项目 II：人脸关键点检测 （建议 PyTorch 完成。不反对学员用个人喜好的其他框架。）

紫色：要学习的内容

红色：项目任务（或注意事项）

绿色：要回答的问题

一、 **素材**：

数据：地址由班班告诉大家

包括 2000 张图片以及相应标注信息。

文件夹 2 个：

A. stage1：里面有第一阶段参考 prototxt 文件
B. stage3：里面有第二阶段参考 prototxt 文件

python 文件：

A. generate_train_test_list.py
   生成训练与测试数据列表。
   训练列表：train.txt
   测试列表：test.txt
B. detector.py
   程序主体，用来进行模型训练/验证
C. data.py
   用来处理数据。由 detector.py 进行调用
D. predict.py
   调用训练好的模型预测关键点。同样由 detector.py 进行调用

二、 **stage 1：**

任务：本阶段，阁下的任务，就是参照所给 python 程序以及项目说明，深入体会流程，并完成相应的学习任务(【紫色括号中的内容】)。所给的各个 python 程序，为参考代码。方便同学们在有困难时，进行查阅。最终写出自己的代码，比如 detector_yourself.py，并运行，进而完成训练，生成第一阶段的 detector 模型。再次运行 detector_yourself.py 并由其调用 predict_yourself.py，应当可以用所训模型在人脸图片上画出关键点。

综述：

人脸关键点检测，目的是通过 CNN 方法，进而在已有人脸检测框的基础上【注意：不是在全图上】，进行关键点检测，输出关键点坐标。

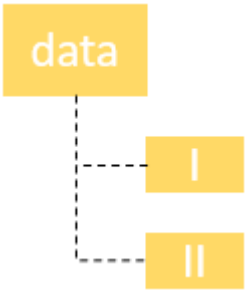
所谓人脸关键点，是一系列人为定义的点。人们主观认为，这些点，最能体现人脸信息，比如轮廓、五官样貌等。人脸关键点并不唯一，少到 4 点 5 点，多道 100 点 200 点都有。具体需要多少，要视实际情况而定。本项目训练结果，如果好，可以作为成果保留，所以点数适中，采用 21 点。

原始数据：

数据是任何 CNN 项目最为关键的一环，没有之一。甚至整个项目，如果没有数据，那么生成训练用数据能够占到整个项目一半以上的时间，有时，甚至贯穿整个项目。

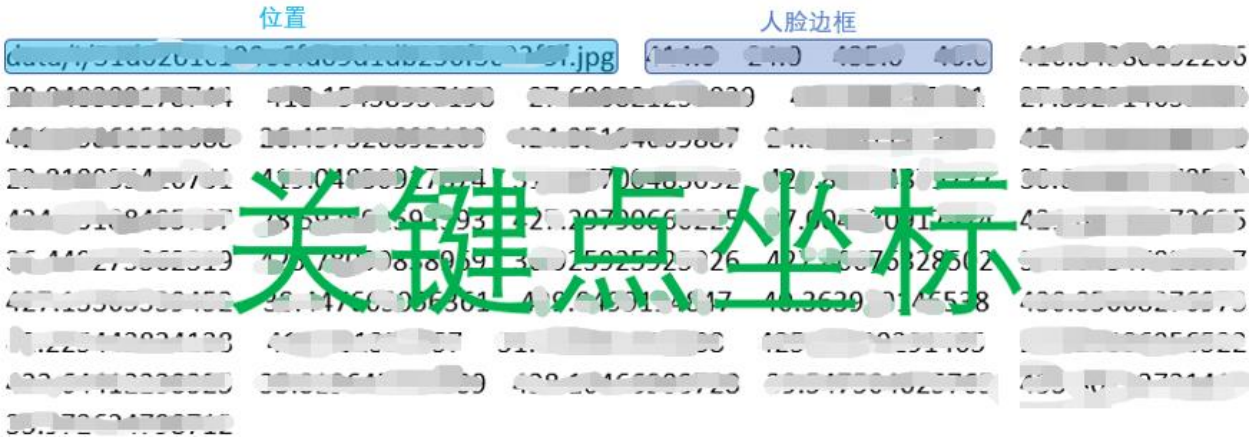
为了方便各位的学习，我们已经将图片进行整理。【实际工作中，这一步很可能将由各位亲手完成，千万不要忽略这一步的重要性以及耗时】

