密级状态：绝密(　　)　　秘密(　　)　　内部(　　)　　公开(√)

RKNN-Toolkit 使用指南

（技术部，图形显示平台中心）

文件状态： [　] 正在修改 [√] 正式发布	当前版本：	V1.1.0
	作　　者：	饶洪
	完成日期：	2019-06-28
	审　　核：	卓鸿添
	完成日期：	2019-06-28

福州瑞芯微电子股份有限公司

Fuzhou　Rockchips　Semiconductor　Co . , Ltd

更新记录

版本	修改人	修改日期	修改说明	核定人
V0.1	杨华聪	2018-08-25	初始版本	卓鸿添
V0.9.1	饶洪	2018-09-29	增加 RKNN-Toolkit 工具使用说明，包括主要功能、系统依赖、安装方式、使用场景及各 API 接口的详细说明。	卓鸿添
V0.9.2	卓鸿添	2018-10-12	优化性能预估方式	卓鸿添
V0.9.3	杨华聪	2018-10-24	添加连接开发板硬件说明	卓鸿添
V0.9.4	杨华聪	2018-11-03	添加 docker 镜像使用说明	卓鸿添
V0.9.5	饶洪	2018-11-19	1. 添加 npy 文件作为量化校正数据的使用说明； 2. build 接口 pre_compile 参数说明； 3. 完善 config 接口 reorder_channel 参数的使用说明	卓鸿添
V0.9.6	饶洪	2018-11-24	1. 新增接口 get_perf_detail_on_hardware 和 get_run_duration 的使用说明； 2. 更新 RKNN 初始化接口使用说明。	卓鸿添
V0.9.7	饶洪	2018-12-29	1. 接口优化：删除 get_run_duration、get_perf_detail_on_hardware 使用说明，重写 eval_perf 接口使用说明； 2. 重写 RKNN()接口使用说明； 3. 新增接口 init_runtime 的使用说明。	卓鸿添
V0.9.7.1	饶洪	2019-01-11	1. 解决多次调用 inference 后程序可能挂起的 BUG； 2. 接口调整：init_runtime 时不需要再指定 host，工具会自动判断。	卓鸿添

版本	修改人	修改日期	修改说明	核定人
V0.9.8	饶洪	2019-01-30	1. 新增 verbose 选项，开启后可以打印模型加载、构建等阶段的日志信息，并写到指定文件中。	卓鸿添
V0.9.9	饶洪	2019-03-06	1. 新增 eval_memory 接口，查看模型运行时的内存占用情况。 2. 优化 inference 接口；优化错误信息提示。 3. 新增 get_sdk_version 接口使用说明	卓鸿添
V1.0.0	饶洪	2019-05-08	1. 初始化运行时环境接口新增异步模式。 2. 推理接口新增输入透传模式。 3. 新功能：混合量化。 4. 优化 pre-compile 模型的加载时间。新版本工具生成的预编译模型无法在 NPU 驱动版本号小于 0.9.6 的设备上运行；旧版本生成的预编译模型也无法在新版本驱动上运行。 5. 调整模型推理结果的排列顺序：在 1.0.0 以前，如果原始模型输出的结果是按"NHWC"排列（如 TensorFlow），则工具会把结果转成 "NCHW"；从 1.0.0 版本开始，将不做这个转换，而是保持跟原始模型的排列一致。	卓鸿添
V1.1.0	饶洪	2019-06-28	1. 新增对 TB-RK1808 AI 计算棒的支持。 2. 新增接口 list_devices，用来查询已连接设备信息。 3. 支持使用 Python 3.5 的 ARM64 Linux 平台。 4. 支持 Windows / Mac OS X 操作系统。	卓鸿添

目 录

1 主要功能说明 1

2 系统依赖说明 2

3 使用说明 3

3.1 安装 3

3.1.1 通过 pip install 命令安装 3

3.1.2 通过 DOCKER 镜像安装 4

3.2 RKNN-TOOLKIT 的使用 5

3.2.1 场景一：模型运行在 PC 上 5

3.2.2 场景二：模型运行在与 PC 相连的 RK3399Pro、RK1808 或 RK1808 计算棒上 8

3.2.3 场景三：模型运行在 RK3399Pro Linux 开发板上 9

3.3 混合量化 9

3.3.1 混合量化功能用法 9

3.3.2 混合量化配置文件 10

3.3.3 混合量化使用流程 11

3.4 示例 12

3.5 API 详细说明 15

3.5.1 RKNN 初始化及对象释放 15

3.5.2 模型加载 16

3.5.3 RKNN 模型配置 19

3.5.4 构建 RKNN 模型 20

3.5.5 导出 RKNN 模型 21

3.5.6 加载 RKNN 模型 22

3.5.7 初始化运行时环境 22

3.5.8 使用模型对输入进行推理 23

3.5.9 评估模型性能 25

3.5.10 获取内存使用情况 28

3.5.11 查询 SDK 版本 30

3.5.12 混合量化 30

3.5.13 获取设备列表 32

1 主要功能说明

RKNN-Toolkit 是为用户提供在 PC、RK3399Pro、RK1808、TB-RK1808 AI 计算棒或 RK3399Pro Linux 开发板上进行模型转换、推理和性能评估的开发套件，用户通过提供的 python 接口可以便捷地完成以下功能：

1）模型转换：支持 Caffe、TensorFlow、TensorFlow Lite、ONNX、Darknet 模型转成 RKNN 模型，支持 RKNN 模型导入导出，后续能够在硬件平台上加载使用。

2）模型推理：能够在 PC 上模拟运行模型并获取推理结果；也可以在指定硬件平台 RK3399Pro（或 RK3399Pro Linux 开发板）、RK1808、TB-RK1808 AI 计算棒上运行模型并获取推理结果。

3）性能评估：能够在 PC 上模拟运行并获取模型总耗时及每一层的耗时信息；也可以通过联机调试的方式在指定硬件平台 RK3399Pro、RK1808、TB-RK1808 AI 计算棒上运行模型，或者直接在 RK3399Pro Linux 开发板上运行，以获取模型在硬件上完整运行一次所需的总时间和每一层的耗时情况。

4）获取模型运行时的内存使用情况：通过联机调试的方式获取模型在指定硬件平台 RK3399Pro、RK1808、TB-RK1808 AI 计算棒或 RK3399Pro Linux 开发板上运行时的内存使用情况。

5）量化功能：支持将浮点模型转成量化模型，目前支持的量化方法有非对称量化（asymmetric_quantized-u8），动态定点量化（dynamic_fixed_point-8 和 dynamic_fixed_point-16）。

2 系统依赖说明

本开发套件支持运行于 Ubuntu、Windows、MacOS、Debian 等操作系统。需要满足以下运行环境要求：

表 1 运行环境

操作系统版本	Ubuntu16.04（x64）及以上 Windows 7（x64）及以上 Mac OS X 10.13.5（x64）及以上 Debian 9.8（x64）及以上
Python 版本	3.5/3.6
Python 库依赖	'numpy >= 1.16.1' 'scipy >= 1.1.0' 'Pillow >= 3.1.2' 'h5py >= 2.7.1' 'lmdb >= 0.92' 'networkx == 1.11' 'flatbuffers == 1.9', 'protobuf >= 3.5.2' 'onnx >= 1.3.0' 'flask >= 1.0.2' 'tensorflow >= 1.11.0' 'dill==0.2.8.2' 'opencv-python>=3.4.3.18' 'ruamel.yaml==0.15.82' 'psutils>=5.6.2'

