

基于 SC171V2 的 aidlite 加速推理指南

文档版本：V1.0

更新时间：2025 年 8 月 25 日

适用型号

序列	文档版本	适用型号	更新说明
1	V1.0	SC171 开发套件第二代	NA

目录

1 引言	1
2 所需软硬件环境	1
2.1 硬件环境	1
2.2 软件环境	1
3 详细步骤	1
3.1 准备	1
3.2 Python sample 代码	4
3.3 模型的运行推理	7
4 Q&A	9
4.1 无法找到文件	9
4.2 环境配置失败	10
4.3 推理结果不准确	10

1 引言

本指南针对广和通 SC171V2 板卡的 aidlite 加速模块使用进行分步展示，可参考 <https://docs.aidlux.com/guide/software/sdk/aidlite/aidlite-api-python>，可在官网查看完成说明。

注：官网中 AI 应用开发 /Aidlite/Python API 中 aidlite.Interpreter.create_instance() 函数在实际中的用法与网页中所写用法存在出入，不同板卡 aidlite 版本有出入导致函数使用不同，需要留意，本指南适用于无法直接用 aidlux_gpu 模块加速的版本。

通过本指南，您不仅能够掌握 aidlite 加速模块的基础用法，还能根据实际需求灵活更换模型、调整参数，为后续复杂应用的开发奠定坚实基础。若在实践过程中遇到问题，可随时参考第 4 节的“常见问题解答”或联系技术支持团队。

2 所需软硬件环境

2.1 硬件环境

SC171 开发套件 V2、USB 数据线、电脑

2.2 软件环境

安装 Aidlite SDK（从广和通官方获取，板卡基本自带，无需主动安装）。

3 详细步骤

3.1 准备

1. 相关模块信息：

(1) 自定义模型属性：对于 AidliteSDK 而言，会处理不同框架的不同模型，每个模型自己也有不同的输入数据类型和不同的输出数据类型。在使用流程中，需要设置模型的输出输出数据类型，就需要用到此数据类型。

成员变量名	类型	值	描述
TYPE_DEFAULT	int	0	无效的 DataType 类型
TYPE_UINT8	int	1	无符号字节数据

成员变量名	类型	值	描述
TYPE_INT8	int	2	字节数据
TYPE_UINT32	int	3	无符号 int32 数据
TYPE_FLOAT32	int	4	float 数据
TYPE_INT32	int	5	int32 数据
TYPE_INT64	int	6	int64 数据
TYPE_UINT64	int	7	Uint64 数据
TYPE_INT16	int	8	Int16 数据
TYPE_UINT16	int	9	Uint16 数据
TYPE_FLOAT16	int	10	Float16 数据
TYPE_BOOL	int	11	Bool 数据

(2) 自定义配置信息: 除了需要设置 Model 具体信息之外, 还需要设置一些推理时的配置信息。Config 类用于记录需要预先设置的配置选项, 这些配置项在运行时会被用到。创建 Config 实例对象 `create_instance()`, 此函数用于创建 Config 实例对象。

API	create_instance
描述	用于构造 Config 类的实例对象
参数	snpe_out_names: 模型输出节点的名称列表 (可选) number_of_threads: 线程数, 大于 0 有效 (可选) is_quantify_model: 是否为量化模型, 1 表示量化模型 for FAST (可选) fast_timeout: 接口超时时间 (毫秒, 大于 0 有效) for FAST (可选) accelerate_type: 加速硬件的类型 (可选) framework_type: 底层深度学习框架的类型 (可选)
返回值	正常: Config 实例对象 异常: None

下面是对这 3 个主要参数的依次说明和赋值说明:

推理实现类型 class ImplementType

成员变量名	类型	值	描述
TYPE_DEFAULT	int	0	无效 ImplementType 类型
TYPE_REMOTE	int	2	通过 IPC 的后端实现
TYPE_LOCAL	int	3	通过本地调用的后端实现

模型框架类型 class FrameworkType

前面提到过，Aidlite SDK 整合了多种深度学习推理框架，所以在前述使用流程中，需要设置当前使用哪个框架的模型，就需要使用此框架类型。本指南选择 tflite 模型格式。

