



使用 OpenVINO™ 运行 YOLOv5 推理

白皮书

2020 年 11 月

英特尔机密



您不得使用或方便他人使用本文档对此处描述的相关英特尔产品作任何侵权或其他法律分析。您同意就此后起草的任何专利权利（包括此处披露的主题）授予英特尔非排他性的免版税许可。

本文件不构成对任何知识产权的授权，包括明示的、暗示的，也无无论是基于禁止反言的原则或其他。

此处提供的所有信息如有更改，恕不另行通知。请联系您的英特尔代表，了解最新的英特尔产品规格和路线图。

所述产品可能包含设计缺陷或错误（已在勘误表中注明），这可能会使产品偏离已经发布的技术规范。英特尔提供最新的勘误表备案。

如欲获取本文提及的带订购编号的文档副本，可致电 1-800-548-4725，或访问：
https://www.intel.cn/content/www/cn/zh/design/resource-design-center.html?elq_cid=4012504_ts1616577143528&erpm_id=5938557_ts1616577143528。

英特尔技术的特性和优势取决于系统配置，可能需要启用硬件、软件或激活服务。实际性能可能因系统配置的不同而有所差异。没有任何产品或组件是绝对安全的。请咨询您的系统制造商或零售商，也可登录 [intel.com](https://www.intel.com) 获取更多信息。

没有任何产品或组件是绝对安全的。

英特尔和英特尔标志是英特尔公司或其子公司在美国和/或其他国家（地区）的商标。

*文中涉及的其他名称及商标属于各自所有者资产。

© 2021 英特尔公司版权所有。

目录

1.0	简介	5
1.1	术语.....	5
1.1	参考文档	5
2.0	将权重转换为 ONNX 文件	6
3.0	将 ONNX 文件转换为 IR 文件	8
4.0	推理 Python 演示	11
4.1	使用 Letterbox 预处理输入图像.....	11
4.2	使用 Sigmoid 函数的 YOLO Region 层	13
4.3	边界框后处理	15
5.0	NCS2 的准确度下降问题	17
6.0	结论	19

图片

图 1.	经过 8 倍下采样的 YOLOv5 骨干网 P3 的输出节点，用于检测小型对象。	8
图 2.	经过 16 倍下采样的 YOLOv5 骨干网 P4 的输出节点，用于检测中型对象。	9
图 3.	经过 32 倍下采样的 YOLOv5 骨干网 P5 的输出节点，用于检测大型对象	10

表格

表 1.	术语	5
表 2.	参考文档.....	5

修订记录

日期	修订版	说明
2020 年 11 月	0.7	初始版本。

§

1.0 简介

本文档介绍了一种将带 *.pt 扩展名的 YOLOv5 PyTorch* 权重文件转换为 ONNX* 权重文件，以及使用模型优化器将 ONNX 权重文件转换为 IR 文件的方法。该方法可帮助 OpenVINO™ 用户优化 YOLOv5，以便将其部署在实际应用中。

此外，本文档提供了一个关于如何运行 YOLOv5 推理的 Python 推理演示，以帮助加快 YOLOv5 的开发和部署速度。在最后一部分，针对使用 NCS2 运行推理引擎引发的 YOLOv5 模型准确度下降问题，本文亦提供了解决方案 - 修改与重建 libmyriadplugin.so，以使其适应 YOLOv5 模型。

1.1. 术语

表 1. 术语

术语	说明
FPS	每秒帧数
OpenVINO™	开放式视觉推理和神经网络优化
ONNX*	开放式神经网络交换
YOLO*	You Only Look Once
IR	中间表示
NCS2	英特尔® 神经计算棒 2 代

1.2. 参考文档

表 2. 参考文档

文档	文档编号/位置
OpenVINO™	OpenVINO™
YOLOv5	YOLOv5
Netron	Netron

2.0 将权重转换为 ONNX 文件

需要以下组件。

OpenVINO™ - 在本文中，我们使用 OpenVINO™ Linux* 版本 2021.1 版进行验证系统 – CPU 处理器。在 Linux Ubuntu* 18.04.1 上使用 Sky Lake 对本指南进行验证