注：

1. Windows 及 MacOS 只提供 Python3.6 的安装包。
2. 本文档主要以 Ubuntu 16.04 / Python3.5 为例进行说明。其他操作系统请参考《RKNN-Toolkit 快速上手指南_V1.1.0.pdf》。

3 使用说明

3.1 安装

目前提供两种方式安装 RKNN-Toolkit：一是通过 pip install 命令安装；二是运行带完整 RKNN-Toolkit 工具包的 docker 镜像。下面分别介绍这两种安装方式的具体步骤。

注：RKNN-Toolkit 在 RK3399Pro Linux 开发板上的安装流程可以参考以下链接：

http://t.rock-chips.com/wiki.php?mod=view&id=36

3.1.1 通过 pip install 命令安装

1. 创建 virtualenv 环境（如果系统中同时有多个版本的 Python 环境，建议使用 virtualenv 管理 Python 环境）

```
sudo apt install virtualenv
sudo apt-get install libpython3.5-dev
sudo apt install python3-tk

virtualenv -p /usr/bin/python3 venv
source venv/bin/activate
```

2. 安装 TensorFlow、python-opencv 等依赖库：

```
# 如果要使用 TensorFlow GPU 版本，请执行以下命令安装 TensorFlow 依赖
pip install tensorflow-gpu
# 如果要使用 TensorFlow CPU 版本，请执行以下
pip install tensorflow
# 执行以下命令安装 opencv-python
pip install opencv-python
```

注：RKNN-Toolkit 本身并不依赖 opencv-python，但是在 example 中的示例都会用到这个库来读取图片，所以这里将该库也一并安装了。

3. 安装 RKNN-Toolkit

```
pip install package/rknn_toolkit-1.1.0-cp35-cp35m-linux_x86_64.whl
```

请根据不同的 python 版本及处理器架构，选择不同的安装包文件（位于 package/目录）：

- **Python3.5 for x86_64**：rknn_toolkit-1.1.0-cp35-cp35m-linux_x86_64.whl
- **Python3.5 for arm_x64**：rknn_toolkit-1.1.0-cp35-cp35m-linux_aarch64.whl
- **Python3.6 for x86_64**：rknn_toolkit-1.1.0-cp36-cp36m-linux_x86_64.whl
- **Python3.6 for arm_x64**: rknn_toolkit-1.1.0-cp36-cp36m-linux_aarch64.whl
- **Python3.6 for Windows x86_64:** rknn_toolkit-1.1.0-cp36-cp36m-win_amd64.whl
- **Python3.6 for Mac OS X:** rknn_toolkit-1.1.0-cp36-cp36m-macosx_10_9_x86_64.whl

3.1.2 通过 DOCKER 镜像安装

在 docker 文件夹下提供了一个已打包所有开发环境的 Docker 镜像，用户只需要加载该镜像即可直接上手使用 RKNN-Toolkit，使用方法如下：

1、 安装 Docker

请根据官方手册安装 Docker（https://docs.docker.com/install/linux/docker-ce/ubuntu/）。

2、 加载镜像

执行以下命令加载镜像：

```
docker load --input rknn-toolkit-1.1.0-docker.tar.gz
```

加载成功后，执行“docker images”命令能够看到 rknn-toolkit 的镜像，如下所示：

```
REPOSITORY      TAG      IMAGE ID       CREATED       SIZE
rknn-toolkit    1.1.0    10ea0db4a54b   2 hours ago    2.07GB
```

3、 运行镜像

执行以下命令运行 docker 镜像，运行后将进入镜像的 bash 环境。

```
docker run -t -i --privileged -v /dev/bus/usb:/dev/bus/usb rknn-toolkit:1.1.0 /bin/bash
```

如果想将自己代码映射进去可以加上“-v <host src folder>:<image dst folder>”参数，例如:

```
docker run -t -i --privileged -v /dev/bus/usb:/dev/bus/usb -v /home/rk/test:/test rknn-toolkit:1.1.0 /bin/bash
```

4、 运行 demo

```
cd /example/mobilenet_v1
python test.py
```

3.2 RKNN-Toolkit 的使用

根据模型和设备的种类， RKNN-Toolkit 的用法可以分以下三种场景，每种场景的使用流程在接下来的章节里详细说明。

注：使用流程里涉及的所有接口，其详细说明参考第 3.4 章节。

3.2.1 场景一：模型运行在 PC 上

这种场景下，RKNN-Toolkit 运行在 PC 上，通过模拟的 RK1808 运行用户提供的模型，以实现推理或性能评估功能。

根据模型类型的不同，这个场景又可以区分为两个子场景：一是模型为非 RKNN 模型，即 Caffe、TensorFlow、TensorFlow Lite、ONNX、Darknet 等模型；二是 RKNN 模型，RockChip 的专有模型，文件后缀为“rknn”。