成员变量名	类型	值	描述
TYPE_DEFAULT	int	0	无效 FrameworkType 类型
TYPE_SNPE	int	1	SNPE 1.x (DLC) 模型
TYPE_TFLite	int	2	TFLite 模型
TYPE_RKNN	int	3	RKNN 模型
TYPE_QNN	int	4	QNN 模型
TYPE_SNPE2	int	5	SNPE 2.x (DLC) 模型
TYPE_NCNN	int	6	NCNN 模型
TYPE_MNN	int	7	MNN 模型
TYPE_TNN	int	8	TNN 模型
TYPE_PADDLE	int	9	Paddle 模型
TYPE_MS	int	10	MindSpore 模型
TYPE_ONNX	uint8_t	11	onnx 模型
TYPE_QNN216	uint8_t	101	QNN2.16 模型
TYPE_SNPE216	uint8_t	102	SNPE2.16 模型
TYPE_QNN223	uint8_t	103	QNN2.23 模型
TYPE_SNPE223	uint8_t	104	SNPE2.23 模型
TYPE_QNN229	uint8_t	105	QNN2.29 模型
TYPE_SNPE229	uint8_t	106	SNPE2.29 模型
TYPE_QNN231	uint8_t	107	QNN2.31 模型
TYPE_SNPE231	uint8_t	1068	SNPE2.31 模型

推理加速硬件类型 class AccelerateType

对于每个深度学习推理框架而言，可能会支持运行在不同的加速硬件单元上，所以在前述使用流程中，需要设置当前模型期望运行在哪种计算单元，就需要使用此加速硬件单元类型。

成员变量名	类型	值	描述
TYPE_CPU	int	1	CPU 通用加速单元
TYPE_GPU	int	2	GPU 通用加速加速
TYPE_DSP	int	3	高通 DSP 加速单元

2. 导入所需的库，在终端输入以下命令：

```
pip3 install <所需安装包名>
```

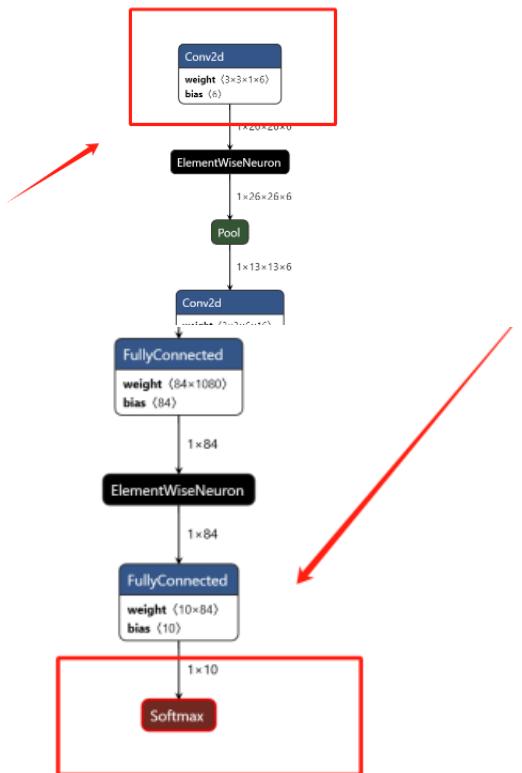
3. 需要准备的参数：

--dlc_path: 模型文件路径 (.dlc 文件)

--input_path: 输入文件路径

--模型相关数据:输入张量信息、输出张量信息

对于模型相关信息不了解的用户，可以通过 [Netron](#) 网站，导入模型文件查看模型相关信息，如图：



3.2 Python sample 代码

1. 调用库，定义文件路径
2. 加载模型，并对输入输出数据进行定义。
3. 创建 Config 实例对象。
4. 创建解释器对象，初始化解释器，解释器加载模型。
5. 根据使用的模型来更改对输入内容的前处理。
6. 执行模型推理操作。
7. 获取推理结果数据，根据使用的模型来更改模型输出后处理的代码部分。

