

密级状态：绝密() 秘密() 内部() 公开(√)

RKNN-Toolkit2 API 参考手册

(图形计算平台中心)

文件状态： [] 正在修改 [√] 正式发布	当前版本：	v2.0.0-beta0
	作 者：	HPC 团队
	完成日期：	2024-3-22
	审 核：	熊伟
	完成日期：	2024-3-22

瑞芯微电子股份有限公司

Rockchip Electronics Co., Ltd

(版本所有，翻版必究)

更新记录

版本	修改人	修改日期	修改说明	核定人
v1.6.0	HPC 团队	2023-11-15	初始版本	熊伟
v2.0.0-beta0	HPC 团队	2024-3-22	1. 增加 RK3576 相关描述 2. 增加 2.2 章节的 sparse_infer 推理接口说明 3. 更新 2.7 章节的 core_mask 参数说明 4. 增加 2.9 章节的 eval_perf 的 fix_freq 参数说明 5. 更新 2.16 章节的自定义算子用法说明	熊伟

目 录

1 概述	4
1.1 适用芯片	4
1.2 系统依赖说明	4
1.3 适用的深度学习框架	4
2 API 详细说明	6
2.1 RKNN 初始化及释放	6
2.2 模型配置	6
2.3 模型加载	10
2.3.1 Caffe 模型加载接口	10
2.3.2 TensorFlow 模型加载接口	10
2.3.3 TensorFlow Lite 模型加载接口	11
2.3.4 ONNX 模型加载	12
2.3.5 DarkNet 模型加载接口	12
2.3.6 PyTorch 模型加载接口	13
2.4 构建 RKNN 模型	13
2.5 导出 RKNN 模型	15
2.6 加载 RKNN 模型	16
2.7 初始化运行时环境	16
2.8 模型推理	18
2.9 评估模型性能	19
2.10 获取内存使用情况	19
2.11 查询 SDK 版本	20
2.12 混合量化	21
2.12.1 hybrid_quantization_step1	21

2.12.2 hybrid_quantization_step2.....	22
2.13 量化精度分析	23
2.14 获取设备列表	24
2.15 导出加密模型	25
2.16 注册自定义算子	25

Rockchip

1 概述

RKNN-Toolkit2 是为用户提供在 PC 平台上进行模型转换、推理和性能评估的开发套件。

1.1 适用芯片

RKNN-Toolkit2 当前版本所支持芯片的型号如下：

- RK3566 系列
- RK3568 系列
- RK3588 系列
- RV1103
- RV1106
- RK3562
- RK3576

注：后文用 RK3566 / RK3568 / RK3588 分别统称 RK3566 系列 / RK3568 系列 / RK3588 系列。

1.2 系统依赖说明

使用 RKNN-Toolkit2 时需要满足以下运行环境要求：

操作系统版本	Ubuntu18.04 (x64)	Ubuntu20.04 (x64)	Ubuntu22.04 (x64)
Python 版本	3.6 / 3.7	3.8 / 3.9	3.10 / 3.11

注：

1. 具体 python 库依赖详见 doc/requirements*.txt
2. 本文档主要以 Ubuntu 20.04 / Python3.8 为例进行说明

1.3 适用的深度学习框架

RKNN-Toolkit2 支持的深度学习框架包括 Caffe、TensorFlow、TensorFlow Lite、ONNX、Darknet

和 Pytorch。

它和各深度学习框架的版本对应关系如下：

RKNN-Toolkit2	Caffe	TensorFlow	TF Lite	ONNX	Darknet	Pytorch
1.4.0 1.4.2 1.5.0 1.5.2	1.0	1.12.0~2.8.0	Schema version = 3	1.7.0~1.10.0	Commit ID: 810d7f7	1.6.0~1.10.1
1.6.0	1.0	1.12.0~2.14.0	Schema version = 3	1.7.0~1.14.0	Commit ID: 810d7f7	1.6.0~1.13.1

注：

1. 依照语义版本，用某一版本 TensorFlow 导出的任何图或检查点，都可以通过相同主要版本中更高（次要或补丁）版本的 TensorFlow 来进行加载和评估，所以理论上，1.14.0 之前版本的 TensorFlow 导出的 pb 文件，RKNN-Toolkit2 1.4.0 及之后的版本都是支持的。关于 TensorFlow 版本兼容性的更多信息，可以参考官方资料：
<https://www.tensorflow.org/guide/versions?hl=zh-cn>
2. 因为 TFLite 不同版本的 schema 之间是互不兼容的，所以构建 TFLite 模型时使用与 RKNN-Toolkit2 不同版本的 schema 可能导致加载失败。
3. RKNN-Toolkit2 使用的 caffe protocol 是基于 berkeley 官方修改的 protocol：
<https://github.com/BVLC/caffe/tree/master/src/caffe/proto>，commit 值为 828dd10，RKNN-Toolkit2 在此基础上新增了一些 OP。
4. ONNX release version 和 opset version、IR version 之间的关系参考 onnxruntime 官网说明：
<https://github.com/microsoft/onnxruntime/blob/v1.10.0/docs/Versioning.md>
5. Darknet 官方 Github 链接：<https://github.com/pjreddie/darknet>。RKNN-Toolkit2 现在的转换规则是基于 master 分支的最新提交（commit 值：810d7f7）制定的。
6. 加载 Pytorch 模型（torchscript 模型）时，推荐使用相同版本的 Pytorch 导出模型并转为 RKNN 模型，前后版本不一致时有可能导致转 RKNN 模型失败。