注：这种场景只有 x86_64 Linux 平台支持。

3.2.1.1 运行非 RKNN 模型

运行非 RKNN 模型时，RKNN-Toolkit 使用流程如下图所示：

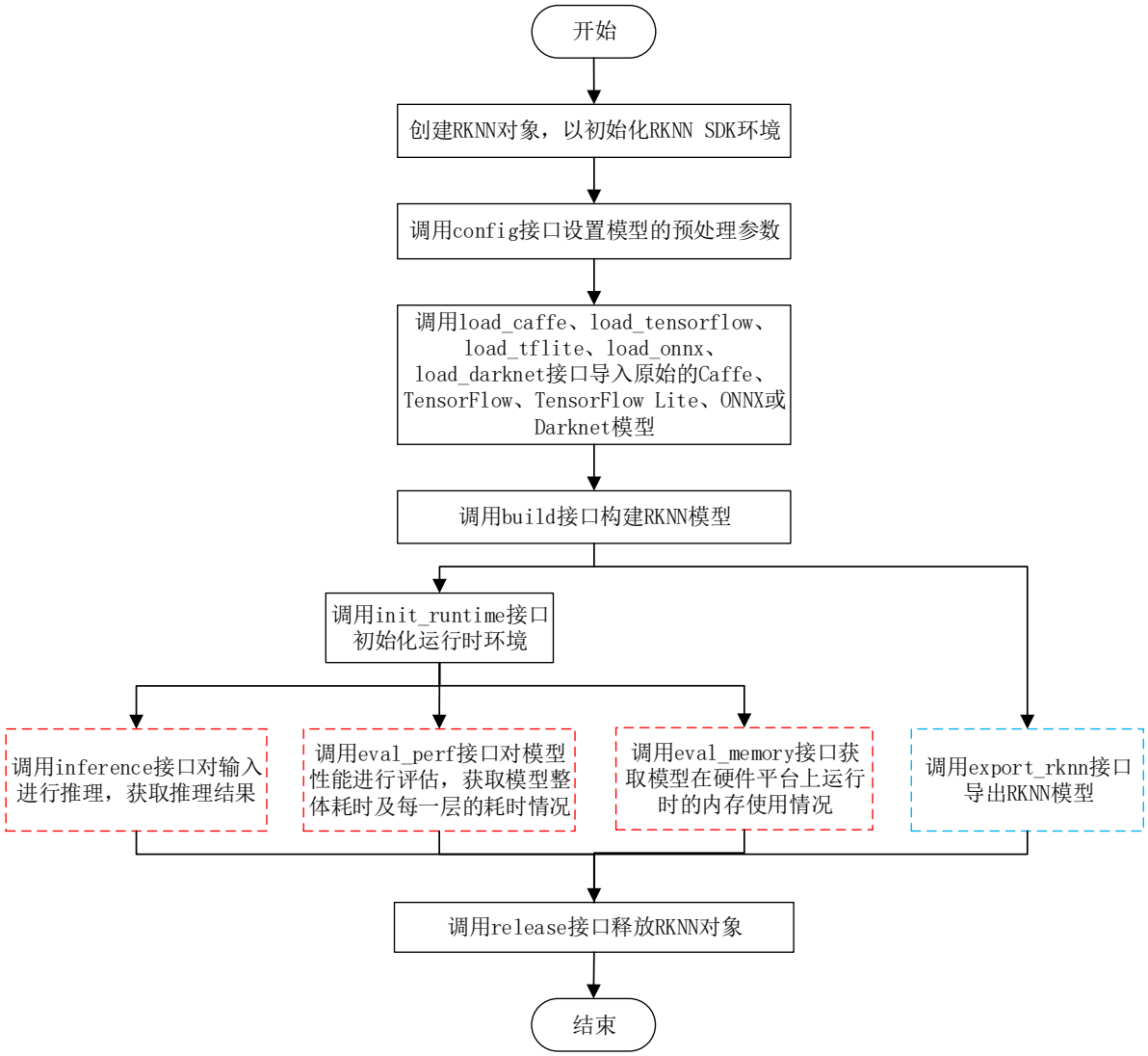


图 3-2-1-1-1 PC 上运行非 RKNN 模型时工具的使用流程

注：

1、 以上步骤请按顺序执行。

2、 蓝色框标注的步骤导出的 RKNN 模型可以通过 load_rknn 接口导入并使用。

3、 红色框标注的模型推理、性能评估和内存评估的步骤先后顺序不固定，根据实际使用情况决定。

4、 只有当目标硬件平台是 RK3399Pro、RK1808、TB-RK1808 AI 计算棒或 RK3399Pro Linux 时，我们才可以调用 eval_memory 接口获取内存使用情况。

3.2.1.2 运行 RKNN 模型

运行 RKNN 模型时，用户不需要设置模型预处理参数，也不需要构建 RKNN 模型，其使用流程如下图所示：

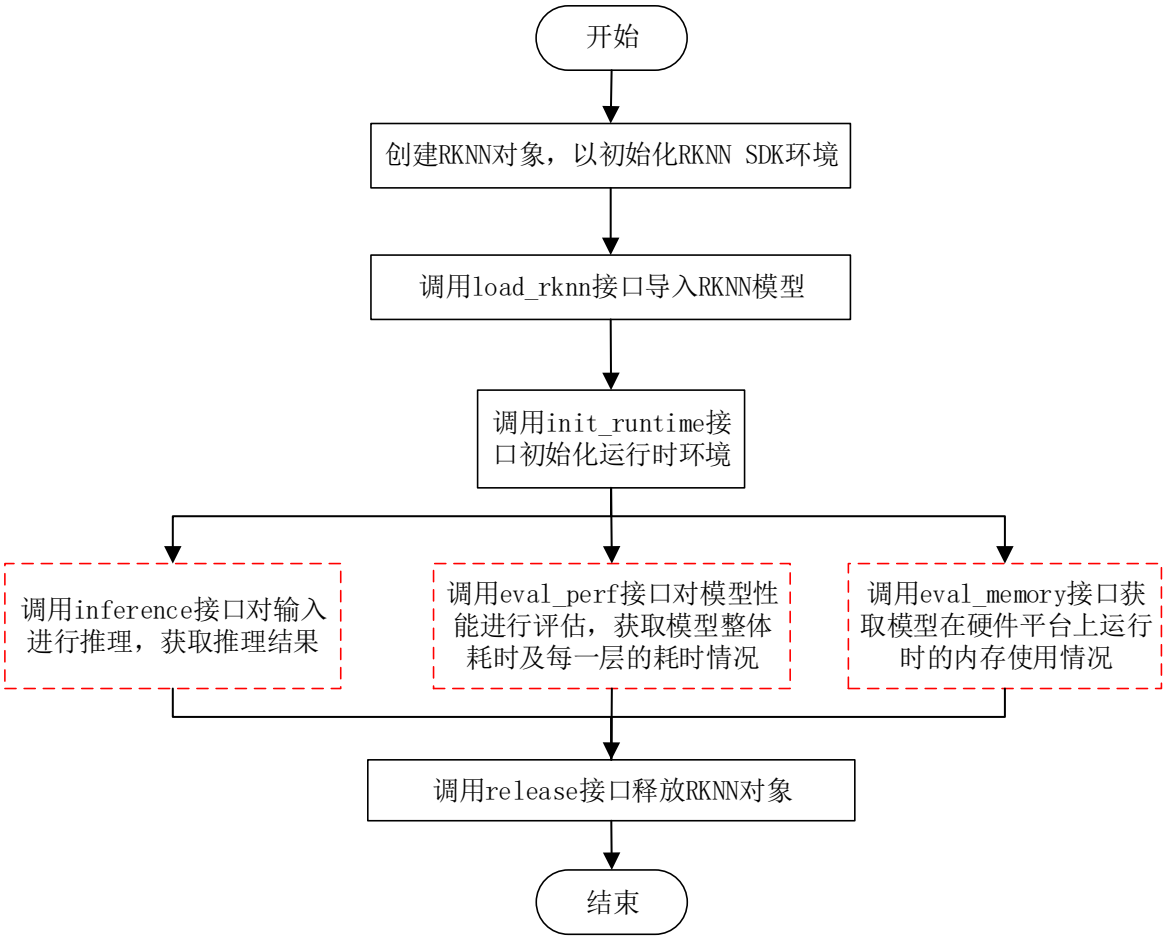


图 3-2-1-2-1 PC 上运行 RKNN 模型时工具的使用流程

注：

1、 以上步骤请按顺序执行。

2、 红色框标注的模型推理、性能评估和内存评估的步骤先后顺序不固定，根据实际使用情况决定。

3、 调用 eval_memory 接口获取内存使用情况时，模型必须运行在硬件平台上。

3.2.2 场景二：模型运行在与 PC 相连的 RK3399Pro、RK1808 或 RK1808 计算棒上

这种场景下，RKNN-Toolkit 通过 PC 的 USB 连接到开发板硬件，将构建或导入的 RKNN 模型传到 RK3399Pro、RK1808 或 TB-RK1808 AI 计算棒上运行，并从 RK3399Pro、RK1808 或 TB-RK1808 AI 计算棒上获取推理结果、性能信息。

当模型为非 RKNN 模型（Caffe、TensorFlow、TensorFlow Lite、ONNX、Darknet 等模型）时，RKNN-Toolkit 工具的使用流程及注意事项同场景一里的子场景一（见 3.2.1.1 章节）。

当模型为 RKNN 模型（后缀为“rknn”）时，RKNN-Toolkit 工具的使用流程及注意事项同场景一里的子场景二（见 3.2.1.2 章节）。

除此之外，在这个场景里，我们还需要完成以下两个步骤：

1、 确保开发板的 USB OTG 连接到 PC，并且正确识别到设备，即在 PC 上调用 RKNN-Toolkit 的 list_devices 接口可查询到相应的设备，关于该接口的使用方法，参见 3.5.13 章节。