Python* - 在本文中，我们使用 Python 3.6.9 进行验证

ONNX - 在本文中，我们使用 ONNX 1.6.0 进行验证

PyTorch - 在本文中，我们使用 PyTorch 1.6.0 进行验证

Netron* - 在本文中，我们使用 Netron 4.4.3 进行验证。

2.1. 从 GitHub 复制 YOLOv5 存储库

在 Linux 终端运行以下命令（在本文中，提交 4d3680c 用于验证）。

```
$ git clone https://github.com/ultralytics/yolov5
```

2.2. 设置 YOLOv5 的环境

若要设置 YOLOv5 的环境，需要运行以下命令来安装一些必要组件：

```
$ pip install -r requirements.txt  
$ pip install onnx
```

2.3. 下载 PyTorch 权重

到目前为止，YOLOv5 存储库中有 3 个标签。由于骨干网的不同，YOLOv5 分为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x。此处，我们使用来自标签 v3.0 的 YOLOv5s 进行说明。运行以下命令，以下载 yolov5s.pt：

```
$ wget  
https://github.com/ultralytics/yolov5/releases/download/v3.0/yolov5s.pt
```

2.4. 将 PyTorch 权重转换为 ONNX 权重

YOLOv5 存储库提供了 `models/export.py` 脚本，您可以使用该脚本将带 `.pt` 扩展名的 PyTorch 权重导出为带 `.onnx` 扩展名的 ONNX 权重

由于 OpenVINO™ 2021.1 还未全面支持 ONNX opset 版本 11，因此我们需要将 `models/export.py` 脚本的第 69 行修改为 opset 版本 10:

```
torch.onnx.export(model, img, f, verbose=False, opset_version=10, input_names
=['images'],
                    output_names=['classes', 'boxes'] if y is None else ['out
put'])
```

然后保存脚本并运行以下命令:

```
$ python models/export.py --weights yolov5-v3/yolov5s.pt --img 640 --
batch 1
```

随后，我们将在 `yolov5-v3` 文件夹中得到 `yolov5s.onnx`。

§

3.0 将 ONNX 文件转换为 IR 文件

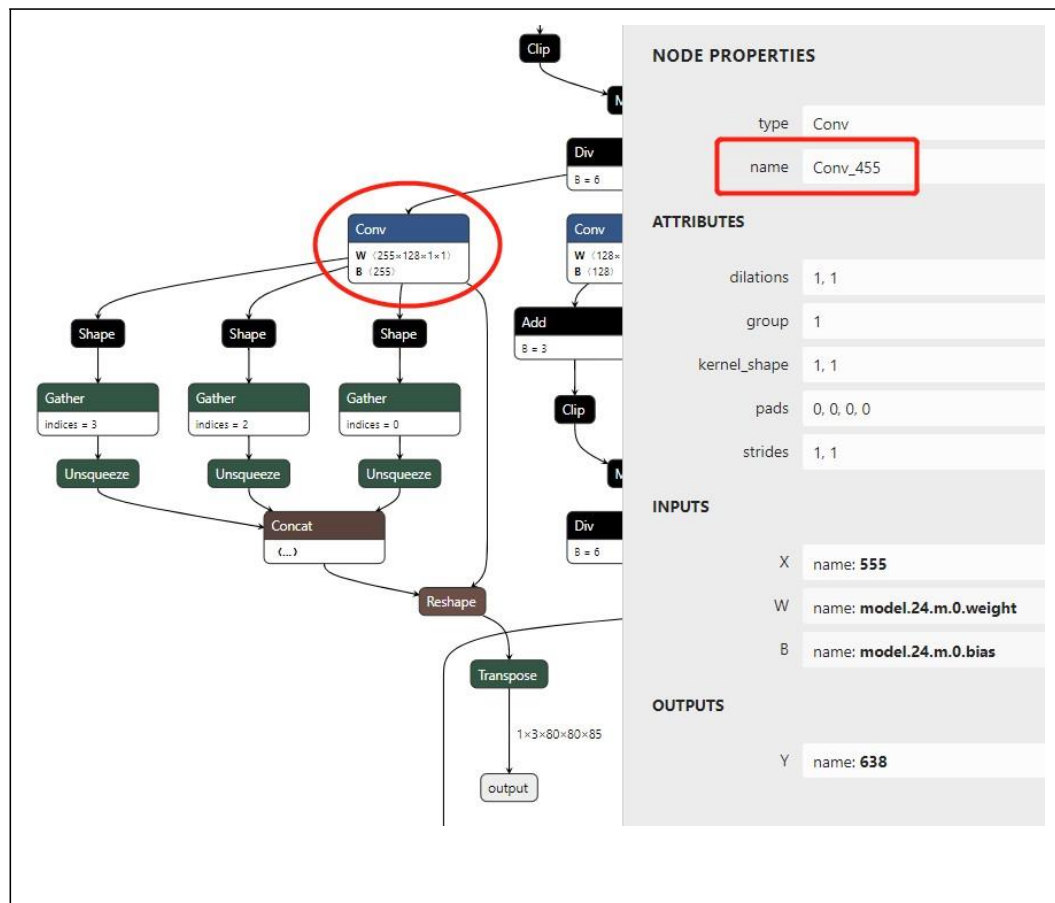
从上一节中得到 ONNX 权重文件后，我们可以使用模型优化器将其转换为 IR 文件。

