

# 超解析於太赫茲波斷層掃描圖

A33 組員：涂兆宏 指導教授：楊尚樺 教授

## 摘要

在太赫茲波電腦斷層掃描的領域中(THz-CT), 我們提出了一個基於深度學習的超解析度技術, 此技術可以節省六倍的物體量測時間以及抑制重建回剖面圖的人為干擾。以結構相似性(SSIM)作為考量成像品質的指標的話, 我們的方法可以達到0.9612。

## 實驗方法與結果

我們對6個不同的物體作CT, 物體中每一個 layer 的資訊(sinogram)在接下來會當作 deep learning model 的 dataset。系統流程圖如下:



Fig.1 實驗架構

首先我們在 THz detector 所接收到的是 THz wave 經過物體之後所剩餘的能量, 因此與 reference THz wave 的強度做相減, 就可以得到 THz 在特定角度特定位置下被物體吸收的能量。量測所產生的 sinogram 如下圖:

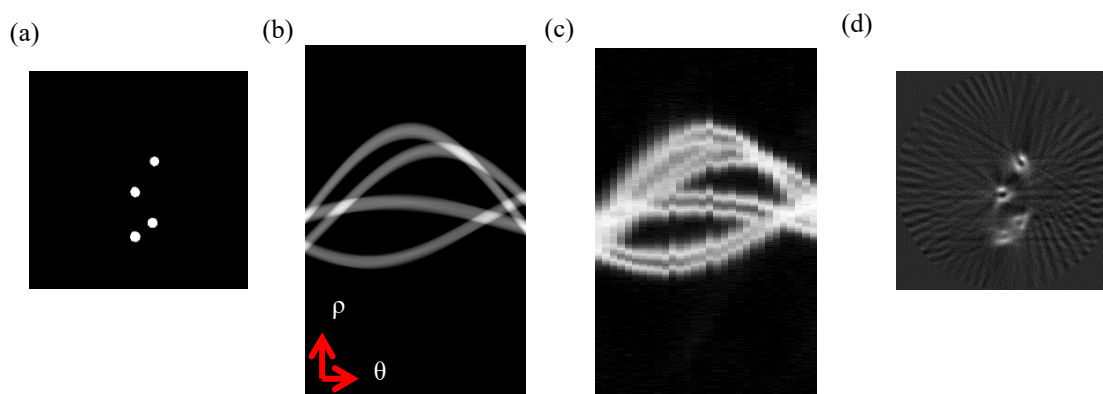


Fig.2 (a)剖面圖

(b)透過 Radon transform 所計算出理想的 sinogram。橫軸為取樣的角度數  $N_0=30$ , 縱軸為特定角度下的位置, 共288個 pixels

(c) 實際量測的 sinogram

(d) 利用(c)經由 FBP 所計算出的 CT-image

從 Fig2.(d) 可以看到一條條不必要的 artifact，這是由於取樣的角度數不夠的緣故。而(d)中物體中間的空洞主因來自於物體對於 THz 的吸收較少，而大部分的能量損耗來自於物體表面的反射以及散射。另外 THz 的 beam width 較大，因此在(c)中物體的影響被放大，影響到剖面圖中物體的範圍被擴大。

由於量測的時間實在是太過冗長，因此我們想要降低取樣的次數，而如 Fig4所顯示的，降低量測次數會使得重建回來的剖面圖有一條條的 artifact，因此我們希望可以利用 deep learning super resolution 的方式，以量測較少的 sinogram，利用 super resolution 的方式提高 sinogram 的解析度又不會太失真，如此產生的剖面圖的品質可以改善。

輸入的 data 為實際用 THz 所得到剖面圖的 sinogram，而作為訓練 model 所需要的 ground truth 則是 Fig2.(a)以180個角度數做 Radon transform 所得到的 sinogram

在這領域中大部分的研究大多都是轉換成 CT-image 之後再進行處理，而我在轉換成 CT-image 之前先對 sinogram 對 super resolution 的用意在於：

