共达地 gddeploy 推理 SDK 用户手册

目录

1.	概述	2
2.SI	DK 使用说明	2
	2.1 D 25 明	2
	2.1 Runner 说明	
	2.2 API 调用流程:	5
	2.2.1 Infer API	5
	2.2.2 Session API	6
	2.2.3 Processor API	7
	2.3 API 详细说明	8
	2.4 数据结构定义:	8
	2.5 结果解析说明:	9
	2.6 内存管理说明	9
2 T		11
J. _	-央区巾	11
	3.1 获取硬件 SN	11
	3.2 测试应用程序	12
4.	sample 说明	12
5.	FAQ	12
	= -= K	± L

文档记录

修改版本	修改内容	修改人
V0.1	初始化文档	李桂友

1. 概述

gddeploy 是共达地面向模型部署推理场景自创的推理部署框架,具有简易、多接口、性能高效、对接多款推理芯片等优点,以满足不同客户需求。以下是框架的总体示意图:

目前已支持硬件平台和算法列表:

硬件\算法	分类	检测	姿态	分割	OCR	动作	多模态
Nvidia							
算能	/	~	V	V			

SDK 包包含目录和说明:

thirdparty

opency

ffmpeg

bin //测试可执行程序

dockerfile //搭建环境使用的 docker 和安装脚本

docs

lib

include

sample

tools

gtx maker//生成 SN 码工具

README.md

适用硬件平台环境说明

硬件平台: 算能 bm1684 SOC 产品

编译链: aarch64-linux-gnu-g++7.5, cmake 3.20

系统版本:

VERSION: 2.6.0

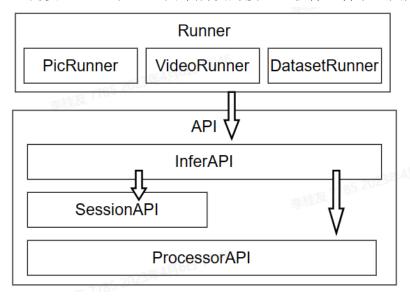
KernelVersion: Linux bm1684 4.9.38-bm1684-v10.3.0-00528-g8be6792 #2

SMP Sun Jan 30 07:12:27 CST 2022 aarch64 GNU/Linux

HWVersion: 0x03 MCUVersion: 0x34

2.SDK 使用说明

SDK 提供 Runner 和 API 两个层次的接口,软件包含示意图如下:



Runner 为针对某个目的功能的类定义,目前提供图片推理、视频流推理、数据集测试准确率三个功能;

API 主要是单帧数据进行模型推理功能,针对不同客户功能要求进行粗细粒度分层;分别是:

- 1) 针对不关心底层和资源管理的客户,使用 InferSync/InferAsync 等简易接口:
- 2) 针对本身也有其他算法等需要管理硬件资源,使用 SessionAPI 接口,其中包含 InferService/context/session 接口设置和控制资源使用情况;
- 3)针对有开发能力比较强的客户,提供 ProcessorAPI 接口,包含算法的 pre/infer/post 三个单元,用户自行决定调用的调度策略;

针对模型计算量大小差异,推荐使用 API 如下:

- 1) 算力小,一般是端侧推理,建议使用简约接口和 pre/infer/post 接口
- 2) 算力中等以上:建议使用资源接口

2.1 Runner 说明

Runner 是针对某一特定目的可直接运行程序,比如读取图片和推理,读取视频流和推理,读取数据集和推理获取结果进行准确率测试。API 是指单纯的算法推理。Runner 是在 API 基础上做的一些方便用户快速搭建使用的方式。源码也在 release 的 sample/app 目录,用户可自行修改;

包括如下 runner:

PicRunner: 推理单图片接口,有同步和异步接口,包含图片解码->推理->结果解析和画图

VideoRunner: 包含 ffmpeg 和 opencv 版本,可进行一路视频流解码和推理或者 多路重复推理

DatasetRunner: 输入推理数据集图片,获取结果,视模型类型最后保存 json 文 件或者直接打印准确率

SDK 包中 bin 目录已有编译好可执行程序,可直接在每个可执行程序--help 查 看用法

以图片推理作为例子解释推理基本流程:

```
// 读取图片文件解码
    cv::Mat in_mat = cv::imread(pic_path);
    gddeploy::BufSurfWrapperPtr surf;
#if WITH_BM1684
   bm_image img;
   cv::bmcv::toBMI(in_mat, &img, true); // bmnn 一般使用 bm_image 结构体
进行后续操作
    convertBmImage2BufSurface(img, surf, false); // bm image 转为 surface
#else
   convertMat2BufSurface(in_mat, surf, true);
#endif
   // 创建输入输出对象空间
    gddeploy::PackagePtr in = gddeploy::Package::Create(1);
    in->data[0]->Set(surf);
    gddeploy::PackagePtr out = gddeploy::Package::Create(1);
   // 调用 InferAPI 接口进行推理
   infer_api_.InferSync(in, out);
    // 取出结果中的 MetaData,解析结果并打印结果
    gddeploy::InferResult result =
out->data[0]->GetMetaData<gddeploy::InferResult>();
    PrintResult(result);
可以看到调用的基本流程如下:
```

- 1) Init, 详看 2.2 部分的 Init 所需参数; 一般是读取模型和一些全局设置;
- 2) 读取多媒体解码得到一帧数据;
- 3) 转换为 surface 内存格式:
- 4) 创建推理的输入输出 package 空间;
- 5) 推理帧数据;
- 6) 取出结果,解析结果,并进行结果的打印或者绘画结果到原图等操作;

可以看到模型推理输入的结构体为 Package,详细可看 2.4 结构体定义说明;设计考量主要是为方便用户输入一帧或者多帧数据的灵活性和多 batch 一般对于推理性能的提高。而推理结果也会在对应的 data 变量的 MetaData 可以获取;

前端解码后结构体需要进行转为 gddeploy::BufSurfaceWrapper 类型,再赋值 package 中 data

OpenCV 的 Mat 转 Package, 参考 type_convert.cpp 文件 FFmpeg 的 AVframe 转 Package, 参考 type_convert.cpp 文件 注意:

如果 surface 的 data_ptr 直接指向原数据帧空间,请务必存活整个周期,否则请新建和拷贝:

2.2 API 调用流程:

如上所述,API 功能是完成帧数据的推理功能,不包含前端解码和后续开发;有三种不同层次粗细粒度,均需要用户自行完成图片/视频解码后转为特定内存结构进行输入。

2.2.1 Infer API

对应 sample/infer_api.cpp 文件,本质为调用 Session API 和 Processor API 实现的进一步封装更简易的接口,可通过 Init 函数设置使用哪种底层接口。

class InferAPI{

public:

InferAPI();

~InferAPI();

// api_type: 选择底层的 api 接口为 processor 或者 session api,区别在于有无预分配空间

void Init(std::string config, std::string model_path, ENUM_API_TYPE api_type
= ENUM_API_PROCESSOR_API);

// 同步接口

int InferSync(const gddeploy::PackagePtr &in, gddeploy::PackagePtr &out); //opencv4 可支持解码图片格式

// 异步接口

void SetCallback(InferAsyncCallback cb);

int InferAsync(const gddeploy::PackagePtr &in, InferAsyncCallback cb = nullptr, int timeout = 0);

int WaitTaskDone(const std::string& tag="");

```
std::string GetModelType();
private:
     std::shared_ptr<InferAPIPrivate> priv_;
};
```

注意: Processor API 为单算法的前处理、推理、后处理,因此不会有异步接口 功能,如果希望使用异步接口需要 Init 函数选用 ENUM_API_SESSION_API 参 数;

2.2.2 Session API

Session API 一般针对中高算力,可同时推理多路视频流或者高吞吐量场 景。需要在 Init 阶段进行资源的提前划分,内存预分配等操作,而且推理阶段 尽可能是异构流水线并行计算,以达到最高的使用性能。因此建议使用异步接 口,使用过程中需要多次调整参数

```
class SessionAPI{
public:
    SessionAPI();
    int Init(const std::string config, const std::string model_path, const std::string
properties_path = "");
    int Init(const SessionAPI_Param &config, const std::string model_path, const
std::string properties_path = "");
    // 同步接口
    int InferSync(const gddeploy::PackagePtr &in, gddeploy::PackagePtr &out);
//opencv4 可支持解码图片格式
    // 异步接口
    void SetCallback(InferAsyncCallback cb);
    int InferAsync(const gddeploy::PackagePtr &in, InferAsyncCallback cb =
nullptr, int timeout = 0);
    int WaitTaskDone(const std::string& tag="");
    std::string GetModelType();
    std::vector<std::string> GetLabels();
private:
    std::shared_ptr<SessionAPIPrivate> priv_;
};
```

