

# 2021年 中国AI开发平台市场报告



# 报告说明

沙利文谨此发布中国AI系列报告之《2021年中国AI开发平台市场报告》年度报告。本市场报告以人工智能领域开发平台产品为核心研究对象，研究周期覆盖2020年全年。本研究项目将对人工智能领域市场动向、前沿技术、商业模式、竞争态势等信息进行重点梳理，并从应用场景拓展、生态价值创造等维度出发对市场发展前景做出推测或预判。

本研究项目旨在梳理人工智能开发平台服务体系，洞悉用户特点、市场存量空间及增量空间，并结合市场发展前景判断人工智能开发平台行业内各类竞争者所处地位。

本研究结果将通过增长指数体现竞争者维持现有市场地位的能力，通过创新指数体现竞争者进一步提高市场地位的能力。

本报告所有图、表、文字中的数据均源自弗若斯特沙利文咨询（中国）及头豹研究院调查，数据均采用四舍五入，小数计一位。

报告提供的任何内容（包括但不限于数据、文字、图表、图像等）均系弗若斯特沙利文及头豹研究院独有的高度机密性文件（在报告中另行标明出处者除外）。未经弗若斯特沙利文及头豹研究院事先书面许可，任何人不得以任何方式擅自复制、再造、传播、出版、引用、改编、汇编本报告内容，若有违反上述约定的行为发生，弗若斯特沙利文及头豹研究院保留采取法律措施、追究相关人员责任的权利。弗若斯特沙利文及头豹研究院开展的所有商业活动均使用“弗若斯特沙利文”、“沙利文”、“头豹研究院”或“头豹”的商号、商标，弗若斯特沙利文及头豹研究院无任何前述名称之外的其他分支机构，也未授权或聘用其他任何第三方代表头豹研究院开展商业活动。

## □ 自研AI芯片、云原生架构、弹性分布式训练服务以及MLOps能力成为平台核心能力

AI芯片将持续架构创新、形态演进以及软硬一体化趋势；云原生应用可以为AI开发平台的用户（开发者）提供更敏捷高质量的应用交付以及更简单和高效的应用管理；分布式训练可提供底层资源的弹性配置，提升系统的资源利用率；MLOps为AI开发平台带来灵活性与速度。

## □ 开发者流量与平台规模是AI开发平台营收决定性要素

AI开发平台商业模式相对简单。AI开发平台经营模式是通过为企业或开发者提供AI技术接口或AI开发工具而获利，计费方式主要包括免费、按调用量计费、包年或包月三种。

## □ 模型调用业务营收将提升

2016-2020年，中国AI开发平台营收规模快速扩张，2020年中国AI开发平台营收突破200亿元。现阶段算力、数据、模型调用、部署/维护四项业务占AI开发平台的营收占比约为4:3:2:1。未来，随着推断应用占比的提升，数据业务的营收占比预计将下降；而随着AI在各垂直场景中应用的深入，模型调用业务的营收占比预计将提升。

# 目录

---

◆ AI开发平台架构	-----	05
◆ AI开发平台商业模式	-----	14
◆ AI开发平台市场规模	-----	17
◆ AI开发平台竞争要素	-----	22
◆ AI开发平台综合表现	-----	23
◆ AI开发平台评分维度	-----	24
◆ AI开发平台头部企业架构与案例分析	-----	26
• 亚马逊云科技	-----	26
• 华为ModelArts	-----	27
• 百度飞桨	-----	28
• 腾讯云	-----	29
◆ 名词解释	-----	30
◆ 方法论	-----	31
◆ 法律声明	-----	32

# 图表目录

---

◆ AI开发平台架构	-----	06
◆ AI开发平台企业全栈整合	-----	08
◆ 云原生概念闭环	-----	09
◆ 图像预处理技术原理	-----	12
◆ 文字检测技术原理	-----	12
◆ 文本识别技术原理	-----	12
◆ MLOps概念：MLOps=ML+DevOps	-----	13
◆ AI开发平台商业模式	-----	15
◆ 中国AI开发平台市场规模（按营收计），2016-2025年预测	-----	16
◆ 生产对抗网络GANs算法流程图	-----	18
◆ 预训练模型概念图	-----	20
◆ 中国AI开发平台应用市场综合竞争表现——Frost Radar (弗若斯特雷达) <sup>TM</sup>	-----	23
◆ 中国AI开发平台评价维度——创新指数	-----	24
◆ 中国AI开发平台评价维度——增长指数	-----	25
◆ 亚马逊云科技AI开发平台案例	-----	26
◆ ModelArts平台案例	-----	27
◆ 百度AI开发平台案例	-----	28
◆ 腾讯AI开发平台应用案例	-----	29



# 第一章

## 平台架构

AI芯片、云原生架构、弹性训练、MLOps成为关键指标

平台  
架构

“自研AI芯片、云原生架构、弹性分布式训练服务以及MLOps能力成为平台核心评价指标”

- 人工智能开发平台是集成了AI算法、算力与开发工具的平台，开放机器学习、深度学习、训练模型等开发架构，同时提供开发所需的算力支持，通过接口调用的形式使开发者可高效使用平台中的AI能力实现AI产品开发或AI赋能。
- AI开放平台为开发者设计了众多可帮助降低开发成本的开发工具与框架，例如AI数据集、AI模型与算力等。开发者可利用平台的数据集训练自己的模型，或利用平台中的算法框架定制出自己所需的功能。
- AI开发平台架构由下至上可分为基础设施、框架工具、训练平台以及技术服务四层。

1. 基础设施：自研AI芯片是企业核心竞争力，自研芯片呈现架构创新、形态演进、软硬一体趋势

1.1 底层硬件

- 目前主流的AI处理器本质是一个片上系统（SoC），主要可应用在与图像、视频、语音、文字处理相关的场景。AI处理器主要的架构组成部件包括特制的计算单元、大容量的存储单元和相应的控制单元。企业通过自研AI芯片的方式，让芯片线路架构适配自身算法，最大化运算效率，自研AI芯片也将逐渐成为AI开发平台企业的核心竞争力之一。

AI开发平台架构



### 1.1.1 AI芯片架构创新

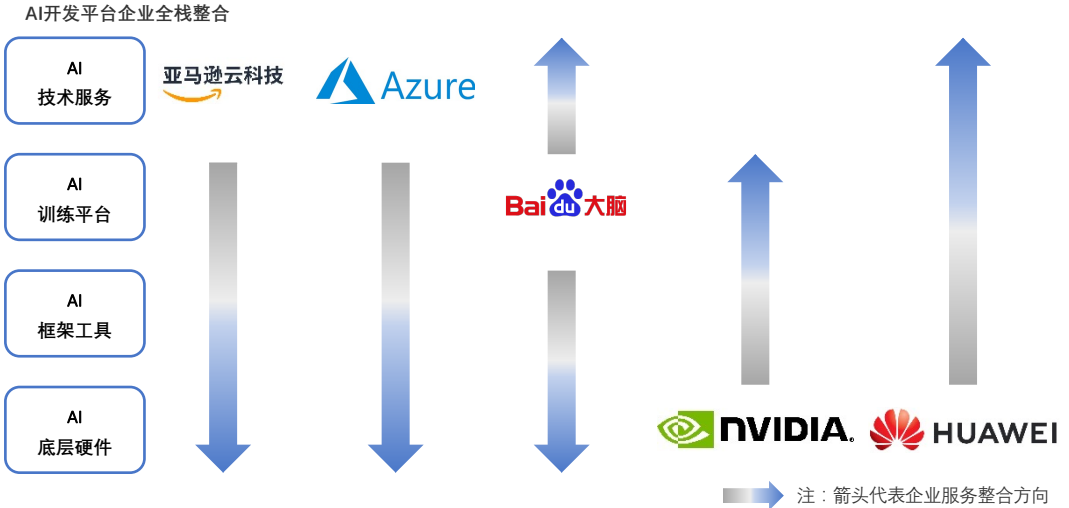
- 云端AI芯片主要用于AI的训练场景，算力是其核心衡量指标之一。AI开发平台供应商为了适应AI训练中需要运用的应用和算法，需要研发特定域架构（DSA）芯片，以进行架构创新，达到芯片性能优化的目标。以华为昇腾芯片为例，华为通过达芬奇架构提升AI芯片的运算能力。其中，计算单元作为其三大组成部分之一（计算、存储和控制），可执行标量、向量和矩阵三种运算。而华为对达芬奇架构中的矩阵运算进行了深度优化并定制相应的矩阵计算单元支持高吞吐量的矩阵处理，具体体现为昇腾芯片可用一条指令完成两个16\*16矩阵的相乘运算。
- 为解决现存的内存存取速度严重滞后于处理器的计算速度的问题，新的完全可编程、可重构架构（CGRA）芯片、内存计算芯片，以及具有高存储带宽的全新处理器架构IPU或将引入AI芯片底层生态。
- 此外，芯片编程方法和软件架构设计也将成为AI芯片创新中的重要环节。例如NVIDIA借助其推出的CUDA框架，大幅降低其GPU的编程难度，让GPU在AI加速中得到了广泛应用。未来，将有更多的AI处理器提供多层软件栈与开发工具链，帮助开发者更有效地使用底层硬件资源，提升开发效率，并通过软件的多样性减轻专用芯片灵活性低的缺陷。

