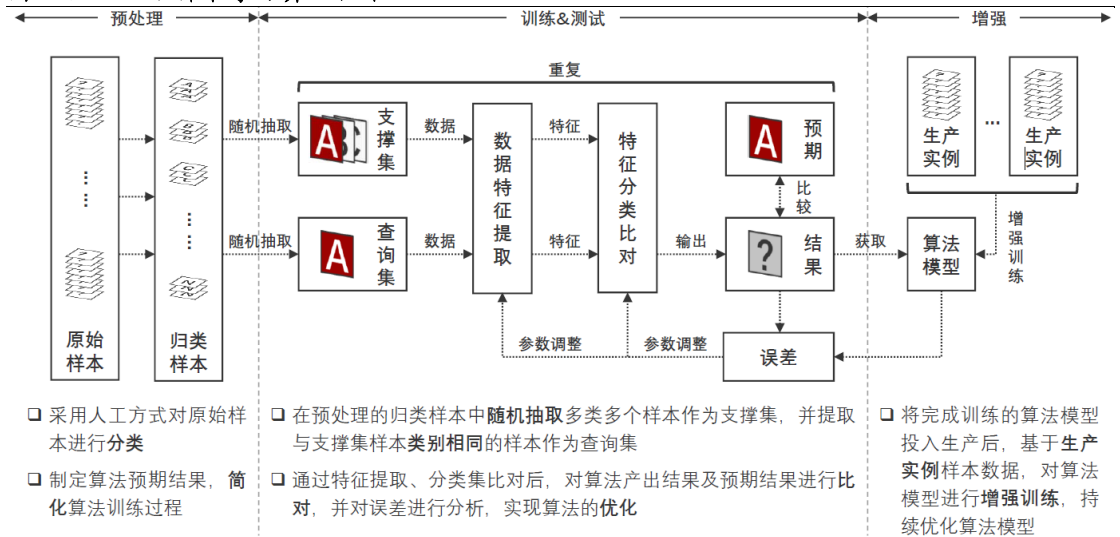


资料来源：德勤、HTI

7.1 AI 视觉检测是小样本学习在工业领域的突出应用

AI 视觉检测是小样本学习在工业领域目前最成熟的应用方向之一。围绕产品品控难题，质检工序正经历着人工检测，到传统自动光学检测，再到 AI 视觉检测的跳跃式发展。AI 视觉检测成功解决了人工检测成本高、稳定性差，自动光学检测检出率不达标等诸多难题。AI 视觉检测在 3C、汽车、新能源、医药行业等广泛领域具备明确的需求，市场潜力大。目前，小样本学习算法在处理少类别任务时表现良好，但在多类别任务时仍存在过拟合问题，所以说，小样本学习算法的成熟将成为人工智能技术在工业领域加速渗透的关键。

图 24: 工业小样本学习算法框架

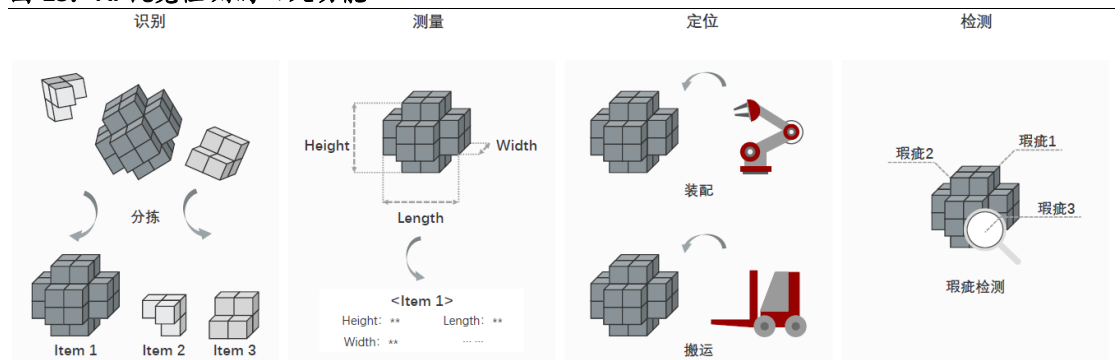


资料来源: 头豹研究院, HTI

7.1.1. AI 视觉检测的功能

AI 视觉检测主要有四大功能：识别、定位、测量、检测。其中，识别功能为基础，利用机器视觉算法可实现对同生产线不同物料或产品的快速辨别。相较于人工分拣，智能分拣可实现 24 小时连续运行，误差率仅为 3%。定位功能是实现装配、搬运等生产环节智能化转型的关键，工业机器人及其他智能生产设备已成为智能工厂核心组成要素。测量功能是基于机器视觉技术的智能测量解决方案，可实现测量数据感知、处理与录入全环节自动运行，有效优化生产效率，减少人为误差。智能检测系统在效率、误差率等层面具备优势，人工替代率达 70%。智能检测系统的应用可将产品瑕疵检测率提升至 99%。

图 25: AI 视觉检测的四大功能



资料来源: 头豹研究院, HTI

7.1.2. 视觉检测的发展路径

工业机器人视觉检测，通过摄取图像，模拟人类的视觉功能，提取信息，并加以处理，最终用于检测、测量、判断和控制等工序。众所周知，在工业生产中，传统的检测技术需要众多的检测工人，不仅影响生产效率，而且带

来不可靠因素。工业视觉检测领域首先是以传统的自动光学检测 AOI 形态进入质检领域，它以检测的安全性、可靠性及自动化程度高等优点而得到广泛的应用。但 AOI 发展至今，在诸多缺陷检测等复杂场景中，由于缺陷种类繁多，特征提取不全，适配算法延展性差，产线更新频繁，算法迁移不灵活等多种因素，传统 AOI 系统已难以满足产线发展的需求。因此，以深度学习+小样本学习为代表的 AI 工业质检算法平台正在逐步取代传统的视觉检测方案。

AI 工业质检平台经历两个阶段：经典机器学习算法阶段和深度学习检测算法阶段。**经典机器学习检测算法**是通过人工分析图片的特征，通过缺陷图像算法提取特征，并将特征进行参数化输入到机器学习分类器中进行检测，待分类器训练好之后，通过特征的数值来区分物体，即得出检测结果。人工分析在经典机器学习检测算法中起着重要的作用。**深度学习检测算法**减少了对特征观察的人为主观依赖，采集图片，标注图片，进行网络训练，查看训练结果，调节参数和网络结构，再次训练，得到最好的结果。深度学习在标注和训练时，网络会自动提取和筛选特征，规划分割阈值，只在调整参数和网络结构时需要专业工程师，特别是与小样本学习算法相结合，深度学习视觉算法可以通过调整数据超参数等持续优化关键指标（如漏检率、误检率等），来解决准确性问题。

在多层神经网络模型的深度学习中，对于图像的特征识别，底层的特征（如像素特征）简单，上层特征复杂，高层神经元的决策可以更加抽象。在工业场景需求分散的情况下，根据底层提取的特征，高层神经网络在不同场景间可以进行算法迁移，实现有效的算法复用，节约二次开发成本，可进一步降低 AI 视觉算法商业落地的难度。

7.1.3. 行业需求驱动长期发展

从国外历史经验来看，在制造环节引入人工智能替代人工，首先解决的是品质问题。工业质检主要涉及产品外观缺陷、尺寸、平整度、距离、校准、焊接、弯曲度等方面的检测。AI 工业质检结合机器视觉和神经网络（小样本学习），实现从人工到 AI 自动学习的跨越。产线上的检测工位引入 AI 视觉检测系统后，一方面对于人眼无法准确识别的细微缺陷可以有效检出，同时能够有效克服人工目视检测不稳定的问题。AI 工业质检根据成像环境和缺陷的微小变化自动调整阈值和算法，提高制造业的质检效率，并随着小样本学习技术的不断成熟，算力成本的下降，有效降低成本，实现降本增效，回报周期逐步清晰。