各位拿到的数据，结构如下：



文件夹 I 与 II 中，分别有 1000 张图共 2000 张。

I 与 II 中除图片外，还另有 label.txt，为标注信息。每行为一张图像的具体标注内容。共分 3 部分：1. 图像位置；2. 人脸框；3. 相对于整张图像的人脸关键点信息，顺序为 x1 y1 x2 y2… x21 y21。具体请看实例：

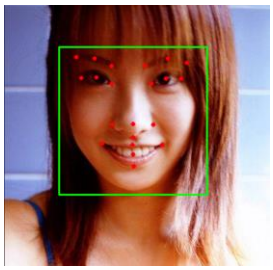
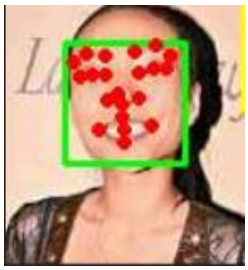


这是 label.txt 中一行所包含的信息。标注中，可能有<0 的情况出现，大家可以当做 0 或者忽略该行信息即可**【请牢记：此时所有数据坐标均是关于原始图像大小的。各位也请留意，通常情况下，原始坐标信息总是关于原始图像的。虽然，我们几乎不可能应用原始坐标，但是为了数据的可重用性，原始坐标信息总是应该保持为关于原始图像大小的】**

因此，在训练中，为了让程序知悉图片位置以及得以应用标注信息，我们需要完成“生成数据列表”的任务

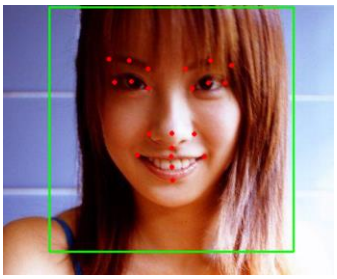
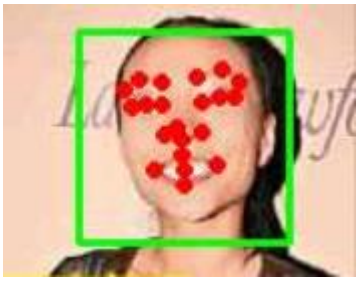
任务一：生成 train/test.txt

A. 建议同学首先画出人脸边框以及相应关键点以熟悉程序操作、坐标表示以及检验标注数据是否正确如下图所示：

【为省地方，只截取了部分图】

B. 我们可以看到，有时，由于标注的不仔细或不同标注任务标注标准不同，关键点可能会超出人脸框的范围。所以适当扩大人脸框的范围是必要的。这里，可以选取原始人脸框的 0.25 倍进行 expand。expand 时，请注意扩增后的人脸框不要超过图像大小。如下图：

【建议大家独立完成这部分。如果实在有困难，可以参考 generate_train_test_list.py 中 expand_roi 函数】

C. 真正有用的部分，是人脸，以及人脸关键点。所以，希望对人脸进行截取。同时，截取过后，人脸关键点坐标即变为相对于截取后的人脸图了。此步非常简单，只需要用关键点坐标减去人脸边框左上角点坐标即可：

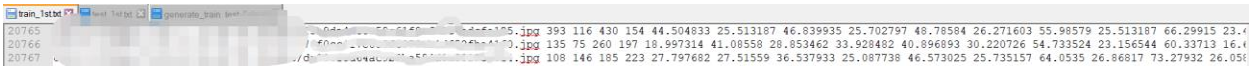
```
landmarks -= np.array([roi_x1, roi_y1])
```

另外，还需注意的是，

D. 生成 train/test.txt

此时，我们已可以生成训练以及测试数据集。(如果严谨些，还可生成验证数据集，这里只是项目举例，所以只简单生成训练与测试数据。) 训练与测试数据的比例，依个人喜好，通常 7:3 至 9:1 均能接受。并且，此时可以选择对数据进行 shuffle。（不 shuffle 也可。Caffe 或 pytorch 里均有可以 shuffle 的功能）

