# 國立陽明交通大學深度學習期末專題

# Machinery Fault Diagnosis by using FFT and DNN

學生:何儒昇、張馨尹、朱文滔

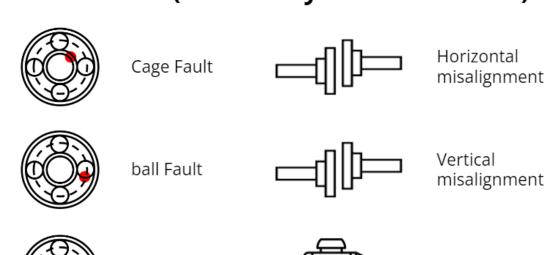
**Imbalance** 

#### 簡介

我們想要利用震動的訊號藉由快速傅立葉轉換(FFT)和深度學習的方式來判斷機械故障的種類與故障程度,本次專題使用的是MAFAULDA的資料集。資料是SpectraQuest's Machinery Fault Simulator (MFS) Alignment-Balance237 Vibration Trainer (ABVT)根據不同頻率與不同的損壞程度得到的資料,總共有七種類別,1951筆資料。類別:正常 + 6項不同損壞,每一筆資料有八個感測器對應到得250000個單位時間的數據。



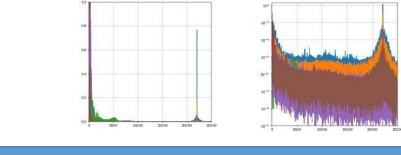
#### **MAFAULDA (Machinery Fault Database)**



Outer Fault

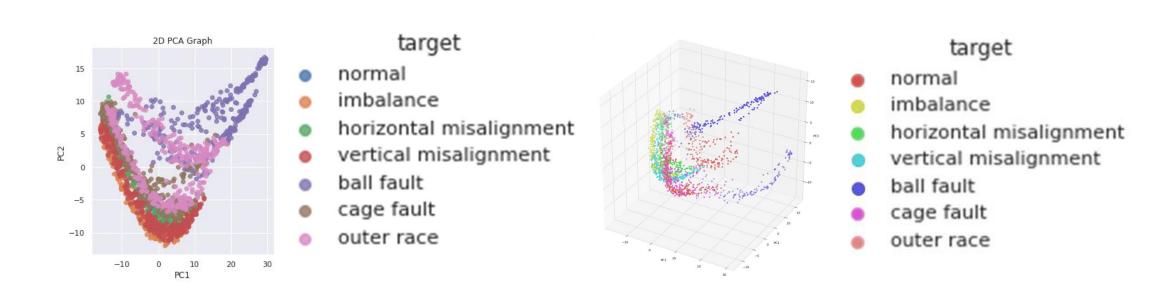
#### **FFT**

利用快速傅立葉轉換將時序訊號轉換至頻域,也將原本的資料大小從31 GB降到36 MB,但只有轉換到頻域仍然無法辨識,因為最大值與最小值之間的差異過大,所以需要對縱軸進行log scale,將頻域訊號之間的差異放大。



# 可視化資料分布

透過主成分分析(PCA)將資料降維,了解資料與類別之間的相關性,藉由事前分析判斷是否有離群值存在,並將資料視覺化顯示出來。



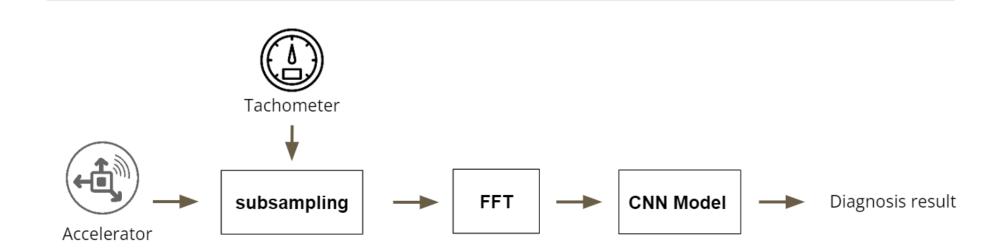
#### 相關論文比較

Reference	Model	Signal processing methods	Average Accuracy(%)
[Ribeiro et al.]	SBM + RF	Discrete Fourier Transform (DFT)	96.43
[Nath et al., 2021]	GRU	DFC + Soft-DTW	98.30
[Marins et al., 2017]	SBM + RF	Discrete Fourier Transform (DFT)	98.50
[Silva and Rocha]	XGBoost	Haar Wavelet	99.16
[Souza et al., 2021]	PdM-CNN	FFT	99.58
proposed	NAS-MLP	FFT	99.75
[Erick et al, 2022]	T4PdM	FFT + PCA	99.98