运行以下脚本，以临时设置 OpenVINO™ 环境和变量：

```
$ source /opt/intel/openvino_2021/bin/setupvars.sh
```

在使用模型优化器转换 YOLOv5 模型时，我们需要指定 IR 的输出节点。

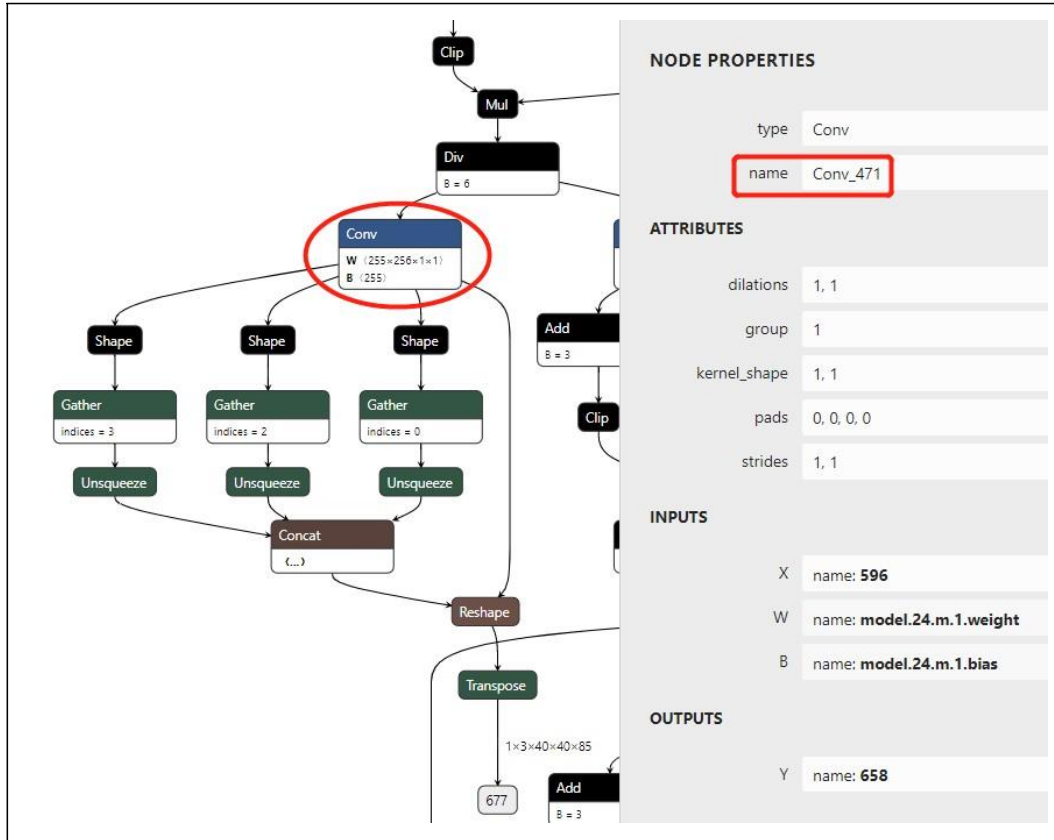
图 1. 经过 8 倍下采样的 YOLOv5 骨干网 P3 的输出节点，用于检测小型对象。



