**Dual Adaptive Training of Photonic Neural Networks**

()(250617)

實作重點：

觀念重點：

1. (P.2)所提及的光學的應用有空可以看

**Physics-Constrained Comprehensive Optical Neural**

**Networks**

(NeurIPS 2024)(250616~250617)

實作重點：

1. (P.2)Fig1(b)：model空氣粒子散射跟鏡片誤差[16, 17]，但還是有一些難以model[18, 19, 20]，
2. Fig1(c)：貌似是我們現在用的方法?
3. Fig1(d)：用一個額外model校正的方法，但不給physical constraints似乎不好train。於是本篇加入quantifiable physical information
4. (P.5)嘗試量化laser intensity instability。Loss function意義：嘗試讓分類區最大值與第二大值的差異要夠大。太小：模型輸出的最大與次大強度差太小，稍有雷射波動（∆f\_jit）就可能分類錯誤。太大：模型會被過度限制，只追求「拉開強度差距」而忽略其他準確性或特徵擬合能力，導致訓練效果下降、分類精度降低
5. 嘗試量化Optical devices deviation。作者說主要來自CCD感測器(exposure time & intensity of the emitted laser light)。
6. (P.6)將其餘誤差定義為Fixed & Coupling error
7. 主要步驟講解：
   1. Pre-training (類似我們第一版的ONN)。
   2. 再用版的phase map(ONN)去訓練版的compensation DNN，使得經過轉換的output image相同。
   3. 把DNN併入主要model並訓練版ONN
   4. 重複上述步驟直到maximize classification accuracy

觀念重點：

1. SLM(Spatial Light Modulator)：可在每個像素上調整光的相位
2. DMD(Digital Micromirror Device)：大量可以轉動的小鏡子組成，每個鏡子對應一個畫素，可以快速地反射光線來控制亮暗。像是可調整的binary mask。

討論：

1. Results後面沒有仔細看。
2. 似乎就是先手動去除掉一些能手動model的誤差項，再重複製作DNN以改進其他不能手動model的誤差項

**Only Frequency Domain Diffractive Deep Neural Networks**

(Applied Optics: 中上水準的工程型期刊)

實作重點：

1. Introduction提到大多數其他研究都是用模擬的。並會遇到三種常見的問題
2. 提到轉到frequency domain可以降低那三種常見的問題
3. (P.2RU)使用photorefractive crystal產生activation function的效果
4. (P.2RU)直接在frequency domain比較loss
5. (P.3L)加入noise對phase進行訓練
6. 200\*200 neurons, 1um neuron size, 980nm wavelength

觀念重點：

1. 都卜勒頻移：在頻域容易辨識；雷射線寬與頻率雜訊：在頻域中容易用濾波器去除頻率雜訊（例如高頻抖動），也可以選擇性強化主頻成分；大氣擾動：扭曲會造成高頻成分擾動容易在頻域去除；
2. 總結：轉換到頻率域之所以能緩解這三個問題，是因為頻率域能讓這些效應變得「可辨識、可隔離、可補償」。
3. (P.3R)提到對於空白部分較多的sample有更好的分類能力

**Ensemble Learning of Diffractive Optical Networks**

實作重點：(沒有很完整閱讀)

1. 似乎就是把N個parallel的D2NN進行組合，並在最後一層進行ensemble class score的加總

討論：

1. Introduction內容可以參考
2. (P.2)[18, 25, 34]證明D2NN就算沒有非線性層，越多層仍會有更好的效果
3. [19, 25, 29]的內容可能與我們類似

**Misalignment Tolerant Diffractive Optical Networks**

實作重點：

1. 想要處理layer-to-layer misalignments and related fabrication tolerances，在分類問題上的影響
2. 在訓練時，對每個layer L, training iteration I, 加入一個3D displacement vectors：

每個component取自uniform distribution

1. 實驗設置
2. Fig.1有展示不同training uniform distribution下的表現

觀念重點：

1. 在降低1.67%的peak accuracy，換到56%的misalignment accuracy
2. 增加distribution的範圍，就能用更多的peak accuracy換到更多的misalignment accuracy

討論：

1. 此方法不知在restoration問題上是否仍有效
2. 為何使用uniform distribution?

**Time-Lapse Image Classification Using a Diffractive Neural Network**

實作重點：

1. 將CIFAR-10的圖片在一定時間內橫向移動，積分這段時間的訊號進行分類問題
2. 每種類別設定兩個區域的sensor[11]，再換算得到分數
3. 引入額外的loss去控制光子使用效率：可以用accuracy去換SNR
4. 使用差分式檢測(differential detection)：每個類別用兩個detectors接收

觀念重點：

1. 移動圖像似乎可以增加generalization(Figure 3)
2. 差分式檢測(differential detection)，可以「虛擬地」克服光學偵測器只能接收非負光強度的問題。可以理解成，能方便呈現「與目標class不像的特徵」含量有多少，有助於分類

討論：

1. 參考影片拍攝實驗設置

**Real-time\_Terahertz\_Compressive\_Optical-Digital\_Neural\_Network\_Imaging**(吳邵軒學長發的論文)

**A\_Review\_of\_Optical\_Neural\_Networks**(2020年ONN的review)

**All-optical\_Machine\_Learning\_Using\_Diffractive\_Deep\_Nueral\_Networks**(UCLA團隊第一篇ONN Paper)