最终，大家的训练集/测试集应该长成这样：



1. 每行对应一张扩增人脸
2. .jpg 为原图位置
3. 后续四个数字，为 expand 后的人脸边框坐标
4. 后续 42 个数字，为相对于人脸边框的人脸关键点坐标

E. 验证：

为确保生成数据的准确性。生成后，仍需要验证。

具体可为，利用生成的数据截取人脸，并画出关键点，检验正确性。

以上，为数据准备的全部流程。请同学们体会其流程。

网络:

在 stage1 中，有 detector.prototxt。【.prototxt 为 caffe 的网络文件。这里，是一个非常简单的直线型网络，第一阶段大家可以直接应用这个网络架构。给大家这个文件的目的，一是给大家一个参考；二是想告诉大家用 caffe 的.prototxt 可能是最简单的，可以直接看到网络具体长什么样子的方法了。大家可以把 detector.prototxt 中的内容直接 copy 到这个地址中：https://ethereon.github.io/netscope/#/editor，这个是 netscope，在线绘制 caffe 模型的工具。Copy 完成后，shift+enter 就可以看到网络结构了。如下图：】

所以，这里有任务:

任务二: 网络搭建

A. 利用 netscope 查看示例网络结构

B. 参考 detector.py 中 class Net, 回答问题:

【1. 数据在网络中的维度顺序是什么？】

【2. nn.Conv2d()中参数含义与顺序？】

【3. nn.Linear()是什么意思？参数含义与顺序？】

【4. nn.PReLU()与 nn.ReLU()的区别？示例中定义了很多 nn.PReLU()，能否只定义一个 PReLU？】

【5. nn.AvgPool2d()中参数含义？还有什么常用的 pooling 方式？】

【6. view()的作用？】

【7. 体会 forward 中，网络如何被构建。】

【8. 注意返回值返回的并不是 loss】

C. 如果可以，请开始新建一个 detector_yourself.py，开始写自己的 class Net (当然可以用提供的网络，但请一定重写一遍，找找手感)

D.

训练框架的搭建:

打开 detector.py，由主函数 main()出发，咱们开始开车。

A. 第一部分

首先，是参数设置部分，这些参数，控制着整个程序。

```
def main_test():
    parser = argparse.A
    parser.add_argumer
    parser.add_argument
    parser.add_argument('
    parser.add_argument('
    parser.add_argument('
    parser.add_argument('
    parser.add_argument('
    parser.add_argument('
    parser.add_argument('
    parser.add_argument('
    parser.add_argument('
```

希望大家在这里掌握:

【1. 由命令输入参数的方式】

【2. 尝试明白各参数含义】

B. 第二部分

```
# For single GPU

# For multi GPUs, nothing need to change here

print('===> Loading Datasets')

print('===> Building Model')
# For single GPU
```

此部分，是一些“程序控制代码”，包括：

【1. 如何设置 GPU】

【2. 如何将数据/网络传入 CPU/GPU】

【3. 如何读取数据】(此部分会有后续任务与讲解)

C. 第三部分

```
criterion_pts =
optimizer =                                                              )
```

此部分，是关于“训练控制代码”，希望大家学习的包括：

【1. 如何设置 loss】

【2. 配合后续周学习，loss 都有哪些。分别有什么作用(常用的即可)】

【3. 如何设置优化器】

【4. 配合第 8 周内容，常用的优化器有哪些】

D. 第四部分

```
if args.phase == 'Train' or args.phase == 'train':

elif args.phase == 'Test' or args.phase == 'test'

elif args.phase == 'Finetune' or args.phase == 'finetune':

elif args.phase == 'Predict' or args.phase == 'predict':
```

此部分是定义“程序处于什么阶段”的部分。

这里，我们看到有四个阶段。分别是：

a. 训练

此部分将引导我们进入“训练代码”。训练代码是程序主体。模型学习来源于此部分

b. 测试

此部分将引导我们进入“测试代码”。如何总体评价我们训练的模型好坏，将由此部分做出（此部分会有后续任务）

c. Finetune

有时，我们会用别人训好的模型进行 finetune，或接着训练自己的模型。（此部分会有后续任务）

d. 预测

有时，我们也会直观检测我们训好的代码。比如，应用训好代码，画出人脸关键点。（此部分会有后续任务）

这里，希望大家学习的有：

【明确程序各个阶段的含义，有能力独自完成各个阶段】

任务三: 主体程序框架的搭建

请大家在理解的基础上，在 detector_yourself.py 中，完成自己的 main 程序主体。

注意，此时，你还不知道：

A. 如何读取数据

B. 如何写出 train/test/predict/finetune 部分代码

所以，这些可以空出来，我们接着开车

如何读取数据：

请大家聚焦

```
print('===> Loading Datasets')
train_set, test_set = get_train_test_set()
train_loader =
valid_loader =
```