### 1.1.2 AI芯片形态演进

- AI芯片创新的目标之一在于保持芯片高能效比的同时适应AI算法的演进，未来通用加专用芯片的片上系统形态将成为主流（CPU+NPU，CPU+ASIC等），并且适用范围更广。
- 传统的处理器指令集（包括x86和ARM等）为了进行通用计算而不断演进，其基本操作为算术操作（加减乘除）和逻辑操作（与或非），往往需要数百条指令才能完成深度学习中的一个神经元的处理，深度学习的处理效率不高。为解决次痛点，芯片形态需要打破传统的冯·诺伊曼结构。神经网络处理器NPU用电路来模拟人类的神经元和突触结构。在NPU中，神经网络中存储和处理实现一体化，通过突触权重来体现。如寒武纪提出的全球首个深度学习处理器指令集DianNaoYu可直接面对大规模神经元和突触的处理，通过一条指令即可完成一组神经元的处理，并对神经元和突触数据在芯片上的传输提供了一系列专门的支持。在云端应用中，搭载平头哥含光NPU的阿里云服务器AN1，在ResNet50模型的推理应用中，含光NPU每秒钟可处理高达78,000IPS的图片，较同类处理器的性能成倍提升。

### 1.1.3 AI芯片软硬一体化

- 围绕AI芯片的软件工具开始从基础计算向场景计算转变。过去，以NVIDIA为代表的芯片企业不断构建以CUDA编程模型为核心的高性能算子库、通信算法、推理加速引擎等多层次基础软件工具生态。现阶段，头部AI芯片企业开始构建面向差异化场景的软硬一体平台，商业模式由提供硬件支撑服务扩展至提供技术生产工具与技术服务等，实现底层芯片、编程框架、行业算法库、细分场景研发平台等全栈高效整合，以培育多样化行业场景的计算生态、抢占细分市场。同时，企业也可根据客户需求提供模块化服务，为客户供应其能力较弱的服务，提升服务的客制化程度。



## 1.2 云原生

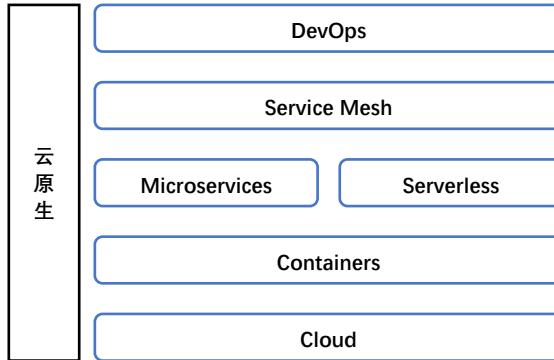
□ 云原生技术有利于各组织在公有云、私有云和混合云等新型动态环境中，构建和运行可弹性扩展的应用。云原生的代表技术包括容器、服务网格、微服务、不可变基础设施和声明式API。这些技术能够构建容错性好、易于管理和便于观察的松耦合系统。结合可靠的自动化手段，云原生技术使工程师能够轻松地对系统作出频繁和可预测的重大变更。基础设施层面，容器在云的基础架构和应用之间，解耦了应用和技术架构资源；应用层面，用户可以根据场景选择微服务架构或无服务器架构；在复杂的架构场景中，通过服务网格对服务组件的通讯进行管控；最后通过DevOps对于系统不断迭代更新。

- **基础设施的提升：**基于云原生的深度学习训练平台可以做到完全的容器化部署和使用，并且基于Kubernetes (K8s) 提供资源的弹性弹性扩展，进行不同任务下的资源调度和分配，向下兼容多种CPU及GPU处理器。因此基于云原生的AI开发平台无论面向大规模稀疏数据的训练，还是面向感知类场景的训练，都可以快速适合合适的云原生资源。例如，阿里云PAI可以提供支持接近线性加速的内核，让训练任务在多种引擎上做到性能增强与性能加速。
- **训练环节的提升：**基于云原生的容器架构可灵活调配机器学习训练的算力资源，通过弹性训练的方式为AI开发降本增效。AI开发平台的云端可实时监控资源池的算力情况，在出现空闲的计算资源时将空闲资源分配给正在训练中的任务，提升该任务的算力，从而使该训练作业快速收敛。在任务提交后，弹性训练方案还可根据资源池空闲资源和弹性作业的使用情况，将资源回收后分配给新机器学习训练任务，保证新的机器学习训练的算力。



- **用户体验的提升**：云原生应用可以为AI开发平台的用户（开发者）提供更敏捷高质量的应用交付以及更简单和高效的应用管理，并且提供更快速的业务需求响应，提供更优质的用户体验。基于云原生的AI平台完美适配团队的AI在线协作开发，线上AI教学以及本地的AI研发迁移上云等工作。

云原生概念闭环



## 2. 框架工具：由Google TensorFlow与Facebook PyTorch主导

- AI开发平台建设初期需要搭建底层技术框架，主要指深度学习框架。在搭建平台底层框架时，平台运营商可选择自主研发或使用外部框架，两种方式各有优缺点，由于自主研发的技术门槛高，多数厂家使用外部开源框架。
  - **自主研发：**自主研发的优势在于平台将不会受到生态限制，以谷歌的TensorFlow为例，平台运营商若使用TensorFlow作为深度学习的底层框架，其硬件API将只能接入TensorFlow上，而TensorFlow部署在谷歌云上，就导致平台需要依赖谷歌的生态体系。自主研发的深度学习框架将赋予平台运营商更自由的发挥空间，减少对外部生态的依赖。但框架开发的门槛高，周期长，成本大，以百度为例，百度在2013年成立深度学习研究院，期间大量相关科学家与工程师参与研发，耗时三年才发布深度学习框架PaddlePaddle。
  - **使用外部框架：**使用外部框架的主要优点在于多数外部框架是开源的，平台运营商可直接使用，可有效降低平台建设成本，缩短研发周期，省下的多余时间与成本可用于其配套工具的开发。缺点是使用外部框架需要依赖外部生态，不益于平台自身生态的建设。
- 全球深度学习框架超90%的份额由谷歌开发的TensorFlow与脸书开发的Pytorch占领：
  - TensorFlow是现阶段最热门的深度学习框架，拥有可视化、性能强悍、多用途等特点。TensorFlow自带tensorboard可视化工具，能够让用户实时监控观察训练过程，同时支持多GPU、分布式训练，跨平台运行能力强。TensorFlow具备不局限于深度学习的多种用途，还拥有支持强化学习和其他算法的工具。
  - PyTorch由脸书开源，具备简洁易用、细节化等特征。PyTorch具备更少的抽象，更直观的设计，建模过程简单透明，所思即所得，代码易于理解，同时可为使用者提供更多关于深度学习实现的细节，如反向传播和其他训练过程等。PyTorch拥有更为活跃的社区，可为开发者提供完整的文档和指南，供用户交流和求教问题，但与Tensorflow的社区相比规模更小。
  - 其他的典型框架还包括Keras（由Google工程师开源）、mxnet（由亚马逊开源）、PP飞浆（由百度开源）、theano（有蒙特利尔大学开源）、CNTK（由微软开源）。其中，CNTK、日本初创企业首选网络（preferred networks）Chainer、Theano等早期热点框架已通过合并或停止更新的方式退出历史舞台。
- AI开发平台框架的竞争格局已逐步清晰：TensorFlow依托工业界的部署优势持续位于第一，市场关注度第二名PyTorch 3倍以上。而PyTorch在合并Caffe2后凭借其易用性优势，应用数量大幅提升，在各大顶级学术会议论文中占比超过50%。
- 中国也在快速进行开源开发框架的系统化布局，代表项目有百度飞浆、旷视MegEngine、华为MindSpore、清华大学Jittor等。百度飞浆推出时间最早，已初步应用于工业、农业、服务业等场景，应用深度正逐渐完善。百度飞浆开发者人数超过230万，是中国最大的开源开发框架。