2 API 详细说明

2.1 RKNN 初始化及释放

在使用 RKNN-Toolkit2 的所有 API 接口时，都需要先调用 RKNN()方法初始化 RKNN 对象，不再使用该对象时通过调用该对象的 release()方法进行释放。

初始化 RKNN 对象时，可以设置 verbose 和 verbose_file 参数，以打印详细的日志信息。其中 verbose 参数指定是否要在屏幕上打印详细日志信息；如果设置了 verbose_file 参数，且 verbose 参数值为 True，日志信息还将写到该参数指定的文件中。

举例如下：

```
# 在屏幕打印详细的日志信息
rknn = RKNN(verbose=True)

...

rknn.release()
```

2.2 模型配置

在构建 RKNN 模型之前，需要先对模型进行通道均值、量化图片 RGB2BGR 转换、量化类型等的配置，这些操作可以通过 config 接口进行配置。

API	config
描述	设置模型转换参数。
	<p>mean_values: 输入的均值。参数格式是一个列表，列表中包含一个或多个均值子列表，多输入模型对应多个子列表，每个子列表的长度与该输入的通道数一致，例如 [[128,128,128]]，表示一个输入的三个通道的值减去 128。</p> <p>默认值为 None，表示所有的 mean 值为 0。</p> <p>std_values: 输入的归一化值。参数格式是一个列表，列表中包含一个或多个归一化值子列表，多输入模型对应多个子列表，每个子列表的长度与该输入的通道数一致，</p>

	<p>例如[[128,128,128]], 表示设置一个输入的三个通道的值减去均值后再除以 128。</p> <p>默认值为 None, 表示所有的 std 值为 1。</p>
	<p>quant_img_RGB2BGR: 表示在加载量化图像时是否需要先做 RGB2BGR 的操作。如果有多个输入, 则用列表包含起来, 如[True, True, False]。默认值为 False。</p> <p>该配置一般用在 Caffe 的模型上, Caffe 模型训练时大多会先对数据集图像进行 RGB2BGR 转换, 此时需将该配置设为 True。</p> <p>另外, 该配置只对量化图像格式为 jpg/jpeg/png/bmp 有效, npy 格式读取时会忽略该配置, 因此当模型输入为 BGR 时, npy 也需要为 BGR 格式。</p> <p>该配置仅用于在量化阶段 (build 接口) 读取量化图像或量化精度分析 (accuracy_analysis 接口), 并不会保存在最终的 RKNN 模型中, 因此如果模型的输入为 BGR, 则在调用 toolkit2 的 inference 或 C-API 的 run 函数之前, 需要保证传入的图像数据也为 BGR 格式。</p>
	<p>quantized_dtype: 量化类型, 目前支持的量化类型有 asymmetric_quantized-8、asymmetric_quantized-16 (asymmetric_quantized-16 目前版本暂不支持)。默认值为 asymmetric_quantized-8。</p>
	<p>quantized_algorithm: 计算每一层的量化参数时采用的量化算法, 目前支持的量化算法有: normal, mmse 及 kl_divergence。默认值为 normal。</p> <p>normal 量化算法的特点是速度较快, 推荐量化数据量一般为 20-100 张左右, 更多的数据量下精度未必会有进一步提升。</p> <p>mmse 量化算法由于采用暴力迭代的方式, 速度较慢, 但通常会比 normal 具有更高的精度, 推荐量化数据量一般为 20-50 张左右, 用户也可以根据量化时间长短对量化数据量进行适当增减。</p> <p>kl_divergence 量化算法所用时间会比 normal 多一些, 但比 mmse 会少很多, 在某些场景下 (feature 分布不均匀时) 可以得到较好的改善效果, 推荐量化数据量一般为 20-100 张左右。</p>
	<p>quantized_method: 目前支持 layer 或者 channel。默认值为 channel。</p>