此时，get_train_test_set()函数一定显得无比突兀。

是的，数据的预处理与读取，就藏于这里。我们可以通过文档加载，了解到，这个函数，应该藏于 data.py。我们去看看。

A. 第一部分，关于主体：

首先，找到主体：

```
def get_train_test_set():
    train_set = load_data(
    valid_set = load_data(
    return train_set, valid_set
```

不难看到，根源在 load_data()中。

另外，main 主函数是用于检验处理后的数据的准确性的。切记，随时检查准确性非常重要。我们一会再来看 main 函数

B. 第二部分，关于 load_data()：

```
def load_data(phase):
    data_file = phase + '.txt'
    with open(data_file) as f:
        lines = f.readlines()
    if phase == 'Train' or phase == 'train':
        tsfm = transforms.Compose([
            Normalize(),                # do channel normalization
            ToTensor()]                 # convert to torch type: NxCxHxW
        )
    else:
        tsfm = transforms.Compose([
            Normalize(),
            ToTensor()
        ])
    data_set = FaceLandmarksDataset(lines, phase, transform=tsfm)
    return data_set
```

希望大家学习流程：

【1. 请注意，train 与 test 的数据处理可以不同。虽然这里是相同的】

【2. 按 train 与 test 不同，先定义数据变换及其顺序，这里是 Normalize+ToTensor，再将其作用在数据上，此处是 FaceLandmarksDataset()】

C. 【第三部分，关于变换 Normalize 与 ToTensor】：

请大家注意 data.py 中，class Normalize 与 class ToTensor。大家注意到这里面的 def __call__ 是非显示调用的。大家只管写，pytorch 会帮我们进行调用的。

另外，传入的数据为 sample。这是一个 dictionary，代表了我们的数据包含了什么。这里，我们的数据只有两部分：

'image': 为我们的图像

'landmarks': 为我们的脸部关键点

Normalize：作用由 channel_norm 函数体现，为了将图片 normalize。【请大家注意，这是一个相对传统的做法，目前，人们发现，做不做这个 normalize，对最终结果的影响似乎不是很大。如果大家有兴趣，欢迎大家去掉这一步，并给出实验结果】

ToTensor：作用是将数据转成 pytorch 可使用的格式

D. 【第四部分，FaceLandmarksDataset()】：

此部分为最终"将变换作用于数据"的部分。

可以看到，这个 class 有三个部分，分别是：__init__，__len__以及__getitem__。此三部分，均不需显示调用。

它们分别对应：类的初始化；一共有多少数据；对于每批数据应当做何变换。

最关键的部分为__getitem__，这是变换的主体。

```
def __getitem__(self, idx):
    img_name, rect, landmarks =
    # image
    img =
    img_crop =
    landmarks =

    # you should let your landmarks fit to the train_boarder(112)
    # please complete your code under this blank
    # your code:



    sample =
    sample = self.transform(sample)
    return sample
```

我们返回的，将是真正用于训练的数据，因而，它是一个 dictionary。代表了：

'image':图像是什么

'landmarks'：关键点是什么

需要格外注意的是，我们在处理图像的过程中，有将图像 resize 到 train_boarder(这里是 112x112)，但是我们的 landmarks 得到的确是相对于 expand 过后的人脸 crop。所以，

任务四：补全 FaceLandmarksDataset()

a. 请大家新建 data_yourself.py
b. 按照刚才的流程，重写读取数据部分
c. 补全在 FaceLandmarksDataset()中，对于 landmarks 的操作。使你的 landmarks 是针对 train_boarder size 的（示例中是 112x112），而非原始 expand facial crop 的。