自定义模型属性与模型信息区域，需要参考上文中提到的模块配置信息进行修改，前后处理函数与模型输入输出张量信息需要自行修改。

下面代码以手写数字识别案例为例作为展示

```
import aidlite # 导入AIDLite库, 用于模型推理
import numpy as np # 导入NumPy库, 用于数值计算
import cv2 # 导入OpenCV库, 用于图像处理
import os # 导入os库, 用于文件路径操作

#读取标签
def read_label_list():
    with open('label.txt', 'r', encoding="utf8") as f:
        data = f.read().splitlines() # 读取所有行并去除换行符
    return data

#前处理函数
def preprocess_image(image_path):
    img = cv2.imread(image_path) # 读取图像文件
    if img is None:
        raise ValueError(f"Failed to load image from {image_path}!") # 图像加载失败抛出异常
    # 转换为灰度图
    img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY) # 将BGR图像转换为灰度图像
    # 调整图像大小
    img = cv2.resize(img, (28, 28)) # 调整图像大小为28x28像素
    # 添加批次和通道维度
    img = np.expand_dims(img, axis=0) # 添加批次维度, 形状变为(1, 28, 28)
    img = np.expand_dims(img, axis=-1) # 添加通道维度, 形状变为(1, 28, 28, 1)
    # 归一化到[0,1]范围
    img = img.astype(np.float32) / 255.0 # 将像素值从0-255缩放到0-1之间
    print("Preprocessed image shape:", img.shape) # 打印预处理后的图像形状
    return img
```

导入必要的库

前处理函数

```
#后处理函数
def postprocess_output(output_data, label_list):
    print("Raw output data:", output_data) # 打印原始输出数据
    # 确保output_data是二维数组
    if output_data.ndim == 1:
        # 如果是一维数组, 将其转换为二维数组
        output_data = output_data.reshape(1, -1) # 重塑为(1, 10)形状
        print("Reshaped output data:", output_data) # 打印重塑后的输出数据
    # 获取预测结果
    w = np.argmax(output_data) # 找到输出数组中最大值的索引
    # 根据output_data的形状选择正确的索引方式获取置信度
    if output_data.ndim == 2:
        confidence = output_data[0, w] # 对于二维数组, 使用[0, w]索引
    else:
        confidence = output_data[w] # 对于一维数组, 使用[w]索引
    return label_list[w], confidence
```

后处理函数

```
def main():
    # 1. 定义模型和文件路径
    model_path = os.path.abspath('MyModel.tflite') # 获取模型的绝对路径
    image_path = '<输入文件路径>' # 待识别的图像文件路径

    # 2. 创建AIDLite模型对象
    model = aidlite.Model.create_instance(model_path) # 创建模型实例
    if model is None:
        print("Create model failed!") # 模型创建失败处理
        exit(1) # 退出程序

    # 3. 创建配置实例对象
    config = aidlite.Config.create_instance() # 创建配置实例
    if config is None:
        print("Create config failed!") # 配置创建失败处理
        exit(1) # 退出程序

    # 设置配置参数
    config.framework_type = aidlite.FrameworkType.TYPE_TFLITE # 设置框架类型为TFLITE
    config.accelerate_type = aidlite.AccelerateType.TYPE_GPU # 设置加速类型为GPU加速
    config.implement_type = aidlite.ImplementType.TYPE_LOCAL # 设置实现类型为本地执行
    config.number_of_threads = 4 # 设置线程数为4
    config.is_quantify_model = 0 # 设置是否为量化模型 (0表示非量化模型)
    config.fast_timeout = -1 # 设置超时时间 (-1表示无超时限制)
    print("Create Config success!") # 配置创建成功提示
```

自定义配置信息

```
# 4. 创建解释器对象
interpreter = aidlite.InterpreterBuilder.build_interpreter_from_model_and_config(model, config)
if interpreter is None:
    print("build interpreter_from_model_and_config failed!") # 解释器创建失败处理
    exit(1) # 退出程序
print("Create Interpreter success!") # 解释器创建成功提示

# 初始化解释器
result = interpreter.init() # 初始化解释器
if result != 0:
    print("interpreter->init() failed!") # 解释器初始化失败处理
    exit(1) # 退出程序
print("Interpreter init success!") # 解释器初始化成功提示

# 加载模型到解释器
result = interpreter.load_model() # 加载模型
if result != 0:
    print("interpreter->load_model() failed!") # 模型加载失败处理
    exit(1) # 退出程序
print("Interpreter load model success!") # 模型加载成功提示

# 定义输入输出张量形状
input_details = [[1, 28, 28, 1]] # 输入张量形状: 批次大小=1, 高度=28, 宽度=28, 通道数=1
output_details = [[1, 10]] # 输出张量形状: 批次大小=1, 输出类别数=10
```