<p>layer: 每层的 weight 只有一套量化参数;</p> <p>channel: 每层的 weight 的每个通道都有一套量化参数, 通常情况下 channel 会比 layer 精度更高。</p>
<p>float_dtype: 用于指定非量化情况下的浮点的数据类型, 目前支持的数据类型有 float16。默认值为 float16。</p>
<p>optimization_level: 模型优化等级。默认值为 3。</p> <p>通过修改模型优化等级, 可以关掉部分或全部模型转换过程中使用到的优化规则。该参数的默认值为 3, 打开所有优化选项。值为 2 或 1 时关闭一部分可能会对部分模型精度产生影响的优化选项, 值为 0 时关闭所有优化选项。</p>
<p>target_platform: 指定 RKNN 模型是基于哪个目标芯片平台生成的。目前支持 “rk3566”、“rk3568”、“rk3588”、“rv1103”、“rv1106”、“rk3562”和“rk3576”。该参数对大小写不敏感。默认值为 None。</p>
<p>custom_string: 添加自定义字符串信息到 RKNN 模型, 可以在 runtime 时通过 query 查询到该信息, 方便部署时根据不同的 RKNN 模型做特殊的处理。默认值为 None。</p>
<p>remove_weight: 去除 conv 等权重以生成一个 RKNN 的从模型, 该从模型可以与带完整权重的 RKNN 模型共享权重以减少内存消耗。默认值为 False。</p>
<p>compress_weight: 压缩模型权重, 可以减小 RKNN 模型的大小。默认值为 False。</p>
<p>single_core_mode: 是否仅生成单核模型, 可以减小 RKNN 模型的大小和内存消耗。默认值为 False。目前仅对 RK3588 / RK3576 生效。默认值为 False。</p>
<p>model_pruning: 对模型进行无损剪枝。对于权重稀疏的模型, 可以减小转换后 RKNN 模型的大小和计算量。默认值为 False。</p>
<p>op_target: 用于指定 OP 的具体执行目标 (如 NPU/CPU/GPU 等), 格式为 {'op0_output_name': 'cpu', 'op1_output_name': 'npu', ...}。默认值为 None。</p> <p>其中, 'op0_output_name'和'op1_output_name'为对应 OP 的输出 tensor 名, 可以通过精度分析 (accuracy_analysis) 功能的返回结果中获取。'cpu'和'npu'则表示该 tensor 对应的 OP 的执行目标是 CPU 或 NPU, 目前可选的选项有: 'cpu' / 'npu' / 'gpu' / 'auto', 其</p>

	<p>中, 'auto'是自动选择执行目标。</p>
	<p>dynamic_input: 用于根据用户指定的多组输入 shape, 来模拟动态输入的功能。格式为[[input0_shapeA, input1_shapeA, ...], [input0_shapeB, input1_shapeB, ...], ...]。</p> <p>默认值为 None, 实验性功能。</p> <p>假设原始模型只有一个输入, shape 为[1,3,224,224], 或者原始模型的输入 shape 本身就是动态的, 如 shape 为[1,3,height,width]或[1,3,-1,-1], 但部署的时候, 需要该模型支持 3 种不同的输入 shape, 如[1,3,224,224], [1,3,192,192]和[1,3,160,160], 此时可以设置 dynamic_input=[[[1,3,224,224]], [[1,3,192,192]], [[1,3,160,160]]], 转换成 RKNN 模型后进行推理时, 需传入对应 shape 的输入数据。</p> <p>注:</p> <ol style="list-style-type: none">1. 需要原始模型本身支持动态输入才可开启此功能, 否则会报错。2. 如果原始模型输入 shape 本身就是动态的, 则只有动态的轴可以设置不同的值。
	<p>quantize_weight: 在 build 接口的 do_quantization 为 False 情况下, 通过对一些权重进行量化以减小 rknn 模型的大小。</p> <p>默认值为 False。</p>
	<p>remove_reshape: 删除模型的输入和输出中可能存在的 Reshape 的 OP, 以提高模型运行时性能 (因为目前很多平台的 Reshape 是跑在 cpu 上, 相对较慢)。</p> <p>默认为 False。</p> <p>注: 开启后可能会修改模型的输入或输出节点的 shape, 需要留意观察转换过程中的 warning 打印, 并在部署时也需要考虑输入和输出 shape 变化的影响。</p>
	<p>sparse_infer: 在已经稀疏化过的模型上进行稀疏化推理, 以提高推理性能。</p> <p>目前仅对 RK3576 生效。默认为 False。</p>
返回值	无。

举例如下:

```
# model config
rknn.config(mean_values=[[103.94, 116.78, 123.68]],
```

```
std_values=[[58.82, 58.82, 58.82]],  
quant_img_RGB2BGR=True,  
target_platform='rk3566')
```

2.3 模型加载

RKNN-Toolkit2 目前支持 Caffe、TensorFlow、TensorFlow Lite、ONNX、DarkNet、PyTorch 等模型的加载转换，这些模型在加载时需调用对应的接口，以下为这些接口的详细说明。