YOLOv5 中有 3 个输出节点。我们使用 Netron 查看 YOLOv5 ONNX 权重。然后通过 Netron 中搜索关键词“Transpose”找到输出节点。随后，我们可以查找卷积节点，该节点在图 1. 中被标

记为椭圆形。双击节点后，我们可以在属性面板中读取其名称“Conv_455”，名称在图 1 中被标记为矩形。图 1 显示大小为 1x3x80x80x85 的输出节点和分辨率为 1x3x640x640 的输入图像，用于检测小型对象。我们使用卷积节点的名称“Conv_455”来指定模型优化器参数。

图 2. 经过 16 倍下采样的 YOLOv5 骨干网 P4 的输出节点，用于检测中型对象。



我们可以采用类似的方式获取另外两个卷积节点的名称。图 2 显示大小为 1x3x40x40x85 的输出节点和分辨率为 1x3x640x640 的输入图像，用于检测中型对象。读取被标记为矩形的卷积名称“Conv_471”。图 3 显示大小为 1x3x20x20x85 的输出节点和分辨率为 1x3x640x640 的输入图像，用于检测大型对象。读取被标记为矩形的卷积名称“Conv_487”。

然后运行以下命令，以生成 YOLOv5 模型的 IR:

```
$ python
/opt/intel/openvino_2021.1.110/deployment_tools/model_optimizer/mo.py
--input_model yolov5-v3/yolov5s.onnx --model_name yolov5-v3/yolov5s -s
255 --reverse_input_channels --output Conv_487,Conv_471,Conv_455
```