表 1: 工业质检的具体需求

行业	痛点	需求
新能源汽车	误检率、部署周期、检测速度	涂布、极片表面缺陷检测、模组焊点缺陷检测等
3C 电子	电子产品的微小结构多，表面纹理复杂，检测效率低	背板、玻璃、挡光板缺陷检测、PCB检测、字符缺陷检测，降低漏检率，提高检测速度
半导体	误检率高，部署周期长	LED表面缺陷检测、硅片缺陷检测、芯片表面检测等
工程建筑	工程项目验收审查众多，人工审核繁琐	优化人工质检环节
能源电力	人工质检检出效率低	风电、火电、新能源故障检测，位置分析等
汽车	冲压车间、焊接车间生产工序多，结构件多，一致性差，误检率/漏检率高，检测速度慢	钣金焊点检测、雨刷检测、结构件外观检测等生产工序的自动化质检
钢铁	铁水运输效率低，钢铁表面缺陷多样，钢管焊缝缺陷细微等	提高铁水运输效率，钢铁表面/焊缝缺陷检测
食品饮料	人工质检成本，检测效率	茶叶质检、玻璃瓶质检、包装质检等
化纤	人工质检成本高	提高质检效率
医疗	漏检率、误检率、成本，检测速度	药品缺陷检测、针管检测、口服液杂质检测等
光伏	误检率、部署周期、检测速度，成本	光伏板缺陷检测、外观检测等

资料来源：彬复研究、头豹研究院，HTI

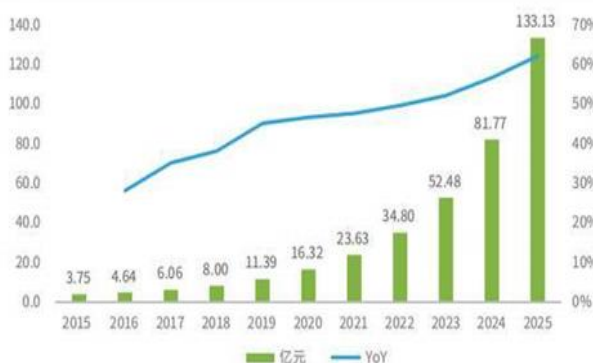
7.1.4. 中国 AI 视觉检测市场规模

人工智能与制造业相关技术结合，可优化制造业各流程环节的效率，通过工业物联网采集各种生产资料，再借助深度学习算法处理后提供建议并自主优化。相较于互联网、金融等行业，人工智能在制造业领域的应用潜力被明显低估。我国制造业正加速智能化进程，未来巨大的市场潜力将逐步被释放。

根据德勤 2021 年初的报告，预计到 2025 年，中国制造业人工智能市场规模达到 133 亿元，预测期（2018-2025 年）复合年增长率为 49.4%。另，根据头豹研究院 2021 年底的报告，2017 年到 2021 年，制造业人工智能解决方案市场规模的年复合增长率为 97.2%，预计 2021 年到 2026 年中国制造业人工智能解决方案市场规模的年复合增长率为 45.6%，2025 年达到 600 亿规模。由于统计口径的原因，头豹和德勤的数据有较大差异，我们认为德勤的数据应该只包括 AI 算法软件部分。

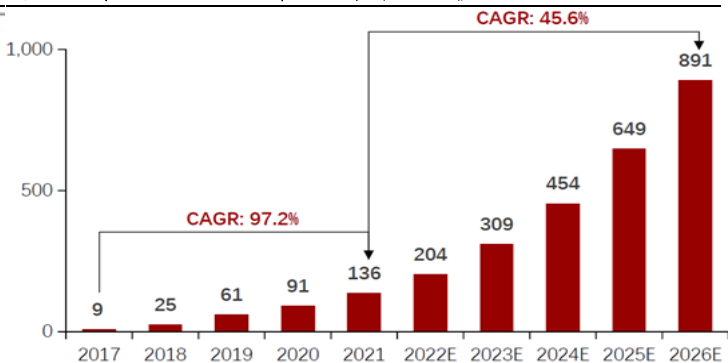
2021 年，《“十四五”智能制造发展规划》出台，提出到 2025 年，70% 的规模以上制造业企业基本实现数字化网络化。制造业企业生产效率、产品良品率、能源资源利用率等显著提升，智能制造能力成熟度水平明显提升。政策和数字化转型的不断加强是推动中国制造业人工智能发展的核心驱动力。

图 26: 中国制造业 AI 市场规模 (亿)



资料来源：Bizwit，德勤，HTI

图 27: 中国制造业 AI 解决方案市场规模 (亿)



资料来源：头豹研究院，HTI

另据 IDC 的统计，2021 年中国工业质检解决方案（不包含硬件）整体市场规模达到了 2.1 亿美元，较 2020 年增长了 48.4%。根据彬复研究的测算数据：3C 行业，全面引入 AI 视觉检测系统的市场规模可达到 300-600 亿元/年（逻辑：3C 行业中国的质检人员大概 300 万人，AI 视觉检测系统替代 50% 的人工计算，替代成本节约在千亿规模。考虑 300 家电子制造上市公司每年以 1-2% 的营业收入作为预算投入）；汽车行业，单条“冲-焊-涂-总”生产线的 AI 视觉检测改造价值在 2000-3000 万元，对应市场规模 120 亿；

根据我们了解的行业经验，AI 视觉检测解决方案中 AI 算法软件平台占总项目额的比例大约为 30%-40%。

7.1.5. AI 视觉检测算法构筑行业壁垒

AI 视觉检测算法是工业质检的核心，重点解决应用场景的需求和痛点。通过项目示例、行业知识积累、算法学习模型迭代和客户端部署低代码化，可以形成 AI 视觉检测的场景应用高壁垒，并有效增强应用的可复制性。

图 28: AI 视觉检测算法架构



资料来源：公开信息，MDPI，HTI 绘制

底层框架：底层框架即深度学习框架，包括熟知的 Pytorch、TensorFlow、Caffe 和飞桨等。目前行业通用的框架基本都是开源的，被广泛使用。市面上也有自研的深度学习框架，但基本上没有太多竞争力，比如国内几大 AI 公司都曾尝试自研深度学习框架，但使用范围有限或者干脆直接放弃，转而使用开源的框架。

算法库：包括具备深度学习和小样本学习的机器学习平台和视觉算法库。机器学习平台比如创新奇智的 Orion，是典型的深度学习+小样本学习平台，而常见的通用视觉算法库包括：OpenCV、Halcon、DVT 和 Labview 以及各自研视觉算法库（创新奇智自研的工业算法库为 CVMM）。这些平台包含常用的视觉算法包，并支持定制化二次开发。视觉算法库是以深度学习/小样本学习为基础的机器学习缺陷检测算法，算法库的丰富性和架构的灵活性直接决定了场景的泛化能力和平台的兼容性。

7.1.6. 工业 AI 视觉检测算法领域的主要玩家

根据 IDC 的报告，工业质检行业的前五大厂商分别为百度智能云、创新奇智、腾讯云、华为和阿丘科技。

图 29: 中国 AI 工业质检解决方案市场份额



资料来源: IDC 中国, 2022, HTI

注: 只包含解决方案中的 AI 算法软件部分, 不包括硬件。

工业视觉检测领域包括四类公司, 分别是传统 AOI 公司、传统视觉硬件公司、AI 视觉检测软件公司和 AI 平台创新企业。领先的 AI 质检创企具有相似的特征: 掌握应用型小样本 AI 算法能力真正解决质检难题; 积累工程交付能力的同时, 具备模型抽象能力; 在垂直场景不断迭代算法平台进行场景间的迁移。