【另，这里处理数据是用的 PIL 库，大家完全可以将其替换成熟悉的 OpenCV 库来进行图像操作。因为大家较熟悉 OpenCV，所以这里选择 PIL,为让大家知道，pytorch 中，还可用别的库来处理图像。不至于今后看到别人的代码陌生。另外请注意，PIL 库中图像是 RGB 顺序，OpenCV 为 BGR,两者不同】

E. 第五部分，关于 main 函数：

如前所述，此部分的目的在于检验数据处理后是否依然正确。

任务五：补全 main 函数：

请在 data_yourself.py 中完成：

```
if __name__ == '__main__':
    train_set = load_data('train')
    for i in range(1, len(train_set)):
        sample = train_set[i]
        img = sample['image']
        landmarks = sample['landmarks']
        ## 请画出人脸crop以及对应的landmarks
        # please complete your code under this blank




        key = cv2.waitKey()
        if key == 27:
            exit(0)
        cv2.destroyAllWindows()
```

以便验证自己的数据变换是正确的。

Train 部分：

请大家移回目光到 detector.py。请看 def train().

这里，就是训练代码的主体。包含两部分，其一是真正的训练部分；其二是 validating 部分。因为除了 train，我们要在 train 的过程中，实时监测训练结果，避免过拟。

请大家仔细阅读代码，相信以大家的能力，利用注释，足以理解代码。如果不懂，请大家查阅资料，并回答以下问题：

【1. print 的格式化如何实现的】

【2. optimizer.zero()与 optimizer.step()的作用是什么？】

【3. model.eval()产生的效果？】

【4. model.state_dict()的目的是？】

【5. 何时系统自动进行 bp？】

【6. 如果自己的层需要 bp，如何实现？如何调用？】

任务六：完成训练的任务：

至此，训练的部分已经完整。大家可以尝试训练了。

A. 在自己的 detector_yourself.py 中完成 def train 函数。
B. train 函数应由 main 函数 train 部分调用
C. 请大家保存训练好的 model
D. 代码中，没有存留 log 信息的代码，请大家自行完成这部分
E. train 函数 return 的部分，作用在于可以存下各个阶段的 loss，用于后续绘制 loss 走势。示例中没有这部分，请大家自行完成
F. 如果顺利，你应当至少在 train 时，loss 低至 3 以下；在 validation 时，loss 低至 9 以下。如果你在应用自己的 criterion，那么请忽略此条。一切以画出的结果是否准确为准

Test、Predict 与 Finetune 部分：

在 detector.py 中，还有 Test、Predict 与 Finetune 三部分没有代码，分别在 main 函数 args.phase==Test、Predict 与 Finetune 中定义。

请注意，Test 的目的是直接利用已训练好 model，作用在 test 数据集上。（为简便，这里 test 和 valid 可用一个数据集。）看平均 loss。

Predict 目的为利用已训练好 model 作用在某张图片上，画出预测的 landmarks，直观看效果。相当于 model 的应用。

Finetune 为利用已训练好 model，继续训练。（通常，finetune 会需要更小的 lr）。

任务七：完成 Test\Predict\Finetune 代码：

A. 请学会 load 已有 model

B. Finetune 时，有时还要固定某些层不参与训练，请回答如何 freeze 某些层。

至此，一套完整的流程已经全部建立。

我们涉及到了：处理原始数据、网络搭建、流程控制、数据预处理、训练、检验等多个步骤。请好好消化这些内容。如果你觉得车速尚可，那么，我们，又要提速了。

三、stage 2

任务：此阶段，是对于上一阶段的补充。大家应该也能感受到，stage1 仅仅是起步。毕竟，我们的网络很简单、我们 loss 很简单、我们的训练策略很简单、我们的数据很简单等等。总之，一切都很简单。所以，这个阶段，是使 stage1 的各个部分变得 fancy。没有一定之规，大家各显神通。总之，希望大家能给出一个秒杀 stage1 的 model。

任务一：关于数据：

我们的数据预处理非常简单。所以还可以尝试很多：

1. 不要 normalize 可以么？
2. 数据增广没做啊，做下试试？比如：水平翻转、小角度旋转、是否可以平移？

任务二：关于训练方法 ：

我们的训练采用最基本的 SGD.课上，我们讨论了更多方法，所以，为何不尝试呢?