1. CT-image 縮小兩倍的結果相當於在 sinogram 上只對  $\rho$  這一軸(Fig.2)做壓縮， $\theta$  軸上的長度不變，因此在 sinogram 上做 super resolution 會比在 CT 上更有效率。
2. 相對於每一個角度下取樣的次數  $\rho$ ，在實驗中取樣的角度對於成像所需的時間影響更大，因此當在做 sinogram 上用 super resolution 提升取樣角度的 resolution 可以降低在實際上需要取值的角度數，進而大幅減少成像的時間。
3. 由於取樣的角度數對於整個 CT 的品質影響較大，當角度數過少時會使得 CT 上面出現 artifact 影響成像品質(Fig2.(d))，而由於 Radon transform 的特性，一條條的 artifact 經過轉換後在 sinogram 上會轉換成一個點，對於 deep learning model 來說改變一個點的值會比一條線來的容易。
4. 由於有物體的區域很小，而且我們的 dataset 是一個物體在不同高度下的剖面圖，因此相鄰幾層的剖面圖彼此的相關性會比常見的 dataset 來的大，對於 deep learning model 來說容易產生 overfitting，然而轉換成 sinogram 後資訊會比較多，況且在實驗中，我們有多取180-360度之間的角度，因此實際上我們 sinogram 的大小為60\*288，雖然在做 FBP 時只需要0-180度之間的數值，但是在 training 時我們可以取 sinogram 中不同的部分(Data augmentation)。

