



Fibocom 广和通
完美无线体验

图像语义分割 (deeplabv3) 案例

----基于 SC171 开发套件 V3

文档版本: V1.0

更新时间: 2025 年 3 月 27 日

适用型号

| 序列 | 文档版本 | 适用型号 | 更新说明 |
|----|------|---------------|------|
| 1 | V1.0 | SC171 开发套件第三代 | NA |

目录

| | |
|---------------------------|---|
| 1 引言..... | 1 |
| 2 模型下载..... | 1 |
| 3 模型转化..... | 1 |
| 4 详细步骤..... | 1 |
| 4.1 准备..... | 2 |
| 4.2 Python sample 代码..... | 2 |
| 4.3 模型的运行推理..... | 4 |
| 5 Q&A..... | 7 |
| 5.1 无法找到文件..... | 7 |
| 5.2 环境配置失败..... | 7 |
| 5.3 推理结果不准确..... | 7 |

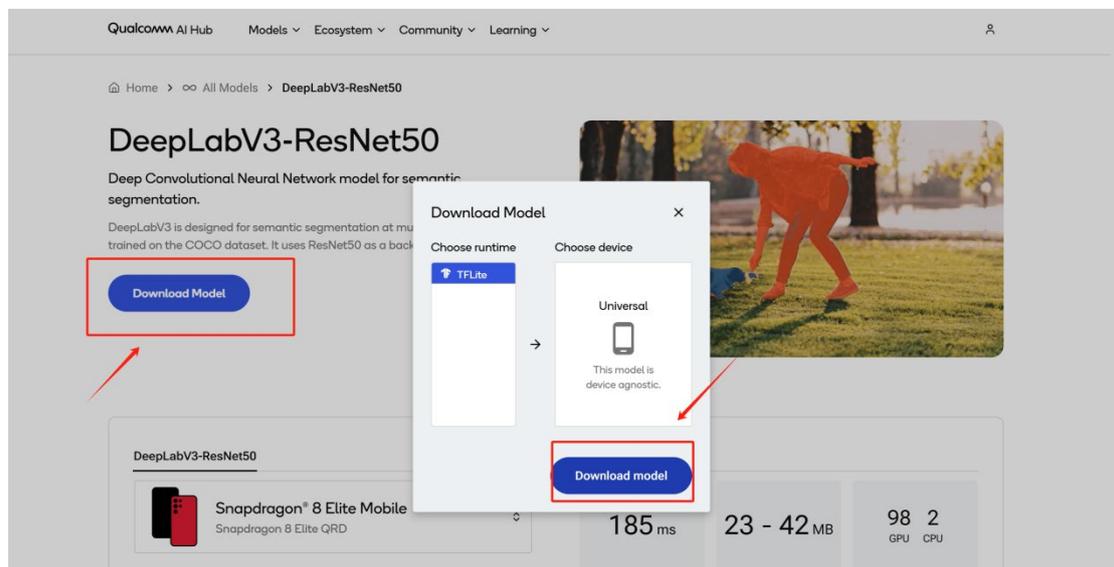
1 引言

本指南以图像语义分割（DeepLabV3 模型）为例，详细演示如何在 SC171 开发套件 V3 上通过 Fibo AI Stack 实现高效的深度学习模型推理。

该案例使用的模型包含对 21 种类别的识别（详情见 label.txt）。若实践过程中遇到问题，请参考第 4 节“Q&A”或联系 Fibocom 技术支持团队获取帮助。

2 模型下载

点击进入模型链接 [DeepLabV3-ResNet50 - Qualcomm AI Hub](#)
选择 Download Model，可以选择三个模型类型下载，这里推荐选择 ONNX 格式



3 模型转化

详情请见《Fibo AI Stack 模型转化指南》，最后将转化好的 dlc 格式模型导入开发板中。

4 详细步骤

本案例所用到的工程源码见链接:

<https://pan.baidu.com/s/1exlTnwZl0qLlBAEzTqfXYQ?pwd=h8zr>

4.1 准备

1. 进入 Ubuntu 的 UI 界面，打开开发板终端，调用脚本配置环境参数：

```
cd /home/fibo/Fibo_AI_Stack/fiboaisdk_ubuntu_aarch64
```

```
./scripts/env_qualcomm.sh 68
```



```
fibo@qcs6490-odk:~/Fibo_AI_Stack/fiboaisdk_ubuntu_aarch64$ ./scripts/env_qualcomm.sh 68
fibo@qcs6490-odk:~/Fibo_AI_Stack/fiboaisdk_ubuntu_aarch64$
```