2、 调用 init_runtime 接口初始化运行环境时需要指定 target 参数和 device_id 参数。其中 target 参数表明硬件类型，可选值为“rk1808”或“rk3399pro”，当 PC 连接多个设备时，还需要指定 device_id 参数，即设备编号，设备编号也可通过 list_devices 接口查询，示例如下：

```
all device(s) with adb mode:
[]
all device(s) with ntb mode:
['TB-RK1808S0', '515e9b401c060c0b']
```

初始化运行时环境**代码示例**如下：

```
# RK3399Pro
ret = init_runtime(target='rk3399pro', device_id='VGEJY9PW7T')

……

# RK1808
ret = init_runtime(target='rk1808', device_id='515e9b401c060c0b ')

# TB-RK1808 AI 计算棒
ret = init_runtime(target='rk1808', device_id=' TB-RK1808S0')
```

注：目前 RK1808 等设备支持 NTB 或 ADB 两种连接模式，使用多设备时，需要确保这些设备使用相同的连接模式，即 list_devices 查询出来的设备 ID 列表都是 ADB，或都是 NTB。

3.2.3 场景三：模型运行在 RK3399Pro Linux 开发板上

这种场景下，RKNN-Toolkit 直接安装在 RK3399Pro Linux 系统里。构建或导入的 RKNN 模型直接在 RK3399Pro 上运行，以获取模型实际的推理结果或性能信息。

对于 RK3399Pro Linux 开发板，RKNN-Toolkit 工具的使用流程取决于模型种类，如果模型类型是非 RKNN 模型，则使用流程同场景一中的子场景一（见 3.2.1.1 章节）；否则使用流程同子场景二（见 3.2.1.2 章节）。

3.3 混合量化

RKNN-Toolkitt 从 1.0.0 版本开始提供混合量化功能。

RKNN-Toolkit-V1.0.0 之前版本提供的量化功能可以在提高模型性能的基础上尽量少的降低模型精度，但是不排除某些特殊模型在量化后出现精度下降较多的情况。为了让用户能够在性能和精度之间做更好的平衡，RKNN-Toolkit-V1.0.0 新增混合量化功能，用户可以自己决定哪些层做量化还是不做量化，量化时候的参数也可以根据用户自己的经验进行修改。

注：example 目录下提供了一个混合量化的例子 ssd_mobilenet_v2，可以参考该例子进行混合量化的实践。

3.3.1 混合量化功能用法

目前混合量化功能支持如下三种用法：

1. 将指定的量化层改成非量化层（用 float 进行计算），这种方式可能可以提高精度，但会损失一定的性能。
2. 将指定的非量化层改成量化层（量化方式与其他量化方式一样），这种方式可能会降低精度，但性能会提升。
3. 修改指定量化层的量化参数，这种方式对性能几乎不会产生影响，但精度可能更好、也可

能更差。

注：**每次混合量化，只能使用其中的一种用法**。

3.3.2 混合量化配置文件

在使用混合量化功能时，第一步是生成一个混合量化配置文件，本节对该配置文件进行简要介绍。

当我们调用混合量化接口 hybrid_quantization_step1 后，会在当前目录下生成一个{model_name}.quantization.cfg 的 yaml 配置文件。配置文件格式如下：

```
%YAML 1.2
---
# hybrid_quantization_action can be delete, add or modify, only one of these can be set at a hybrid quantization
hybrid_quantization_action: delete
'@attach_concat_1/out0_0:out0':
    dtype: asymmetric_quantized
    method: layer
    max_value:
    -   10.568130493164062
    min_value:
    -   -53.3099365234375
    zero_point:
    -   213
    scale:
    -   0.25050222873687744
    qtype: u8

......

'@FeatureExtractor/MobilenetV2/Conv/Conv2D_230:bias':
    dtype: None
```

第一行是 yaml 的版本，第二行是一个分隔符，第三行是注释。后面是配置文件的主要内容。

配置文件正文第一行是混合量化时的操作。用户在使用混合量化功能时，需要指明是以哪一种用法来使用混合量化，即前一小节提到的三种用法，对应的 action 分别是：“delete”、“add”和“modify”，默认值是“delete”。

接着是一个模型层列表，每一层都是一个字典。每个字典的 key 由@{layer_name}_{layer_id}:[weight/bias/out{port}]组成，其中 layer_name 是层名，layer_id 是层 id；

量化时我们通常是对 weight/bias/out 进行量化，多个 output 时用 out0、out1 等进行区分。字典的 value 即量化参数，如果没有经过量化，则 Value 里只有 dtype 项，且值为 None。

3.3.3 混合量化使用流程

使用混合量化功能时，可以分四步进行。

第一步，加载原始模型，生成量化配置文件和模型结构文件和模型配置文件。具体的接口调用流程如下：

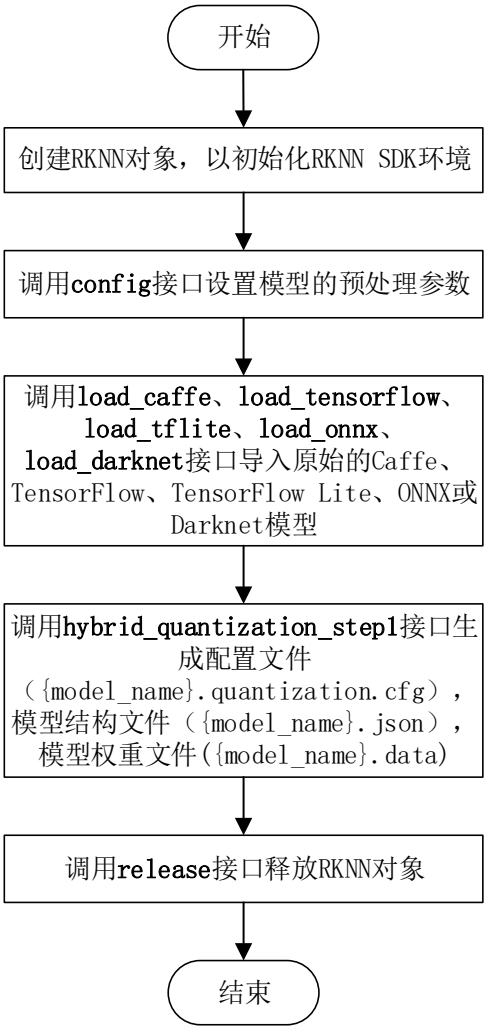


图 3-3-3-1 混合量化第一步接口调用流程

第二步，修改第一步生成的量化配置文件。

- 如果是将某些量化层改成非量化层，则找到不要量化的层，将它的 input 节点的 out 项、本层的 weight/bias 项从量化配置文件中删除。
- 如果是将某些层从非量化改成量化，则将量化配置文件中 hybrid_quantization_action 项的

值改成”add”，然后在量化配置文件中找到该层，将它的 dtype 从 None 改成 asymmetric_quantized 或 dynamic_fixed_point 即可。注：dtype 需要和其他量化层保持一致。

- 如果是要修改量化参数，则将量化配置文件中 hybrid_quantization_action 项的值改成”modify”，然后直接修改指定层的量化参数即可。

