

國立清華大學  
工業工程與工程管理學系

IIE 期末 project  
運用 DCGAN 進行 Data Augmentation  
改善腦腫瘤分類表現

學生：109034803 危佳容

指導教授：邱銘傳教授

# 目錄

一、 背景介紹 .....	3
(一) 背景說明 .....	3
(二) 5W1H.....	3
二、 方法介紹：.....	4
(一) VGG16.....	4
(二) DCGAN.....	4
三、 個案研究 .....	6
(一) 研究流程 .....	6
(二) 資料集介紹 .....	6
(三) 數據擴增 .....	7
(四) 資料前處理 .....	9
(五) VGG-16 模型建立及訓練 .....	10
(六) 參數調整 .....	10
(七) 研究結果 .....	11
四、 結論 .....	14
(一) 貢獻 .....	14
(二) 侷限性 .....	14
(三) 適用性 .....	14
(四) 未來改善 .....	14
五、 參考文獻 .....	15

# 一、背景介紹

## (一) 背景說明

腦瘤是致命的癌症之一，早期識別腦腫瘤，對於後續有效治療腫瘤至關重要。MRI (Magnetic Resonance Imaging) 屬非侵入性、無傷害的診斷系統，能呈現具體的多方向切面影像，在診斷上被廣泛應用，另外 MRI 可以精細的提供腦部各區域的狀況，用於腦腫瘤的分類，從而減少手術的次數。近年利用深度神經網路 (deep neural network) 進行醫學影像辨識已成為研究發展的方向，利用深深度神經網路掃描 MRI，從中提取特徵，進行不同等級分類，可有助於醫生診斷和未來治療方法的決策參考。然而在腦瘤領域 MRI，主要問題是公開數集較缺乏，為解決這關鍵局限性，本文將利用公開數據集，採用生成對抗網路 (generative adversarial network)-DCGAN 進行數據擴增，以改善深度學習腦腫瘤的辨識率。

## (二) 5W1H

為確認問題，進一步用 5W1H 展開如下：

**Why** 腦腫瘤MRI影像數據集較少，為解決此侷限

**What** 由MRI影像，進行腦腫瘤分類

**Where** 醫院或任何需要進行診斷分類的地點

**When** 需要診斷腦部腫瘤時

**Who** 醫生或醫學研究人員

**How** 利用DCGAN進行數據擴增，以改善深度學習腦腫瘤的辨識率

## 二、方法介紹：

### (一) VGG16

vgg16 是牛津大學視覺幾何組(Oxford Visual Geometry Group)2014 年提出的一個模型，該架構僅僅使用堆放在彼此頂部、深度不斷增加的 3x3 卷積層，並通過 max pooling 來減小 volume 規格，主要貢獻是使用更多的隱藏層，大量的圖片訓練，提高準確率。VGG16 分別為 16 層(13 個卷積層及 3 個全連接層)，如圖 1

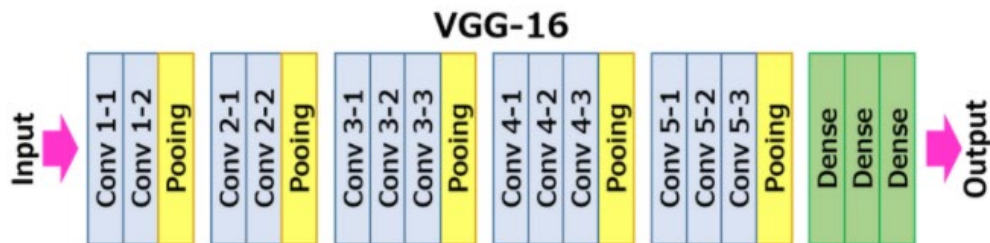


圖 1、VGG16 架構圖

### (二) DCGAN

GAN 是生成對抗網路 (generative adversarial network, GAN) 是一個相當有名的神經網路模型，我們輸入一組潛在空間(Latent Space)或雜訊 (Noise) ，然後通過生成器 (Generator) 產生出圖片，再經由鑑別器 (Discriminator) 分辨是否是真正的圖片，通常 0 是 fake，1 是 real ，架構如圖 2。