2. 导入所需的库，在终端输入以下命令：

```
pip3 install numpy pillow
```

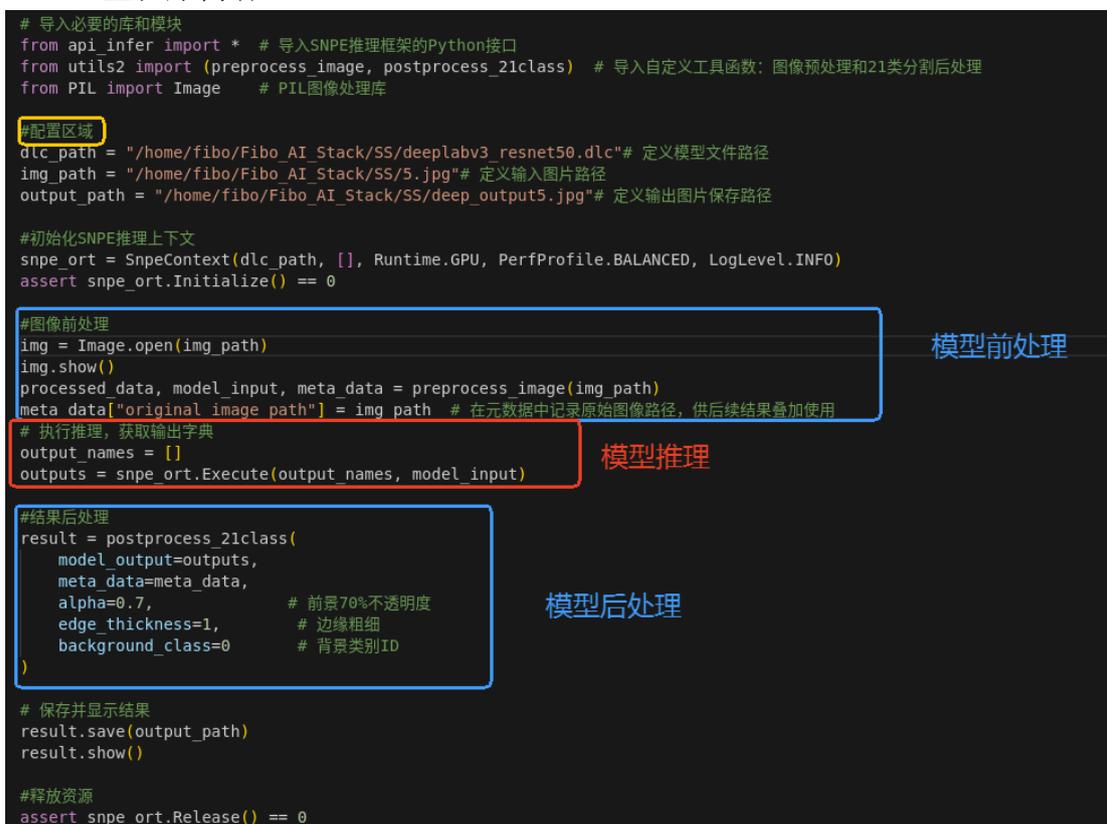
3. 需要的参数：

- dlc_path: 模型文件路径 (.dlc 文件)
- img_path: 输入图片路径
- 模型输入、输出张量名称与类型

4. 将本案例中的 test2.py、utils2.py 与 api_infer.py 放在同一路径下

4.2 Python sample 代码

1. 主程序内容：



```
# 导入必要的库和模块
from api_infer import * # 导入SNPE推理框架的Python接口
from utils2 import (preprocess_image, postprocess_21class) # 导入自定义工具函数: 图像预处理和21类分割后处理
from PIL import Image # PIL图像处理库

#配置区域
dlc_path = "/home/fibo/Fibo_AI_Stack/SS/deeplabv3_resnet50.dlc"# 定义模型文件路径
img_path = "/home/fibo/Fibo_AI_Stack/SS/5.jpg"# 定义输入图片路径
output_path = "/home/fibo/Fibo_AI_Stack/SS/deep_output5.jpg"# 定义输出图片保存路径

#初始化SNPE推理上下文
snpe_ort = SnpeContext(dlc_path, [], Runtime.GPU, PerfProfile.BALANCED, LogLevel.INFO)
assert snpe_ort.Initialize() == 0

#图像前处理
img = Image.open(img_path)
img.show()
processed_data, model_input, meta_data = preprocess_image(img_path)
meta_data["original image path"] = img_path # 在元数据中记录原始图像路径, 供后续结果叠加使用

# 执行推理, 获取输出字典
output_names = []
outputs = snpe_ort.Execute(output_names, model_input)

#结果后处理
result = postprocess_21class(
    model_output=outputs,
    meta_data=meta_data,
    alpha=0.7, # 前景70%不透明度
    edge_thickness=1, # 边缘粗细
    background_class=0 # 背景类别ID
)

# 保存并显示结果
result.save(output_path)
result.show()

#释放资源
assert snpe_ort.Release() == 0
```

2. utils1.py 文件内容：

调用本地文件和库以及前处理函数内容：

图像预处理函数:**参数:**

image_path:输入图像路径

target_size:目标尺寸(高度, 宽度)

返回:

batched:处理后的图像数组 (1, H, W, 3) float32

model_input:模型输入字典 {"image":batched}

meta_data:包含原始尺寸、填充量等元信息

处理流程:

1. 加载图像并确保 RGB 格式
2. 按比例缩放(保持长宽比)
3. 填充至目标尺寸
4. 归一化像素值到[0, 1]

```

import cv2
import numpy as np
from PIL import Image