### 3. 训练平台：弹性分布式训练为客户降本增效

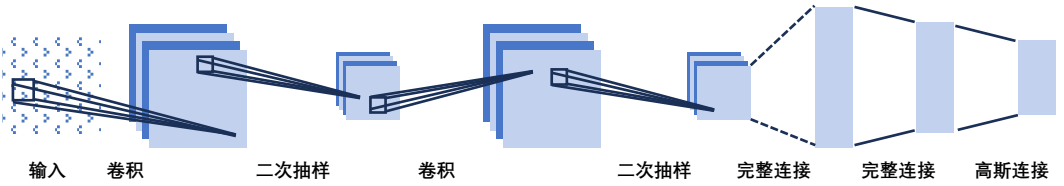
#### 3.1 资源配置

- 根据对实际数据的拟合，AI计算量每年至少增长10倍，速度远远超越摩尔定律的18个月两倍，因此深度学习训练中调整任务资源的能力变得尤为重要。现阶段，随着集群规模的扩大，集群中给定时刻出现机器故障的概率在增加。且随着训练模型复杂度的提升，训练资源与训练时间均显著增长，任务的容错性在下降。此外集群规模的提升让空闲资源的浪费变得不可忽视，集群资源配置的灵活性需求不断提升。
- 分布式训练可提供底层资源的弹性配置，提升系统的资源利用率。例如，百度飞桨通用异构参数服务器可以对任务进行切分，让用户可以在硬件异构集群中部署分布式训练任务，实现对不同算力的芯片高效利用，为用户提供更高吞吐，更低资源消耗的训练能力。但分布式训练的应用也存在较大阻碍。在各个框架上实现弹性控制的模块，以及进行对应调度系统的适配来实现弹性训练需要极大的工作量。此外，如果不同的框架都拥有各自的弹性训练方案，在AI开发平台层面整合不同的框架方案也需要投入很高的维护成本。
- 弹性分布式训练是AI开发平台服务的趋势，可以为用户实现降本增效的体验：当用户需要大量运算资源时扩容，提升算力和稳定性，降低模型训练时间；当用户需求量小时，降低底层资源配置，为客户降低因资源占用而产生的服务费用。

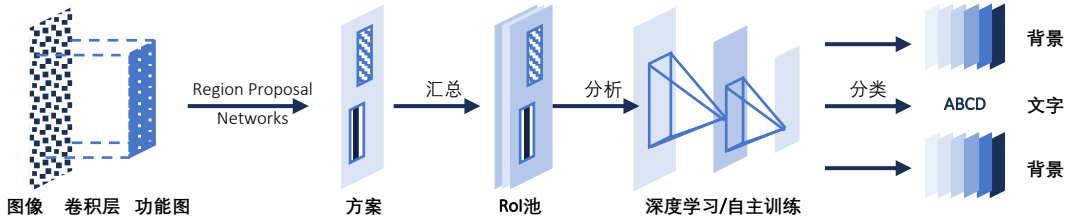
#### 3.2 算法升级

- 算法是AI与大数据的关关节点。社交媒介、定位技术、搜索引擎等互联网应用实时生成和储存着大量数据。在海量数据的基础上，AI持续对用户的兴趣偏好和需求进行推断，生成不同的用户画像，实现数字文化从生产、传播到接受的全程个性化、精准化定制。
- 现阶段，AI训练平台已集成或将集成多种人工智能技术，如计算机视觉、自然语言处理、跨媒体分析推理、自适应学习、群体智能、自主无人系统以及脑机接口等：
  - **计算机视觉技术**：通过摄影机和电脑代替人眼对目标进行识别、跟踪和测量，对环境进行三维感知
  - **自然语言处理技术**：通过建立形式化的计算模型来分析、理解和处理自然语言
  - **跨媒体分析推理技术**：协同综合处理多种形式，如文本、音频、视频、图像等混合并存的复合媒体对象
  - **自适应学习技术**：模拟教师学生一对一教学过程，赋予学习系统个性化教学的能力
  - **群体智能技术**：集结多个意见转化为决策的过程，降低单一个体做出随机性决策的风险
  - **自主无人系统技术**：通过先进技术进行操作或管理而不需要人工干预的系统
  - **脑机接口技术**：在人或动物脑与外部设备间建立的直接连接通路，以完成信息交换

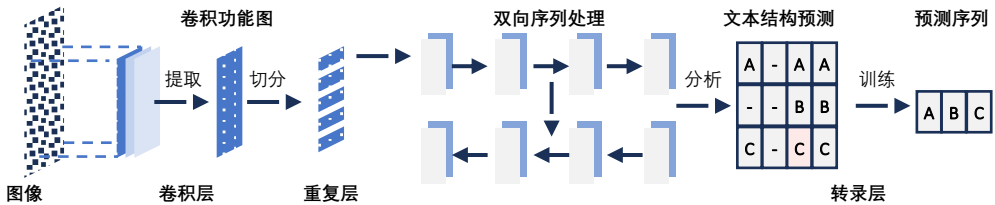
图像预处理技术原理



文字检测技术原理



文本识别技术原理



- 随着AI学习方法在金融、医疗、社交等场景实用化落地，大量数据的哺育将不断完善AI训练算法。例如，CVPR 2021的一篇论文中提出了名为Skip-Convolutions（跳跃卷积）的新型卷积层，它可将前后两帧图像相减，并只对变化部分进行卷积；在图像预处理技术中，基于CNN的神经网络作为特征提取手段，CNN强大的学习能力也可增强AI模型中特征提取的鲁棒性；由多个级联分类器组成的FrameExit的网络可以随着视频帧的复杂度，来改变模型所用的神经元数量，即在视频前后帧差异大的时候，AI会用整个模型计算，而在前后帧差异小的时候，则只用模型的一部分计算。