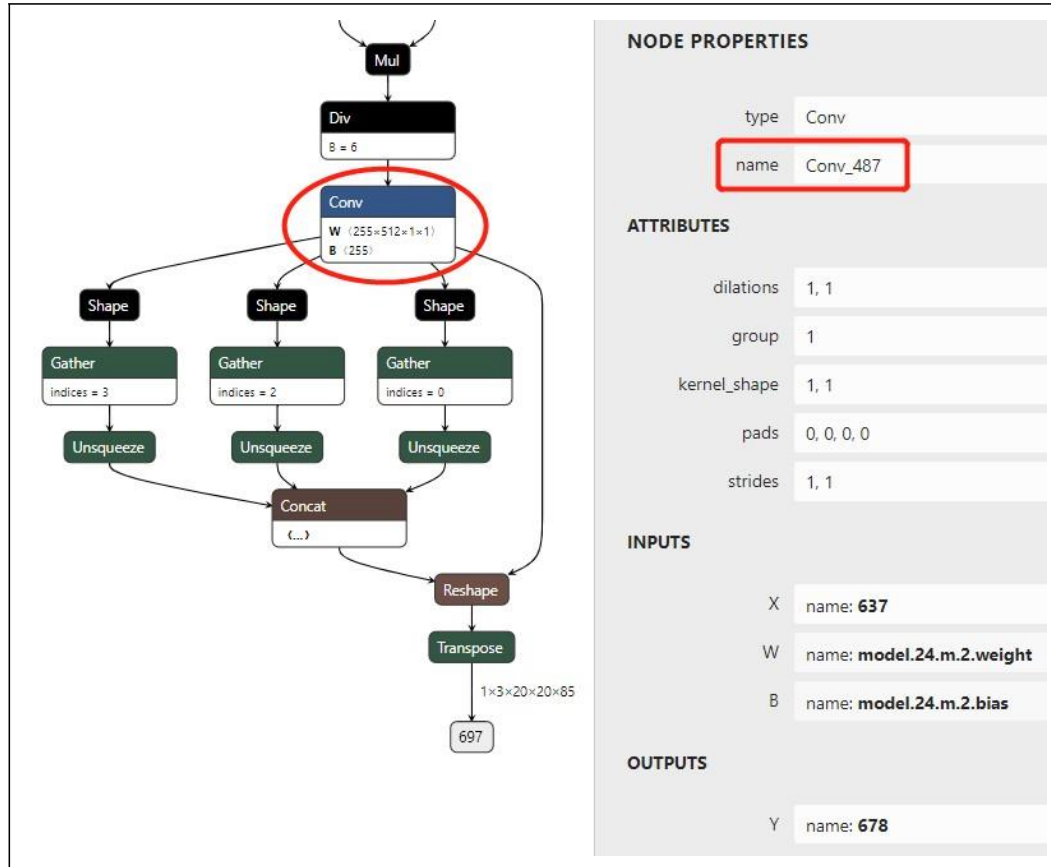
其中，--input_model 定义预训练模型，参数 --model_name 是生成的 IR 和 output.xml/bin 文件中的网络名称，-s 表示来自原始网络输入的所有输入值都将除以该值，--reverse_input_channels 可将输入通道顺序从 RGB 转变为 BGR (或者从 BGR 转变为 RGB) ， --

使用 OpenVINO™ 运行 YOLOv5 推理

output 表示模型输出运算的名称。

随后，我们将在 yolov5-v3 文件夹中得到 YOLOv5s 的 FP32 格式 IR。

图 3. 经过 32 倍下采样的 YOLOv5 骨干网 P5 的输出节点，用于检测大型对象。



§

4.0 推理 Python 演示

生成 YOLOv5 模型的 IR 后，我们根据 YOLOv5 模型的推理流程编写推理 Python 演示。根据 OpenVINO™ 默认 Python 演示中提供的 YOLOv3 演示，YOLOv5 演示中主要有 3 点需要修改：

- 1) 使用 letterbox 预处理输入图像
- 2) 使用 Sigmoid 函数的 YOLO region 层
- 3) 边界框后处理

点击[此处](#)下载 YOLOv5 Python 演示

4.1. 使用 letterbox 预处理输入图像

YOLOv5 使用 letterbox 处理网络的输入图像。在 YOLOv5 推理 Python 演示中，我们提供了一个用于处理图像的函数：

```
def letterbox(img, size=(640, 640), color=(114, 114, 114), auto=True, scaleFill=False,
              scaleup=True):

    # Resize image to a 32-pixel-
    # multiple rectangle https://github.com/ultralytics/yolov3/issues/232

    shape = img.shape[:2] # current shape [height, width]

    w, h = size

    # Scale ratio (new / old)
    r = min(h / shape[0], w / shape[1])

    if not scaleup: # only scale down, do not scale up (for better test mAP)
        r = min(r, 1.0)

    # Compute padding
    ratio = r, r # width, height ratios
```

```
new_unpad = int(round(shape[1] * r)), int(round(shape[0] *
r))
dw, dh = w - new_unpad[0], h - new_unpad[1] # wh padding
if auto: # minimum rectangle
    dw, dh = np.mod(dw, 64), np.mod(dh, 64) # wh padding
elif scaleFill: # stretch
    dw, dh = 0.0, 0.0
    new_unpad = (w, h)

dw /= 2 # divide padding into 2 sides
dh /= 2

if shape[:: -1] != new_unpad: # resize
    img = cv2.resize(img, new_unpad, interpolation=cv2.INTER_LINEAR)
    top, bottom = int(round(dh - 0.1)), int(round(dh + 0.1))
    left, right = int(round(dw - 0.1)), int(round(dw + 0.1))
    img = cv2.copyMakeBorder(img, top, bottom, left, right, cv2.BORDER_CONSTANT,
value=color) # add border

top2, bottom2, left2, right2 = 0, 0, 0, 0
if img.shape[0] != h:
    top2 = (h - img.shape[0])//2
    bottom2 = top2
    img = cv2.copyMakeBorder(img, top2, bottom2, left2, right2,
cv2.BORDER_CONSTANT, value=color) # add border
elif img.shape[1] != w:
    left2 = (w - img.shape[1])//2
```

```

right2 = left2

img = cv2.copyMakeBorder(img, top2, bottom2, left2, right2, cv2.BORDER_CONSTANT, value=color) # add border

return img

