DSP 2021 fall
Project

姓名: 吳添毅
學號: R10944011

Part 1

1. I used:
   PyTorch / Lightning
   CPU / **CUDA**
   Colab / **PC** / Other:_____

2. Kaggle result:

Accuracy	0.99666

3. Preprocessing details. (15pts)
   1. 針對 training data 的 2 個 channels 做 Normalization，然後 transform 到 testing data 上。
   2. 先做 FFT(Fast Fourier Transform) 後再 Normalization 然後 transform 到 testing data 上。
   發現其實效果差不多，用相同架構的 model 搭配不同前處理的 Accuracy 效果很接近。

Preprocessing / Architecture	Normalization	FFT & Normalization
3 convolution + ReLU + Dropout(p=0.2)	0.99666	0.99
4 convolution + ReLU	0.99666	0.99333
Similar UNet Arch + ReLU + Dropout(p=0.2)	0.96333	0.96333

4. Method, training details (model arch., why did you select this arch?), experimental setting (hyper-parameters) (30pts):
   原本架構為 4 layers of 1d convolution 搭配 ReLU，最後加上 fully connected layer 分成 3 類。→ 0.99666
   添加 Dropout(p=0.5) 在每層 ReLU 後面 → 0.98
   添加 1d batch normalization 在每層 ReLU 前面 → 0.37
   刪減最後一層 1 d convolution 並添加 Dropout(p=0.5) → 0.99666

也有使用類似 Unet 的想法，從一開始的 neurons 為 20 → 40 → 80 → 40 → 20。
→ 0.96333
最佳架構(總和 accuracy 和 model 大小)為 3 layers of 1d convolution 搭配 ReLU + Dropout(p=0.2) → 0.99666
Hyperparameters:
batch_size = 48
lr = 3e-3
epochs = 30
loss function: Cross Entropy
optimizer: Adam
架構圖:

```
----------------------------------------------------------------
        Layer (type)               Output Shape         Param #
================================================================
            Conv1d-1              [-1, 20, 2284]             540
              ReLU-2              [-1, 20, 2284]               0
           Dropout-3              [-1, 20, 2284]               0
            Conv1d-4               [-1, 40, 325]           8,840
              ReLU-5               [-1, 40, 325]               0
           Dropout-6               [-1, 40, 325]               0
            Conv1d-7                [-1, 20, 64]           7,220
              ReLU-8                [-1, 20, 64]               0
           Dropout-9                [-1, 20, 64]               0
           Linear-10                     [-1, 3]           3,843
================================================================
Total params: 20,443
Trainable params: 20,443
Non-trainable params: 0
----------------------------------------------------------------
Input size (MB): 0.12
Forward/backward pass size (MB): 1.37
Params size (MB): 0.08
Estimated Total Size (MB): 1.57
----------------------------------------------------------------
```

5. What have you learned (Interesting Findings and Special Techniques)? (30pts)
原本提供的架構 accuracy 就已經很高了，所以我有試著將 convolution 的層數減少和添加 dropout，發現 dropout 掉一些可以避免 overfitting 的問題並順利提升 accuracy。

我加了 Batch Normalization 看 training 的 accuracy 可以達到 跟 dropout 一樣的水準，但表現卻非常差，所以我猜可能是 overfitting 太嚴重。
感覺就只能一直測試不同參數和架構，像 dropout 有測試過 0.8, 0.5, 0.3, 0.2，發現 0.2 好像是最好的，但因為有上傳次數的限制，也不敢隨隨便便亂測試。
但我發現我原本實作的 model 有 accuracy 為 1，但後來卻弄不出一樣結果 QQQ，我猜可能是因為我用 jupyter notebook 的關係導致梯度沒被清掉才會 accuracy 為 1 吧(?)，我後來把 model 的 weight 拆開印出來發現我的每層 layer 都一樣但確實作不出來。