自定义输入输出张量形状

```
# 设置模型属性
model.set_model_properties(
    input_shapes=input_details,
    input_data_type=aidlite.DataType.TYPE_FLOAT32,
    output_shapes=output_details,
    output_data_type=aidlite.DataType.TYPE_FLOAT32
)
```

自定义模型属性

```
# 5. 图像预处理
try:
    processed_img = preprocess_image(image_path) # 调用预处理函数处理图像
except ValueError as e:
    print(e) # 打印错误信息
    exit(1) # 退出程序

# 设置输入张量
result = interpreter.set_input_tensor(0, processed_img) # 将预处理后的图像数据设置为输入张量
if result != 0:
    print("interpreter->set_input_tensor() failed!") # 设置输入张量失败处理
    exit(1) # 退出程序

# 6. 执行模型推理
result = interpreter.invoke() # 执行模型推理
if result != 0:
    print("interpreter->invoke() failed!") # 模型推理失败处理
    exit(1) # 退出程序

# 获取输出张量
output_data = interpreter.get_output_tensor(0) # 获取输出张量数据
if output_data is None:
    print("interpreter->get_output_tensor() failed!") # 获取输出张量失败处理
    exit(1) # 退出程序

# 7. 结果后处理
label_list = read_label_list() # 读取标签列表
predicted_label, confidence = postprocess_output(output_data, label_list) # 调用后处理函数处理输出数据
# 打印预测结果
print("Predicted Label:", predicted_label) # 打印预测的标签
print("Confidence:", confidence) # 打印置信度

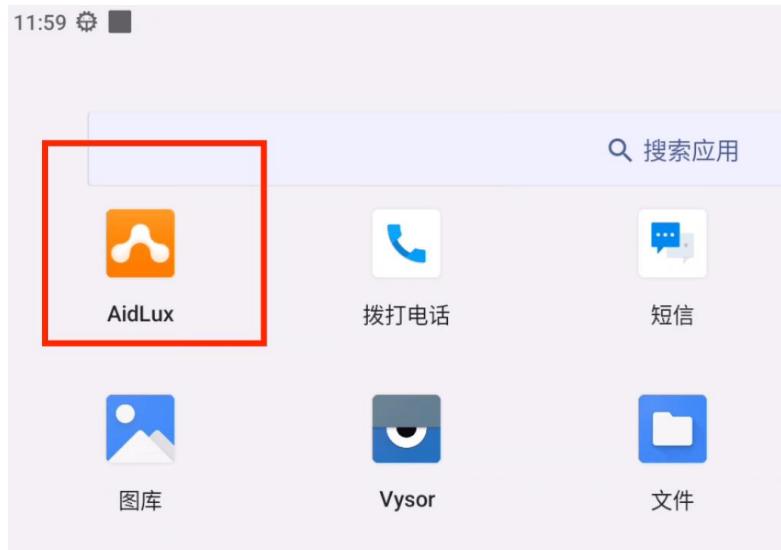
if __name__ == "__main__":
    main() # 执行主函数
```

