

MindSpore Lite: 极速、极智、极简, 助力开发全场景智能应用

On-Device Al趋势与挑战

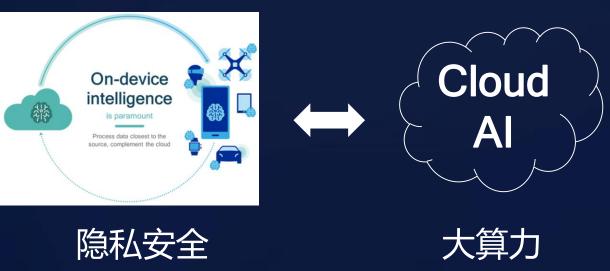


1: 模型越来越大



□ 新型算法、网络层出不穷,从Bert到 GPT-3,19个月时间参数增加500倍, 而手机的内存大小变化不大,端上部署 挑战很大;

2: 端云协同



低延时

高可靠

底带宽占用

大模型

大数据

高网络带宽

- □ On-Device Al和云端Al服务协同,更好的 兼顾安全隐私和大模型更好的智能;
- □ 多智能设备端云协同,实现实时感知、和端云高效决策;

3: AI无处不在、模型任意部署



□ 在IoT等物联网、智慧设备 上极端资源受限下AI部署;

超轻量级的端侧AI引擎

≻根据预测,到2022年80%以上的端侧设备会具备端侧AI的能力,AI将无处不在。

On-Device Al趋势与挑战 -- 轻量化



 □ 内存限制
 requirements
 □ 内存复用

 □ 功耗限制
 □ 模型压缩

 □ 浮点/定点计算能力限制
 □ 混合精度计算

 □ 安装包大小限制
 □ 框架层轻量化



CPU: MCU

Memory (SRAM): ≈500KB Storage (FLASH): ≈2MB

OS: Real Time, Embedded

Virtualization: No

CPU: x86/ARM64

Memory (RAM): ≈GB

Storage: ≈TB

OS: Multi-User, Multi-Tasking, Distributed

Virtualization: Yes

On-Device Al趋势与挑战 -- 协同化

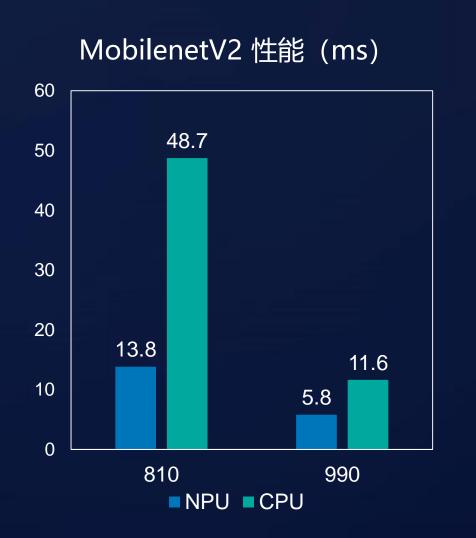


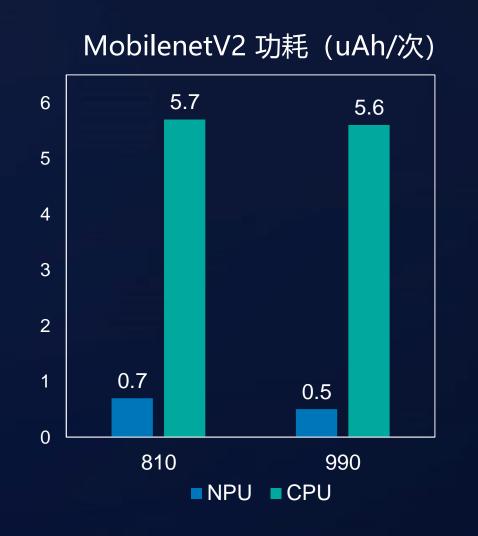
端云协同:一体化趋势明显



- □ Mobile Al=On-Device Al+智慧服务,更好的兼顾个性化、安全隐私;
- □ 单智能体→多智能体协同,实现实时感知、决策;

软硬协同: AI芯片与AI软件加速库协同





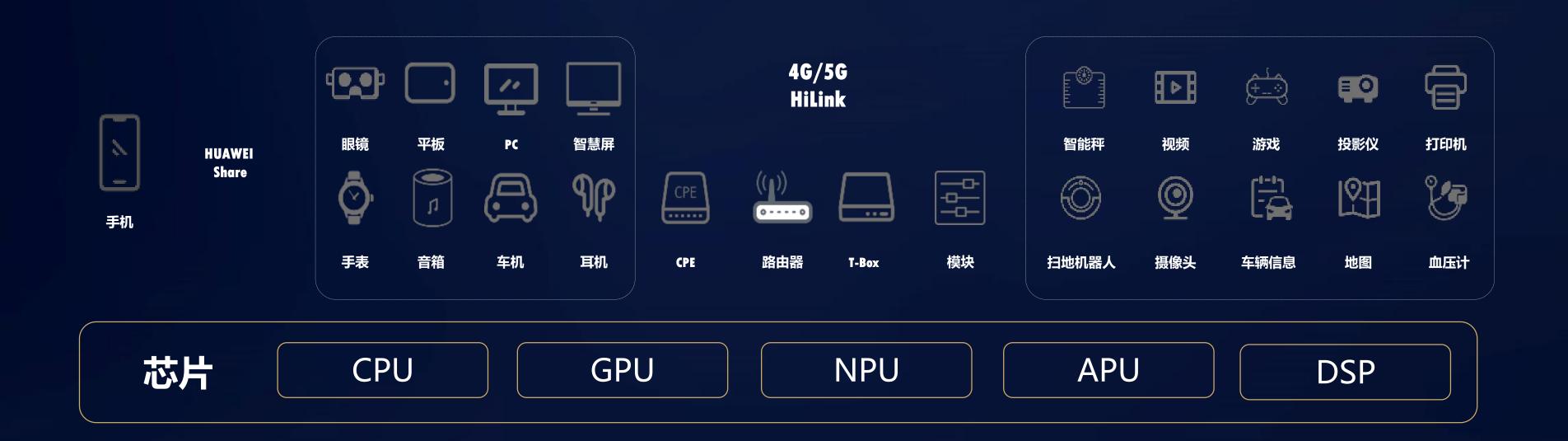


MindSpore + NPU

On-Device AI趋势与挑战 -- 硬件多样性



- □随着智能家庭、自动驾驶、AR/VR等领域的兴起,智能化硬件设备种类繁多;
- □ 各设备厂商采用多样化的硬件提升自身竞争力;
- □ 各硬件厂商提供的指令集、加速计算库版本更新快,支持多版本挑战很大;