表 2: AI 视觉检测公司比较

公司名称	2021年收入(亿)	收入增速	毛利率	市占率	AI算法能力	重点技术领域	重点行业	客户数	硬件关联度	工业 Know-How	研发占比
商汤科技	47	36%	69.7%	8.7%	大模型	人脸识别, ML	to G 智慧商业 智慧城市	2400	弱	弱	76.9%
Keyence	290	-2.48%	80%	n.a.	n.a.	传统工业视觉	工业制造	n.a.	强	强	n.a.
Cognex	68	28%	73%	n.a.	n.a.	传统工业视觉	工业制造	n.a.	强	强	n.a.
海康威视	28	103%	40%	5.1%	弱	智能视觉/物联	智能制造	3000	强	强	10.1%
百度智能云	151	64%	48%	n.a.	大模型	AI公有云	制造、能源 交通、公共服务	300+	中强	强	n.a.
华为云	201	30%	n.a.	n.a.	大模型	AI公有云	制造、物流	300+	中强	强	n.a.
阿丘科技	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	小样本	物体识别, ML	工业质检	n.a.	强	ongoing	n.a.
恩谋科技	n.a.	n.a.	n.a.	n.a.	小样本	物体识别, ML	工业质检 画质增强	n.a.	强	ongoing	n.a.
创新奇智	9	86%	31.03%	1.6%	小样本	物体识别, ML	工业质检 制造流程智能化 金融	159	强	强	38.0%

资料来源: 各公司数据, HTI

传统 AOI 公司: Keyence 和 Cognex 是绝对的龙头企业, 收入规模较大, 软硬件产品都是自研产品, 但其更多的是偏重传统工业视觉算法和解决方案。

传统视觉硬件公司: 如海康威视, 在工业智能机器人领域发展迅速, 但在工业机器视觉检测领域, 由于其 AI 算法能力偏弱, 所以更多的是与 AI 视觉算法公司合作。

AI 视觉检测软件公司: 是 AI 视觉检测领域比较常见的玩家, 普遍规模不大, 在 AI 技术上有一定能力, 选择视觉检测领域的痛点为切入点, 并有意愿从工程化项目开始, 逐渐向工业 AI 标准化算法平台转变。这类 AI 软件工程化

公司专注于单个或某几类垂类应用场景，并会与百度、华为、腾讯、阿里等云厂商合作拓展细分垂直领域。典型代表有思谋科技、中科慧远等。

AI 视觉算法平台企业：是在工业机器视觉领域具备自研垂直 AI 算法平台的公司。这类公司一般具备工业垂直场景的行业 know-how（不同企业深度不同），持续的碎片化需求驱动公司的 AI 平台算法模型库不断迭代，并逐渐形成标准化，提升泛化复用性。典型代表包括创新奇智、阿丘科技、凌云光等。从 IDC 的统计数据来看，创新奇智在 AI 工业质检领域属于最大的独立第三方解决方案提供商，公司自研机器学习平台和视觉算法模型库，在人工智能顶会上发表的论文基本是围绕小样本学习在物体识别方面的研究，是专注于小样本学习在工业领域应用落地的典型代表。公司目前覆盖的行业包括 3C、面板、钢铁、汽车等垂直领域的 AI 算法平台和整体解决方案，并突出 AI 工程化落地，场景包括工业质检、自动化物流系统、库存管理、视觉机器人等。阿丘科技与创新奇智相似，也大多聚集在成熟度高、空间大的行业，如电子制造、汽车、半导体等市场，以工业质检的 AI 视觉解决方案为切入点，不断积累 AI 工业视觉落地的行业 know-how。

总结：由于工业领域的需求碎片化特点，创新型 AI 企业普遍深耕垂直行业，围绕大客户案例，辐射所在行业做深场景，并努力实现垂直行业平台化赋能。工业 AI 解决方案落地需要具备：（1）AI 算法和模型的应用积累（行业知识库），解决行业头部客户的切实痛点；（2）小样本学习算法的迭代创新能力。（3）算法和模型的抽象标准化，最大化提高模型跨域复用性，即垂直泛化能力；（4）算法工程化落地交付能力。

从目前的行业发展来看，AI 视觉检测是创新型企业的核心切入点，通过行业解决方案的知识积累形成竞争壁垒，并逐步扩展到核心客户的智能制造全流程的各个环节，包括工艺、流程、流通、服务等等，比如创新奇智（通过收购，开始覆盖工业自动化和 MOM 制造运营管理系统等制造业各个环节）。

8. 建议关注

作为小样本学习领域的典型代表，我们建议重点关注：创新奇智（2121.HK），阿丘科技（未上市）；

当下，小样本学习领域已成为一个热点和重点研究方向，AI 的发展从来都是量变到质变，比如深度学习框架的出现极大推进了人工智能的进展，又比如 ChatGPT 在 NLP 领域语义理解能力的实质性突破。我们认为，小样本学习这种类人智能算法在与深度学习的结合下，将在各个应用领域不断创造实用价值。鉴于目前计算机视觉是小样本学习最为活跃的领域且发展较成熟，应重点关注在计算机视觉方面有实际应用落地能力的公司。

9. 风险

小样本学习的研究进展缓慢，实际应用落地进展不及预期。

APPENDIX 1

Summary

- Human-like intelligence learning is the goal that the AI community has always pursued.
- Few-shot learning for human-like intelligence.
- Since 2015, with the rise of deep learning, Few-shot learning has entered the deep learning stage.
- Few-shot learning can solve the AI commercial landing problem.
- Industrial vision inspection is a typical application scenario of Few-shot learning.
- Suggested Focus: As a typical representative of Few-shot learning field, we suggest focusing on: AlInnovation Technology (2121 HK), Aqrose Technology (not listed).
- Risk: the research progress of Few-shot learning is slow, and the progress of practical application landing is not as expected.

附录 APPENDIX

重要信息披露

本研究报告由海通国际分销，海通国际是由海通国际研究有限公司(HTIRL)，Haitong Securities India Private Limited (HSIPL)，Haitong International Japan K.K. (HTIJKK)和海通国际证券有限公司(HTISCL)的证券研究团队所组成的全球品牌，海通国际证券集团(HTISG)各成员分别在其许可的司法管辖区内从事证券活动。

IMPORTANT DISCLOSURES

This research report is distributed by Haitong International, a global brand name for the equity research teams of Haitong International Research Limited ("HTIRL"), Haitong Securities India Private Limited ("HSIPL"), Haitong International Japan K.K. ("HTIJKK"), Haitong International Securities Company Limited ("HTISCL"), and any other members within the Haitong International Securities Group of Companies ("HTISG"), each authorized to engage in securities activities in its respective jurisdiction.

HTIRL 分析师认证 Analyst Certification:

我，Liang Song，在此保证 (i) 本研究报告中的意见准确反映了我们对本研究中提及的任何或所有目标公司或上市公司的个人观点，并且 (ii) 我的报酬中没有任何部分与本研究报告中表达的具体建议或观点直接或间接相关；及就此报告中所讨论目标公司的证券，我们（包括我们的家属）在其中均不持有任何财务利益。I, Liang Song, certify that (i) the views expressed in this research report accurately reflect my personal views about any or all of the subject companies or issuers referred to in this research and (ii) no part of my compensation was, is or will be directly or indirectly related to the specific recommendations or views expressed in this research report; and that I (including members of my household) have no financial interest in the security or securities of the subject companies discussed.

利益冲突披露 Conflict of Interest Disclosures

海通国际及其某些关联公司可从事投资银行业务和/或对本研究中的特定股票或公司进行做市或持有自营头寸。就本研究报告而言，以下是有关该等关系的披露事项（以下披露不能保证及时无遗漏，如需了解及时全面信息，请发邮件至 ERD-Disclosure@htsec.com）

HTI and some of its affiliates may engage in investment banking and / or serve as a market maker or hold proprietary trading positions of certain stocks or companies in this research report. As far as this research report is concerned, the following are the disclosure matters related to such relationship (As the following disclosure does not ensure timeliness and completeness, please send an email to ERD-Disclosure@htsec.com if timely and comprehensive information is needed).

海通证券股份有限公司和/或其子公司（统称“海通”）在过去 12 个月内参与了 BABA.US and 002152.CH 的投资银行项目。投资银行项目包括：1、海通担任上市前辅导机构、保荐人或主承销商的首次公开发行项目；2、海通作为保荐人、主承销商或财务顾问的股权或债务再融资项目；3、海通作为主经纪商的新三板上市、目标配售和并购项目。

Haitong Securities Co., Ltd. and/or its subsidiaries (collectively, the "Haitong") have a role in investment banking projects of BABA.US and 002152.CH within the past 12 months. The investment banking projects include 1. IPO projects in which Haitong acted as pre-listing tutor, sponsor, or lead-underwriter; 2. equity or debt refinancing projects of BABA.US and 002152.CH for which Haitong acted as sponsor, lead-underwriter or financial advisor; 3. listing by introduction in the new three board, target placement, M&A projects in which Haitong acted as lead-brokerage firm.