其中需要在 Init 就进行资源参数的设置, 定义如下:

```
typedef struct {
    std::string name;
    BatchStrategy strategy;  // 可选 static 和 dynamic
    int batch_timeout;  // dynamic 时可用
    int engine_num;  // 底层可并行运行 engine 个数
    int priority;  // 优先级
    bool show_perf;  // default false
} SessionAPI_Param;
```

对于中高算力硬件设备,大多具有 batch 可以明显提高推理性能的特点,比如 bm1684 的 Batch4 可以达到 Batch1 一样的推理时间,Nvidia 的 TensorRT 中 Batch2~Batch4 有 30%~50%的推理性能提高,因此对于高吞吐量场景尽量选用 dynamic。

2.2.3 Processor API

模型推理基本包含算法前处理、推理、算法后处理。每一部分均为一个 Processor 单元,串起来构建得到算法的 pipeline,相比于 SessionAPI 的优势的 比较轻量级,简单,适用于算力较小或推理实时性强的使用场景。

```
class ProcessorAPI{
public:
    ProcessorAPI();
    void Init(std::string config, std::string model_path);

    // 根据模型获取 processor,用于最基础层的接口
    std::vector<ProcessorPtr> GetProcessor();

    std::string GetModelType();

private:
    std::shared_ptr<ProcessorAPIPriv> priv_;
};
```

可以看到类定义非常的简介,也即是解析模型得到对应算法的前处理、推理、后处理单元,获取到 Processor 对象后,逐个调用输入 package 对象即可推理,可以参考 InferAPI 源码部分如下:

```
int InferAPIPrivate::InferSync(const gddeploy::PackagePtr &in, gddeploy::PackagePtr &out)
{
    if (api_type_ == ENUM_API_PROCESSOR_API){
        // 4. 循环执行每个 processor 的 Process 函数
        for (auto processor : processors_){
            processor->Process(in);
        }
```

```
out = in;
}
return 0;
}
```

2.3 API 详细说明

详看对应头文件说明

2.4 数据结构定义:

gddeploy::PackagePtr 说明: 异步接口时,如果直接赋值 data_ptr 指向空间,请务必存活整个周期,也可让 gddeploy::BufSurfaceWrapper 托管释放空间

```
struct Package
  {
    /// a batch of data, origin data
     BatchData data;
    /// private member, intermediate storage,可能会作为前处理和推理后数据临
时存储
     InferDataPtr predict_io{nullptr};
    /// tag of this package (such as stream_id, client ip, etc.)
     std::string tag;
     /// perf statistics of one request
     std::map<std::string, float> perf;
    /// private member
     int64_t priority;
     static std::shared_ptr<Package> Create(uint32_t data_num, const std::string &tag
= "") noexcept
       auto ret = std::make_shared<Package>();
       ret->data.reserve(data num);
       for (uint32\_t idx = 0; idx < data\_num; ++idx)
```

```
ret->data.emplace_back(new InferData);
}
ret->tag = tag;
return ret;
}
};
```

使用技巧:

data 保存了输入的帧数据,如果需要多模型串联,可以重复从中裁剪帧数据继续送入第二模型处理

2.5 结果解析说明:

具体详细说明请看 result_def.h

```
typedef struct {
    std::vector<int> result_type;
    DetectResult detect_result;
    DetectPoseResult detect_pose_result;
    ClassifyResult classify_result;
    SegResult seg_result;
    ImageRetrievalResult image_retrieval_result;
    FaceRetrievalResult face_retrieval_result;
    OcrDetectResult ocr_detect_result;
    OcrRecResult ocr_rec_result;
    void *user_data;
}InferResult;
```

在实际运行过程中需要多个模型串联,为使后需要模型可以用上一模型的结果,设计为把各类算法结果统一起来,因此解析的时候首先读取 result_type,然后解析对应算法结构体;