第三步，生成 RKNN 模型。具体的接口调用流程如下：

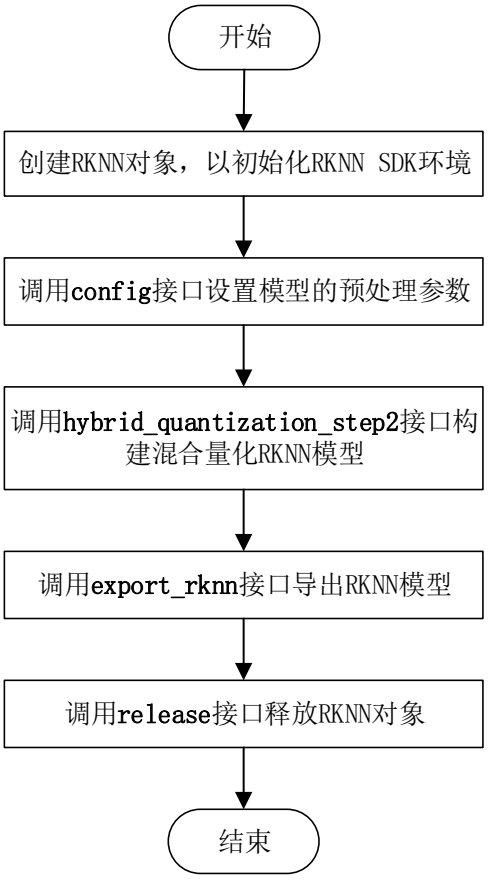


图 3-3-3-2 混合量化第三步接口调用流程

第四步，使用上一步生成的 RKNN 模型进行推理。

3.4 示例

以下是加载 TensorFlow Lite 模型的示例代码（详细参见 example/mobilenet_v1 目录），如果在 PC 上执行这个例子，RKNN 模型将在模拟器上运行：

```
import numpy as np
import cv2
```

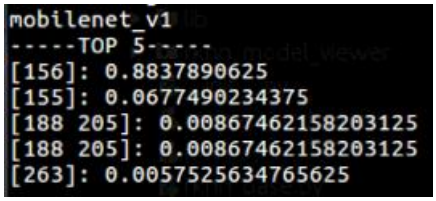
```
    from rknn.api import RKNN

    def show_outputs(outputs):
        output = outputs[0][0]
        output_sorted = sorted(output, reverse=True)
        top5_str = 'mobilenet_v1\n-----TOP 5-----\n'
        for i in range(5):
            value = output_sorted[i]
            index = np.where(output == value)
            for j in range(len(index)):
                if (i + j) >= 5:
                    break
                if value > 0:
                    topi = '{}: {}\n'.format(index[j], value)
                else:
                    topi = '-1: 0.0\n'
                top5_str += topi
        print(top5_str)

    def show_perfs(perfs):
        perfs = 'perfs: {}\n'.format(outputs)
        print(perfs)

    if __name__ == '__main__':

        # Create RKNN object
        rknn = RKNN()

        # pre-process config
        print('--> config model')
        rknn.config(channel_mean_value='103.94 116.78 123.68 58.82',
reorder_channel='0 1 2')
        print('done')

        # Load tensorflow model
        print('--> Loading model')
        ret = rknn.load_tflite(model='./mobilenet_v1.tflite')
        if ret != 0:
            print('Load mobilenet_v1 failed!')
            exit(ret)
        print('done')

        # Build model
        print('--> Building model')
        ret = rknn.build(do_quantization=True, dataset='./dataset.txt')
        if ret != 0:
            print('Build mobilenet_v1 failed!')
            exit(ret)
        print('done')
```

```
    # Export rknn model
    print('--> Export RKNN model')
    ret = rknn.export_rknn('./mobilenet_v1.rknn')
    if ret != 0:
        print('Export mobilenet_v1.rknn failed!')
        exit(ret)
    print('done')

    # Set inputs
    img = cv2.imread('./dog_224x224.jpg')
    img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2RGB)

    # init runtime environment
    print('--> Init runtime environment')
    ret = rknn.init_runtime()
    if ret != 0:
        print('Init runtime environment failed')
        exit(ret)
    print('done')

    # Inference
    print('--> Running model')
    outputs = rknn.inference(inputs=[img])
    show_outputs(outputs)
    print('done')

    # perf
    print('--> Begin evaluate model performance')
    perf_results = rknn.eval_perf(inputs=[img])
    print('done')

    rknn.release()
```

其中 dataset.txt 是一个包含测试图片路径的文本文件，例如我们在 example/mobilent_v1 目录下有一张 dog_224x224.jpg 的图片，那么对应的 dataset.txt 内容如下

```
dog_224x224.jpg
```

demo 运行模型预测时输出如下结果：



评估模型性能时输出如下结果（在 PC 上执行这个例子，结果仅供参考）：

```
==========================================
```

```
                                Performance
============================================================
Layer ID     Name                                    Time(us)
0            tensor.transpose_3                      72
45           convolution.relu.pooling.layer2_2       363
60           convolution.relu.pooling.layer2_2       200
46           convolution.relu.pooling.layer2_2       185
61           convolution.relu.pooling.layer2_2       242
47           convolution.relu.pooling.layer2_2       98
62           convolution.relu.pooling.layer2_2       149
48           convolution.relu.pooling.layer2_2       152
63           convolution.relu.pooling.layer2_2       120
49           convolution.relu.pooling.layer2_2       116
64           convolution.relu.pooling.layer2_2       101
50           convolution.relu.pooling.layer2_2       185
65           convolution.relu.pooling.layer2_2       101
51           convolution.relu.pooling.layer2_2       111
66           convolution.relu.pooling.layer2_2       109
52           convolution.relu.pooling.layer2_2       213
67           convolution.relu.pooling.layer2_2       109
53           convolution.relu.pooling.layer2_2       213
68           convolution.relu.pooling.layer2_2       109
54           convolution.relu.pooling.layer2_2       213
69           convolution.relu.pooling.layer2_2       109
55           convolution.relu.pooling.layer2_2       213
70           convolution.relu.pooling.layer2_2       109
56           convolution.relu.pooling.layer2_2       213
71           convolution.relu.pooling.layer2_2       109
57           convolution.relu.pooling.layer2_2       174
72           convolution.relu.pooling.layer2_2       219
58           convolution.relu.pooling.layer2_2       353
59           fullyconnected.relu.layer_3             110
30           tensor.transpose_3                      5
Total Time(us): 4775
FPS(800MHz): 209.42
============================================================
```

3.5 API 详细说明

3.5.1 RKNN 初始化及对象释放

在使用 RKNN Toolkit 的所有 API 接口时，都需要先调用 RKNN()方法初始化一个 RKNN 对象，并在用完后调用该对象的 release()方法将对象释放掉。

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，日志信息还将写到这个参数指定的文件中。

举例如下：

```
# 将详细的日志信息输出到屏幕，并写到 mobilenet_build.log 文件中
rknn = RKNN(verbose=True, verbose_file='./mobilenet_build.log')
# 只在屏幕打印详细的日志信息
rknn = RKNN(verbose=True)
...
rknn.release()
```

3.5.2 模型加载

RKNN-Toolkit 目前支持 Caffe、TensorFlow、TensorFlow Lite、ONNX、Darknet 五种非 RKNN 模型，它们在加载时调用的接口不同，下面详细说明这五种模型的加载接口。