#### 4. 技术服务：MLOps提升团队协作效率

- 伴随着产业智能化的发展趋势，AI正成为诸多行业转型升级的通用技术。目前，AI最为成熟和广泛的应用领域包括公安、交通、金融、教育等。AI在其他行业的应用需求分散程度高、场景亦具有多样性特征，但AI的应用需求仍广泛存在。针对不同的应用场景，AI开发平台均可提供云端的自然语言理解、自动语音识别、视觉搜索、图像识别、文本语音转换、机器学习托管等服务内容。AI开发平台可为开发者或企业用户提供构建高级文本和语音聊天机器人、智能机器学习应用程序等的便捷操作。
- 对于个人或企业开发者而言，开发时间与开发成本是搭建AI应用程序的主要考虑指标。借助云原生及弹性分布式运算的架构可为用户在AI模型的训练与推断层面降本增效，而借助MLOps，团队的开发与部署效率会得到显著提升。
- MLOps是ML的DevOps。数据科学家构建的机器学习（ML）模型需要与其他团队（业务团队、工程团队、运营团队等）紧密合作。团队工作为沟通、协作和协调方面提出了挑战，而MLOps的目标正是通过完善的实践来简化此类挑战。**MLOps为系统带来灵活性与速度**：MLOps通过可靠且有效的ML生命周期管理，减少开发时间并得到高质量的结果；MLOps从DevOps中延续的持续开发（CD）、持续集成（CI）、持续训练（CT）等方法与工具保障AI工作流程和模型的可重复性，开发者可随时随地轻松部署高精度机器学习模型并集成管理系统可连续监测机器学习资源。
- MLOps也对平台的数据和超参数版本控制、迭代开发和试验、测试、安全性、生产监控、基础设施等环节提出了更高要求。MLOps平台数据在定义输出时起着与书面代码同等重要的作用，因此数据复杂性较DevOps平台相比有所提升。针对MLOps平台面临的挑战，MLOps的实现流程包括用例发现、数据工程、机器学习管道、生产部署、生产监控等五个阶段，其工作流程主要通过敏捷方式实现。

MLOps概念：MLOps=ML+DevOps



## 第二章

市场空间

规模超200亿元，存量市场

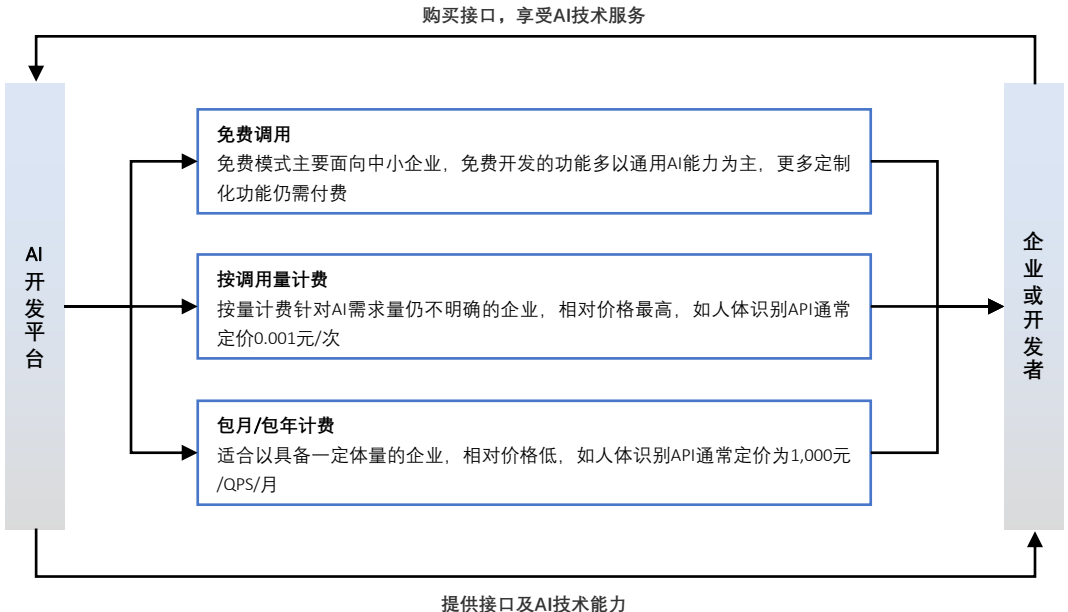
稳定增长

商业模式

“ AI开发平台商业模式相对简单，开发者流量与平台规模成为其营收决定性要素 ”

- AI开发平台经营模式是通过为企业或开发者提供AI技术接口或AI开发工具而获利，计费方式主要包括免费、按调用量计费、包年或包月三种。免费模式为企业或开发者提供如文字识别、人脸识别等常用、通用AI技术接口，设有使用上限，通常为1-5QPS/日，主要面向使用量较小的中小企业。免费模式通过数据积累、构建AI生态与提供附加服务从而实现盈利。按调用量计费同样面向中小企业，相对于包年包月计费，按调用量计费价格较高，适合尚未明确需求量的企业。
- 在产品营销方面，平台运营商通过免费试用、补贴、线上教学等方式提高流量转化率，大型平台可通过永久免费的通用产品进一步提高流量至用户的转化。平台运营商也可在客户服务中探索用户的其他附加值需求，例如云服务、定制化AI开发解决方案等。
- 随着规模的逐渐扩大，AI开发平台单个客户的平均成本将显著下降，服务利润率将逐渐提高。因此，实现规模化运营是AI开发平台的一大重要发展战略，可帮助平台在降低成本的同时也赋予平台更大的议价空间。该现象也解释了大型厂商在“部分免费”模式下仍能实现盈利的底层商业逻辑，同时也体现了大型厂商相较于中小型厂商的市场竞争优势。

AI开发平台商业模式



来源：弗若斯特沙利文

市场  
规模

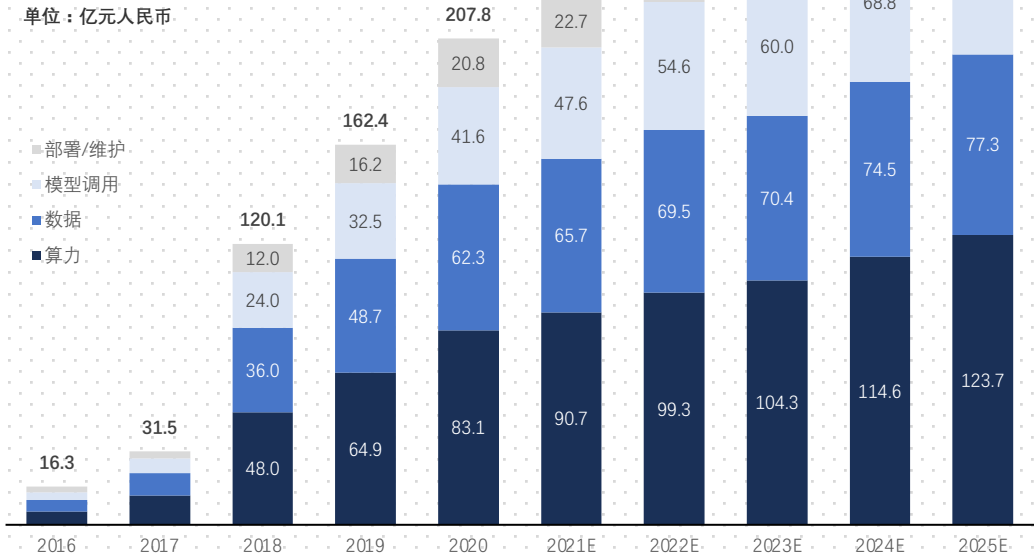
“2020年中国AI开发平台营收规模超200亿元，模型调用业务营收占比将提升”

- 2016-2020年，中国AI开发平台营收规模快速扩张，2020年中国AI开发平台营收突破200亿元。
- 现阶段算力、数据、模型调用、部署/维护四项业务占AI开发平台的营收占比约为4:3:2:1。未来，随着推断应用占比的提升，数据业务的营收占比预计将下降；而随着AI在各垂直场景中应用的深入，模型调用业务的营收占比预计将提升。

中国AI开发平台市场规模（按营收计），2016-2025年预测

CAGR	2016-2020年	2020-2025年
总计	88.9%	8.3%
算力	90.8%	8.3%
数据	88.3%	4.4%
模型调用	69.8%	13.2%
部署/维护	89.0%	8.3%