作为回报，海通拥有 300496.CH 一类普通股证券的 1%或以上。

The Haitong beneficially owns 1% or more of a class of common equity securities of 300496.CH.

0020.HK 及 002152.CH 目前或过去 12 个月内是海通的投资银行业务客户。

0020.HK and 002152.CH are/were an investment bank clients of Haitong currently or within the past 12 months.

阿里巴巴（北京）软件服务有限公司，阿里巴巴（成都）软件技术有限公司，阿里巴巴（中国）网络技术有限公司，杭州阿里巴巴创业投资管理有限公司，杭州阿里巴巴泽泰信息技术有限公司，600570.CH，福建新大陆环保科技有限公司，新大陆科技集团有限公司，新大陆科技集团有限公司及 300773.CH 目前或过去 12 个月内是海通的客户。海通向客户提供非投资银行业务的证券相关业务服务。

阿里巴巴（北京）软件服务有限公司，阿里巴巴（成都）软件技术有限公司，阿里巴巴（中国）网络技术有限公司，杭州阿里巴巴创业投资管理有限公司，杭州阿里巴巴泽泰信息技术有限公司，600570.CH，福建新大陆环保科技有限公司，新大陆科技集团有限公司，新大陆科技集团有限公司 and 300773.CH are/were a client of Haitong currently or within the past 12 months. The client has been provided for non-investment-banking securities-related services.

山东易华录信息技术有限公司及 300773.CH 目前或过去 12 个月内是海通的客户。海通向客户提供非证券业务服务。

山东易华录信息技术有限公司 and 300773.CH are/were a client of Haitong currently or within the past 12 months. The client has been provided for non-securities services.

海通预计将（或者有意向）在未来三个月内从 0020.HK 获得投资银行服务报酬。

Haitong expects to receive, or intends to seek, compensation for investment banking services in the next three months from 0020.HK.

海通在过去的 12 个月中从阿里巴巴（北京）软件服务有限公司，阿里巴巴（成都）软件技术有限公司，阿里巴巴（中国）网络技术有限公司，杭州阿里巴巴创业投资管理有限公司，杭州阿里巴巴泽泰信息技术有限公司，600570.CH 及山东易华录信息技术有限公司获得除投资银行服务以外之产品或服务的报酬。

Haitong has received compensation in the past 12 months for products or services other than investment banking from 阿里巴巴（北京）软件服务有限公司，阿里巴巴（成都）软件技术有限公司，阿里巴巴（中国）网络技术有限公司，杭州阿里巴巴创业投资管理有限公司，杭州阿里巴巴泽泰信息技术有限公司，600570.CH and 山东易华录信息技术有限公司。

海通担任 0700.HK 有关证券的做市商或流动性提供者。

Haitong acts as a market maker or liquidity provider in the securities of 0700.HK.

评级定义 (从 2020 年 7 月 1 日开始执行):

海通国际 (以下简称“HTI”) 采用相对评级系统来为投资者推荐我们覆盖的公司: 优于大市、中性或弱于大市。投资者应仔细阅读 HTI 的评级定义。并且 HTI 发布分析师观点的完整信息, 投资者应仔细阅读全文而非仅看评级。在任何情况下, 分析师的评级和研究都不能作为投资建议。投资者的买卖股票的决策应基于各自情况 (比如投资者的现有持仓) 以及其他因素。

分析师股票评级

优于大市, 未来 12-18 个月内预期相对基准指数涨幅在 10%以上, 基准定义如下

中性, 未来 12-18 个月内预期相对基准指数变化不大, 基准定义如下。根据 FINRA/NYSE 的评级分布规则, 我们会将中性评级划入持有这一类别。

弱于大市, 未来 12-18 个月内预期相对基准指数跌幅在 10%以上, 基准定义如下

各地股票基准指数: 日本 – TOPIX, 韩国 – KOSPI, 台湾 – TAIEX, 印度 – Nifty100, 美国 – SP500; 其他所有中国概念股 – MSCI China.

Ratings Definitions (from 1 Jul 2020):

Haitong International uses a relative rating system using Outperform, Neutral, or Underperform for recommending the stocks we cover to investors. Investors should carefully read the definitions of all ratings used in Haitong International Research. In addition, since Haitong International Research contains more complete information concerning the analyst's views, investors should carefully read Haitong International Research, in its entirety, and not infer the contents from the rating alone. In any case, ratings (or research) should not be used or relied upon as investment advice. An investor's decision to buy or sell a stock should depend on individual circumstances (such as the investor's existing holdings) and other considerations.

Analyst Stock Ratings

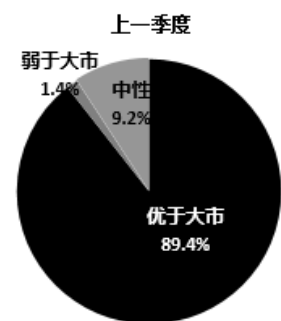
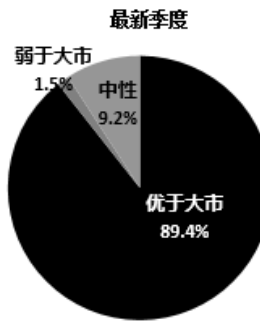
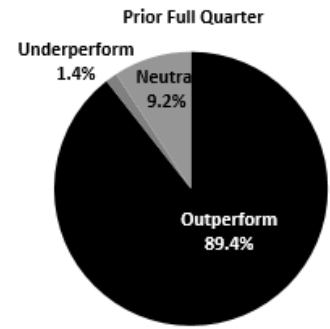
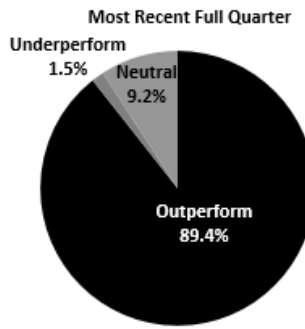
Outperform: The stock's total return over the next 12-18 months is expected to exceed the return of its relevant broad market benchmark, as indicated below.

Neutral: The stock's total return over the next 12-18 months is expected to be in line with the return of its relevant broad market benchmark, as indicated below. For purposes only of FINRA/NYSE ratings distribution rules, our Neutral rating falls into a hold rating category.

Underperform: The stock's total return over the next 12-18 months is expected to be below the return of its relevant broad market benchmark, as indicated below.

Benchmarks for each stock's listed region are as follows: Japan – TOPIX, Korea – KOSPI, Taiwan – TAIEX, India – Nifty100, US – SP500; for all other China-concept stocks – MSCI China.

评级分布 Rating Distribution



截至 2022 年 12 月 31 日海通国际股票研究评级分布

	优于大市	中性 (持有)	弱于大市
海通国际股票研究覆盖率	89.4%	9.2%	1.5%
投资银行客户*	5.2%	7.3%	8.3%

*在每个评级类别里投资银行客户所占的百分比。

上述分布中的买入, 中性和卖出分别对应我们当前优于大市, 中性和落后大市评级。

只有根据 FINRA/NYSE 的评级分布规则, 我们才将中性评级划入持有这一类别。请注意在上表中不包含非评级的股票。

此前的评级系统定义 (直至 2020 年 6 月 30 日):

买入, 未来 12-18 个月内预期相对基准指数涨幅在 10%以上, 基准定义如下

中性, 未来 12-18 个月内预期相对基准指数变化不大, 基准定义如下。根据 FINRA/NYSE 的评级分布规则, 我们会将中性评级划入持有这一类别。

卖出，未来 12-18 个月内预期相对基准指数跌幅在 10%以上，基准定义如下

各地股票基准指数：日本 – TOPIX, 韩国 – KOSPI, 台湾 – TAIEX, 印度 – Nifty100; 其他所有中国概念股 – MSCI China.