3.5.2.1 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）所在路径。
	proto：caffe 模型的格式（可选值为'caffe'或'lstm_caffe'）。为了支持 RNN 模型，增加了相关网络层的支持，此时需要设置 caffe 格式为'lstm_caffe'。。
	blobs：caffe 模型的二进制数据文件（.caffemodel 后缀文件）所在路径。
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',
                      proto='caffe',
                      blobs='./mobilenet_v2.caffemodel')
```

3.5.2.2 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）所在路径。
	inputs：模型输入节点，目前只支持一个输入。输入节点字符串放在列表中。
	input_size_list：每个输入节点对应的图片的尺寸和通道数。如示例中的 mobilenet-v1 模型，其输入节点对应的输入尺寸是[224, 224, 3]。
	outputs：模型的输出节点，支持多个输出节点。所有输出节点名放在一个列表中。
	predef_file：为了支持一些控制逻辑，需要提供一个 npz 格式的预定义文件。可以通过以下方法生成预定义文件：np.savez('prd.npz', [placeholder name]=prd_value)。如果“placeholder name”中包含'/'，请用'#'替换。
	mean_values：输入的均值。只有当导入的模型是已量化过的模型时才需要设置该参数，且模型输入的三个通道均值都相同。
	std_values：输入的 scale 值。只有当导入的模型是已量化过的模型时才需要设置该参数。
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=['FeatureExtractor/MobilenetV1/MobilenetV1/Conv2d_0
            /BatchNorm/batchnorm/mul_1'],
      outputs=['concat', 'concat_1'],
      input_size_list=[[300, 300, 3]])
```

3.5.2.3 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）所在路径。
返回值	0：导入成功
	-1：导入失败

举例如下：

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

3.5.2.4 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）所在路径。
返回值	0：导入成功
	-1：导入失败

举例如下：

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

3.5.2.5 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）所在路径。

	weight：权重文件（.weights 后缀）所在路径
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')
```

3.5.3 RKNN 模型配置

在构建 RKNN 模型之前，需要先对模型进行通道均值、通道顺序、量化类型等的配置，这可以通过 config 接口完成。

API	**config**
描述	设置模型参数
参数	batch_size：每一批数据的大小，默认值为 100。

	channel_mean_value：包括四个值(M0 M1 M2 S0)，前三个值为均值参数，后面一个值为 Scale 参数。对于输入数据是三通道的(Cin0, Cin1, Cin2)数据来讲，经过预处理后，输出的数据为(Cout0,Cout1, Cout2)，计算过程如下:
	`Cout0 = (Cin0 - M0)/S0`
	`Cout1 = (Cin1 - M1)/S0`
	`Cout2 = (Cin2 - M2)/S0`
	例如，如果需要将输入数据归一化到[-1, 1]之间，则可以设置这个参数为(128 128 128 128)；如果需要将输入数据归一化到[0, 1]之间,则可以设置这个参数为 (0 0 0 255)。

	epochs：量化时的迭代次数，每迭代一次，就选择 batch_size 指定数量的图片进行量化校正。默认值为 1。
	reorder_channel：表示是否需要对图像通道顺序进行调整。’0 1 2’表示按照输入的通道顺序来推理，比如图片输入时是 RGB，那推理的时候就根据 RGB 顺序传给输入层；’2 1 0’表示会对输入做通道转换，比如输入时通道顺序是 RGB，推理时会将其转成 BGR，

	再传给输入层，同样的，输入时通道的顺序为 BGR 的话，会被转成 RGB 后再传给输入层。
	need_horizontal_merge：是否需要合并 Horizontal，默认值为 False。如果模型是 inception v1/v3/v4，建议开启该选项。
	quantized_dtype：量化类型，目前支持的量化类型有 asymmetric_quantized-u8、dynamic_fixed_point-8、dynamic_fixed_point-16，默认值为 asymmetric_quantized-u8。
返回值	无

举例如下：

```
# model config
rknn.config(channel_mean_value='103.94 116.78 123.68 58.82',
            reorder_channel='0 1 2',
            need_horizontal_merge=True)
```

3.5.4 构建 RKNN 模型

API	**build**
描述	根据导入的 Caffe、TensorFlow、TensorFlow Lite 模型，构建对应的 RKNN 模型。
参数	do_quantization：是否对模型进行量化，值为 True 或 False。
	dataset：量化校正数据的数据集。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路径信息。如： a.jpg b.jpg 或 a.npy b.npy
	pre_compile：预编译开关，如果设置成 True，可以减小模型大小，及模型在硬件设备上的首次启动速度。但是打开这个开关后，构建出来的模型就只能在硬件平台上运

	行，无法通过模拟器进行推理或性能评估。如果硬件有更新，则对应的模型要重新构建。 **注：** **1. 该选项不能在 RK3399Pro Linux 开发板 / Windows PC / Mac OS X PC 上使用。** **2. RKNN-Toolkit-V1.0.0 及以上版本生成的预编译模型不能在 NPU 驱动版本小于 0.9.6 的设备上运行；RKNN-Toolkit-V1.0.0 以前版本生成的预编译模型不能在 NPU 驱动版本大于等于 0.9.6 的设备上运行。驱动版本号可以通过 get_sdk_version 接口查询。**
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')
```

3.5.5 导出 RKNN 模型

前一个接口构建的 RKNN 模型可以保存成一个文件，之后如果想要再使用该模型进行结果预测或性能分析，直接通过 RKNN 模型导入接口加载模型即可，无需再用原始模型构建对应的 RKNN 模型。

API	**export_rknn**
描述	将 RKNN 模型保存到指定文件中（.rknn 后缀）。
参数	export_path：导出模型文件的路径。
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')
```

```
.....
```

3.5.6 加载 RKNN 模型

API	**load_rknn**
描述	加载 RKNN 模型。
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')
```

3.5.7 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，确定模型在哪一个硬件平台上（RK3399Pro、RK3399Pro Linux、RK1808、TB-RK1808 AI 计算棒）运行或直接通过模拟器运行。

API	**init_runtime**
描述	初始化运行时环境。确定模型运行的设备信息（硬件平台信息、设备 ID）；性能评估时是否启用 debug 模式，以获取更详细的性能信息。
参数	target：目标硬件平台，目前支持“rk3399pro”、“rk1808”。默认为 None，即在 PC 使用工具时，模型在模拟器上运行，在 RK3399Pro Linux 开发板运行时，模型在 RK3399Pro 上运行，否则在设定的 target 上运行。其中“rk1808”包含了 TB-RK1808 AI 计算棒。
	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。 ***注：MAC OS X 系统当前版本还不支持多个设备。***
	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。