单位：亿元人民币



来源：弗若斯特沙利文



## 第三章

竞争要素——打造更适合开发者的平台  
供给端技术不断升级，  
需求端优化开发者体验

竞争要素

“AI开发平台的核心竞争将围绕“提升自身服务供应能力”与“满足客户需求能力”两方面展开”

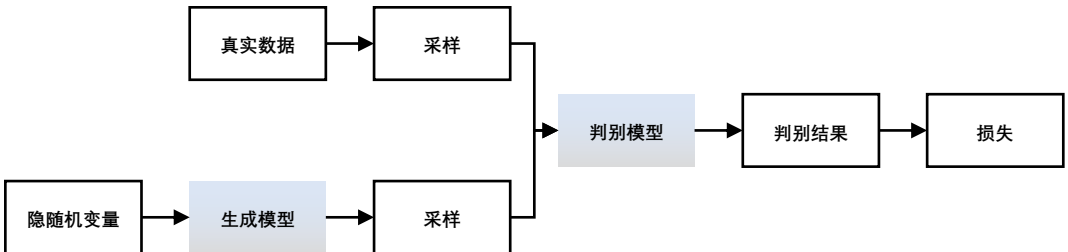
- AI开发平台的用户是AI产业中个人或企业的开发者，AI开发平台的核心竞争将围绕如何为开发者提供更高效、便捷的开发平台以及其他衍生服务展开。沙利文将AI开发平台的核心竞争力归纳为“提升自身服务供应”的硬实力以及“满足客户需求”的软实力。

AI开发平台厂商以平台底层硬件、算法模型等能力为支撑，为开发者提供更有有效的AI开发平台服务。

硬实力之一：智能标注——从“人工”向“智能”的艰难突破

- 数据标注的智能化替代难度极高，现阶段标注工具在算法的帮助下已完成基本的标注工作，如自动识别标框、自动识别语音等，且标注工具的算法正在不断研发与优化。
- 对于AI开发平台而言，智能标注功能在其优化自身算法的效率、优化用户体验等方面均具有较高的重要性。AI开发平台可上线的智能标注功能包括引入GANs优化标注效果、半监督学习机制固化标注以及引入难例筛选机制优化标注结果并提供基于难例的数据标注改进建议等，但在实际应用过程中，厂商仍需解决上述方式的局限性。
  - **GANs**：生成器和判别器需要较高的同步性，但在实际训练中很容易产生判别器收敛，生成器发散的场景，判别器与生成器的优化需要极高的设计标准；GANs在训练过程中会出现模型缺失问题，即生成器功能退化，不断产生相同的样本点，导致学习过程无法继续；
  - **半监督学习**：模型很难纠正自己的错误；可能会出现过度平滑的问题，造成节点的特征无法区分；
  - **难例筛选机制**：仅能在模型训练过程中生成难例，无法实现离线的难例挖掘，且用户必须自适应修改代码，才能使用在线难例挖掘；难例筛选机制的核心思想是通过自举（bootstrapping）的方式生成难例集，且生成方式仅是通过训练样本在训练时的损失值来判断的，评判维度单一，无法保证模型精度的提升效果；算法思想不够成熟，无法形成系统性的方案。

生产对抗网络GANs算法流程图



来源：极术社区，easyAI，华为云，弗若斯特沙利文

## 硬实力之二：机器学习框架——改善框架缺陷，提升用户体验，构建AI生态

- TensorFlow和PyTorch是机器学习主流框架，具有大规模的开发者社区以及大量成熟的可用代码。全球深度学习框架超90%的份额由这二者占据。但TensorFlow和PyTorch彼此具有不同的特征：

### TensorFlow：

- **优点：**适用于工业生产环境，模型训练与部署有完备的解决方案
- **缺点：**有多种不同风格的API，对新手不友好；分布式训练的迭代思路不清晰；对云原生支持度低

### PyTorch：

- **优点：**编程API风格简约，直观易懂；基于动态计算图构建深度学习模型可根据堆栈信息快速debug
- **缺点：**部署生态尚处成长阶段，部分操作不支持

- 百度、华为等厂商推出机器学习自研框架PaddlePaddle、MindSpore等。

### PaddlePaddle：

- **优点：**社区活跃、生态链完整、应用对用户友好、提供全流程能力支持、迭代节奏快、支持大规模异步分布式训练
- **缺点：**个人开发者居多，尚未有大面积厂商部署

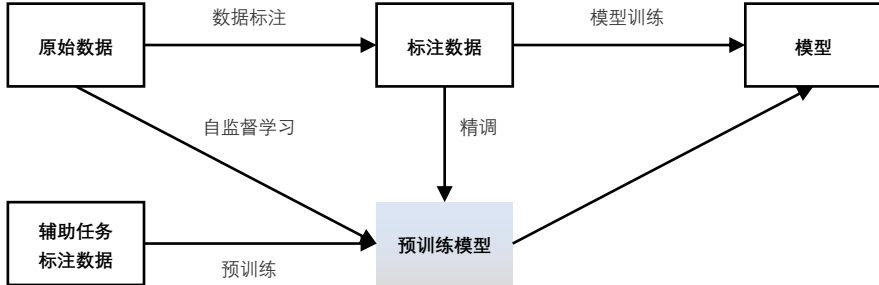
### MindSpore：

- **优点：**支持加强版可视化功能、差分隐私、二阶优化算法、图神经网络、量化训练、混合异构、MindSpore Serving、PS分布式训练、MindIR、调试器等；支持多平台；倡导软硬件协同设计，支持多种模式分布式训练等
- **缺点：**社区人数较少，部分功能仍待完善
- 开发者数量有限是中国厂商开源机器学习框架的统一缺陷，使用人数较TensorFlow和PyTorch有显著差距，且在语种支持能力上仅支持中文和英文。相比之下TensorFlow和PyTorch会支持一些小语种，因此开发者生态更为完善。
- 目前全球机器学习框架生态基本已稳定，通用框架TensorFlow和PyTorch开源时间早，因此具备生态优势，而中国厂商的自研框架可针对机器学习的技术迭代以及TensorFlow和PyTorch的缺陷优化框架架构，且自研框架可为开发者提供更好的使用体验。长期来看，中国自研框架的开发者生态多集中于国内，未来也将会有更多企业使用中国的自研生态进行机器学习开发，但全球的机器学习框架格局预计仍将保持TensorFlow和PyTorch主导的局面。

### 硬实力之三：预训练模型——“大”与“小”兼备

- 未来，AI开发平台厂商会发布支持计算机视觉、语音识别、语音合成、自然语言处理、机器翻译、智能推荐、商业分析及预测、科学计算、多模态数据任务及复合任务的多种预训练模型。预训练模型也将沿着多技术路径发展。
  - **预训练模型规模将提升（“大”）**：大规模预训练模型将包括超1,000亿个参数，单次训练成本预计将超1,000万美元。因此预训练模型将搭载包括混合精度训练、数据并行、模型并行、Lamb优化器、三维并行训练、稀疏注意力加速等训练优化技术。但这种预训练模型过程繁琐，只能布局与云端应用中。
  - **预训练模型将通过压缩与加速提升其灵活性（“小”）**：通过基于知识蒸馏、剪枝等预训练语言模型进行压缩，或通过矩阵参数分解、参数共享以及模型结构设计与搜索实现压缩，去除掉参数矩阵的冗余部分，将模型变“小”。或基于量化的预训练语言模型压缩，减少数值表示所需要的比特值，如把32位的浮点数计算量化为8位甚至4位的浮点数，简化运算过程。压缩后的预训练模型可以应用于设备端，应用价值极为广泛。
- 未来，AI开发平台厂商需要针对Resnet50-v1.5、SSD-ResNet34、3D UNET、RNNT、Openpose、YOLO、BERT、DLRM等训练模型不断优化原有训练方法，加快训练速度，或提出新的训练方法，提升预训练模型的成熟度。