2.3.1 Caffe 模型加载接口

API	load_caffe
描述	加载 caffe 模型。
参数	model: caffe 模型文件 (.prototxt 后缀文件) 路径。
	blobs: caffe 模型的二进制数据文件 (.caffemodel 后缀文件) 路径。
	input_name: caffe 模型存在多输入时，可以通过该参数指定输入层名的顺序，形如 ['input1','input2','input3']，注意名字需要与模型输入名一致；默认值为 None，表示按 caffe 模型文件 (.prototxt 后缀文件) 自动给定。
返回值	0: 导入成功。
	-1: 导入失败。

举例如下：

```
# 从当前路径加载 mobilenet_v2 模型  
ret = rknn.load_caffe(model='./mobilenet_v2.prototxt',  
                      blobs='./mobilenet_v2.caffemodel')
```

2.3.2 TensorFlow 模型加载接口

API	load_tensorflow
描述	加载 TensorFlow 模型。
参数	tf_pb: TensorFlow 模型文件 (.pb 后缀) 路径。

	inputs: 模型的输入节点（tensor 名），支持多个输入节点。所有输入节点名放在一个列表中。
	input_size_list: 每个输入节点对应的 shape，所有输入 shape 放在一个列表中。如示例中的 ssd_mobilenet_v1 模型，其输入节点对应的输入 shape 是[[1, 300, 300, 3]]。
	outputs: 模型的输出节点（tensor 名），支持多个输出节点。所有输出节点名放在一个列表中。
	input_is_nchw: 模型的输入的 layout 是否已经是 NCHW。默认值为 False，表示默认输入 layout 为 NHWC。
返回值	0: 导入成功。
	-1: 导入失败。

举例如下：

```
# 从当前目录加载 ssd_mobilenet_v1_coco_2017_11_17 模型
ret = rknn.load_tensorflow(tf_pb='./ssd_mobilenet_v1_coco_2017_11_17.pb',
                           inputs=['Preprocessor/sub'],
                           outputs=['concat', 'concat_1'],
                           input_size_list=[[300, 300, 3]])
```

2.3.3 TensorFlow Lite 模型加载接口

API	load_tflite
描述	加载 TensorFlow Lite 模型。
参数	model: TensorFlow Lite 模型文件（.tflite 后缀）路径。
	input_is_nchw: 模型的输入的 layout 是否已经是 NCHW。默认值为 False，即默认输入 layout 为 NHWC。
返回值	0: 导入成功。
	-1: 导入失败。

举例如下：

```
# 从当前目录加载 mobilenet_v1 模型
ret = rknn.load_tflite(model = './mobilenet_v1.tflite')
```

2.3.4 ONNX 模型加载

API	load_onnx
描述	加载 ONNX 模型。
参数	model: ONNX 模型文件 (.onnx 后缀) 路径。
	inputs: 模型输入节点 (tensor 名), 支持多个输入节点, 所有输入节点名放在一个列表中。默认值为 None, 表示从模型里获取。
	input_size_list: 每个输入节点对应的 shape, 所有输入 shape 放在一个列表中。如 inputs 有设置, 则 input_size_list 也需要被设置。默认值为 None。
	input_initial_val: 设置模型输入的初始值, 格式为 ndarray 的列表。默认值为 None。主要用于将某些输入固化为常量, 对于不需要固化为常量的输入可以设为 None, 如 [None, np.array([1])]。
	outputs: 模型的输出节点 (tensor 名), 支持多个输出节点, 所有输出节点名放在一个列表中。默认值为 None, 表示从模型里获取。
返回值	0: 导入成功。
	-1: 导入失败。

举例如下:

```
# 从当前目录加载 arcface 模型
ret = rknn.load_onnx(model = './arcface.onnx')
```

2.3.5 DarkNet 模型加载接口

API	load_darknet
描述	加载 DarkNet 模型。
参数	model: DarkNet 模型文件 (.cfg 后缀) 路径。
	weight: 权重文件 (.weights 后缀) 路径。

返回值	0: 导入成功。
	-1: 导入失败。

举例如下:

```
# 从当前目录加载 yolov3-tiny 模型
ret = rknn.load_darknet(model = './yolov3-tiny.cfg',
                        weight='./yolov3.weights')
```

2.3.6 PyTorch 模型加载接口

API	load_pytorch
描述	加载 PyTorch 模型。 支持量化感知训练 (QAT) 模型, 但需要将 torch 版本更新至 1.9.0 以上。
参数	model: PyTorch 模型文件 (.pt 后缀) 路径, 而且需要是 torchscript 格式的模型。
	input_size_list: 每个输入节点对应的 shape, 所有输入 shape 放在一个列表中。
返回值	0: 导入成功。
	-1: 导入失败。

举例如下:

```
# 从当前目录加载 resnet18 模型
ret = rknn.load_pytorch(model = './resnet18.pt',
                        input_size_list=[[1,3,224,224]])
```

2.4 构建 RKNN 模型

API	build
描述	构建 RKNN 模型。
参数	do_quantization: 是否对模型进行量化。默认值为 True。
	dataset: 用于量化校正的数据集。目前支持文本文件格式, 用户可以把用于校正的图片 (jpg 或 png 格式) 或 npy 文件路径放到一个 .txt 文件中。文本文件里每一行一条