2019年8月 正式发布MindSpore 全场景AI计算框架



2019年底,HMS Core ML Kit 服务正式上线发布,MindSpore Inside



2020年3月, MindSpore全场景AI 计算框架对外开源



2020年9月正式发布 MindSpore Lite端侧解决 方案并对外开源;



MindSpore端云协同的全场景AI架构

ModelZoo

MindArmour (密态Al、差分 隐私、混淆加 密、对抗训练)

> MindData (可解释、 Insight、 数据增强)





MindSpore助力端侧AI开发者构建伟大的应用

极致性能

高效的内核算法和汇编级优化,支持CPU/GPU/NPU 异构调度,最大化发挥硬件算力,最小化推理时延和功耗。

轻量化

提供超轻量的解决方案,支持模型量化压缩, 模型更小跑得更快,使能AI模型极限环境下的部署执行。

全场景支持

支持iOS、Android等手机操作系统以及LiteOS 嵌入式操作系统,支持手机、大屏、平板、IoT 等各种智能设备上的AI应用。

高效部署

支持MindSpore/TensorFlow Lite/Caffe/Onnx模型, 提供模型压缩、数据处理等能力,统一训练和推理IR, 方便用户快速部署。



图优化, 大幅缩减冗余计算

算子融合

支持多达20+常见的融合,减少内存读写和计算量

conv mean by conv add layernorm activation $w' = \frac{w}{\sqrt{var}} * \beta \qquad b' = \frac{b-mean}{\sqrt{var}} * \beta + \gamma$

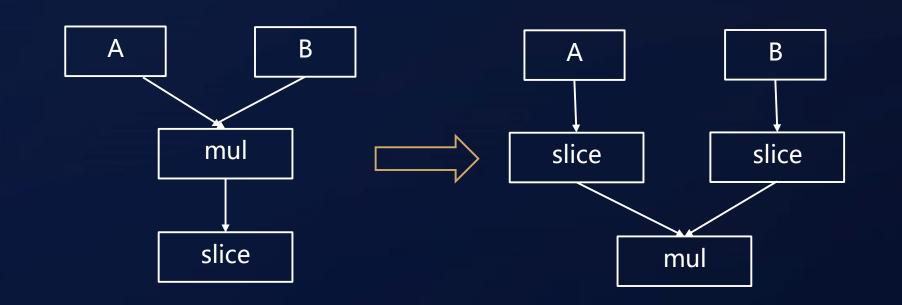
算子替换

支持常见的算子替换,通过参数值替换减少计算量



算子前移

移动slice相关算动到计算图前,减少冗余计算



Transformer模型实验结果

transformer模型	线程数	TF Lite	MS Lite融合后	提升百分比%
	1	22.181	21.513	3.0%
encoder	2	15.6581	13.787	11.9%
	4	14.1197	11.285	20%



算子、指令级多级深度调优,同样终端,不同性能

高效的卷积算法

Kw, Kh = 1 Conv1x1 [Strassen 算法] Total Winograd [Kw != Kh || Stride != 1 || dilation != 1] ConvCommon (Sliding Window / Img2col + Gemm 算法) Winograd算法无收益 Kw, Kh = 3 & Output Unit <= 4 Conv3x3 [Winograd F(2x2,3x3)算法] Kw, Kh != 3 || Output Unit > 4 [Winograd F(2x2,...)-F(7x7,...) 算法] ConvWinograd [Winograd F(2x2,...)-F(7x7,...) 算法]

运行时指令级优化

针对硬件指令的优化手段:

Tiling:寄存器分块

指令流水: 读取、分发、重排

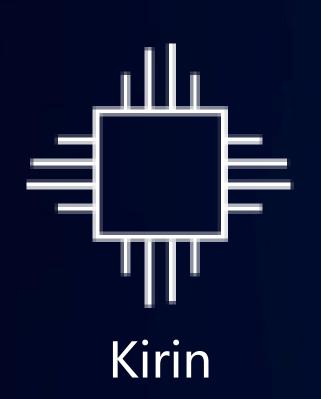
SIMD: NEON, SSE, AVX

Cache优化:数据预取

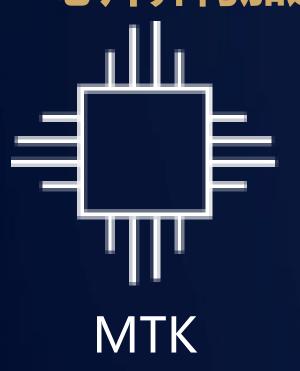
- □ Strassen, Winograd算法实现用加法替代乘法,减少乘法次数,与访存开销进行平衡,不同的算法性能差别在1倍以上
- □部分硬件指令的使用可以提升性能达到3倍以上

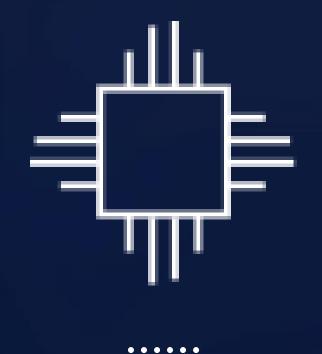


软硬件异构加速,运行速度更快









- □ 在支持NPU加速的机型上,自动使能NPU加速能力,运行速度提升X倍;
- □ 框架支持多种SoC异构加速,当前支持Kirin、 MTK的异构加速;