预训练模型概念图



AI开发平台厂商通过提供弹性服务、简化开发者操作流程等方式改善开发者的平台使用体验，构建厂商软性竞争力。

### 软实力之一：AutoML——降低AI开发门槛，提升AI开发效率

- AutoML是人工智能领域的重要趋势之一。AutoML将能够将迭代过程集成到传统机器学习中，以构建一个自动化过程，大幅降低机器学习的门槛：AutoML是一种机器学习过程，通过一系列的算法和启发式方法实现从数据选择到建模的自动化。研究人员仅需输入元知识（卷积运算过程/问题描述等），该算法即可自动选择合适的数据、自动优化模型结构和配置、自动训练模型并适应它可以部署到不同的设备。
- AutoML可帮助AI开发平台自动完成神经结构搜索、模型选择、特征工程、超参调优、模型压缩等任务。依赖于结构化或半结构化数据的分类或回归问题可通过AutoML实现自动化，大幅提升AI训练的效率。
- 但AutoML发展路径上仍存在部分难点需要解决。首先，AutoML仍需要大量算力，企业仍需要在研发过程中尝试更多的解决方案；其次，AutoML在提升处理复杂度的同时仍需保持一定的透明度，以允许模型的用户确认模型的质量。AutoML作为自动化工具，在提升工作效率的同时也具有资源优化和迭代、复杂模型处理、特征工程等方面的局限性。

### 软实力之二：以开发者为中心——增强平台服务能力以构建生态

- AI开发平台是面向开发者的服务，平台满足开发者需求、提升平台兼容性、为开发者提供更好的开发体验的能力也应该成为重要的评价标准。
  - 在数据准备功能方面，AI开发平台可提供包括本地数据集载入、第三方开源数据集载入、云端数据集调用在内的多种数据接入方式；平台还可提供多类型数据标注服务模式，并在操作面板进行数据可视化呈现；
  - 在模型训练功能方面，AI开发平台可提高机器学习框架、编程语言、云端IDE工具的兼容性，并提供自定义、模块化算法修改方式。现阶段主流的AI开发平台均可支持弹性训练、计算资源实时监控、硬件设备异构训练、多种并行训练模式与预训练模型迁移等模型管理服务，为开发者提供便捷化的AI开发服务；
  - 在模型管理与部署功能方面，AI开发平台研发方向涵盖提供包括提升AI开发平台兼容性，如支持更多编程语言，支持CI/CD，支持第三方AIOps工具，支持用户自行构建工作流在内的机器学习工作流构建服务，支持模型漂移监测、资源负载监测、自动告警、监控指标可视化呈现在内的模型部署监控服务等；
  - 在账户管理功能服务能力方面，部分主流的AI开发平台选择开放部分免费资源如计算资源、存储资源、数据集资源、模型资源等，为开发者提供平台体验服务；大部分AI开发平台提供包括按需付费、预付费、订阅付费（如年费、月费）在内的多种收费模式，提升平台收费的灵活性，满足不同类型开发者的需求。



## 第四章

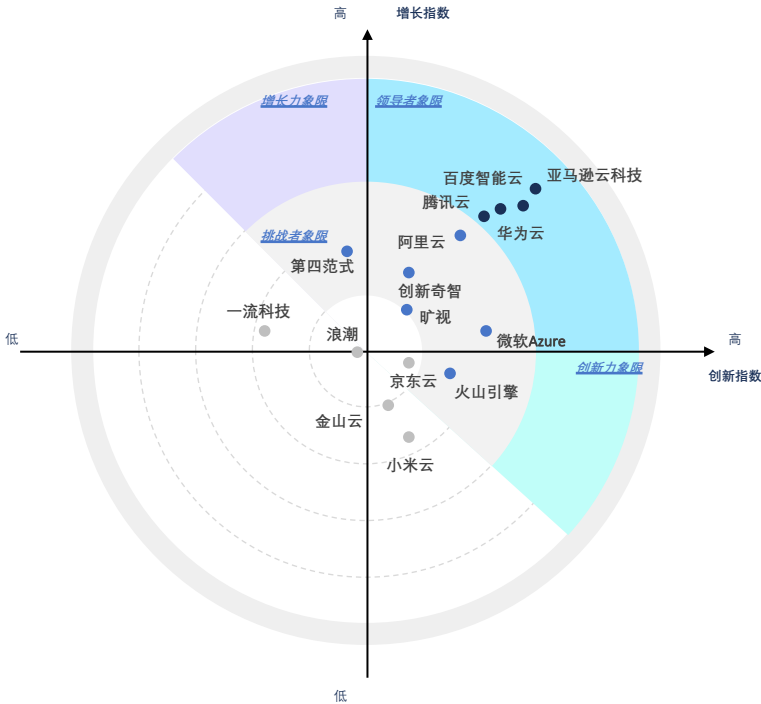
### 竞争格局

头部厂商实现全链路打通，  
通过技术设施、框架工具、训练平台共同赋能技术服务

综合表现

“中国AI开发平台市场处于技术成熟与平台完善阶段，竞争主体在AI开发平台产品创新能力、增长能力各具竞争优势”

中国AI开发平台应用市场综合竞争表现——Frost Radar (弗若斯特雷达)™



注：圆环按由内向外递增的逻辑对应由低至高的综合评分，竞争力由“创新指数”以及“增长指数”综合得出

中国AI开发平台应用市场发展处于平稳增长长期，本报告对竞争主体AI开发平台应用产品和服务综合竞争力的分析结论仅适用于该阶段AI开发平台应用市场发展情况。  
沙利文将持续关注AI开发平台应用市场，捕捉竞争动向。

- 横坐标代表“创新指数”：
  - 衡量竞争主体在AI开发平台应用的创新能力，位置越靠右侧，AI开发平台应用服务职能丰富度和产品调优能力越强
- 纵坐标代表“增长指数”：
  - 衡量竞争主体在AI开发平台应用产品架构、产品功能、性能增长维度的竞争力，位置越靠上方AI开发平台应用产品增长能力越强

来源：沙利文数据

评分  
维度

“ 本报告设立创新指数评估体系对人工智能开发平台进行评价及分析，  
下设技术创新能力及业务创新能力两大指标 ”

中国AI开发平台评价维度——创新指数

一级指标	二级指标	要点
技术创新能力	基础硬件	评估厂商在人工智能芯片及人工智能服务器研发创新等多个维度的表现
	数据采集与标注	评估厂商在智能数据采集、标注、分析、筛选、增强等多个维度的表现
	底层框架	评估厂商在人工智能深度学习框架研发创新等多个维度的表现
	算法模型	评估厂商在人工智能算法模型在算法准确率与运行效率、场景通用性等多个维度的表现
业务创新能力	云原生架构	评估厂商人工智能开发平台应用云原生架构优化云计算资源管理及优化云开发环境的能力
	云安全治理	评估厂商人工智能开发平台应用云安全技术提升平台综合性安全性能的能力
	大数据管理	评估厂商人工智能开发平台应用大数据管理技术，提升平台数据库价值的的能力
	可视化开发	评估厂商人工智能开发平台可视化、零门槛开发功能套件，简化应用开发流程、降低应用开发门槛的能力

创新指数

来源：沙利文数据



评分  
维度

“ 本报告设立增长指数评估体系对人工智能开发平台进行评价及分析，  
下设服务能力及生态能力两大指标 ”