Haitong International Equity Research Ratings Distribution, as of Dec 31, 2022

	Outperform	Neutral (hold)	Underperform
HTI Equity Research Coverage	89.4%	9.2%	1.5%
IB clients*	5.2%	7.3%	8.3%

*Percentage of investment banking clients in each rating category.

BUY, Neutral, and SELL in the above distribution correspond to our current ratings of Outperform, Neutral, and Underperform.

For purposes only of FINRA/NYSE ratings distribution rules, our Neutral rating falls into a hold rating category. Please note that stocks with an NR designation are not included in the table above.

Previous rating system definitions (until 30 Jun 2020):

BUY: The stock's total return over the next 12-18 months is expected to exceed the return of its relevant broad market benchmark, as indicated below.

NEUTRAL: The stock's total return over the next 12-18 months is expected to be in line with the return of its relevant broad market benchmark, as indicated below. For purposes only of FINRA/NYSE ratings distribution rules, our Neutral rating falls into a hold rating category.

SELL: The stock's total return over the next 12-18 months is expected to be below the return of its relevant broad market benchmark, as indicated below.

Benchmarks for each stock's listed region are as follows: Japan – TOPIX, Korea – KOSPI, Taiwan – TAIEX, India – Nifty100; for all other China-concept stocks – MSCI China.

海通国际非评级研究: 海通国际发布计量、筛选或短篇报告，并在报告中根据估值和其他指标对股票进行排名，或者基于可能的估值倍数提出建议价格。这种排名或建议价格并非为了进行股票评级、提出目标价格或进行基本面估值，而仅供参考使用。

Haitong International Non-Rated Research: Haitong International publishes quantitative, screening or short reports which may rank stocks according to valuation and other metrics or may suggest prices based on possible valuation multiples. Such rankings or suggested prices do not purport to be stock ratings or target prices or fundamental values and are for information only.

海通国际 A 股覆盖: 海通国际可能会就沪港通及深港通的中国 A 股进行覆盖及评级。海通证券 (600837.CH)，海通国际于上海的母公司，也会于中国发布中国 A 股的研究报告。但是，海通国际使用与海通证券不同的评级系统，所以海通国际与海通证券的中国 A 股评级可能有所不同。

Haitong International Coverage of A-Shares: Haitong International may cover and rate A-Shares that are subject to the Hong Kong Stock Connect scheme with Shanghai and Shenzhen. Haitong Securities (HS; 600837 CH), the ultimate parent company of HTISG based in Shanghai, covers and publishes research on these same A-Shares for distribution in mainland China. However, the rating system employed by HS differs from that used by HTI and as a result there may be a difference in the HTI and HS ratings for the same A-share stocks.

海通国际优质 100 A 股 (Q100) 指数: 海通国际 Q100 指数是一个包括 100 支由海通证券覆盖的优质中国 A 股的计量产品。这些股票是通过基于质量的筛选过程，并结合对海通证券 A 股团队自下而上的研究。海通国际每季对 Q100 指数成分作出复审。

Haitong International Quality 100 A-share (Q100) Index: HTI's Q100 Index is a quant product that consists of 100 of the highest-quality A-shares under coverage at HS in Shanghai. These stocks are carefully selected through a quality-based screening process in combination with a review of the HS A-share team's bottom-up research. The Q100 constituent companies are reviewed quarterly.

MSCI ESG 评级免责声明条款: 尽管海通国际的信息供货商 (包括但不限于 MSCI ESG Research LLC 及其附属公司 (「ESG 方」)) 从其认为可靠的来源获取信息 (「信息」)，ESG 方均不承担或保证此处任何数据的原创性、准确性和/或完整性，并明确表示不作出任何明示或默示的担保，包括可商售性和针对特定目的的适用性。该信息只能供阁下内部使用，不得以任何形式复制或重新传播，并不得用作任何金融工具、产品或指数的基础或组成部分。此外，信息本质上不能用于判断购买或出售何种证券，或何时购买或出售该证券。即使已被告知可能造成的损害，ESG 方均不承担与此处任何资料有关的任何错误或遗漏所引起的任何责任，也不对任何直接、间接、特殊、惩罚性、附带性或任何其他损害赔偿 (包括利润损失) 承担任何责任。

MSCI ESG Disclaimer: Although Haitong International's information providers, including without limitation, MSCI ESG Research LLC and its affiliates (the "ESG Parties"), obtain information (the "Information") from sources they consider reliable, none of the ESG Parties warrants or guarantees the originality, accuracy and/or completeness, of any data herein and expressly disclaim all express or implied warranties, including those of merchantability and fitness for a particular purpose. The Information may only be used for your internal use, may not be reproduced or disseminated in any form and may not be used as a basis for, or a component of, any financial instruments or products or indices. Further, none of the Information can in and of itself be used to determine which securities to buy or sell or when to buy or sell them. None of the ESG Parties shall have any liability for any errors or omissions in connection with any data herein, or any liability for any direct, indirect, special, punitive, consequential or any other damages (including lost profits) even if notified of the possibility of such damages.

盟浪义利 (FIN-ESG) 数据通免责声明条款: 在使用盟浪义利 (FIN-ESG) 数据之前，请务必仔细阅读本条款并同意本声明：

第一条 义利 (FIN-ESG) 数据系由盟浪可持续数字科技有限责任公司 (以下简称“本公司”) 基于合法取得的公开信息评估而成，本公司对信息的准确性及完整性不作任何保证。对公司的评估结果仅供参考，并不构成对任何个人或机构投资建议，也不能作为任何个人或机构购买、出售或持有相关金融产品的依据。本公司不对任何个人或机构投资者因使用本数据表述的评估结果造成的任何直接或间接损失负责。

第二条 盟浪并不因此收到此评估数据而将收件人视为客户，收件人使用此数据时应根据自身实际情况作出自我独立判断。本数据所载内容反映的是盟浪在最初发布本数据日期当日的判断，盟浪有权在不发出通知的情况下更新、修订与发出其他与本数据所载内容不一致或有不同结论的数据。除非另行说明，本数据 (如财务业绩数据等) 仅代表过往表现，过往的业绩表现不作为日后回报的预测。

第三条

改、复制、编译、汇编、再次编辑、改编、删减、缩写、节选、发行、出租、展览、表演、放映、广播、信息网络传播、摄制、增加图标及说明等，否则因此给盟浪或其他第三方造

成损失的，由用户承担相应的赔偿责任，盟浪不承担责任。

第四条 如本免责声明未约定，而盟浪网站平台载明的其他协议内容（如《盟浪网站用户注册协议》《盟浪网用户服务（含认证）协议》《盟浪网隐私政策》等）有约定的，则按其他协议的约定执行；若本免责声明与其他协议约定存在冲突或不一致的，则以本免责声明约定为准。

SusallWave FIN-ESG Data Service Disclaimer: Please read these terms and conditions below carefully and confirm your agreement and acceptance with these terms before using SusallWave FIN-ESG Data Service.

1. FIN-ESG Data is produced by SusallWave Digital Technology Co., Ltd. (In short, SusallWave)'s assessment based on legal publicly accessible information. SusallWave shall not be responsible for any accuracy and completeness of the information. The assessment result is for reference only. It is not for any investment advice for any individual or institution and not for basis of purchasing, selling or holding any relative financial products. We will not be liable for any direct or indirect loss of any individual or institution as a result of using SusallWave FIN-ESG Data.
2. SusallWave do not consider recipients as customers for receiving these data. When using the data, recipients shall make your own independent judgment according to your practical individual status. The contents of the data reflect the judgment of us only on the release day. We have right to update and amend the data and release other data that contains inconsistent contents or different conclusions without notification. Unless expressly stated, the data (e.g., financial performance data) represents past performance only and the past performance cannot be viewed as the prediction of future return.
3. The copyright of this data belongs to SusallWave, and we reserve all rights in accordance with the law. Without the prior written permission of our company, none of individual or institution can use these data for any profitable purpose. Besides, none of individual or institution can take actions such as amendment, replication, translation, compilation, re-editing, adaption, deletion, abbreviation, excerpts, issuance, rent, exhibition, performance, projection, broadcast, information network transmission, shooting, adding icons and instructions. If any loss of SusallWave or any third-party is caused by those actions, users shall bear the corresponding compensation liability. SusallWave shall not be responsible for any loss.
4. If any term is not contained in this disclaimer but written in other agreements on our website (e.g. *User Registration Protocol of SusallWave Website, User Service (including authentication) Agreement of SusallWave Website, Privacy Policy of Susallwave Website*), it should be executed according to other agreements. If there is any difference between this disclaimer and other agreements, this disclaimer shall be applied.