	<p>路径信息。如：</p> <p>a.jpg</p> <p>b.jpg</p> <p>或</p> <p>a.npy</p> <p>b.npy</p> <p>如有多个输入，则每个输入对应的文件用空格隔开，如：</p> <p>a.jpg a2.jpg</p> <p>b.jpg b2.jpg</p> <p>或</p> <p>a.npy a2.npy</p> <p>b.npy b2.npy</p> <p>注：量化图片建议选择与预测场景较吻合的图片。</p>
	<p>rknn_batch_size：模型的输入 Batch 参数调整。默认值为 None，表示不进行调整。</p> <p>如果大于 1，则可以在一次推理中同时推理多帧输入图像或输入数据，如 MobileNet 模型的原始 input 维度为[1, 224, 224, 3]，output 维度为[1, 1001]，当 rknn_batch_size 设为 4 时，input 的维度变为[4, 224, 224, 3]，output 维度变为[4, 1001]。</p> <p>注：</p> <ol style="list-style-type: none">1. rknn_batch_size 的调整并不会提高一般模型在 NPU 上的执行性能,但却会显著增加内存消耗以及增加单帧的延迟。2. rknn_batch_size 的调整可以降低超小模型在 CPU 上的消耗,提高超小模型的平均帧率。（适用于模型太小，CPU 的开销大于 NPU 的开销）。3. rknn_batch_size 的值建议小于 32，避免内存占用太大而导致推理失败。4. rknn_batch_size 修改后，模型的 input/output 维度会被修改，使用 inference 推理模型时需要设置相应的 input 的大小，后处理时，也需要对返回的 outputs 进行处理。

返回值	0: 构建成功。
	-1: 构建失败。

举例如下：

```
# 构建 RKNN 模型，并且做量化
ret = rknn.build(do_quantization=True, dataset='./dataset.txt')
```

2.5 导出 RKNN 模型

通过本工具构建的 RKNN 模型通过该接口可以导出存储为 RKNN 模型文件，用于模型部署。

API	export_rknn
描述	将 RKNN 模型保存到指定文件中（.rknn 后缀）。
参数	<p>export_path: 导出模型文件的路径。</p> <p>cpp_gen_cfg: 是否生成 C++部署示例。默认值为 False。</p> <p>生成文件 - 模型路径同文件夹下，生成 rknn_deploy_demo 文件夹、说明文档。</p> <p>支持功能 - 验证模型推理时，各 CAPI 接口耗时</p> <ul style="list-style-type: none">- 验证推理结果的余弦精度- 支持常规 API 接口- 支持图片/npz 输入 <p>#请注意，目前 RV1106/RV1103 暂不支持此功能</p>
返回值	0: 导出成功。
	-1: 导出失败。

举例如下：

```
# 将构建好的 RKNN 模型保存到当前路径的 mobilenet_v1.rknn 文件中
ret = rknn.export_rknn(export_path='./mobilenet_v1.rknn')
```


2.6 加载 RKNN 模型

API	load_rknn
描述	加载 RKNN 模型。 加载完 RKNN 模型后, 不需要再进行模型配置、模型加载和构建 RKNN 模型的步骤。 并且加载后的模型仅限于连接 NPU 硬件进行推理或获取性能数据等, 不能用于模拟器或精度分析等。
参数	path: RKNN 模型文件路径。
返回值	0: 加载成功。
	-1: 加载失败。

举例如下:

```
# 从当前路径加载 mobilenet_v1.rknn 模型
ret = rknn.load_rknn(path='./mobilenet_v1.rknn')
```

2.7 初始化运行时环境

在模型推理或性能评估之前, 必须先初始化运行时环境, 明确模型的运行平台(具体的目标硬件平台或软件模拟器)。

API	init_runtime
描述	初始化运行时环境。
参数	target: 目标硬件平台, 支持“rk3566”、“rk3568”、“rk3588”、“rv1103”、“rv1106”、“rk3562”、“rk3576”。默认值为 None, 即在 PC 使用工具时, 模型在模拟器上运行。 注: target 设为 None 时, 需要先调用 build 或 hybrid_quantization 接口才可以让模型在模拟器上运行。
	device_id: 设备编号, 如果 PC 连接多台设备时, 需要指定该参数, 设备编号可以通过“ <i>list_devices</i> ”接口查看。默认值为 None。