	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。
	async_mode：是否使用异步模式。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。该参数的默认值为 False。
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='rk1808', device_id='012345789AB')
if ret != 0:
    print('Init runtime environment failed')
    exit(ret)
```

3.5.8 使用模型对输入进行推理

在使用模型进行推理前，必须先构建或加载一个 RKNN 模型。

API	**inference**
描述	使用模型对指定的输入进行推理，得到推理结果。 如果 RKNN-Toolkit 运行在 PC 上，且初始化运行环境时设置 target 为“rk3399pro”或“rk1808”，得到的是模型在硬件平台上的推理结果。其中“rk1808”包含了 TB-RK1808 AI 计算棒。 如果 RKNN-Toolkit 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。 如果 RKNN-Toolkit 运行在 RK3399Pro Linux 开发板上，得到的是模型在实际硬件上的推理结果。
参数	inputs：待推理的输入，如经过 cv2 处理的图片。格式是 ndarray list。

	data_type：输入数据的类型，可填以下值：'float32', 'float16', 'int8', 'uint8', 'int16'。默认值为'uint8'。
	data_format：数据模式，可以填以下值: "nchw", "nhwc"。默认值为'nhwc'。这两个的不同之处在于 channel 数放置的位置。
	outputs： 指定输出数据的格式，格式是 ndarray list，用于指定输出的 shape 和 dtype。默认值为 None，此时返回的数据 dtype 为 float32。
	inputs_pass_through: 将输入透传给 NPU 驱动。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。这个参数的值是一个数组，比如要透传 input0，不透彻 input1，则这个参数的值为[1, 0]。目前我们只支持单输入，所以值为[0]表示不透传，值为[1]表示透传。默认值为 None，即对所有输入都不透传。
返回值	results：推理结果，类型是 ndarray list。 **注：1.0.0 以前的版本如果模型输出的数据是按"NHWC"排列的，将转成"NCHW"。从 1.0.0 版本开始，output 的 shape 将与原始模型保持一致，不再进行"NHWC"到"NCHW"的转换。进行后处理时请注意 channel 所在的位置。**

举例如下：

对于推理模型，如 mobilenet_v1，代码如下（完整代码参考 example/mobilent_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：

```
mobilenet_v1
-----TOP 5-----
[156]: 0.8837890625
[155]: 0.0677490234375
[188 205]: 0.00867462158203125
[188 205]: 0.00867462158203125
[263]: 0.0057525634765625
```

对于目标检测的模型，如 mobilenet_ssd，代码如下(完整代码参考 example/mobilent-ssd)：

```
# 使用模型对图片进行推理，得到目标检测结果
.....
outputs = rknn.inference(inputs=[image])
.....
```

输出的结果经过后处理后输出如下图片（物体边框的颜色是随机生成的，所以每次运行这个 example 得到的边框颜色会有所不同）：

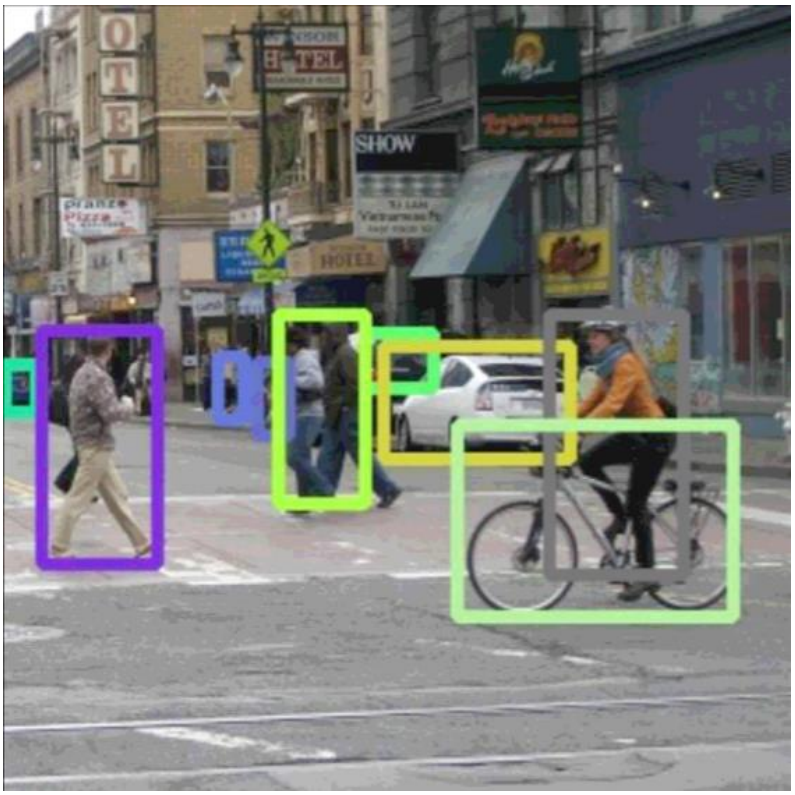


图 3-4-8-1 mobilenet-ssd inference 结果

3.5.9 评估模型性能

API	**eval_perf**
描述	评估模型性能。 模型运行在 PC 上，初始化运行环境时不指定 target，得到的是模型在模拟器上运行的性能数据，包含逐层的运行时间及模型完整运行一次需要的时间。 模型运行在与 PC 连接的 RK3399Pro 或 RK1808 或 TB-RK1808 AI 计算棒上，且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。

<table>
<tr><td></td><td>模型运行在 RK3399Pro Linux 开发板上时，如果初始化运行环境时设置 perf_debug 为 False，获得的也是模型在硬件上运行的总时间；如果设置 perf_debug 为 True，返回总时间及每一层的耗时情况</td></tr>
<tr><td rowspan="4">参数</td><td>inputs：输入数据，如经过 cv2 处理得图片。格式是 ndarray list。</td></tr>
<tr><td>data_type：输入数据的类型，可填以下值：’float32’, ‘float16’, ‘int8’, ‘uint8’, ‘int16’。默认值为’uint8’。</td></tr>
<tr><td>data_format：数据模式，可以填以下值: “nchw”, “nhwc”。默认值为’nhwc’。</td></tr>
<tr><td>is_print：是否以规范格式打印性能评估结果。默认值为 True。</td></tr>
<tr><td>返回值</td><td>perf_result：性能信息。类型为字典。在硬件平台上运行，且初始运行环境时设置 perf_debug 为 False 时，得到的字典只有一个字段’total_time’，示例如下：
<pre>{
    ‘total_time’: 1000
}</pre>其他场景下，得到的性能信息字典多一个’layers’字段，这个字段的值也是一个字典，这个字典以每一层的 ID 作为 key，其值是一个包含’name’（层名）、’operation’（操作符，只有运行在硬件平台上时才有这个字段）、’time’（该层耗时）等信息的字典。举例如下：
<pre>{
'total_time', 4568,
'layers', {
        '0': {
            'name': 'convolution.relu.pooling.layer2_2',
            'operation': 'CONVOLUTION',
            'time', 362
        }
        '1': {
            'name': 'convolution.relu.pooling.layer2_2',
            'operation': 'CONVOLUTION',
            'time', 158
        }
    }
}</pre></td></tr>
</table>

举例如下：

```
# 对模型性能进行评估
……
rknn.eval_perf(inputs=[image], is_print=True)
……
```

如 example/mobilenet-ssd，其性能评估结果打印如下（以下是在 PC 模拟器上得到的结果，连接硬件设备时得到的详情与该结果略有不同）：