中国AI开发平台评价维度——增长指数

增长指数	一级指标	二级指标	要点
服务能力		算力服务	评估厂商人工智能开发平台在算力体量、算力部署及管理能力等多个维度的表现
		数据服务	评估厂商人工智能开发平台在数据样本体量、数据产品兼容性、数据产品多样性的等多个维度的表现
		算法服务	评估厂商人工智能开发平台在深度学习框架兼容性、算法模型产品多样性、适配性及可移植性等多个维度的表现
		平台服务	评估厂商人工智能开发平台在数据管理及安全、人工智能开发管理、人工智能应用部署等多个维度的表现
		定价策略	评估厂商人工智能开发平台在服务定价机制的灵活度及价格弹性等多个维度的表现
生态能力		生态繁荣度	评估厂商人工智能开发平台在开发社区繁荣度、市场影响力、应用广度等多个维度的表现
		生态发展	评估厂商人工智能开发平台在生态可持续发展能力、外部威胁对抗能力等多个维度的表现

来源：沙利文数据

亚马逊云科技

“亚马逊云科技旨在让机器学习掌握在每位开发人员的手中，提供高兼容性、高性能模块化的AI开发平台服务”

- 亚马逊云科技提供广泛、深入的机器学习服务及配套的云基础设施，使开发人员、数据科学家和专家从业者可便捷利用其机器学习技术。亚马逊云科技正在帮助十多万位客户加速其机器学习业务。
  - 亚马逊云科技AI开发平台具备极高的兼容性与丰富的应用模块。AWS Marketplace可支持数百种算法和模型，且其中的框架和工具包均针对AWS进行了优化，可帮助数据科学家提升接近10倍的生产效率。AWS应用模块包括自动化数据提取和分析、业务指标分析、语音人工智能、机器视觉、代码和开发运维等。
  - AWS 提供全面的人工智能平台和服务，这些服务提供云原生的机器学习和深度学习技术来应对不同用例和需求。
1. **AI 服务**：AWS的人工智能服务提供云端的自然语言理解 (NLU)、自动语音识别 (ASR)、视觉搜索和图像识别、文本转语音 (TTS) 及机器学习 (ML) 托管服务。
  2. **AI 平台**：AWS使用MXNet作为深度学习框架，以获得高度可扩展、灵活且快速的模型训练体验。AWS可提供针对CPU和GPU EC2实例优化过的深度学习AMI和 Cloud Formation模板。
  3. **AI 基础设施**：神经网络其中涉及增加大量模型的过程。Amazon EC2 P2实例提供功能强大的 Nvidia GPU，大幅缩短完成计算所需的时间。

亚马逊云科技AI开发平台案例



- 通过使用AWS，虎牙在几天时间内实现了虎牙海外直播应用Nimo TV的部署，并且运行极其稳定。此外，AWS利用GPU与AWS自研的AI芯片，帮助虎牙直播在边缘进行在线推理服务。



- 新希望结合时下流行的“直播带货”，使用机器学习人工智能服务为特定产品高效匹配主播，将应用门槛降至最低，并通过内部试点快速赋能，扩展到其他快消业务区域或创新赛道中。在供应链方面，新希望借助物联网、边缘计算、高级数据分析等工具，对工厂进行数字化改造，通过AWS AI/ML服务反哺工厂，提升生产效率，牢牢抓住传统企业数字化转型的“两端”。



- 新世纪医疗迁移到AWS后，由于免除了传统IT建设中选型、采购、硬件运维等工作，为医疗服务的创新提供了更多的可能，让IT人员真正参与到业务创新中。为配合医疗服务创新，新世纪医疗成立远程医学影像中心，在电子胶片业务的基础上，将大量医学影像样本通过云端进行机器学习，训练儿科专属的模型，从而探讨儿科医学影像AI辅助诊断应用，有效降低误诊率，提升诊断效率。

华为云

“ 华为ModelArts是面向开发者的一站式AI开发平台，应用场景集中于智能推荐、领域研究以及产品质检等环节 ”

- 华为ModelArts是面向开发者的一站式AI开发平台，为机器学习与深度学习提供海量数据预处理及半自动化标注、大规模分布式Training、自动化模型生成，及端-边-云模型按需部署能力，帮助用户快速创建和部署模型，管理全周期AI workflow。
- 华为ModelArts AI开发平台的核心功能包括：
  1. **数据管理**：ModelArts涵盖图像、声音、文本、视频4大类数据格式9种标注工具，同时提供智能标注、团队标注极大提高标注效率。平台支持数据清洗，数据增强，数据检验等常见数据处理能力；
  2. **开发管理**：ModelArts可在云上通过（管理控制台）界面开发外，同时还提供Python SDK功能，包括创建、训练模型，部署服务；
  3. **训练管理**：ModelArts以大模型（EI-Backbone）为核心的普适AI建模 workflow；
  4. **模型管理**：ModelArts支持从训练中 choice、从模板中 choice、从容器镜像中 choice、从OBS中 choice等4个场景的导入模型；
  5. **部署管理**：ModelArts支持在线推理、批量推理、边缘推理多种形态。同时，ModelArts高并发在线推理满足线上大业务量诉求，高吞吐批量推理能快速解决沉积数据推理诉求，高灵活性边缘部署使推理动作可以在本地环境完成；
  6. **镜像管理**：ModelArts底层采用容器技术，灵活性较高，便于支持任意计算引擎的作业启动需求。

### ModelArts平台案例



□ 2018年，金城医学与华为签署合作协议，在人工智能领域开展合作。金城与华为的合作主要集中在AI辅助宫颈筛查模型的开发。此次开发基于金城历年4350万例宫颈细胞学筛查样本，从中挑选出近20万个图像块，进行精准标注和AI辅助筛查模型训练。目前已用超过20,000例样本数据的验证集，对该AI模型进行了验证。验证结果表明，该模型的排阴率为61.9%，减少医生人工读片工作量；阴性片判读的正确率高于99%；阳性病变的检出率超过99.9%，确保不漏诊，避免假阴性。



□ HEXA IoT开发人员基于华为云ModelArts开发辣椒识别模型，统一辣椒分拣标准，有效减少了人工筛选带来的判断误差，使得整体分拣效率提升50%。HEXA FOOD使用华为云ModelArts 一站式AI开发平台训练辣椒识别模型，并将模型下发至边缘智能设备华为Atlas 500智能小站，通过实时分析判断，实现辣椒智能分拣，筛选优质原料，研磨辣椒粉，用以生产各式香料，大幅提升香料生产效率和品质。

百度

“百度飞桨是全面开源开放的AI开发平台，致力于深入融合产业，在工业、农业及服务业等场景得到广泛应用”

- 飞桨（PaddlePaddle）以百度多年的深度学习技术研究和业务应用为基础，集深度学习核心框架、基础模型库、端到端开发套件、工具组件和服务平台于一体，2016年正式开源，是全面开源开放、技术领先、功能完备的产业级深度学习平台。飞桨源于产业实践，始终致力于与产业深度融合。目前飞桨已广泛应用于工业、农业、服务业等场景，服务超265万开发者，与合作伙伴一起帮助越来越多的行业完成AI赋能。飞桨的核心技术包括：
  1. **深度学习框架**：飞桨深度学习框架基于编程一致的深度学习计算抽象以及对应的前后端设计，拥有易学易用的前端编程界面和统一高效的内部核心架构，对普通开发者而言更容易上手并具备领先的训练性能。
  2. **深度学习模型训练技术**：飞桨突破了超大规模深度学习模型训练技术，领先其它框架实现了千亿稀疏特征、万亿参数、数百节点并行训练的能力，解决了超大规模深度学习模型的在线学习和部署难题。
  3. **多端多平台部署的高性能推理引擎**：飞桨对推理部署提供全方位支持，可以将模型便捷地部署到云端服务器、移动端以及边缘端等不同平台设备上，并拥有全面领先的推理速度，同时兼容其它开源框架训练的模型。
  4. **产业级开源模型库**：飞桨建设了大规模的官方模型库，算法总数达到270多个，包含经过产业实践长期打磨的主流模型以及在国际竞赛中的夺冠模型；提供面向语义理解、图像分类、目标检测、图像分割、文字识别（OCR）、语音合成等场景的多个端到端开发套件，满足企业低成本开发和快速集成的需求。