重要免责声明:

非印度证券的研究报告: 本报告由海通国际证券集团有限公司（“HTISGL”）的全资附属公司海通国际研究有限公司（“HTIRL”）发行，该公司是根据香港证券及期货条例（第 571 章）持有第 4 类受规管活动（就证券提供意见）的持牌法团。该研究报告在 HTISGL 的全资附属公司 Haitong International (Japan) K.K.（“HTIJKK”）的协助下发行，HTIJKK 是由日本关东财务局监管为投资顾问。

印度证券的研究报告: 本报告由从事证券交易、投资银行及证券分析及受 Securities and Exchange Board of India（“SEBI”）监管的 Haitong Securities India Private Limited（“HTSIPL”）所发行，包括制作及发布涵盖 BSE Limited（“BSE”）和 National Stock Exchange of India Limited（“NSE”）上市公司（统称为「印度交易所」）的研究报告。HTSIPL 于 2016 年 12 月 22 日被收购并成为海通国际证券集团有限公司（“HTISG”）的一部分。

所有研究报告均以海通国际为名作为全球品牌，经许可由海通国际证券股份有限公司及/或海通国际证券集团的其他成员在其司法管辖区发布。

本文件所载信息和观点已被编译或源自可靠来源，但 HTIRL、HTISGL 或任何其他属于海通国际证券集团有限公司（“HTISG”）的成员对其准确性、完整性和正确性不做任何明示或暗示的声明或保证。本文件中所有观点均截至本报告日期，如有更改，恕不另行通知。本文件仅供参考使用。文件中提及的任何公司或其股票的说明并非意图展示完整的内容，本文件并非/不应被解释为对证券买卖的明示或暗示地出价或征价。在某些司法管辖区，本文件中提及的证券可能无法进行买卖。如果投资产品以投资者本国货币以外的币种进行计价，则汇率变化可能会对投资产生不利影响。过去的表现并不一定代表将来的结果。某些特定交易，包括设计金融衍生工具的，有产生重大风险的可能性，因此并不适合所有的投资者。您还应认识到本文件中的建议并非为您量身定制。分析师并未考虑到您自身的财务情况，如您的财务状况和风险偏好。因此您必须自行分析并在适用的情况下咨询自己的法律、税收、会计、金融和其他方面的专业顾问，以期在投资之前评估该项建议是否适合于您。若由于使用本文件所载的材料而产生任何直接或间接的损失，HTISG 及其董事、雇员或代理人对此均不承担任何责任。

除对本文内容承担责任的分析师除外，HTISG 及我们的关联公司、高级管理人员、董事和雇员，均可不时作为主事人就本文件所述的任何证券或衍生品持有长仓或短仓以及进行买卖。HTISG 的销售员、交易员和其他专业人士均可向 HTISG 的相关客户和公司提供与本文件所述意见相反的口头或书面市场评论意见或交易策略。HTISG 可做出与本文件所述建议或意见不一致的投资决策。但 HTIRL 没有义务来确保本文件的收件人了解到该等交易决定、思路或建议。

请访问海通国际网站 www.equities.htisec.com，查阅更多有关海通国际为预防和避免利益冲突设立的组织和行政安排的内容信息。

非美国分析师披露信息: 本项研究首页上列明的海通国际分析师并未在 FINRA 进行注册或者取得相应的资格，并且不受美国 FINRA 有关与本项研究目标公司进行沟通、公开露面和自营证券交易的第 2241 条规则之限制。

IMPORTANT DISCLAIMER

For research reports on non-Indian securities: The research report is issued by Haitong International Research Limited (“HTIRL”), a wholly owned subsidiary of Haitong International Securities Group Limited (“HTISGL”) and a licensed corporation to carry on Type 4 regulated activity (advising on securities) for the purpose of the Securities and Futures Ordinance (Cap. 571) of Hong Kong, with the assistance of Haitong International (Japan) K.K. (“HTIJKK”), a wholly owned subsidiary of HTISGL and which is regulated as an Investment Adviser by the Kanto Finance Bureau of Japan.

For research reports on Indian securities: The research report is issued by Haitong Securities India Private Limited (“HTSIPL”), an Indian company and a Securities and Exchange Board of India (“SEBI”) registered Stock Broker, Merchant Banker and Research Analyst that, inter alia, produces and distributes research reports covering listed entities on the BSE Limited (“BSE”) and the National Stock Exchange of India Limited (“NSE”) (collectively referred to as “Indian Exchanges”). HTSIPL was acquired and became part of the Haitong International Securities Group of Companies (“HTISG”) on 22 December 2016.

All the research reports are globally branded under the name Haitong International and approved for distribution by Haitong International Securities Company Limited (“HTISGL”) and/or any other

members within HTISG in their respective jurisdictions.

The information and opinions contained in this research report have been compiled or arrived at from sources believed to be reliable and in good faith but no representation or warranty, express or implied, is made by HTIRL, HTISCL, HSIPL, HTIJKK or any other members within HTISG from which this research report may be received, as to their accuracy, completeness or correctness. All opinions expressed herein are as of the date of this research report and are subject to change without notice. This research report is for information purpose only. Descriptions of any companies or their securities mentioned herein are not intended to be complete and this research report is not, and should not be construed expressly or impliedly as, an offer to buy or sell securities. The securities referred to in this research report may not be eligible for purchase or sale in some jurisdictions. If an investment product is denominated in a currency other than an investor's home currency, a change in exchange rates may adversely affect the investment. Past performance is not necessarily indicative of future results. Certain transactions, including those involving derivatives, give rise to substantial risk and are not suitable for all investors. You should also bear in mind that recommendations in this research report are not tailor-made for you. The analyst has not taken into account your unique financial circumstances, such as your financial situation and risk appetite. You must, therefore, analyze and should, where applicable, consult your own legal, tax, accounting, financial and other professional advisers to evaluate whether the recommendations suits you before investment. Neither HTISG nor any of its directors, employees or agents accepts any liability whatsoever for any direct or consequential loss arising from any use of the materials contained in this research report.

HTISG and our affiliates, officers, directors, and employees, excluding the analysts responsible for the content of this document, will from time to time have long or short positions in, act as principal in, and buy or sell, the securities or derivatives, if any, referred to in this research report. Sales, traders, and other professionals of HTISG may provide oral or written market commentary or trading strategies to the relevant clients and the companies within HTISG that reflect opinions that are contrary to the opinions expressed in this research report. HTISG may make investment decisions that are inconsistent with the recommendations or views expressed in this research report. HTI is under no obligation to ensure that such other trading decisions, ideas or recommendations are brought to the attention of any recipient of this research report.

Please refer to HTI's website www.equities.htisec.com for further information on HTI's organizational and administrative arrangements set up for the prevention and avoidance of conflicts of interest with respect to Research.

Non U.S. Analyst Disclosure: The HTI analyst(s) listed on the cover of this Research is (are) not registered or qualified as a research analyst with FINRA and are not subject to U.S. FINRA Rule 2241 restrictions on communications with companies that are the subject of the Research; public appearances; and trading securities by a research analyst.