	<p>perf_debug: 进行性能评估时是否开启 debug 模式。在 debug 模式下，可以获取到每一层的运行时间，否则只能获取模型运行的总时间。默认值为 False。</p>
	<p>eval_mem: 是否进入内存评估模式。进入内存评估模式后，可以调用 eval_memory 接口获取模型运行时的内存使用情况。默认值为 False。</p>
	<p>async_mode: 是否使用异步模式。默认值为 False。</p> <p>调用推理接口时，涉及设置输入图片、模型推理、获取推理结果三个阶段。如果开启了异步模式，设置当前帧的输入将与推理上一帧同时进行，所以除第一帧外，之后的每一帧都可以隐藏设置输入的时间，从而提升性能。在异步模式下，每次返回的推理结果都是上一帧的。（目前版本该参数暂不支持）</p>
	<p>core_mask: 设置运行时的 NPU 核心。支持的平台为 RK3588 / RK3576，支持的配置如下：</p> <p>RKNN.NPU_CORE_AUTO: 表示自动调度模型，自动运行在当前空闲的 NPU 核上。</p> <p>RKNN.NPU_CORE_0: 表示运行在 NPU0 核心上。</p> <p>RKNN.NPU_CORE_1: 表示运行在 NPU1 核心上。</p> <p>RKNN.NPU_CORE_2: 表示运行在 NPU2 核心上。</p> <p>RKNN.NPU_CORE_0_1: 表示同时运行在 NPU0、NPU1 核心上。</p> <p>RKNN.NPU_CORE_0_1_2: 表示同时运行在 NPU0、NPU1、NPU2 核心上。</p> <p>RKNN.NPU_CORE_ALL: 表示根据平台自动配置 NPU 核心数量。</p> <p>默认值为 RKNN.NPU_CORE_AUTO。</p>
返回值	0: 初始化运行时环境成功。
	-1: 初始化运行时环境失败。

举例如下：

```
# 初始化运行时环境
ret = rknn.init_runtime(target='rk3566')
```

2.8 模型推理

在进行模型推理前，必须先构建或加载一个 RKNN 模型。

API	inference
描述	<p>对当前模型进行推理，并返回推理结果。</p> <p>如果 RKNN-Toolkit2 运行在 PC 上，且初始化运行环境时设置 target 为 Rockchip NPU 设备，得到的是模型在硬件平台上的推理结果。</p> <p>如果 RKNN-Toolkit2 运行在 PC 上，且初始化运行环境时没有设置 target，得到的是模型在模拟器上的推理结果。</p>
参数	<p>inputs: 待推理的输入列表，格式为 ndarray。</p> <p>data_format: 输入数据的 layout 列表，“nchw”或“nhwc”，只对 4 维的输入有效。默认值为 None，表示所有输入的 layout 都为 NHWC。</p> <p>inputs_pass_through: 输入的透传列表。默认值为 None，表示所有输入都不透传。</p> <p>非透传模式下，在将输入传给 NPU 驱动之前，工具会对输入进行减均值、除方差等操作；而透传模式下，不会做这些操作，而是直接将输入传给 NPU。</p> <p>该参数的值是一个列表，比如要透传 input0，不透传 input1，则该参数的值为[1, 0]。</p>
返回值	results : 推理结果，类型是 ndarray list。

举例如下：

对于分类模型，如 mobilenet_v1，代码如下（完整代码参考 `example/tflite/mobilenet_v1`）：

```
# 使用模型对图片进行推理，得到 TOP5 结果
outputs = rknn.inference(inputs=[img])
show_outputs(outputs)
```

输出的 TOP5 结果如下：

```
-----TOP 5-----
[ 156] score:0.928223 class:"Shih-Tzu"
[ 155] score:0.063171 class:"Pekinese, Pekingese, Peke"
[ 205] score:0.004299 class:"Lhasa, Lhasa apso"
[ 284] score:0.003096 class:"Persian cat"
```

```
[ 285] score:0.000171 class:"Siamese cat, Siamese"
```

2.9 评估模型性能

API	eval_perf
描述	评估模型性能。
	模型必须运行在与 PC 连接的 RK3566 / RK3568 / RK3588 / RV1103 / RV1106 / RK3562 / RK3576 上。如果调用“init_runtime”的接口来初始化运行环境时设置 perf_debug 为 False，则获得的是模型在硬件上运行的总时间；如果设置 perf_debug 为 True，除了返回总时间外，还将返回每一层的耗时情况。
	is_print: 是否打印性能信息，默认值为 True。
	fix_freq: 是否固定硬件设备的频率，默认值为 True。
返回值	perf_result: 性能信息（字符串）。

举例如下：

```
# 对模型性能进行评估
perf_detail = rknn.eval_perf()
```

2.10 获取内存使用情况

API	eval_memory
描述	获取模型在硬件平台运行时的内存使用情况。
	模型必须运行在与 PC 连接的 RK3566 / RK3568 / RK3588 / RV1103 / RV1106 / RK3562 / RK3576 上。
参数	is_print: 是否以规范格式打印内存使用情况，默认值为 True。
返回值	memory_detail: 内存使用情况，类型为字典。
	内存使用情况按照下面的格式封装在字典中： <pre>{ 'weight_memory': 3698688, 'internal_memory': 1756160,</pre>