2.6 内存管理说明

内存/显存采用 surface 结构体管理的方式, 定义解析如下:

```
/**

* Holds information about a single buffer in a batch.

*/

typedef struct BufSurfaceParams {

/** Holds the width of the buffer. */

uint32_t width;

/** Holds the height of the buffer. */
```

```
uint32_t height;
  /** Holds the pitch of the buffer. */
  uint32_t pitch;
  /** Holds the color format of the buffer. */
  BufSurfaceColorFormat color_format;
  /** Holds the amount of allocated memory. */
  uint32_t data_size;
  /** Holds a pointer to allocated memory. */
  void * data_ptr;
  /** Holds a pointer to a CPU mapped buffer.
  Valid only for CNEDK_BUF_MEM_UNIFIED* and CNEDK_BUF_MEM_VB*
  void * mapped_data_ptr;
  /** Holds planewise information (width, height, pitch, offset, etc.). */
  BufSurfacePlaneParams plane_params;
  void * _reserved[CNEDK_PADDING_LENGTH];
} BufSurfaceParams;
/**
 * Holds information about batched buffers.
typedef struct BufSurface {
  /** Holds type of memory for buffers in the batch. */
  BufSurfaceMemType mem_type;
  /** Holds a Device ID. */
  uint32_t device_id;
  /** Holds the batch size. */
  uint32_t batch_size;
  /** Holds the number valid and filled buffers. Initialized to zero when
   an instance of the structure is created. */
  uint32_t num_filled;
  /** Holds an "is contiguous" flag. If set, memory allocated for the batch
  is contiguous. Not valid for CNEDK_BUF_MEM_VB on CE3226 */
  bool is_contiguous;
  /** Holds a pointer to an array of batched buffers. */
  BufSurfaceParams *surface list;
```

/** Holds a pointer to the buffer pool context */
void *opaque;

/** Holds the timestamp for video image, valid only for batch_size == 1 */ uint64_t pts;

void * _reserved[CNEDK_PADDING_LENGTH];

} BufSurface;

补充说明:

这里的 batch_size 决定 surface_list 有多少个,而 BufSurfaceParams 中 data_ptr 都指向对于 batch 的地址,data_size 一般为 CHW*sizeof(pixel_size)大小,

BufSurfacePlaneParams 中的 Plane 是是指一个通道的数据,也就是 HW 以 batch4 为例,如果数据排布如下:

暂时无法在飞书文档外展示此内容

每个 batch idx 的大小为 channel*height*width,

BufSurfacePlaneParamsoffset 是地址偏移宽度,一般 640*640*sizeof(float),。可以参考 GetColorFormatInfo 函数赋值

内存/显存操作有三个头文件,分别的功能如下:

buf_surface_utils.h: 主要是 BufSurfaceWrapper 和 BufPool 类定义,分别是surface 智能指针管理和内存池作用

buf_surface.h: BufSurfaceService 类及其接口定义,主要是 surface 结构体池和分配

buf_surface_impl.h:接口类,主要是 MemPool 内存池和 MemAllocator 内存分配器定义,MemAllocator 是接口类,各个设备的显存接口需要继承和实现

用户侧分配内存/显存做法:

固定已知内存/显存大小,需要预分配,建议采用 BufPool 方式预分配内存,按 需请求获取使用

未知内存/显存大小,临时创建和申请,建议采用 CreateSurface 创建 surface 和 MemAllocator 分配内/显存

3. 工具使用

3.1 获取硬件 SN

拷贝此工具到目标硬件设备 , 然后执行

./tools/gtx_maker

3.2 测试应用程序

图片推理测试:

```
# ./bin/sample_runner_pic -h
    Options:
       -h [ --help ]
                              Help screen
       --model arg
                                model file path
       --pic-path arg
                              pic file path
       --save-pic arg
                               save file path
#视频推理测试:
# ./bin/sample_runner_video -h
    Options:
                                Help screen
       -h [ --help ]
       --model arg
                                   model file path
       --video-path arg
                                 video file path
       --multi-stream arg (=1) multi stream
       --is-save arg (=1)
                               is save result pic
       --save-pic arg
                                 model file path
# 数据集准确率测试:
./bin/sample_runner_dataset -h
Options:
  -h [ --help ]
                         Help screen
  --model arg
                           model file path
  --anno-file arg
                         anno file path
  --pic-path arg
                         dataset pic path
  --result-path arg
                        result file save path
  --save-pic arg
                          draw result on pic and save path
```

4.sample 说明

(后续开放)

多线程流程:

多模型独立:

多模型依赖:

多模型多线程:

5.FAQ

- 1)有哪些硬件加速技巧,达到最大吞吐量答:以下操作均有提高性能 tricks,请逐个尝试:
- 解码后映射送入推理,不拷贝
- 选用 SessionAPI 接口,推理时选用异步接口
- Session 参数中增大 batch, 一般建议 2~4 即可, 同时 timeout 设置 100ms
- 回调函数非阻塞,尽量阻塞的操作通过消息队列等方式在另外线程进行;
- 使用硬件解码编码
- engine 数量,和推理单元数量一致,过低和过高均影响速度
- 2) 如何设置 log 等级:

export SPDLOG_LEVEL=info

目前支持等级: trace/debug/info/warn/err/critical/off

同一模型的不同 session,设置参数最好一致,以便最高效使用硬件。