```

4.2. 使用 Sigmoid 函数的 YOLO Region 层

在对 YOLOv5 的每个检测头执行最后的卷积后，YOLOv5 使用 Sigmoid 函数处理推理中的输出。YOLOv5 Python 演示中的 YOLO region 层的解析函数与 YOLOv3 Python 演示中的解析函数不同。我们在此处提供了解析 YOLO region 层的代码：

```

def parse_yolo_region(blob, resized_image_shape, original_im_shape, params, threshold):
    # ----- Validating output parameters -----
    -----

    out_blob_n, out_blob_c, out_blob_h, out_blob_w = blob.shape
    predictions = 1.0/(1.0+np.exp(-blob))

    assert out_blob_w == out_blob_h, "Invalid size of output blob.It should be in NCH W layout and height should "\
        "be equal to width.Current height = {}, current width = {}" \
        "".format(out_blob_h, out_blob_w)

    # ----- Extracting layer parameters -----
    -----

    orig_im_h, orig_im_w = original_im_shape
    resized_image_h, resized_image_w = resized_image_shape
    objects = list()

    side_square = params.side * params.side

```

```
# ----- Parsing YOLO Region output -----  
-----  
bbox_size = int(out_blob_c/params.num) #4+1+num_classes  
  
for row, col, n in np.ndindex(params.side, params.side, params.num):  
    bbox = predictions[0, n*bbox_size:(n+1)*bbox_size, row, col]  
  
    x, y, width, height, object_probability = bbox[:5]  
    class_probabilities = bbox[5:]  
    if object_probability < threshold:  
        continue  
  
    x = (2*x - 0.5 + col)*(resized_image_w/out_blob_w)  
    y = (2*y - 0.5 + row)*(resized_image_h/out_blob_h)  
  
    if int(resized_image_w/out_blob_w) == 8 & int(resized_image_h/out_blob_h) ==  
8: #80x80,  
        idx = 0  
  
    elif int(resized_image_w/out_blob_w) == 16 & int(resized_image_h/out_blob_h)  
== 16: #40x40  
        idx = 1  
  
    elif int(resized_image_w/out_blob_w) == 32 & int(resized_image_h/out_blob_h)  
== 32: # 20x20  
        idx = 2  
  
    width = (2*width)**2 * params.anchors[idx * 6 + 2 * n]  
    height = (2*height)**2 * params.anchors[idx * 6 + 2 * n + 1]  
    class_id = np.argmax(class_probabilities)  
    confidence = object_probability
```

```

    objects.append(scale_bbox(x=x, y=y, height=height, width=width, class_id=class
_id, confidence=confidence,

                        im_h=orig_im_h, im_w=orig_im_w, resized_im_h=resized_image_h
, resized_im_w=resized_image_w))

    return objects