而所使用的 deep learning model 如下圖 Fig3：

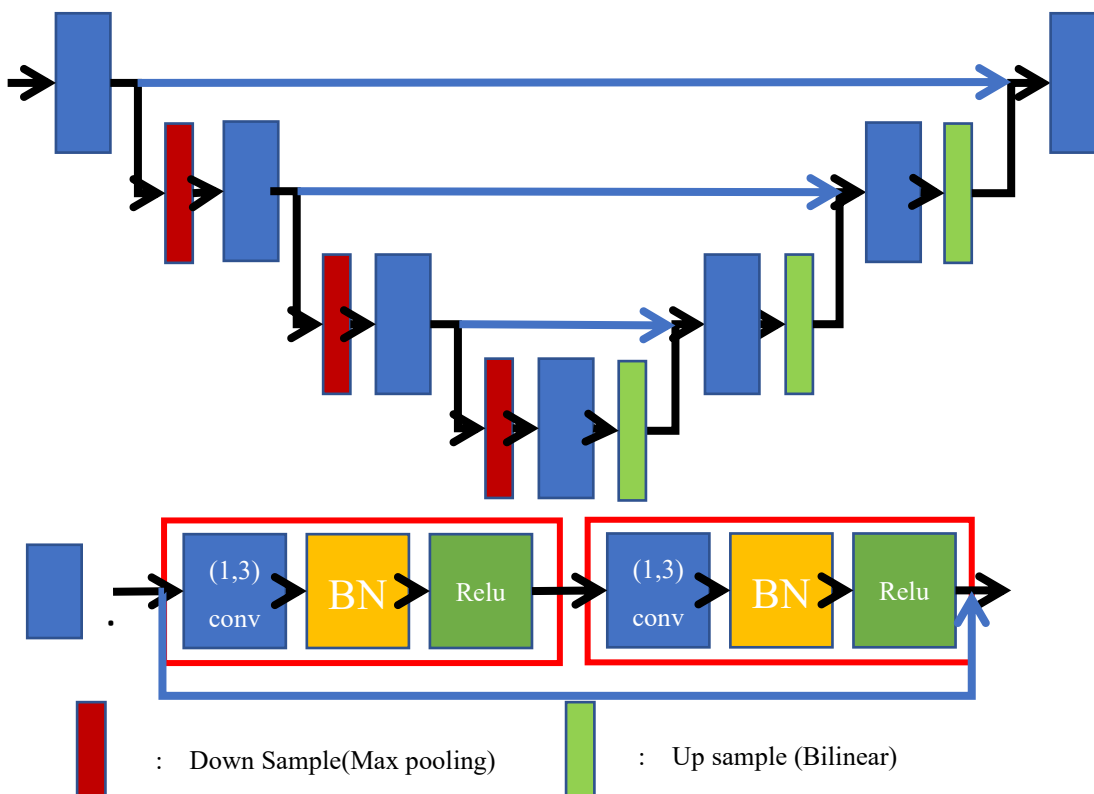


Fig.3 deep learning structure

在此實驗所利用到 deep learning model 整體架構主要參考 UNET，由於輸出的 sinogram 的大小為  $180 \times 288$  並不算大，Down sample 太多次會使下一層 Layer 的 receptive field 超出 sinogram 大小，因此只使用 3 層；而 up sample 的方式最常見的為 Bicubic 的方式，但是為了減少運算時間，使用 Bilinear 作內部 up sample 的方式。而藍色的 Convolution Layer 則是使用 Shortcut Connection 的方式，讓裡面的 convolution 可以專注在復原 sinogram 中較細節的部份。

使用 singular structure similarity (SSIM) 來評量 deep learning 所產生出來的剖面圖裡實際剖面圖的差異。如下圖 Fig.11(a) 所示。而在圖 (b) 中與利用 Bicubic (BIC) 的方法提升 sinogram 的 resolution 之後，在轉換而成的剖面圖做比較。可以看出 DL model 成功的將物體內部的空心填補，並且物體預測的範圍也比用 BIC 的方法來的小且準確。

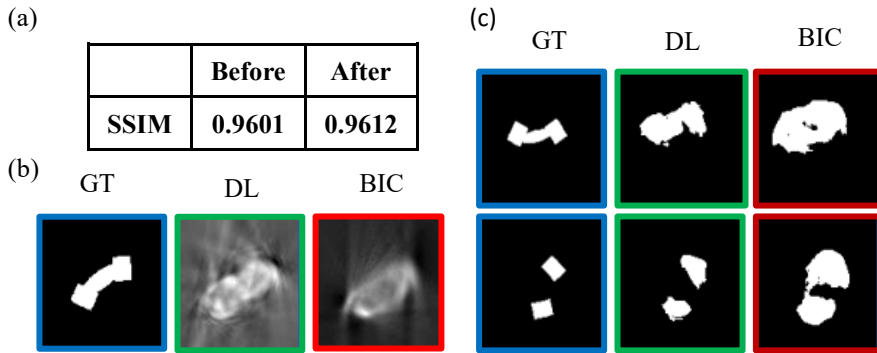


Fig.4(a) K-mean 之前與之後與實際剖面圖(GT)的結構相似度(SSIM)

(b) K-mean 之前使用 deep learning(DL)與用 bicubic(BIC)提升 sinogram 解析度後的剖面圖

(c) K-mean 之後的剖面圖

然而作為取捨，利用 deep learning 的方式提升 sinogram 的 resolution 的代價是運算量大幅增加使得運算時間增加，但是相對於所減少的實際取樣時間，整體上產出一張 THz 的剖面圖所需的時間還是大幅減少。且相鄰兩個斷層的结构非常的相似，這會導致我們所準備的 dataset 裡面只需要幾個具有代表性的 sinogram 就可以跟上述的實驗結果相符，而一個解決方法是在多用 THz-CT system 多取幾個物體の斷層掃描圖，但是 THz-CT 的取得相當的花時間，因此將來使用相臨幾層剖面來重建現今的斷層掃描圖可能會比 single input single output 的 DL model 來的有效。

最後由於到目前為止在這領域中尚未有人利用 sinogram 做超解析已獲取品質更高的斷層掃描圖，因此在今年四月底時，我們實驗室成功將此研究成果寫成一篇 paper 投稿至 45th International Conference on Infrared, Millimeter, and Terahertz Waves(IRMMW)上。此機構為 THz 領域中最具權威性的機構，而目前仍待 IRMMW 審核。

## Terahertz Deep Learning Super Resolution Imaging Training on Sinogram

Zhao-Hong Tu\*, Yi-Chun Hung\*, Shang-Hua Yang

Department of Electrical Engineering, National Tsing Hua University, Hsinchu, 30013 Taiwan  
\*Contributed Equally

**Abstract**—We presented a supervised deep learning method to decrease six-fold data acquisition time and to suppress terahertz image artifact levels based on sinogram from terahertz time-domain spectroscopy (THz-TDS). Our method delivered superior image quality than conventional bicubic interpolation method with 0.9612 and 0.0155 in mean square error (MSE) and structural similarity index (SSIM), respectively.