1. 如果换用 Adam 呢？请找出 Adam 的 lr
2. 如果一开始用 Adam，之后换成 sgd 呢？
3. 如果用 step 改变 lr 呢？
4. 如果加上 batch normalization 呢？

任务三：关于网络：

我们的网络非常简单，就是个线性网络。如果用其他的呢？

1. 比如，resnet？
2. 比如 fpn？
3. 比如其他的？
4. 尽量避免过拟

以下为选做内容：

任务四：关于目标：

我们的目标非常简单，就是直接回归坐标。但有的时候，我们也会回归 heatmap。这也可以是一个可以尝试的部分。

任务五：关于 loss：

我们的 loss 非常简单，就是 MSE，可以尝试下其他 loss，比如 smooth l1 loss。如果更改了训练目标，也应当配合训练目标适当更改 loss。

四、stage 3

现实项目往往更加复杂。比如：现实情况下，你怎么能保证输入就是张人脸呢？因此，真实场景中，是否应该再加入分类分支呢？

任务：完成真实场景下人脸关键点检测：

A. 为网络加入分类分支。

真实场景下，不能保证输入就是人脸。

如果没有分类分支，那么一旦输入为非人脸，虽然此时不应输出任何关键点，但是网络势必仍然会输出伪关键点。因而一种解决方法就是，为网络加入分类分支。如果分类认为输入图片为人脸，则输出人脸关键点；如果分类认为输入为非人脸，则此时不输出人脸关键点。

B. 生成非人脸数据。

非人脸数据的生成可由图片中不含有人脸的部分得到。可以认为，如果一个 image crop，其与人脸重叠部分 iou<0.3，就是非人脸。

C. 重新生成 train/test.txt

我们以前生成的 train/test.txt 格式如下：

文件名 | 人脸框 | 人脸关键点

现在，我们要生成新的 train/test.txt，格式如下：

文件名 | 图像框 | 人脸关键点 | 1 【此时是人脸，称正样本】

文件名 | 图像框 | 0 【此时非人脸，称负样本】

D. 对于 loss 的处理：

这是最复杂的部分：

Loss 分为两部分：a. 分类 loss + b. 坐标 loss

关于 a：需要注意正负样本比例。同时，我们还可以利用 weighted cross entropy loss 控制侧重于训练正样本还是负样本。大家应该学习如何使用 weighted loss；

关于 b：需要注意，只有正样本拥有这个 loss，负样本，是没有这个 loss 的。所以如何来控制？可以在样本计算 loss 时加入 mask，这个 mask 可以由 label 来生成。比如，一个 batch 有 4 个样本，分别为：负样本、人脸、负样本、负样本。则这个 mask 可以为[0, 1, 0, 0]。此时，真正计算 b loss 的，就只有第二个样本了。关于 mask 的应用，大家可以参考 yolo-pytorch 版本。比如这个连接中 response、not response loss 的部分。

除此之外，由于 loss 分为两个部分，我们还可以给两个部分加入不同的权重，权重多的，会被侧重训练。如：

Loss=a*loss_a + b*loss_b

此时，如果 a>b，则会侧重训练 loss_a。

E. 关于检测：

除了对于坐标 loss 的监测，还要对分类 loss 进行监测。并给出 accuracy。同时，此时的 accuracy 不能仅仅是总体样本的 accuracy，我们还要分别看正负样本的 accuracy，所以，这个需要大家去统计各个 batch 中，正负样本的个数并加以计算

至此，stage3 也算是告一段落。

Stage3 是较为复杂的综合类问题。是可以当做真实项目处理的实际问题。可以看到与 stage1 的区别。请大家体会其中不同，并记住其中所学

五、总结

通过三个阶段，每个阶段的提高，希望同学们能有所收获。

Stage1 的目的，仅仅在于熟悉流程，熟悉编程。

Stage2 的目的，在于应用一些小技巧和一些常用的框架，属于“熟悉主流文化”

Stage3 的目的，是希望给同学一点面对实际问题的感觉，里面会涉及到更多技巧与思想。

希望同学们 3 个 stage 下来，真的有所收获。另外，如果效果不错，这个 model，是真的可以在以后用在实际工作中的。这是各位的成果，加油~