自定义前处理函数

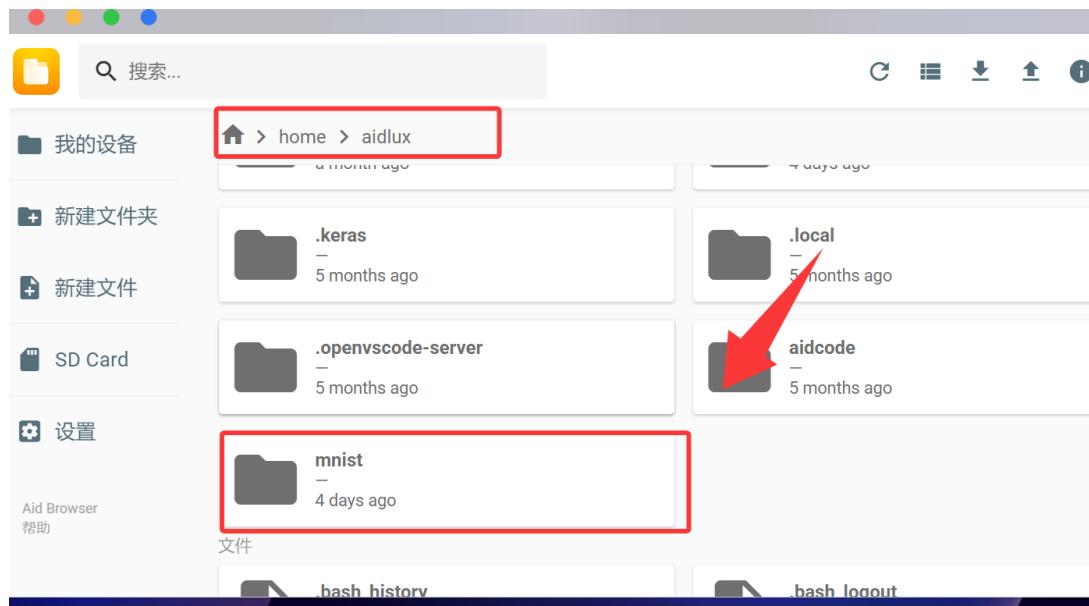
自定义后处理函数

3.3 模型的运行推理

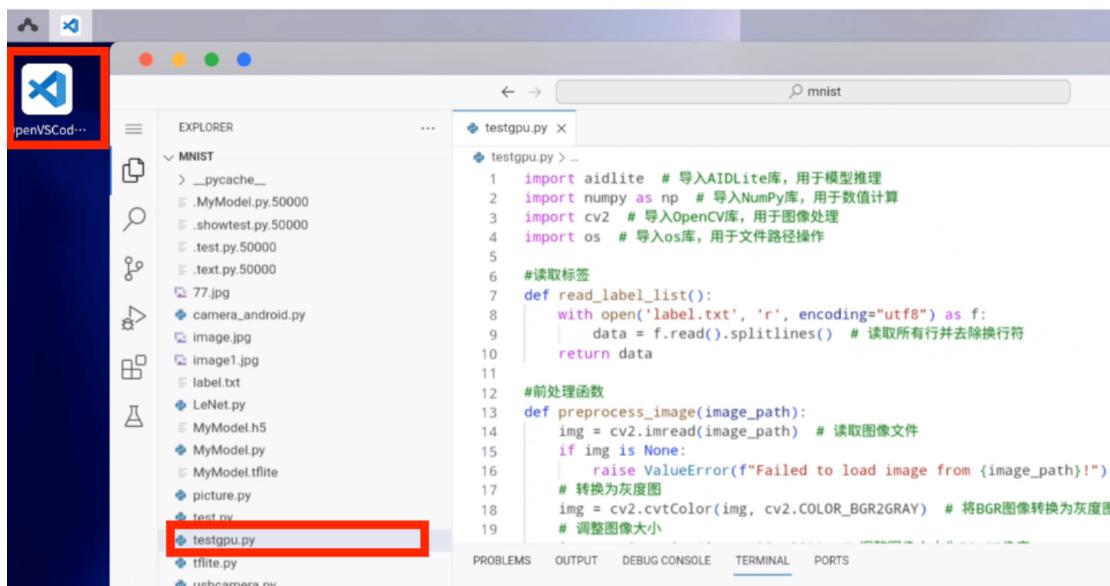
运行板卡，上滑到应用界面，打开 AidLux



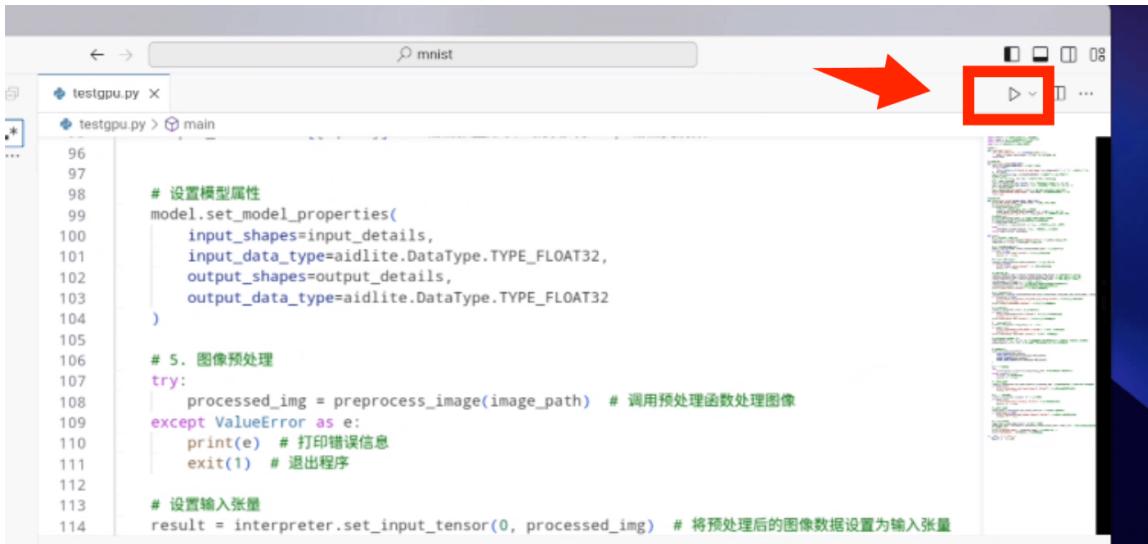
上传工程源码到板卡中，如图所示



打开 VS code，通过 VS code 打开 mnist 文件夹，修改 testgpu.py 文件，更改路径为个人板卡中的地址



调用 testgpu 执行文件进行推理，右上角选择运行文件

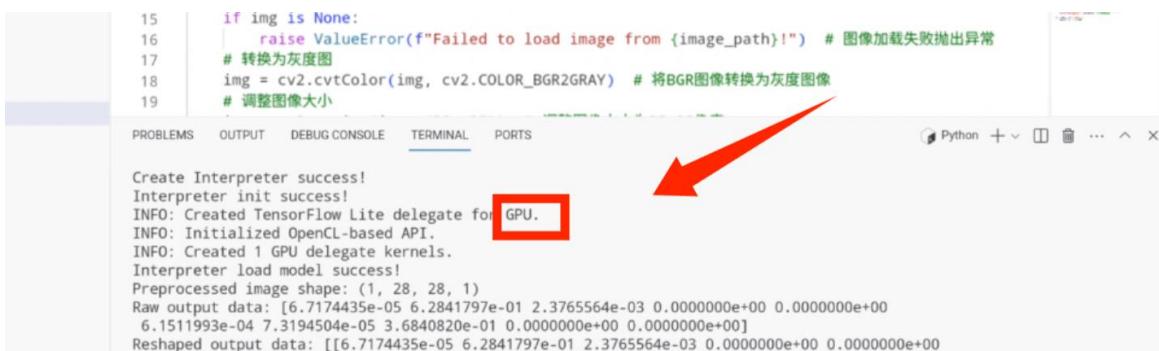


```
# 设置模型属性
model.set_model_properties(
    input_shapes=input_details,
    input_data_type=aidlite.DataType.TYPE_FLOAT32,
    output_shapes=output_details,
    output_data_type=aidlite.DataType.TYPE_FLOAT32
)

# 5. 图像预处理
try:
    processed_img = preprocess_image(image_path) # 调用预处理函数处理图像
except ValueError as e:
    print(e) # 打印错误信息
    exit(1) # 退出程序

# 设置输入张量
result = interpreter.set_input_tensor(0, processed_img) # 将预处理后的图像数据设置为输入张量
```

如图所示，成功调用 GPU 进行模型推理



```
if img is None:
    raise ValueError(f"Failed to load image from {image_path}!") # 图像加载失败抛出异常
# 转换为灰度图
img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY) # 将BGR图像转换为灰度图像
# 调整图像大小

Create Interpreter success!
Interpreter init success!
INFO: Created TensorFlow Lite delegate for GPU. GPU.
INFO: Initialized OpenCL-based API.
INFO: Created 1 GPU delegate kernels.
Interpreter load model success!
Preprocessed image shape: (1, 28, 28, 1)
Raw output data: [6.7174435e-05 6.2841797e-01 2.3765564e-03 0.0000000e+00 0.0000000e+00
 6.1511993e-04 7.3194504e-05 3.6840820e-01 0.0000000e+00 0.0000000e+00]
Reshaped output data: [[6.7174435e-05 6.2841797e-01 2.3765564e-03 0.0000000e+00 0.0000000e+00
```

4 Q&A

4.1 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 文件路径正确。
4. 检查文件权限，确保当前用户有权限访问模型文件。

4.2 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. 检查环境变量是否已正确设置，确保路径中没有错误。
2. 安装必要的 Python 包。

4.3 推理结果不准确

可能原因:

1. 输入图像分辨率不符合模型要求。
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. 重新加载模型并运行推理，确保模型配置无误。
4. 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。