### I. INTRODUCTION

TERAHERTZ time-domain spectroscopy (THz-TDS) has been known for its unique light-matter interaction properties with optically opaque materials leading to several applications, such as security screening, non-invasive sensing and imaging. Among these applications, the imaging quality, including image resolution and image artifacts level, and signal acquisition time are critical [1]. However, it has been shown that the image quality and the THz signal acquisition time are limited by the complex geometry of measured objects and the number of spatially sensing points, respectively. As a consequence, the method to decrease the artifacts and the measured time is necessary. Apart from the THz imaging, several image reconstruction methods are introduced to address these limitations in electromagnetic spectrum [2]. Among these methods, the data-driven deep learning frameworks are one of the most promising approaches since the provenly superior performance over image restoration and image super-resolution tasks. Here, we proposed a THz deep learning super resolution imaging based on sinogram method, which can simultaneously address on THz image artifact issue and data acquisition time by utilizing sinogram spatial and projection information, respectively. By learning the features from the two axes, we have demonstrated six-fold reduced data acquisition time and significantly lower THz image artifact level compared with the

image features as shown in Fig 1(a). During the training phase, the learning rate and loss function are 0.0005 and the mean square error function, respectively. To prevent the convergence instability, the batch size of 10 and Adam optimization algorithm are selected. As shown in Fig. 1(b), the inverse Radon transform is performed on the output of the model for the conversion from a sinogram to a spatial cross-sectional image. Since the dynamic data range of cross-sectional images is different, the thresholds to distinguish matter and air are distinct in the layers. The K-means method is utilized to define the adaptive thresholds from the reconstructed cross-sectional images. Compared with ground truth labeled images, our method delivers 0.0155 and 0.9612 in MSE and SSIM, respectively, as shown in Fig 2(a). Additionally, compared with conventional bicubic interpolation method, our THz deep learning model highly suppresses the THz images artifact levels as shown in Fig 2(b).

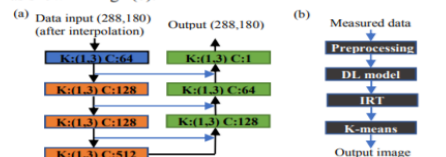


Fig. 1. (a) The detail of the deep learning model. All blocks contain two convolution layers with batch normalization and ReLU layers. The orange and green blocks additionally contain max-pooling and 2D transpose convolution, respectively. K: kernel size. C: channel numbers. The blue arrow: bypass concatenate connection. (b) The proposed method schemes. IRT: inverse Radon transform. K is 2 in K-means.

## 心得感想

我一開始選擇這項專題是因為當時很多教授在開機器學習或者深度學習的專題，而我那時候覺得 AI 這個領域實在是言過其實，但是我現在的專題還是跟深度學習有關。總之我覺得 THz 現在就要做大數據的研究非常的難。首先，大數據就表示我們需要一堆 THz 的數據，而且 data 彼此之間的相關性不能太大。然而目前 THz 這領域的硬體設備還沒發展完全，單單取一筆 data 所花的時間就已經很累人了，與其用深度學習的方法還不如分析 THz 系統中誤差可能來源以及用訊號處理的方式來改善。總而言之，THz deep learning 還是等到所有 THz 的硬體設備發展完全之後再考慮其發展性。

雖然我對 THz deep learning 的發展嗤之以鼻，但是在此還是要感謝楊尚樺教授願意親自每個月撥空來聽我們的專題進度，以及實驗室的洪繹峻學長每周指導我做專題的方向，以及之後撰寫 paper 時指導排版以及圖表的呈現，以及不定期的叮嚀我趕快讓專題有所進展。

另外每學期兩到三次的 paper presentation 雖然是我這段期間最大的噩夢，但是從中我也掌握了簡報的技巧以及提升讀 paper 的效率。簡報有一個很重要的一個點是在簡報上每一個字詞每一張圖表都必須要有意義，而且也必須能解釋出圖表中所隱含的涵義。畢竟作為報告者你是對主題最熟悉的人，你都不知道其中的意思了下面的聽眾當然也不知道。