软件异构加速

算子级别加速

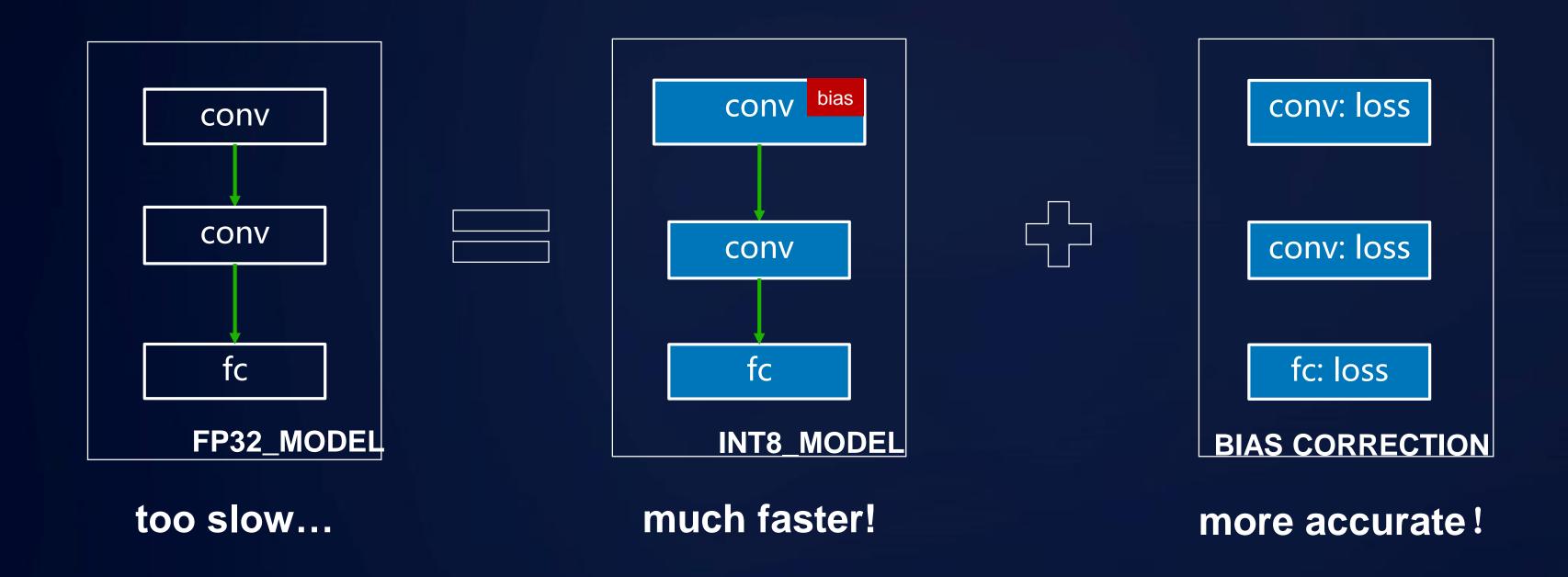
将算子或者算子的一部分 计算进行拆分到不同硬件 /硬件单元上并行执行

子图级别加速

拆分不同的子图到不同的 硬件上并行执行 □ 在拍照、修图等超大AI算力场景中,需要软件上支持大算子计算的切分,以便于更多硬件同时参与异构并行;

训练后量化、实现模型更小、推理更快





□基于统计学特性的CORRECTION

权重数据的统计学特性(均值、方差)是模型固有特性,量化时获取数据的均值、方差信息,能够提高模型精度

□ 基于算子Bias输入的CORRECTION

MindSpore Lite通过校准数据集,对比FP32模型与量化后模型的精度损失,巧妙地将误差补偿到BIAS上去,极大提高了模型的精度

商用产品实测结果

Accurate:

Mobilenet_v2	Acc	
FP32	71.56%	
A8W8	71.16%	
A8W7	71.06%	
A7W7	70.78%	

Fast:

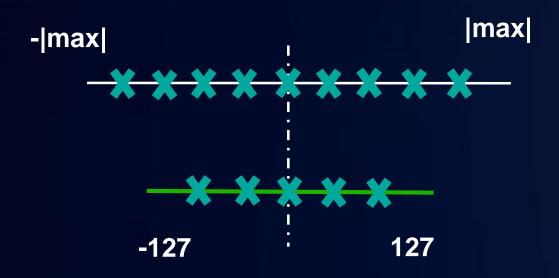
Model	Inference Time	
Retinaface FP32	81.552ms	
Retinaface INT8 W8	62.430ms	
Retinaface INT8 W7	62.403ms	

后量化精度损失小,1%以内;性能提升明显

训练后量化,提供丰富的量化选择



1. MAX_MIN:针对分布均匀的数据集



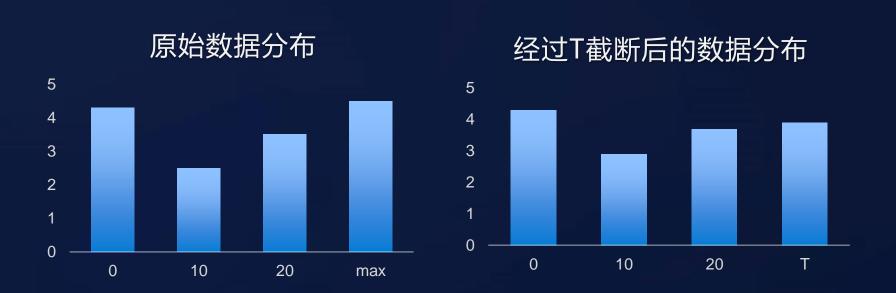
3. RemoveOutlier:按照百分比,移除最大最小值,消除离群点



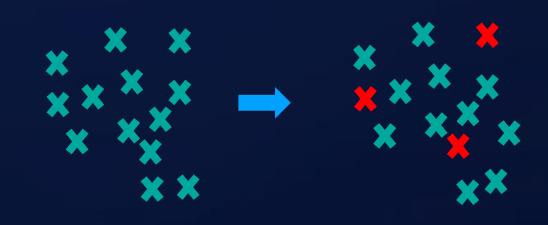
□ 权重量化: 支持1到16 BIT的量化, 满足用户更严苛的模型大小要求

□ 量化重训: 云测量化模型, 一键转换

2. KL: 通过KL散度评估数据分布的相似性



4. KMeans:基于聚类的方法,将模型量化到K bit



Model	Model Size(fp32)	Model Size(int8)	Acc Loss
face_tracking	420K	132K	0.28%
face_contour	2.9M	1.1M	0.07%
face_hat	1.3M	360K	0.72%
face_landmark	804K	548K	0.39%
face_openclose	364K	152K	0.16%
face_pose	892K	396K	0.23%
face sex	964K	320K	0.16%