分发和地区通知:

除非下文另有规定, 否则任何希望讨论本报告或者就本项研究中讨论的任何证券进行任何交易的收件人均应联系其所在国家或地区的海通国际销售人员。

香港投资者的通知事项: 海通国际证券股份有限公司("HTISCL")负责分发该研究报告, HTISCL 是在香港有权实施第 1 类受规管活动(从事证券交易)的持牌公司。该研究报告并不构成《证券及期货条例》(香港法例第 571 章)(以下简称"SFO")所界定的要约邀请, 证券要约或公众要约。本研究报告仅提供给 SFO 所界定的"专业投资者"。本研究报告未经过证券及期货事务监察委员会的审查。您不应仅根据本研究报告中所载的信息做出投资决定。本研究报告的收件人就研究报告中产生或与之相关的任何事宜请联系 HTISCL 销售人员。

美国投资者的通知事项: 本研究报告由 HTIRL, HSIPL 或 HTIJKK 编写。HTIRL, HSIPL, HTIJKK 以及任何非 HTISG 美国联营公司, 均未在美国注册, 因此不受美国关于研究报告编制和研究分析人员独立性规定的约束。本研究报告提供给依照 1934 年"美国证券交易法"第 15a-6 条规定的豁免注册的「美国主要机构投资者」("Major U.S. Institutional Investor")和「机构投资者」("U.S. Institutional Investors")。在向美国机构投资者分发研究报告时, Haitong International Securities (USA) Inc. ("HTI USA") 将对报告的内容负责。任何收到本研究报告的美国投资者, 希望根据本研究报告提供的信息进行任何证券或相关金融工具买卖的交易, 只能通过 HTI USA。HTI USA 位于 340 Madison Avenue, 12th Floor, New York, NY 10173, 电话 (212) 351-6050。HTI USA 是在美国于 U.S. Securities and Exchange Commission ("SEC") 注册的经纪商, 也是 Financial Industry Regulatory Authority, Inc. ("FINRA") 的成员。HTIUSA 不负责编写本研究报告, 也不负责其中包含的分析。在任何情况下, 收到本研究报告的任何美国投资者, 不得直接与分析师直接联系, 也不得通过 HSIPL, HTIRL 或 HTIJKK 直接进行买卖证券或相关金融工具的交易。本研究报告中出现的 HSIPL, HTIRL 或 HTIJKK 分析师没有注册或具备 FINRA 的研究分析师资格, 因此可能不受 FINRA 第 2241 条规定的与目标公司的交流, 公开露面和分析师账户持有的交易证券等限制。投资本研究报告中讨论的任何非美国证券或相关金融工具(包括 ADR)可能存在一定风险。非美国发行的证券可能没有注册, 或不受美国法规的约束。有关非美国证券或相关金融工具的信息可能有限制。外国公司可能不受审计和汇报的标准以及与美国境内生效相符的监管要求。本研究报告中以美元以外的其他货币计价的任何证券或相关金融工具的投资或收益的价值受汇率波动的影响, 可能对该等证券或相关金融工具的价值或收入产生正面或负面影响。美国收件人的所有问询请联系:

Haitong International Securities (USA) Inc.
340 Madison Avenue, 12th Floor
New York, NY 10173
联系人电话: (212) 351 6050

DISTRIBUTION AND REGIONAL NOTICES

Except as otherwise indicated below, any Recipient wishing to discuss this research report or effect any transaction in any security discussed in HTI's research should contact the Haitong International salesperson in their own country or region.

Notice to Hong Kong investors: The research report is distributed by Haitong International Securities Company Limited ("HTISCL"), which is a licensed corporation to carry on Type 1 regulated activity (dealing in securities) in Hong Kong. This research report does not constitute a solicitation or an offer of securities or an invitation to the public within the meaning of the SFO. This research report is only to be circulated to "Professional Investors" as defined in the SFO. This research report has not been reviewed by the Securities and Futures Commission. You should not make investment decisions solely on the basis of the information contained in this research report. Recipients of this research report are to contact HTISCL salespersons in respect of any matters arising from, or in connection with, the research report.

Notice to U.S. investors: As described above, this research report was prepared by HTIRL, HSIPL or HTIJKK. Neither HTIRL, HSIPL, HTIJKK, nor any of the non U.S. HTISG affiliates is registered in the United States and, therefore, is not subject to U.S. rules regarding the preparation of research reports and the independence of research analysts. This research report is provided for distribution to "major U.S. institutional investors" and "U.S. institutional investors" in reliance on the exemption from registration provided by Rule 15a-6 of the U.S. Securities Exchange Act of 1934, as amended. When distributing research reports to "U.S. institutional investors," HTI USA will accept the responsibilities for the content of the reports. Any U.S. recipient of this research report wishing to effect any transaction to buy or sell securities or related financial instruments based on the information provided in this research report should do so only through Haitong International Securities (USA)

Inc. ("HTI USA"), located at 340 Madison Avenue, 12th Floor, New York, NY 10173, USA; telephone (212) 351 6050. HTI USA is a broker-dealer registered in the U.S. with the U.S. Securities and Exchange Commission (the "SEC") and a member of the Financial Industry Regulatory Authority, Inc. ("FINRA"). HTI USA is not responsible for the preparation of this research report nor for the analysis contained therein. Under no circumstances should any U.S. recipient of this research report contact the analyst directly or effect any transaction to buy or sell securities or related financial instruments directly through HSIPL, HTIRL or HTIJKK. The HSIPL, HTIRL or HTIJKK analyst(s) whose name appears in this research report is not registered or qualified as a research analyst with FINRA and, therefore, may not be subject to FINRA Rule 2241 restrictions on communications with a subject company, public appearances and trading securities held by a research analyst account. Investing in any non-U.S. securities or related financial instruments (including ADRs) discussed in this research report may present certain risks. The securities of non-U.S. issuers may not be registered with, or be subject to U.S. regulations. Information on such non-U.S. securities or related financial instruments may be limited. Foreign companies may not be subject to audit and reporting standards and regulatory requirements comparable to those in effect within the U.S. The value of any investment or income from any securities or related financial instruments discussed in this research report denominated in a currency other than U.S. dollars is subject to exchange rate fluctuations that may have a positive or adverse effect on the value of or income from such securities or related financial instruments. All inquiries by U.S. recipients should be directed to:

Haitong International Securities (USA) Inc.
340 Madison Avenue, 12th Floor
New York, NY 10173
Attn: Sales Desk at (212) 351 6050

中华人民共和国的通知事项: 在中华人民共和国(下称“中国”,就本报告目的而言,不包括香港特别行政区、澳门特别行政区和台湾)只有根据适用的中国法律法规而收到该材料的人员方可使用该材料。并且根据相关法律法规,该材料中的信息并不构成“在中国从事生产、经营活动”。本文件在中国并不构成相关证券的公共发售或认购。无论根据法律规定或其他任何规定,在取得中国政府所有的批准或许可之前,任何法人或自然人均不得直接或间接地购买本材料中的任何证券或任何权益权益。接收本文件的人员须遵守上述限制性规定。

加拿大投资者的通知事项: 在任何情况下该等材料均不得被解释为在任何加拿大的司法管辖区内出售证券的要约或认购证券的要约邀请。本材料中所述证券在加拿大的任何要约或出售行为均只能在豁免向有关加拿大证券监管机构提交招股说明书的前提下由 Haitong International Securities (USA) Inc. ("HTI USA") 予以实施,该公司是一家根据 National Instrument 31-103 Registration Requirements, Exemptions and Ongoing Registrant Obligations ("NI 31-103") 的规定得到「国际交易商豁免」("International Dealer Exemption") 的交易商,位于艾伯塔省、不列颠哥伦比亚省、安大略省和魁北克省。在加拿大,该等材料在任何情况下均不得被解释为任何证券的招股说明书、发行备忘录、广告或公开发行。加拿大的任何证券委员会或类似的监管机构均未审查或以任何方式批准该等材料,其中所载的信息或所述证券的优点,任何与此相反的声明即属违法。在收到该等材料时,每个加拿大的收件人均将被视为属于 National Instrument 45-106 Prospectus Exemptions 第 1.1 节或者 Securities Act (Ontario) 第 73.3(1) 节所规定的「认可投资者」("Accredited Investor"), 或者在适用情况下 National Instrument 31-103 第 1.1 节所规定的「许可投资者」("Permitted Investor")。