Part 2

1. Explain your method and result in detail. (7pts)

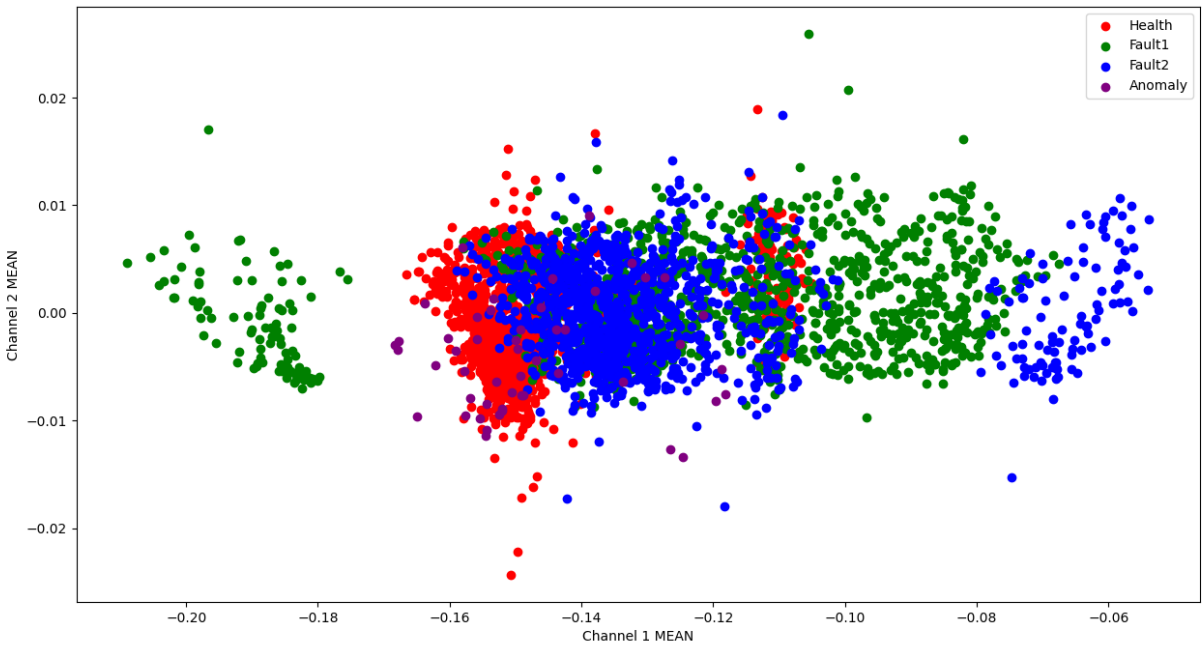
Accuracy	0.74666

2. Preprocessing details.
   與 task1 一樣有做一般的 Normalization 或是先 FFT 再 Normalization。
   但做起來看起來差不多，所以為了方便就直接用 normalization。
3. Method, training details (model arch., why did you select this arch?), experimental setting (hyper-parameters)
   a. 我一開始用 Linear Regression 然後輸出 3 類的 log probability 總和，設一個 threshold ，低於某一值就當作 anomaly。→ 0.23000
   b. 後來想說如果我我基於 LR model 的 threshold(低於當作 anomaly)，高於 threshold 則輸入 task1 的 model。→ 0.51000
   c. 第一步用 oneclassSVM 和 IsolationForest 來分出 anomaly，之後再將正常訊號丟入 task1 的 model。→ 0.22666
   d. 使用 autoencoder 的想法，設定 decode 的訊號的 Error 當作 threshold(低於當作 anomaly)，高於 threshold 則輸入 task1 的 model。→ 0.74666
   Hyperparameters:
   batch_size = 128
   lr = 3e-3
   epochs = 30
   loss function: Mean Square Error
   optimizer: Adam

AutoEncoder 架構圖:

```
----------------------------------------------------------------
        Layer (type)               Output Shape         Param #
================================================================
            Linear-1              [-1, 2, 8000]     128,008,000
              Tanh-2              [-1, 2, 8000]               0
            Linear-3              [-1, 2, 4000]      32,004,000
              Tanh-4              [-1, 2, 4000]               0
            Linear-5              [-1, 2, 2000]       8,002,000
            Linear-6              [-1, 2, 4000]       8,004,000
              Tanh-7              [-1, 2, 4000]               0
            Linear-8              [-1, 2, 8000]      32,008,000
              Tanh-9              [-1, 2, 8000]               0
           Linear-10             [-1, 2, 16000]     128,016,000
          Sigmoid-11             [-1, 2, 16000]               0
================================================================
Total params: 336,042,000
Trainable params: 336,042,000
Non-trainable params: 0
----------------------------------------------------------------
Input size (MB): 0.12
Forward/backward pass size (MB): 1.25
Params size (MB): 1281.90
Estimated Total Size (MB): 1283.27
----------------------------------------------------------------
```

4. What have you learned (Interesting Findings and Special Techniques)?
   網路上搜尋 one class classification, anomaly detection 大多都是 oneclassSVM 和 isolationForest 這 2 個方法，但我自己測試發現它其實會把很多正常的訊號也判為異常，用起來成果也不怎麼好，因此我有把每個類別的 2 個 channel 的 mean 畫散佈圖，但其實 anomaly 和正常 data 的散佈圖蠻接近的，我猜可能是因為這樣導致 oneclassSVM 這種比較不 powerful 的方法辨別不好，所以就朝著 Neural Network 前進。



原本想要嘗試 PCA 的，但礙於時間問題所以就沒嘗試， autoencoder 我也是第一次寫，所以也只是參考 pytorch 官網的基本教學去做修改，我發現我的 neurons 數目會大大的影響我的 accuracy，但時間不夠多所以也只有測試幾種排列組合。

這裡有我參考到的介紹 anomaly detection 的方法網址:

https://www.wintellect.com/pca-based-anomaly-detection/

https://anomagram.fastforwardlabs.com/