商用效果:应用于HMS 人脸检测识别等系列业务,精度基本无损

案例: 后量化技术优化端侧设备滤镜



商业痛点:向端侧设备中添加滤镜,涉及人脸检测定位,5个关键点检测,轮廓精准定位,属性识别(Age, Hat, Glass, Sex, Smile, Beard)等一系列模型,当前采用全精度进行推理,功耗高(800mA),时延 xxx ms左右。

关键技术:

- □ 自动移除离群点识别有效量化范围
- □ 通过损失补偿(biasCorrection),确保量化模型精度损失小

应用效果:

- □ 功耗降低到420mA,降幅达到50%
- □ 时延降低到全精度版本的1/3, 推理精度无损



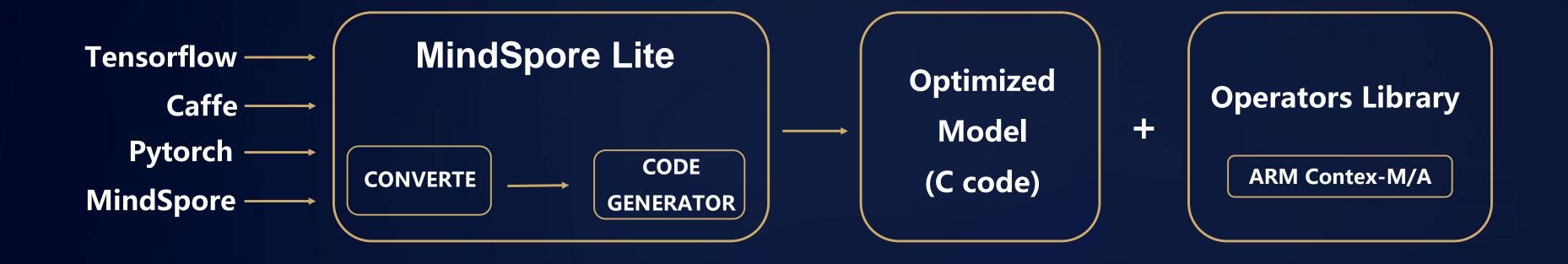






"模型即代码",超轻量运行时, AI从 "1" 到 "8+N"





技术竞争力

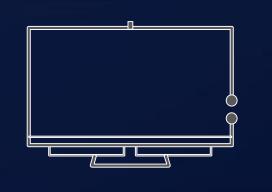
- □ 基于内存、功耗、目标环境和数据集最优化生成模型代码,解除一切第三方依赖
- □ 一个模型对应一个.c,运行阶段省略模型结构,退化为简单的函数调用关系

Person Detection模型实验结果

STM主频200MHz	txt(byte)	data(byte)	bss(byte)	dec(byte)
TensorFlow Lite	430916	1432	139740	572088
MindSpore Lite	244448	21912	9708	340304