新加坡投资者的通知事项: 本研究报告由 Haitong International Securities (Singapore) Pte Ltd ("HTISSPL") [公司注册编号 201311400G] 于新加坡提供。HTISSPL 是符合《财务顾问法》(第 110 章) ("FAA") 定义的豁免财务顾问,可 (a) 提供关于证券,集体投资计划的部分,交易所衍生品合约和场外衍生品合约的建议 (b) 发行或公布有关证券、交易所衍生品合约和场外衍生品合约的研究分析或研究报告。本研究报告仅提供给符合《证券及期货法》(第 289 章) 第 4A 条项下规定的机构投资者。对于因本研究报告而产生的或与之相关的任何问题,本研究报告的收件人应通过以下信息与 HTISSPL 联系:

Haitong International Securities (Singapore) Pte. Ltd
50 Raffles Place, #33-03 Singapore Land Tower, Singapore 048623
电话: (65) 6536 1920

日本投资者的通知事项: 本研究报告由海通国际证券有限公司所发布,旨在分发给从事投资管理的金融服务提供商或注册金融机构(根据日本金融机构和交易法("FIEL")) 第 61 (1) 条,第 17-11 (1) 条的执行及相关条款)。

英国及欧盟投资者的通知事项: 本报告由从事投资顾问的 Haitong International Securities Company Limited 所发布,本报告只面向有投资相关经验的专业客户发布。任何投资或与本报告相关的投资行为只面对此类专业客户。没有投资经验或相关投资经验的客户不得依赖本报告。Haitong International Securities Company Limited 的分支机构的净长期或短期金融权益可能超过本研究报告中提及的实体已发行股本总额的 0.5%。特别提醒有些英文报告有可能此前已经通过中文或其它语言完成发布。

澳大利亚投资者的通知事项: Haitong International Securities (Singapore) Pte Ltd, Haitong International Securities Company Limited 和 Haitong International Securities (UK) Limited 分别根据澳大利亚证券和投资委员会(以下简称"ASIC")公司(废除及过度性)文书第 2016/396 号规章在澳大利亚分发本项研究,该等规章免除了根据 2001 年《公司法》在澳大利亚为批发客户提供金融服务时海通国际需持有澳大利亚金融服务许可的要求。ASIC 的规章副本可在以下网站获取: www.legislation.gov.au。海通国际提供的金融服务受外国法律法规规定的管制,该等法律与在澳大利亚所适用的法律存在差异。

印度投资者的通知事项: 本报告由从事证券交易、投资银行及证券分析及受 Securities and Exchange Board of India ("SEBI") 监管的 Haitong Securities India Private Limited ("HTSIPL") 所发布,包括制作及发布涵盖 BSE Limited ("BSE") 和 National Stock Exchange of India Limited ("NSE") (统称为「印度交易所」) 研究报告。

本项研究仅供收件人使用,未经海通国际的书面同意不得予以复制和再次分发。

版权所有: 海通国际证券集团有限公司 2019 年。保留所有权利。

People's Republic of China (PRC): In the PRC, the research report is directed for the sole use of those who receive the research report in accordance with the applicable PRC laws and regulations. Further, the information on the research report does not constitute "production and business activities in the PRC" under relevant PRC laws. This research report does not constitute a public offer of the security, whether by sale or subscription, in the PRC. Further, no legal or natural persons of the PRC may directly or indirectly purchase any of the security or any beneficial interest therein without obtaining all prior PRC government approvals or licenses that are required, whether statutorily or otherwise. Persons who come into possession of this research are required to observe these restrictions.

Notice to Canadian Investors: Under no circumstances is this research report to be construed as an offer to sell securities or as a solicitation of an offer to buy securities in any jurisdiction of Canada. Any offer or sale of the securities described herein in Canada will be made only under an exemption from the requirements to file a prospectus with the relevant Canadian securities regulators and

only by Haitong International Securities (USA) Inc., a dealer relying on the “international dealer exemption” under National Instrument 31-103 Registration Requirements, Exemptions and Ongoing Registrant Obligations (“NI 31-103”) in Alberta, British Columbia, Ontario and Quebec. This research report is not, and under no circumstances should be construed as, a prospectus, an offering memorandum, an advertisement or a public offering of any securities in Canada. No securities commission or similar regulatory authority in Canada has reviewed or in any way passed upon this research report, the information contained herein or the merits of the securities described herein and any representation to the contrary is an offence. Upon receipt of this research report, each Canadian recipient will be deemed to have represented that the investor is an “accredited investor” as such term is defined in section 1.1 of National Instrument 45-106 Prospectus Exemptions or, in Ontario, in section 73.3(1) of the Securities Act (Ontario), as applicable, and a “permitted client” as such term is defined in section 1.1 of NI 31-103, respectively.

Notice to Singapore investors: This research report is provided in Singapore by or through Haitong International Securities (Singapore) Pte Ltd (“HTISSPL”) [Co Reg No 201311400G. HTISSPL is an Exempt Financial Adviser under the Financial Advisers Act (Cap. 110) (“FAA”) to (a) advise on securities, units in a collective investment scheme, exchange-traded derivatives contracts and over-the-counter derivatives contracts and (b) issue or promulgate research analyses or research reports on securities, exchange-traded derivatives contracts and over-the-counter derivatives contracts. This research report is only provided to institutional investors, within the meaning of Section 4A of the Securities and Futures Act (Cap. 289). Recipients of this research report are to contact HTISSPL via the details below in respect of any matters arising from, or in connection with, the research report:

Haitong International Securities (Singapore) Pte. Ltd.

10 Collyer Quay, #19-01 - #19-05 Ocean Financial Centre, Singapore 049315

Telephone: (65) 6536 1920

Notice to Japanese investors: This research report is distributed by Haitong International Securities Company Limited and intended to be distributed to Financial Services Providers or Registered Financial Institutions engaged in investment management (as defined in the Japan Financial Instruments and Exchange Act (“FIEL”) Art. 61(1), Order for Enforcement of FIEL Art. 17-11(1), and related articles).

Notice to UK and European Union investors: This research report is distributed by Haitong International Securities Company Limited. This research is directed at persons having professional experience in matters relating to investments. Any investment or investment activity to which this research relates is available only to such persons or will be engaged in only with such persons. Persons who do not have professional experience in matters relating to investments should not rely on this research. Haitong International Securities Company Limited’s affiliates may have a net long or short financial interest in excess of 0.5% of the total issued share capital of the entities mentioned in this research report. Please be aware that any report in English may have been published previously in Chinese or another language.

Notice to Australian investors: The research report is distributed in Australia by Haitong International Securities (Singapore) Pte Ltd, Haitong International Securities Company Limited, and Haitong International Securities (UK) Limited in reliance on ASIC Corporations (Repeal and Transitional) Instrument 2016/396, which exempts those HTISG entities from the requirement to hold an Australian financial services license under the Corporations Act 2001 in respect of the financial services it provides to wholesale clients in Australia. A copy of the ASIC Class Orders may be obtained at the following website, www.legislation.gov.au. Financial services provided by Haitong International Securities (Singapore) Pte Ltd, Haitong International Securities Company Limited, and Haitong International Securities (UK) Limited are regulated under foreign laws and regulatory requirements, which are different from the laws applying in Australia.

Notice to Indian investors: The research report is distributed by Haitong Securities India Private Limited (“HSIPL”), an Indian company and a Securities and Exchange Board of India (“SEBI”) registered Stock Broker, Merchant Banker and Research Analyst that, inter alia, produces and distributes research reports covering listed entities on the BSE Limited (“BSE”) and the National Stock Exchange of India Limited (“NSE”) (collectively referred to as “Indian Exchanges”).

This research report is intended for the recipients only and may not be reproduced or redistributed without the written consent of an authorized signatory of HTISG.

Copyright: Haitong International Securities Group Limited 2019. All rights reserved.

<http://equities.htisec.com/x/legal.html>