```

4.3. 边界框后处理

由于 YOLOv5 使用 `letterbox` 处理输入图像，因此我们需要重写边界框后处理，以得到正确的检测结果。缩放边框 (`scale box`) 函数如下所示：

```

def scale_bbox(x, y, height, width, class_id, confidence, im_h, im_w, resized_im_h=640, resized_im_w=640):

    gain = min(resized_im_w / im_w, resized_im_h / im_h) # gain = old / new

    pad = (resized_im_w - im_w * gain) / 2, (resized_im_h - im_h * gain) / 2 # wh padding

    x = int((x - pad[0])/gain)

    y = int((y - pad[1])/gain)

    w = int(width/gain)

    h =

    xmin = max(0, int(x - w / 2))

    ymin = max(0, int(y - h / 2))

    xmax = min(im_w, int(xmin + w))

    ymax = min(im_h, int(ymin + h))

    # Method item() used here to convert NumPy types to native types for compatibility
    with functions, which don't

```

```
# support Numpy types (e.g., cv2.rectangle doesn't support int64 in color parameter)  
  
return dict(xmin=xmin, xmax=xmax, ymin=ymin, ymax=ymax, class_id=class_id.item(), confidence=confidence.item())
```

§

5.0 NCS2 的准确度下降问题

相比在 CPU 上运行 FP16 推理得到的检测结果，我们注意到将 NCS2 设置为运行推理引擎的设备时，某些对象可能无法被 YOLOv5 模型检测到。这是因为图形转换工具使用的缩放比例适合大多数网络，但是有时可能不适合某些网络。为了解决该问题，需要修改 `weights_analysis.cpp` 中的缩放比例并重建 `libmyriadPlugin.so`。

首先需运行以下命令，从 GitHub 中复制 OpenVINO™ 存储库：

```
$ git clone https://github.com/openvinotoolkit/openvino
```

然后运行以下命令，从而切换到 OpenVINO™ 2021.1：

```
$ cd openvino
$ git submodule update --init --recursive
$ git checkout -b yolov5 2021.1
```

将 `inference-engine/src/vpu/graph_transformer/src/middleend/passes/` 中的 `weights_analysis.cpp` 的第 243-248 行修改为：

```
if (firstStage && shift < 4 && isGrowingOutput && weights->desc().dim(Dim::C)
    > 1) {
    normalVal = 5;
    shift = correctShift(shift, firstStage, stage->origLayer()->type); shift -= normalVal;
}

//shift = correctShift(shift, firstStage, stage->origLayer()->type);
//shift -= normalVal;
```

然后运行以下命令，以构建 OpenVINO™：

```
$ mkdir build & cd build

$ cmake -DCMAKE_BUILD_TYPE=Release -DENABLE_PYTHON=ON -
DPYTHON_EXECUTABLE=`which python3.6` -
DPYTHON_LIBRARY=/usr/lib/x86_64-linux-gnu/libpython3.6m.so -
DPYTHON_INCLUDE_DIR=/usr/include/python3.6 ..

$ make --jobs=$(nproc --all)
```

之后，您可以在 `bin/intel64/Release/lib/` 中找到 `libmyriadPlugin.so`。我们可以对原始的 `libmyriadPlugin.so` 进行备份，将新创建的 `libmyriadPlugin.so` 复制到文件夹 `/opt/intel/openvino/inference_engine/lib/intel64/`。然后，我们可以使用 NCS2 运行 YOLOv5 推理演示，得到的检测结果与使用 CPU 得到的检测结果几乎相同。

§

6.0 结论

本白皮书旨在帮助客户将 YOLOv5 模型应用到其应用中。

本文档详细介绍了如何将 PyTorch 权重文件转换为 ONNX 权重文件，以及如何使用 OpenVINO™ 模型优化器，从 ONNX 权重文件中生成 YOLOv5 模型的 IR。此外，本文档提供了针对 YOLOv5 模型的推理演示，适用于 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x 模型推理。针对使用 NCS2 部署 YOLOv5 模型引发的准确度下降问题，本文档还提供了解决方案。

通过阅读本白皮书，客户可以更轻松地开发与部署其应用。

§