典型案例

手表手势识别控制大屏:解决ROM过大,性能慢问题。







华为智慧屏 HUAWEI Vision

HUAWEI WATCH

手表抬腕亮屏:解决性能时延长,亮屏精度不够问题



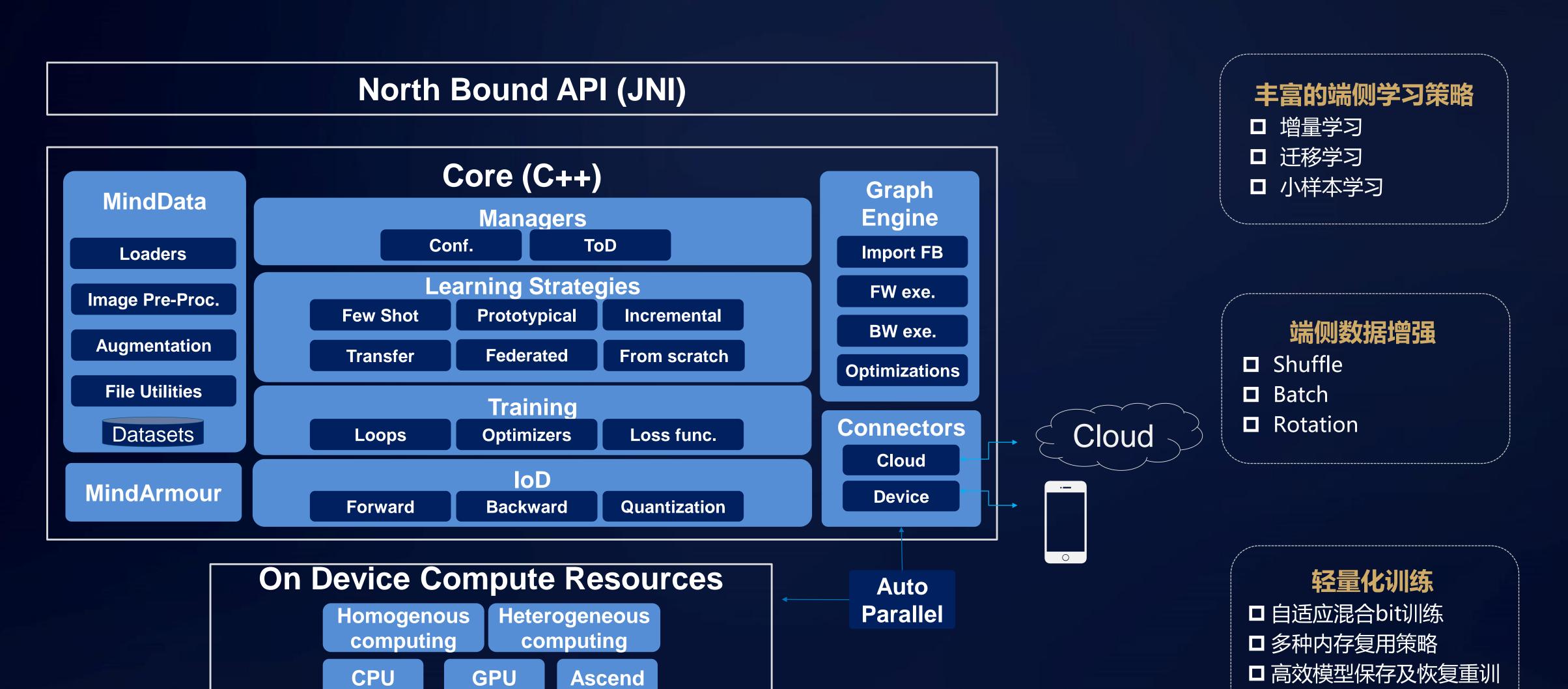




HUAWEI WATCH

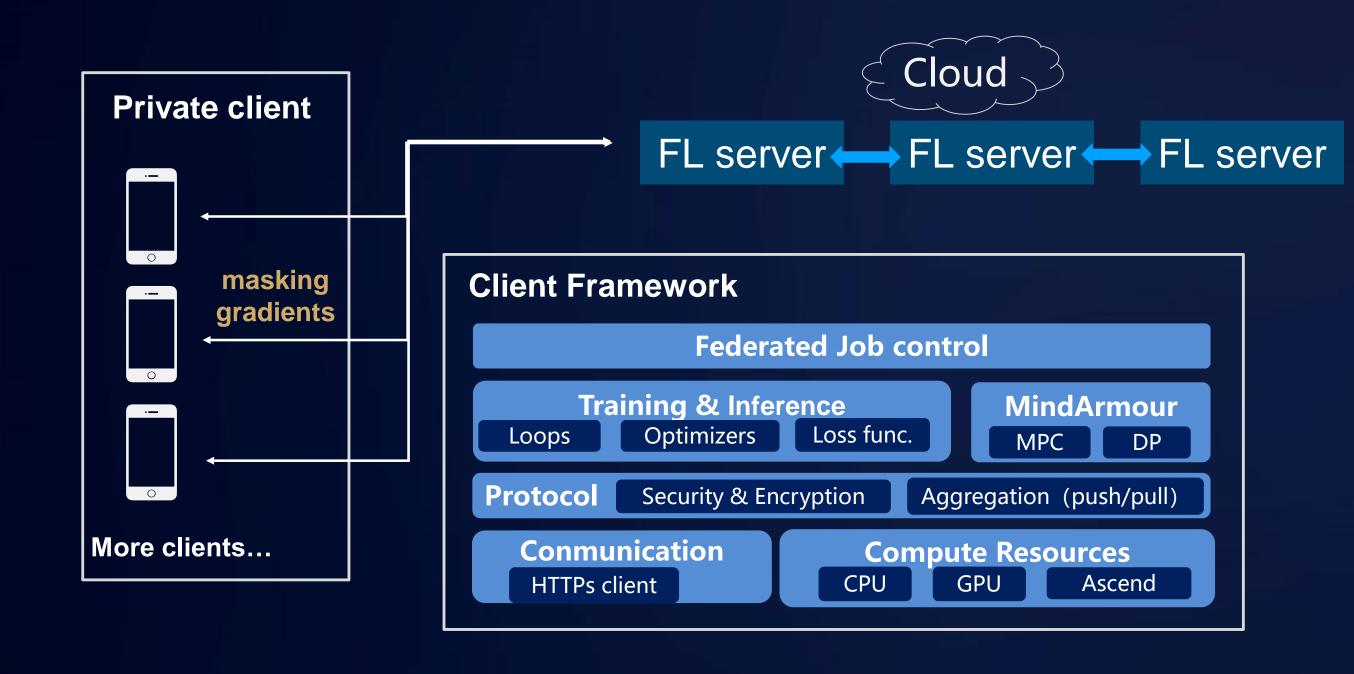
保护用户数据隐私,端侧在线训练个性化模型

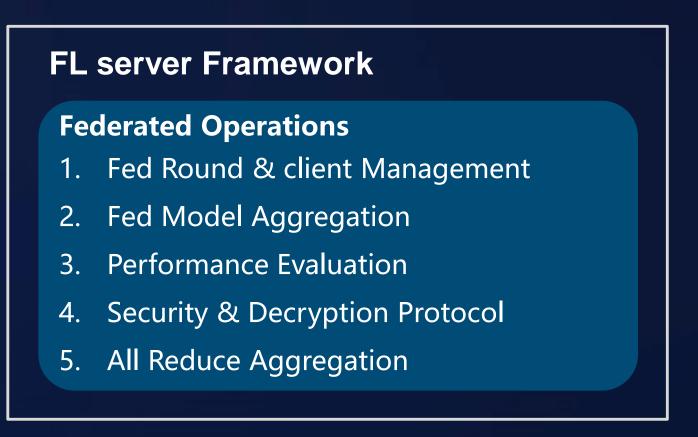




联邦学习,数据不出域即可实现AI联合建模训练







Cross-Device联邦学习架构

在保证数据的隐私性、所有权和本地性的条件下,打破数据壁垒,数据不出域亦可实现联合建模。

- □ 支持多种算力不同的硬件后端部署,框架上保持端云架构一体化。
- 多种梯度压缩和Federated Aggregation算法,提高计算通信比,节省带宽资源。
- □ 支持多种安全聚合方案,多重隐私保护机制,在精度无损的情况下,实现隐私保护。
- □ 云侧集群化部署方式, 动态扩缩容, 应对网络不稳定, 负载突变, 恶意终端攻击等。
- □ 面向算法开发者简单易用,联邦聚合过程类似算子的方式组合

MindSpore技术优势点

案例:端云协同下的隐私保护与智慧AI应用



个性且私密的广告精准推荐

痛点:

HUAWEI 广告业务涵盖广,触达x亿智能终端用户。但受困于云侧推荐模型用户画像少,且端侧数据无法上传至中央服务器,导致在用户侧特性展现有限。

方案:

- □ 端侧训练--充分利用端上数据及资源完成内容分析及个性化推荐;
- □ **联邦学习--**打破用户与广告平台的数据壁垒,数据不上云亦可实现联合建模;
- **□ 跨平台支持、算法优化**--支持多种硬件后端部署,支持多种梯度压缩和安全聚合算法;
- □ 高容错--可应对网络不稳定,负载突变,恶意终端攻击等。





案例:端云协同下的隐私保护与智慧AI应用



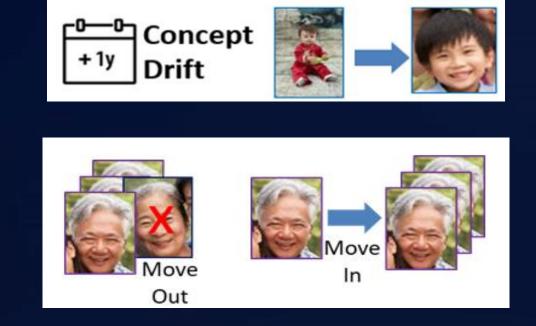
越用越精准的家庭AI智慧屏

痛点:

在家庭中,儿童成长过程外貌特征变化大,易导致错误分类;算法不能自动感知用户纠错行为;合规隐私使用户画像无法用于模型重训。

方案:

- 口 端侧增量学习--感知数据变化,在线训练新模型,实现AI业务越用越准;
- 口 端云联合学习--保持用户隐私性数据、提升AI业务的个性化与精准度;
- 口混合低比特量化、稀疏计算、CPU/GPU混合异构并行--减少计算量和内存开销,提升AI业务用户体验实时性。





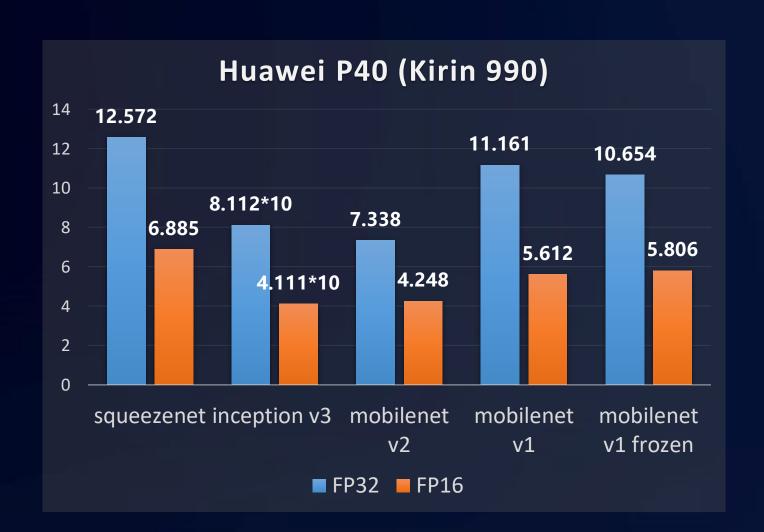
极致性能



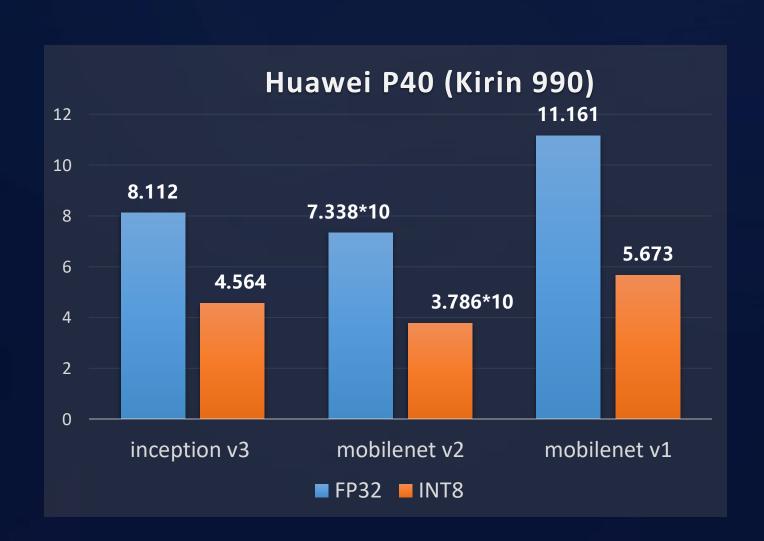
MindSpore Lite致力于探索极限性能提升

以TensorFlow官网100+预置模型测试结果为例,MindSpore Lite可实现98%的网络推理性能超越TF Lite,其中性能超过30%的网络占到总数的70%。

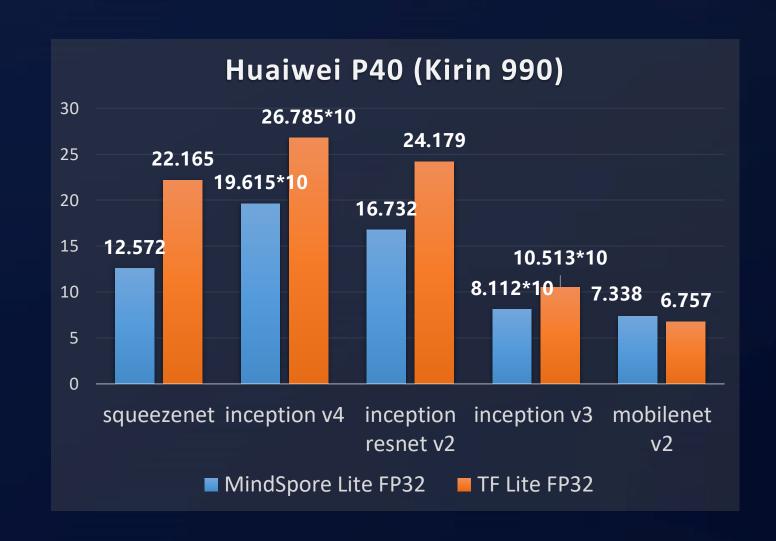
□ 半精度优化后的推理时长:



□ FP32 INT8优化后的推理时长:

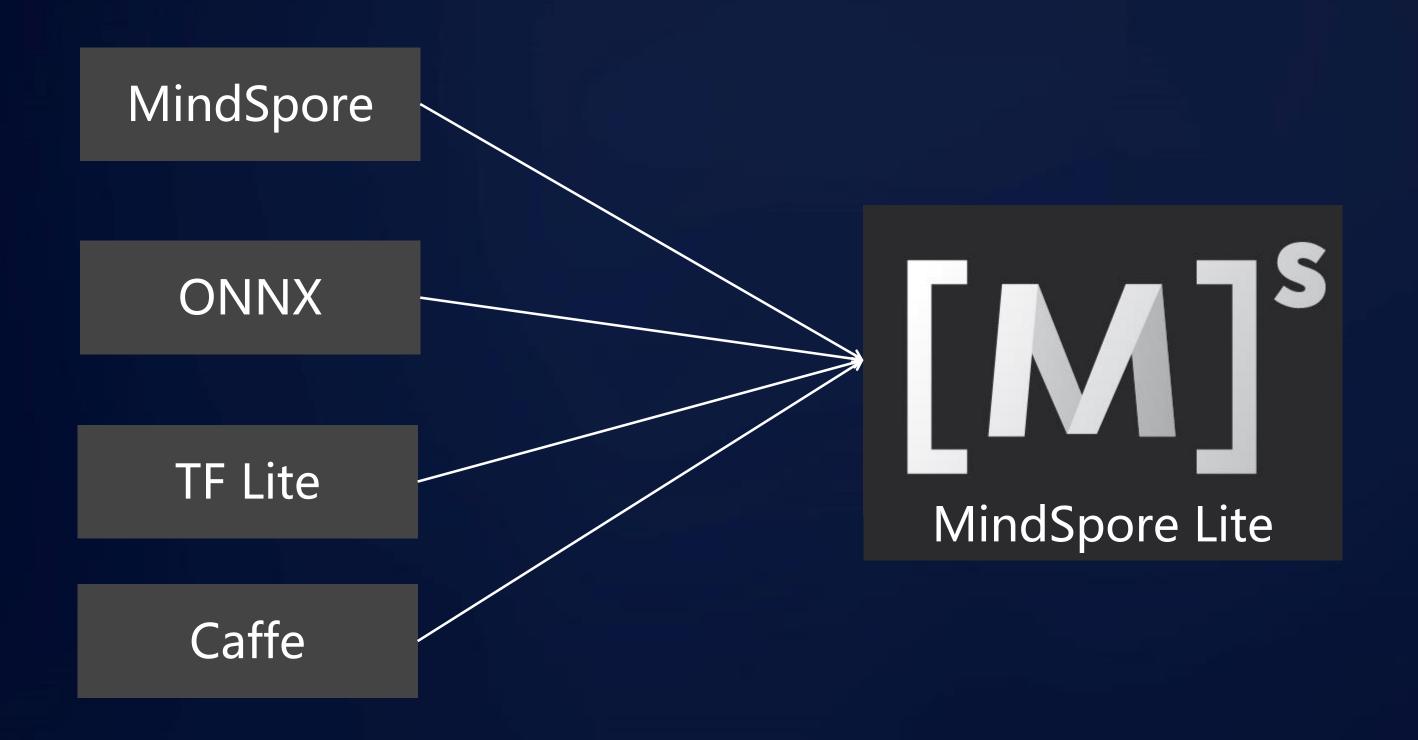


□ FP32下MS Lite与TF Lite的对比:



兼容所有主流的AI框架





MindSpore Lite转换工具支持主流AI框架模型的转换和优化 无缝支持MindSpore训练的模型进行端侧学习和高性能推理

MindSpore Lite支撑HMS的服务



使用ML KIT 轻松构建您的AI应用



打造视觉及语言AI全新体验 ML Kit提供丰富的视觉及语言类机器学习服务APIs

文本类 文本识别 文档识别 身份证/银行卡/通用卡

证识别









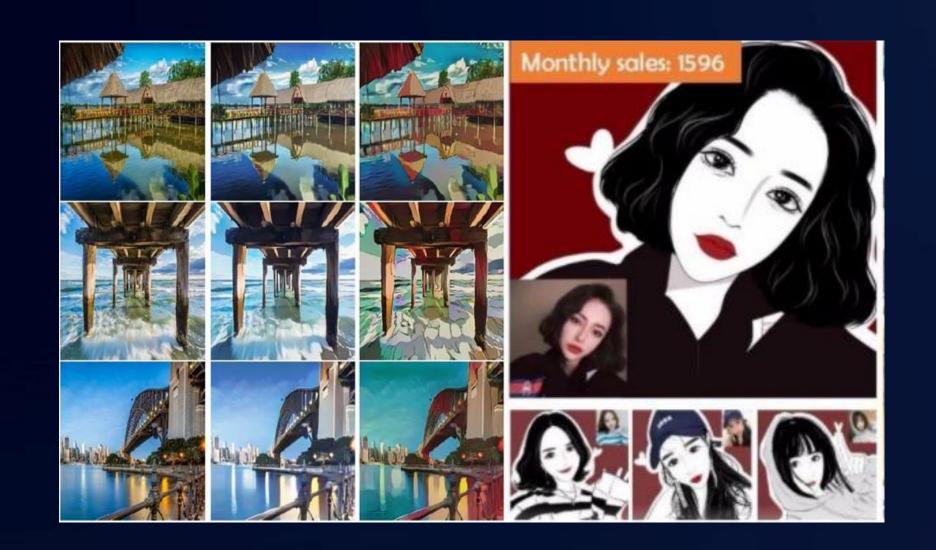
手机上的MindSpore Lite 大赛安排

大赛活动主题: 三选一



1. 风格迁移

把实物转换成不同风格的图片, 如写实风、油画风、漫画风等。



2. 人脸检测

识别视频中的人脸,根据人脸位置,生成兔子耳朵、变形金刚贴图等。



3. 骨骼检测

基于提供的基础模型,制作运动姿势偏差检查等运动类APP应用。



赛程安排



寒程安排,周期9个月(2020年12月~2021年9月):

12月~1月 第①阶段 大赛启动

• 发布活动细则

1月~8月

第②阶段 线上辅导+激励

- ・毎月抽取三等奖
- 针对优秀开发者给与辅导

8~9月

第③阶段 线上辅导+评选

- 逐步公布奖项结果
- 针对优秀开发者给与辅导

总结

第④阶段 结果发布

• 结果发布并进行颁奖

> 奖项设置:

奖品及人数以活动细则发布版本为准;

获奖者可赢得奖品额度下的等额奖品;

序号	火 项	难度及要求	奖品额度 (元)	人数
1	一等奖	二等奖里每个主题选出前三名,投票给出第一; 第一名10000元等额奖品,成为预置模型,第二名第三名各5000元等额奖品	10000/5000	共9人
2	二等奖	根据提供的模型进行一定程度的修改,做出不一样的APP,三个主题任选其一即可	1000	500
3	三等奖	根据提供的教程和模型,完成同样的APP,三个主题任选其一即可	50	20000
4	邀请激励奖	邀请用户参与活动,根据邀请的数目可赢得不同奖品	0~5000	约900人
5	数据集贡献奖	数据集众筹,上传训练集和验证集,验证集精度达标且可以自动化验证	1500	200