from typing import Tuple, Dict, List
import matplotlib.pyplot as plt

def preprocess_image  前处理函数
    image_path: str,
    target_size: Tuple[int, int] = (520, 520)
) -> Tuple[np.ndarray, Dict[str, np.ndarray], dict]:
    # 1. 加载图像并转换为RGB格式(确保3通道)
    with Image.open(image_path) as img:
        orig_w, orig_h = img.size # 获取原始宽高
        img_np = np.array(img.convert("RGB")) # 转换为RGB格式的numpy数组
    # 2. 计算缩放比例(保持长宽比)
    target_h, target_w = target_size
    scale = min(target_w / orig_w, target_h / orig_h) # 计算最小缩放比例
    new_w, new_h = int(orig_w * scale), int(orig_h * scale) # 计算新尺寸
    # 3. 使用双线性插值缩放图像,先归一化到0-1范围,再进行缩放
    resized = cv2.resize(img_np.astype(np.float32) / 255.0, (new_w, new_h), interpolation=cv2.INTER_LINEAR)
    # 4. 计算填充量(居中填充)
    pad_w = (target_w - new_w) // 2 # 宽度方向填充量
    pad_h = (target_h - new_h) // 2 # 高度方向填充量
    # 5. 应用填充(上下左右对称填充)
    padded = np.pad(
        resized,
        [(pad_h, target_h - new_h - pad_h), # 高度方向(上填充, 下填充)
         (pad_w, target_w - new_w - pad_w), # 宽度方向(左填充, 右填充)
         (0, 0)], # 通道方向不填充
        mode='constant', # 常数填充
        constant_values=0 # 填充值为0(黑色)
    )
    # 6. 添加批次维度(模型通常需要batch维度)
    batched = np.expand_dims(padded, axis=0).astype(np.float32)
    # 7. 收集预处理元数据(用于后处理时恢复)
    meta_data = {
        "original_size": (orig_w, orig_h), # 原始图像尺寸
        "scale": scale, # 缩放比例
        "padding": (pad_w, pad_h), # 应用的填充量
        "original_image_path": image_path # 原始图像路径
    }
    return batched, {"image": batched}, meta_data

```

后处理函数内容:**结果后处理函数:****参数:**

model_output:模型输出字典 (需包含' mask' 键)
 meta_data:预处理保存的元数据
 alpha:前景透明度 (0-1)
 edge_thickness:边缘线粗细
 background_class:背景类别 ID

返回:PIL. Image:处理后的 RGB 图像

处理流程:

1. 将模型输出转换为分割掩码
2. 去除填充并还原原始尺寸
3. 为不同类别应用不同颜色
4. 生成带透明度的叠加结果

```
def postprocess_21class(model_output: Dict[str, List], meta_data: dict, alpha: float = 0.6, edge_thickness: int = 1, background_class: int = 0) -> Image.Image:
    # 1. 转换模型输出为520x520数组
    mask = np.array(model_output["mask"]).reshape(520, 520)
    # 2. 去除预处理时添加的填充区域
    pad_w, pad_h = meta_data["padding"]
    unpadded = mask[pad_h:520-pad_h, pad_w:520-pad_w]
    # 3. 还原到原始尺寸 (使用最近邻插值保持类别ID)
    orig_w, orig_h = meta_data["original_size"]
    resized_mask = cv2.resize(unpadded.astype(np.uint8), (orig_w, orig_h), interpolation=cv2.INTER_NEAREST)
    # 4. 加载原始图像 (确保RGB格式)
    original_img = np.array(Image.open(meta_data["original_image_path"]).convert("RGB"))
    # 5. 创建透明叠加层 (RGBA格式)
    overlay = Image.new("RGBA", (orig_w, orig_h), (0, 0, 0, 0))
    overlay_np = np.array(overlay)
    # 6. 使用matplotlib的tab20颜色映射 (21个类别)
    colors = (plt.get_cmap("tab20", 21).colors * 255).astype(np.uint8)[:, :3]
    # 7. 为每个前景类别上色 (跳过背景类)
    for class_id in range(21):
        if class_id == background_class:
            continue
        # 7.1 生成当前类别的二值掩码
        class_mask = (resized_mask == class_id)
        # 7.2 应用颜色和透明度
        overlay_np[class_mask, :3] = colors[class_id] # RGB通道
        overlay_np[class_mask, 3] = int(alpha * 255) # Alpha通道 (透明度)
        # 7.3 边缘强化处理 (可选)
        if edge_thickness > 0:
            # 查找轮廓
            contours, _ = cv2.findContours(class_mask.astype(np.uint8), cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
            # 绘制白色边缘
            cv2.drawContours(
                overlay_np,
                contours,
                -1, # 绘制所有轮廓
                color=(255, 255, 255, 255), # 白色边缘 (完全不透明)
                thickness=edge_thickness # 边缘粗细
            )
    # 8. 图像合成: 将分割结果叠加到原图上
    result = Image.alpha_composite(Image.fromarray(original_img).convert("RGBA"), Image.fromarray(overlay_np))
    # 返回RGB格式结果 (兼容性更好)
    return result.convert("RGB")
```

后处理函数

4.3 模型的运行推理

调用 python 主程序执行文件进行推理, 在开发板终端输入以下命令:

```
python3 <Python 文件地址>
```

如:

```
(python3 /home/fibo/Fibo_AI_Stack/SS/test2.py)
```

输入内容, 如图所示



输出结果，执行成功，结果如图所示：



5 Q&A

5.1 无法找到文件

可能原因:

1. 模型、标签等文件路径配置错误。
2. 模型文件未正确下载或解压。
3. 无权限访问文件。

解决办法:

1. 修改模型的存放路径。
2. 确保模型文件已正确下载并解压到指定路径。
3. 确保运行的 Python 文件处于正确路径下。
4. 检查文件权限，确保当前用户有权限访问模型文件。

5.2 环境配置失败

可能原因:

1. 环境变量未正确设置。
2. 缺少必要的 Python 包。

解决办法:

1. 确保已正确执行环境配置脚本：

```
cd /home/fibo/Fibo_AI_Stack/fiboaisdk_ubuntu_aarch64  
./scripts/env_qualcomm.sh 68
```
2. 检查环境变量是否已正确设置，确保路径中没有错误。
3. 安装必要的 Python 包。

5.3 推理结果不准确

可能原因:

1. 输入图像不符合模型要求。
2. 模型未正确加载或配置。

解决办法:

1. 确保输入图像格式正确使用，可以输出输入数据来检查格式是否符合模型要求
2. 检查模型，输入输出 Tensor 名称等信息正确。
3. 检查输入图像的预处理步骤，确保图像数据格式符合模型要求。