	<pre>'other_memory': 484352, 'total_memory': 5939200, }</pre> <ul style="list-style-type: none"> ● 'weight_memory' 字段表示运行时模型权重的内存占用。 ● 'internal_memory' 字段表示运行时模型中间 tensor 内存占用。 ● 'other_memory' 字段表示运行时其他的内存占用。 ● 'total_model_allocation' 表示运行时的总内存占用，即权重、中间 tensor 和其他的内存占用之和。
--	---

举例如下：

```
# 对模型内存使用情况进行评估
memory_detail = rknn.eval_memory()
```

如 examples/caffe/mobilenet_v2，它在 RK3588 上运行时内存占用情况如下：

```
=====
Memory Profile Info Dump
=====
NPU model memory detail(bytes):
Weight Memory: 3.53 MiB
Internal Tensor Memory: 1.67 MiB
Other Memory: 473.00 KiB
Total Memory: 5.66 MiB

INFO: When evaluating memory usage, we need consider
the size of model, current model size is: 4.09 MiB
=====
```

2.11 查询 SDK 版本

API	get_sdk_version
描述	<p>获取 SDK API 和驱动的版本号。</p> <p>注：使用该接口前必须完成模型加载和初始化运行环境，且该接口只能在硬件平台 RK3566 / RK3568 / RK3588 / RV1103 / RV1106 / RK3562 / RK3576 上使用。</p>
参数	无。
返回值	sdk_version: API 和驱动版本信息，类型为字符串。

举例如下：

```
# 获取 SDK 版本信息
sdk_version = rknn.get_sdk_version()
print(sdk_version)
```

返回的 SDK 信息类似如下：

```
=====
RKNN VERSION:
API: 1.5.2 (8babfea build@2023-08-25T02:31:12)
DRV: rknn_server: 1.5.2 (8babfea build@2023-08-25T10:30:12)
DRV: rknnrt: 1.5.3b13 (42cbca6f5@2023-10-27T10:13:21)
=====
```

2.12 混合量化

2.12.1 hybrid_quantization_step1

使用混合量化功能时，第一阶段调用的主要接口是 `hybrid_quantization_step1`，用于生成临时模型文件（`{model_name}.model`）、数据文件（`{model_name}.data`）和量化配置文件（`{model_name}.quantization.cfg`）。接口详情如下：

API	hybrid_quantization_step1
描述	根据加载的原始模型，生成对应的临时模型文件、配置文件和量化配置文件。
参数	dataset: 见 构建 RKNN 模型 的 dataset 说明。
	rknn_batch_size: 见 构建 RKNN 模型 的 rknn_batch_size 说明。
	proposal: 产生混合量化的配置建议值。默认值为 False。
	proposal_dataset_size: proposal 使用的 dataset 的张数。默认值为 1。 因为 proposal 功能比较耗时，所以默认只使用 1 张，也就是 dataset 里的第一张。
	custom_hybrid: 用于根据用户指定的多组输入和输出名，选取混合量化对应子图。 格式为 <code>[[input0_name, output0_name], [input1_name, output1_name], ...]</code> 。默认值为 None。

	注：输入和输出名应根据生成的临时模型文件({model_name}.model)来选择。
返回值	0：成功。
	-1：失败。

举例如下：

```
# 调用 hybrid_quantization_step1 产生量化配置文件
ret = rknn.hybrid_quantization_step1(dataset='./dataset.txt')
```

2.12.2 hybrid_quantization_step2

用于使用混合量化功能时生成 RKNN 模型，接口详情如下：

API	hybrid_quantization_step2
描述	接收临时模型文件、配置文件、量化配置文件和校正数据集作为输入，生成混合量化后的 RKNN 模型。
参数	model_input: hybrid_quantization_step1 生成的临时模型文件（{model_name}.model）路径。
	data_input: hybrid_quantization_step1 生成的数据文件（{model_name}.data）路径。
	model_quantization_cfg: hybrid_quantization_step1 生成并经过修改后的模型量化配置文件（{model_name}.quantization.cfg）路径。
返回值	0：成功。
	-1：失败。

举例如下：

```
# Call hybrid_quantization_step2 to generate hybrid quantized RKNN model
ret = rknn.hybrid_quantization_step2(
    model_input='./ssd_mobilenet_v2.model',
    data_input='./ssd_mobilenet_v2.data',
    model_quantization_cfg='./ssd_mobilenet_v2.quantization.cfg')
```