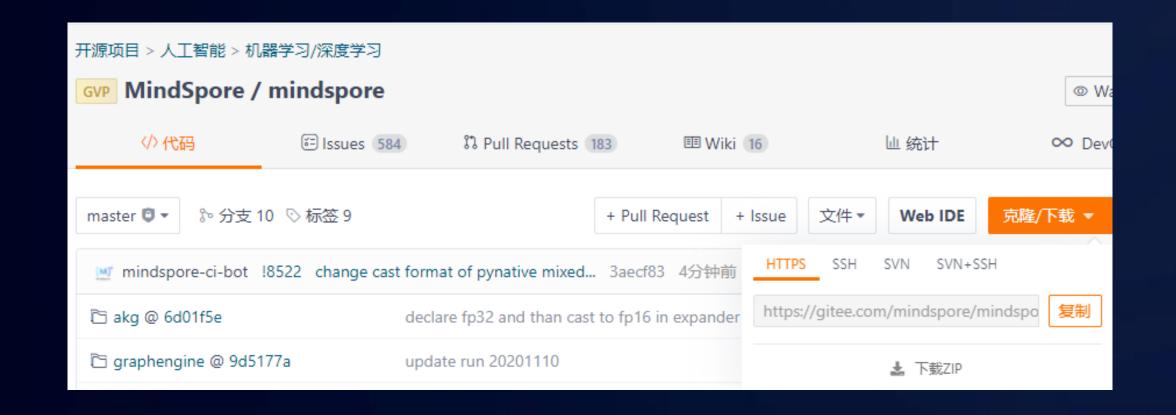


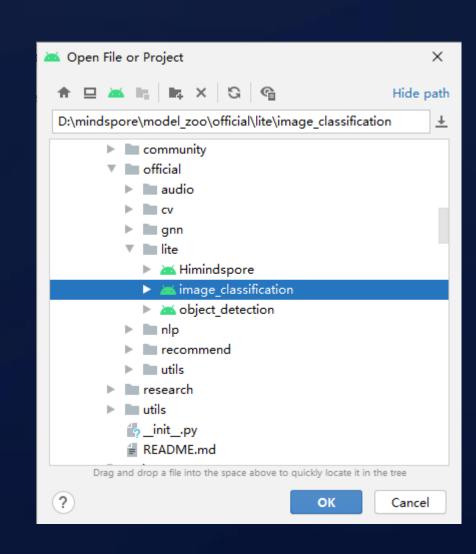
现场体验

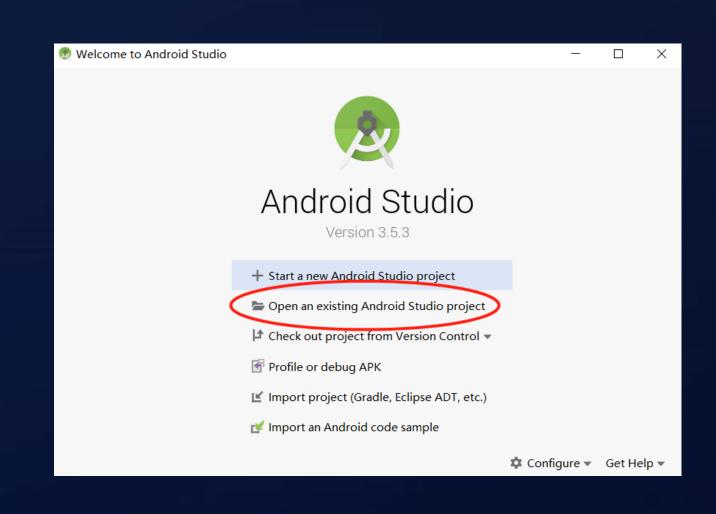
MindSpore Lite初体验 — Image Classification



- 1. 下载MindSpore代码仓
- ① 登陆 https://gitee.com/mindspore/mindspore, 使用git clone / git pull下载代码仓







- 2. 在Android Studio中打开Image Classification Demo
- ① 打开Android Studio,根据文件目录 mindspore / model_zoo / official / lite / image_classification 打开目标demo。
- ② 可以同步参考 image_classification / README.md 完成本次demo部署,或解决SDK、NDK相关问题。

MindSpore Lite初体验 — Image Classification

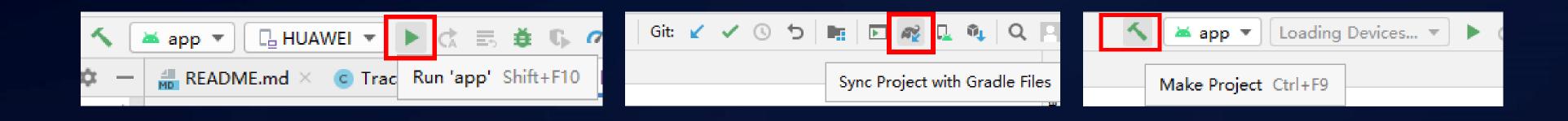


3. 连接Android手机

- ① 使用数据线在电脑中连接Android,并开启USB调试模式。
- ② 可在手机"设置"中搜索"USB调试",并开启该选项。
- ③ 若未能搜到,可搜索"版本号",进入后连续点击7次"版本号"栏,开启开发者模式,重复上一步骤。

4. 运行Image Classification

- ① 成功连接手机之后,Android Studio自动识别设备,点击"Run'app'"即可在设备上运行本项目。
- ②编译过程中会下载部分文件,请耐心等待。
- ③ 若Android Studio未能自动识别设备,可通过点后点击"Sync Project"、"Make Project"选项完成编译,此时可生成apk文件,目录为:app / build / outputs / apk / debug / app-debug.apk。通过文件传输放入手机,并点击打开。



MindSpore Lite初体验 — Image Classification



- 5. 安装Image Classification应用
- ① 完成上一步后,手机自动安装Demo,开启许可即可完成安装,体验MindSpore Lite图像分类功能。
- ② 终极解决方案:若未能完成上一步,也可通过扫描下方二维码下载,安装HiMindSpore,从中选择Image Classification。











官网: http://www.mindspore.cn/

代码仓: https://gitee.com/mindspore/mindspore.git

镜像: https://github.com/mindspore-ai/mindspore.git









Thank You!