百度AI开发平台案例



- 中国商飞北研中心在飞机典型结构无损检测流程中，使用飞桨开源深度学习平台开发AI方案，替代技术人员进行缺陷分析任务，提高流程的智能化程度，实现AI技术的落地应用。百度PaddleSeg可以通过数据增强、算法选择等技术很好地解决以上问题，有效的帮助传统行业的技术人员进行AI算法的开发。



- OPPO基于飞桨的能力对应用商店进行了升级：采取高性能数据读取接口Dataset完成大规模数据的读取；采用基于参数服务器的大规模CPU分布式的全异步训练模型，以较低的资源消耗来训练海量的数据以及极大的稀疏参数。



- 百度飞桨开源深度学习平台与瑞芯微Rockchip旗下AI芯片RK1808、RK1806正式完成适配，充分兼容飞桨轻量化推理引擎Paddle Lite。通过适配飞桨开源深度学习平台，瑞芯微芯片将能更好地赋能国内用户的业务需求，为端侧AI提供强劲算力

腾讯云

## “ 腾讯云TI平台可提供全栈式人工智能开发服务，并支持多种学习框架及算法，可帮助开发者实现便捷化开发 ”

- 腾讯面向多种业务场景提供AI开发解决方案，持续降低构建与应用AI能力的成本。腾讯云TI平台可打通产业+AI落地全流程链路，帮助用户快速创建和部署AI应用，平台功能模块可解耦按需交付部署。腾讯云TI平台包括AI应用服务平台TI-Matrix、机器学习平台TI-ONE、数据标注平台TI-DataTruth：

  1. 机器学习平台TI-ONE面向数据科学家，提供从数据预处理、模型训练、自动学习、模型评估到模型发布部署的全流程支持。TI-ONE内置丰富的算法组件，支持多种算法框架，拖拽式任务流设计对新手友好，满足多种AI应用场景的需求；
  2. AI应用服务平台TI-Matrix面向AI应用开发者，快速接入模型、数据和智能设备。提供模型服务、应用工作流编排、云边缘调度等功能，快速构建智能应用；。TI-Matrix可独立覆盖云边缘模型服务发布管理，AI工作室及应用开发；
  3. 数据标注平台TI-DataTruth面向AI数据服务商，提供数据标注作业、数据众包管理、场景数据挖掘等智能数据生产服务。TI-DataTruth 作为数据标注平台，提供专业数据标注工具支持。平台围绕高效和数据安全两大核心诉求，打造数据生产工艺平台。为企业快速提升AI算法能力，为加速AI场景落地提供品质服务。

### 腾讯云TI平台应用案例



#### 媒体AI中台解决方案：

- 央视频AI中台是腾讯云TI平台典型的规模化成功落地场景，央视频是中国首个国家级5G新媒体平台，TI作为央视频的AI平台，利用TI平台上基于可视化建模构建的串联了数据、算法的训练链路，端到端得支撑央视频的视频内容推荐，内容审核模型构建及算法服务发布。



#### 分析师工作台解决方案：

- 构建全行“三横两纵”数据治理体系，合肥软件中心基于TI-ONE，创建分析师工作台作为分析层承载。平台支撑行内AI业务落地，助力实现“资金流量预测”、“贷后风险预测”、“标签建设”等多个AI场景

# 名词解释

- ◆ **QPS** : Queries-per-second, 每秒查询率。QPS是对一个特定的查询服务器在规定时间内所处理流量多少的衡量标准, 可理解为每秒并发请求数, 1QPS约86,400次调用。
- ◆ **API** : Application Programming Interface, 应用程序编程接口。API是预先定义的函数, 目的是提供应用程序与开发人员基于某软件或硬件得以访问一组例程的能力, 而又无需访问源码, 或理解内部工作机制的细节。
- ◆ **卷积** : 通过两个函数f和g生成第三个函数的一种数学概念, 表征函数f与g经过翻转和平移的重叠部分函数值乘积对重叠长度的积分。
- ◆ **CGRA** : Coarse-grained Reconfigurable Architecture, 可重构计算。CGRA是一种空域上的并行计算模式, 以空域的硬件结构组织不同粒度和不同功能的计算资源。在运行时, 根据数据流的特点, 让配置好的硬件资源互连形成相对固定的计算通路, 以接近“专用电路”的方式进行计算; 当算法和应用变换时, 再次通过配置, 重构为不同的计算通路去执行不同的任务。
- ◆ **CUDA** : Compute Unified Device Architecture, 是由NVIDIA公司创立的基于他们公司生产的图形处理器GPUs (Graphics Processing Units, 可以通俗的理解为显卡) 的一个并行计算平台和编程模型。
- ◆ **DevOps** : Development和Operations的组合同, 是一组过程、方法与系统的统称, 用于促进开发(应用程序/软件工程)、技术运营和质量保障(QA)部门之间的沟通、协作与整合。
- ◆ **数据标注** : 对文本、视频、图像等元数据进行标注的过程, 标记好的数据将用于训练机器学习的模型。
- ◆ **云原生** : 基于分布部署和统一运管的分布式云, 以容器、微服务、DevOps等技术为基础建立的一套云技术产品体系。

# 方法论

- ◆ 头豹研究院布局中国市场，深入研究10大行业，54个垂直行业的市场变化，已经积累了近50万行业研究样本，完成近10,000多个独立的研究咨询项目。
- ◆ 研究院依托中国活跃的经济环境，从AI开发平台、深度学习、AI芯片等领域着手，研究内容覆盖整个行业的发展周期，伴随着行业中企业的创立，发展，扩张，到企业走向上市及上市后的成熟期，研究院的各行业研究员探索和评估行业中多变的产业模式，企业的商业模式和运营模式，以专业的视野解读行业的沿革。
- ◆ 研究院融合传统与新型的研究方法，采用自主研发的算法，结合行业交叉的大数据，以多元化的调研方法，挖掘定量数据背后的逻辑，分析定性内容背后的观点，客观和真实地阐述行业的现状，前瞻性地预测行业未来的发展趋势，在研究院的每一份研究报告中，完整地呈现行业的过去，现在和未来。
- ◆ 研究院密切关注行业发展最新动向，报告内容及数据会随着行业发展、技术革新、竞争格局变化、政策法规颁布、市场调研深入，保持不断更新与优化。
- ◆ 研究院秉承匠心研究，砥砺前行的宗旨，从战略的角度分析行业，从执行的层面阅读行业，为每一个行业的报告阅读者提供值得品鉴的研究报告。

# 法律声明

- ◆ 本报告著作权归头豹所有，未经书面许可，任何机构或个人不得以任何形式翻版、复刻、发表或引用。若征得头豹同意进行引用、刊发的，需在允许的范围内使用，并注明出处为“头豹研究院”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节或修改。
- ◆ 本报告分析师具有专业研究能力，保证报告数据均来自合法合规渠道，观点产出及数据分析基于分析师对行业的客观理解，本报告不受任何第三方授意或影响。
- ◆ 本报告所涉及的观点或信息仅供参考，不构成任何证券或基金投资建议。本报告仅在相关法律许可的情况下发放，并仅为提供信息而发放，概不构成任何广告或证券研究报告。在法律许可的情况下，头豹可能会为报告中提及的企业提供或争取提供投融资或咨询等相关服务。
- ◆ 本报告的部分信息来源于公开资料，头豹对该等信息的准确性、完整性或可靠性不做任何保证。本报告所载的资料、意见及推测仅反映头豹于发布本报告当日的判断，过往报告中的描述不应作为日后的表现依据。在不同时期，头豹可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告或文章。头豹均不保证本报告所含信息保持在最新状态。同时，头豹对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，读者应当自行关注相应的更新或修改。任何机构或个人应对其利用本报告的数据、分析、研究、部分或者全部内容所进行的一切活动负责并承担该等活动所导致的任何损失或伤害。