2.13 量化精度分析

该接口的功能是进行浮点、量化推理并产生每层的数据，并进行量化精度分析。

API	accuracy_analysis
描述	<p>推理并产生快照，也就是 dump 出每一层的 tensor 数据。会 dump 出包括 fp32 和 quant 两种数据类型的快照，用于计算量化误差。</p> <p>注：</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. 该接口只能在 build 或 hybrid_quantization_step2 之后调用。 2. 如未指定 target，且原始模型应该为已量化的模型（QAT 模型），则会调用失败。 3. 该接口使用的量化方式与 config 中指定的一致。
参数	<p>inputs: 图像（jpg / png / bmp / npy 等）路径 list。</p> <p>output_dir: 输出目录，所有快照都保存在该目录。默认值为 './snapshot'。</p> <p>如果没有设置 target，在 output_dir 下会输出：</p> <ul style="list-style-type: none"> ● simulator 目录：保存整个量化模型在 simulator 上完整运行时每一层的结果（已转成 float32）； ● golden 目录：保存整个浮点模型在 simulator 上完整跑下来时每一层的结果； ● error_analysis.txt：记录 simulator 上量化模型逐层运行时每一层的结果与 golden 浮点模型逐层运行时每一层的结果的余弦距离（entire_error cosine），以及量化模型取上一层的浮点结果作为输入时，输出与浮点模型的余弦距离（single_error cosine），更详细的信息请查看 error_analysis.txt 文件。 <p>如果有设置 target，则在 output_dir 里还会多输出：</p> <ul style="list-style-type: none"> ● runtime 目录：保存整个量化模型在 NPU 上完整运行时每一层的结果（已转成 float32）。 ● error_analysis.txt：在上述记录的内容的基础上，还会记录量化模型在 simulator 上逐层运行时每一层的结果与 NPU 上逐层运行时每一层的结果的余弦距离

	(entire_error cosine) 等信息，更详细的信息请查看 error_analysis.txt 文件。
	target: 目标硬件平台，支持“rk3566”、“rk3568”、“rk3588”、“rv1103”、“rv1106”、“rk3562”、“rk3576”，默认为 None。 如果设置了 target，则会获取 NPU 运行时每一层的结果，并进行精度的分析。
	device_id: 设备编号，如果 PC 连接多台设备时，需要指定该参数，设备编号可以通过“list_devices”接口查看。默认值为 None。
返回值	0: 成功。
	-1: 失败。

举例如下：

```
# Accuracy analysis
ret = rknn.accuracy_analysis(inputs=['./dog_224x224.jpg'])
```

2.14 获取设备列表

API	list_devices
描述	列出已连接的 RK3566 / RK3568 / RK3588 / RV1103 / RV1106 / RK3562 / RK3576。 注：目前设备连接模式有两种：ADB 和 NTB。多设备连接时请确保他们的模式都是一样的。
参数	无。
返回值	返回 adb_devices 列表和 ntb_devices 列表，如果设备为空，则返回空列表。

举例如下：

```
rknn.list_devices()
```

返回的设备列表信息如下：

```
*****
all device(s) with adb mode:
VD46C3KM6N
*****
```

注：使用多设备时，需要保证它们的连接模式都是一致的，否则会引起冲突，导致设备连接失败。

2.15 导出加密模型

该接口的功能是将普通的 RKNN 模型进行加密，得到加密后的模型。

API	export_encrypted_rknn_model
描述	根据用户指定的加密等级对普通的 RKNN 模型进行加密。
参数	input_model: 待加密的 RKNN 模型路径。
	output_model: 模型加密后的保存路径。默认值为 None，表示使用 {original_model_name}.crypt.rknn 作为加密后的模型名字。
	crypt_level: 加密等级，有 1, 2 和 3 三个等级。默认值为 1。 等级越高，安全性越高，解密越耗时；反之，安全性越低，解密越快。数据类型为整型，
返回值	0: 成功。
	-1: 失败。

举例如下：

```
ret = rknn.export_encrypted_rknn_model('test.rknn')
```

2.16 注册自定义算子

该接口的功能是注册一个自定义算子。

API	reg_custom_op
描述	注册用户提供的自定义算子类。目前只支持 ONNX 模型。
参数	custom_op: 用户自定义的算子类。用于用户需要自定义一个不存在于 ONNX 算子规范内的新算子。该算子的 op_type 推荐以“cst”字符开头，并且其算子类的 shape_infer 和 compute 函数需要用户自己实现。

	注：custom_op 算子类仅用于模型转换并生成带有自定义算子的 RKNN 模型，在设备端进行部署时还需要参考《RKNN 用户指南》的 5.5 章节。
返回值	0：成功。
	-1：失败。

举例如下：

```
import numpy as np
from rknn.api.custom_op import get_node_attr
class cstSoftmax:
    op_type = 'cstSoftmax'
    def shape_infer(self, node, in_shapes, in_dtypes):
        out_shapes = in_shapes.copy()
        out_dtypes = in_dtypes.copy()
        return out_shapes, out_dtypes
    def compute(self, node, inputs):
        x = inputs[0]
        axis = get_node_attr(node, 'axis')
        x_max = np.max(x, axis=axis, keepdims=True)
        tmp = np.exp(x - x_max)
        s = np.sum(tmp, axis=axis, keepdims=True)
        outputs = [tmp / s]
        return outputs

ret = rknn.reg_custom_op(cstSoftmax)
```