# 問題與討論

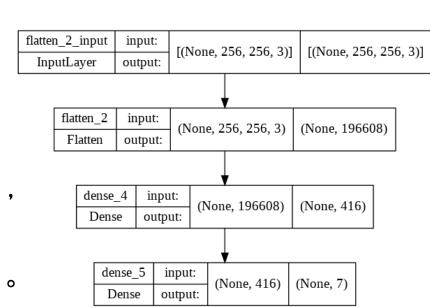
- 1. 將圖片疊合起來作為網路的輸入。
- 2. Multi-input作為特徵融合的手段進行辨識。
- 3. NAS在search space下尋找最好的網路架構。
- 4. 使用Regression作為辨識會有不同輸出結果例如g, mm等不同的單位。

## 流程圖



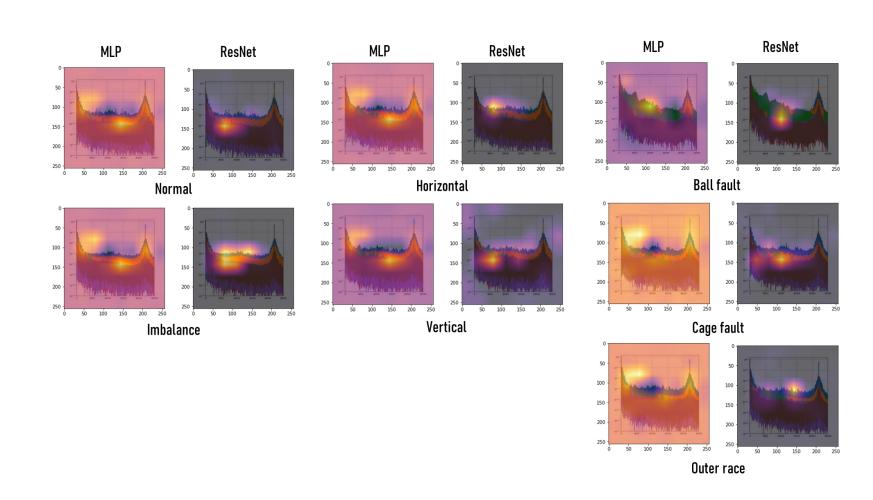
# NAS

在模型的設計中,主要是利用 AutoKeras 在 指 定 的 search space下去進行參數的最佳化,採用的方式有單純使用CNN,單純使用MLP,以及結合CNN+MLP,而最後的結果是MLP的結果最好。



## **Explainable Al**

下圖代表的是模型對於不同的類別有不同的關注,而左邊的代表的是利用NAS search出來最佳的模型,右邊代表的是Resnet50,在圖片中越明亮的pixel代表的意義是模型在辨識的時候所關注的地方,而從下圖可以明顯的看出即便兩種模型的準確度相近,但對於相同的圖片,模型所關注的地方也有所不同,而Resnet50很明顯地又會更專注於圖片中特定的點。



#### 結論

綜合上述所說,在故障種類的部分我們成功的利用FFT及MLP的方式來完成辨識,辨識的結果也達到99.75%,和目前的paper比起來只比使用Transformer的方式來的差一點,但在故障程度的辨識我們並沒有成功的結果,我們嘗試了不同的方式,例如Multi-input的FFT,concatenate圖片的方式作為input,利用NAS在searchspace下搜尋等,但依舊效果不彰,會想要額外多嘗試幾種方法,例如直接從時序訊號透過網路模型擷取特徵後辨識結果,或是透過Transformer取代RNN讓時序訊號能平行的進行網路的計算等。

## 參考文獻

- [1] E. G. Sperandio Nascimento, J. Liang, I. Figueiredo, and L. Guarieiro, *T4PdM: a Deep Neural Network based on the Transformer Architecture for Fault Diagnosis of Rotating Machinery*, 2022.
- [2] F. Ribeiro, M. Marins, S. Netto, and E. da Silva, *Rotating machinery fault diagnosis using similarity-based models*, 2017.
- [3] M. Marins, F. Ribeiro, S. Netto, and E. da Silva, "Improved Similarity-Based Modeling for the Classification of Rotating-Machine Failures," *Journal of the Franklin Institute*, vol. 355, 07/01, 2017.