```
============================================
                Performance
============================================
Layer ID    Name                                Time(us)
0           tensor.transpose_3                  125
73          convolution.relu.pooling.layer2_3   325
107         convolution.relu.pooling.layer2_2   329
74          convolution.relu.pooling.layer2_2   437
108         convolution.relu.pooling.layer2_2   436
75          convolution.relu.pooling.layer2_2   223
109         convolution.relu.pooling.layer2_2   373
76          convolution.relu.pooling.layer2_2   327
110         convolution.relu.pooling.layer2_3   531
77          convolution.relu.pooling.layer2_2   201
111         convolution.relu.pooling.layer2_2   250
78          convolution.relu.pooling.layer2_2   320
112         convolution.relu.pooling.layer2_2   250
79          convolution.relu.pooling.layer2_2   165
113         convolution.relu.pooling.layer2_2   257
80          convolution.relu.pooling.layer2_2   319
114         convolution.relu.pooling.layer2_2   257
81          convolution.relu.pooling.layer2_2   319
115         convolution.relu.pooling.layer2_2   257
82          convolution.relu.pooling.layer2_2   319
116         convolution.relu.pooling.layer2_2   257
83          convolution.relu.pooling.layer2_2   319
117         convolution.relu.pooling.layer2_2   257
84          convolution.relu.pooling.layer2_2   319
85          convolution.relu.pooling.layer2_2   181
86          convolution.relu.pooling.layer2_2   44
118         convolution.relu.pooling.layer2_3   297
27          tensor.transpose_3                  48
28          tensor.transpose_3                  6
87          convolution.relu.pooling.layer2_2   233
119         convolution.relu.pooling.layer2_2   311
88          convolution.relu.pooling.layer2_2   479
89          convolution.relu.pooling.layer2_2   249
90          convolution.relu.pooling.layer2_2   27
91          convolution.relu.pooling.layer2_2   130
35          tensor.transpose_3                  29
```

```
36          tensor.transpose_3                      5
92          convolution.relu.pooling.layer2_3       588
93          convolution.relu.pooling.layer2_2       96
94          convolution.relu.pooling.layer2_2       9
95          convolution.relu.pooling.layer2_2       31
41          tensor.transpose_3                      10
42          tensor.transpose_3                      5
96          convolution.relu.pooling.layer2_3       154
97          convolution.relu.pooling.layer2_2       50
98          convolution.relu.pooling.layer2_2       6
99          convolution.relu.pooling.layer2_2       17
47          tensor.transpose_3                      6
48          tensor.transpose_3                      4
100         convolution.relu.pooling.layer2_3       153
101         convolution.relu.pooling.layer2_2       49
102         convolution.relu.pooling.layer2_2       6
103         convolution.relu.pooling.layer2_2       10
53          tensor.transpose_3                      5
54          tensor.transpose_3                      4
104         convolution.relu.pooling.layer2_2       21
105         fullyconnected.relu.layer_3             13
106         fullyconnected.relu.layer_3             8
58          tensor.transpose_3                      5
59          tensor.transpose_3                      4
Total Time(us): 10465
FPS(800MHz): 95.56
============================================================
```

3.5.10 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 RK3399Pro、RK1808、TB-RK1808 AI 计算棒上，或直接运行在 RK3399Pro Linux 开发板上。 **注：使用该功能时，对应的驱动版本必须要大于等于 0.9.4。驱动版本可以通过 get_sdk_version 接口查询。**
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： {

```
    'system_memory', {
        'maximum_allocation': 128000000,
        'total_allocation': 152000000
    },
    'npu_memory', {
        'maximum_allocation': 30000000,
        'total_allocation': 40000000
    },
    'total_memory', {
        'maximum_allocation': 158000000,
        'total_allocation': 192000000
    }
    }
```

- ’system_memory’字段表示系统内存占用。
- ’npu_memory’表示 NPU 内部内存的使用情况。
- ’total_memory’是上述系统内存和 NPU 内部内存的和。
- ’maximum_allocation’是内存使用的峰值，单位是 Byte。表示从模型运行开始到结束内存的最大分配值，这是一个峰值。
- ’total_allcation’表示整个运行过程中分配的所有内存之和。

举例如下：

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

如 example 中 mobilenet_v1，它在 RK1808 上运行时内存占用情况如下：

```
==============================================
                Memory Profile Info Dump
==============================================
System memory:
    maximum allocation : 159.88 MiB
    total allocation   : 162.44 MiB
NPU memory:
    maximum allocation : 33.23 MiB
    total allocation   : 39.45 MiB

Total memory:
    maximum allocation : 193.11 MiB
    total allocation   : 201.89 MiB
```

```
INFO: When evaluating memory usage, we need consider
the size of model, current model size is: 4.10 MiB
================================================
```

3.5.11 查询 SDK 版本

API	**get_sdk_version**
描述	获取 SDK API 和驱动的版本号。 **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 RK3399Pro、RK1808、TB-RK1808 AI 计算棒上使用。**
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()
……
```

返回的 SDK 信息如下：

```
================================================
RKNN VERSION:
  API: 0.9.5 (c12de8a build: 2019-05-06 20:17:12)
  DRV: 0.9.6 (c12de8a build: 2019-05-06 20:10:17)
================================================
```

3.5.12 混合量化

3.5.12.1 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，用于生成模型结构文件（{model_name}.json）、权重文件（{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，生成对应的模型结构文件、权重文件和量化配置文件。
参数	dataset: 量化校正数据的数据集。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路径信息。如： a.jpg b.jpg 或 a.npy b.npy
返回值	0：成功
	-1：失败

举例如下：

```
# Call hybrid_quantization_step1 to generate quantization config
……
ret = rknn.hybrid_quantization_step1(dataset='./dataset.txt')
……
```

3.5.12.2 hybrid_quantization_step2

使用混合量化功能时，生成混合量化 RKNN 模型阶段调用的主要接口是 hybrid_quantization_step2。接口详情如下：

API	**hybrid_quantization_step2**
描述	接收模型结构文件、权重文件、量化配置文件、校正数据集作为输入，生成混合量化后的 RKNN 模型。
参数	model_input: 第一步生成的模型结构文件，形如“{model_name}.json”。数据类型为字符串。必填参数。
	data_input: 第一步生成的权重数据文件，形如“{model_name}.data”。数据类型为字

	符串。必填参数。
	model_quantization_cfg: 经过修改后的模型量化配置文件，形如“{model_name}.quantization.cfg”。数据类型为字符串。必填参数。
	dataset: 量化校正数据的数据集。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路径信息。如： a.jpg b.jpg 或 a.npy b.npy
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.json',
        data_input='./ssd_mobilenet_v2.data',
        model_quantization_cfg='./ssd_mobilenet_v2.quantization.cfg',
        dataset='./dataset.txt')
……
```

3.5.13 获取设备列表

API	**list_devices**
描述	列出已连接的 RK3399PRO/RK1808 或 TB-RK1808 AI 计算棒。 注：目前设备连接模式有两种：ADB 和 NTB，其中 RK3399PRO 目前只支持 ADB 模式，TB-RK1808 AI 计算棒只支持 NTB 模式，RK1808 支持 ADB/NTB 模式。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。 例如我们的环境里插了两个 TB-RK1808 AI 计算棒，得到的结果如下： adb_devices = [] ntb_devices = ['TB-RK1808S0', '515e9b401c060c0b']

举例如下：

```
from rknn.api import RKNN

if __name__ == '__main__':
    rknn = RKNN()
    rknn.list_devices()
    rknn.release()
      print('load firmware failed')
      exit(ret)
```

返回的设备列表信息如下（这里有两个计算棒，它们的连接模式都是 ntb）：

```
all device(s) with adb mode:
[]
all device(s) with ntb mode:
['TB-RK1808S0', '515e9b401c060c0b']
```

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。