一般 GAN 的架構通常都是由 FC 去做就好了，但是你直觀的認為會覺得圖片應該要用 CNN 來做，所以有人就衍生出 DCGAN，主要的差別是：

- 取消所有 pooling 層。
- G 網路中使用轉置卷積 (transposed convolutional layer) 進行上取樣

- D 網路中用加入 stride 的卷積代替 pooling。
- 在 D 和 G 中均使用 batch normalization
- 去掉 FC 層，使網路變為 全卷積網路 (Conv2D)
- G 網路中使用 ReLU 作為啟用函式，最後一層使用 tanh
- D 網路中使用 LeakyReLU 作為啟用函式

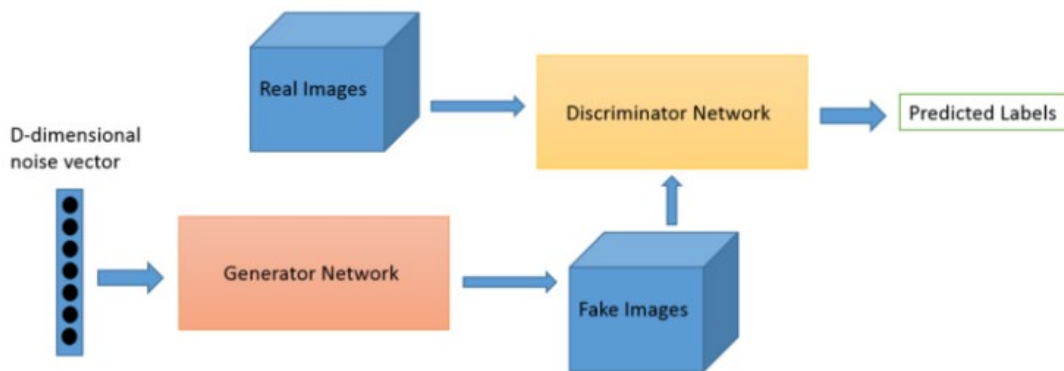


圖 2、GAN 架構圖[6]

### 三、個案研究

#### (一) 研究流程

本研究將利用公開的腦腫瘤數據集，對資料集進行數據擴增(Data Augmentation)，而數據擴增方法分為 Standard 及 DCGAN 兩種，接著進行訓練，最後利用 Accuracy, Sensitivity, Specificity, Precision, 及 F1-Score 去比較不同擴增方法的表現，流程如圖 3。

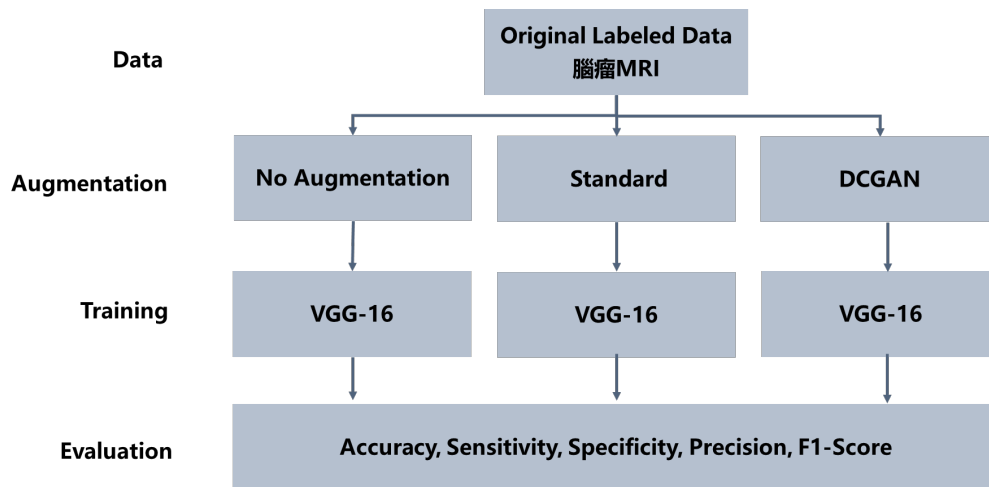


圖 3、研究流程

#### (二) 資料集介紹

資料集為 Kaggle Dataset，為腦腫瘤 MRI 影像，155 張腦腫瘤；98 張沒有腦腫瘤，共計 253 張，如圖 4。

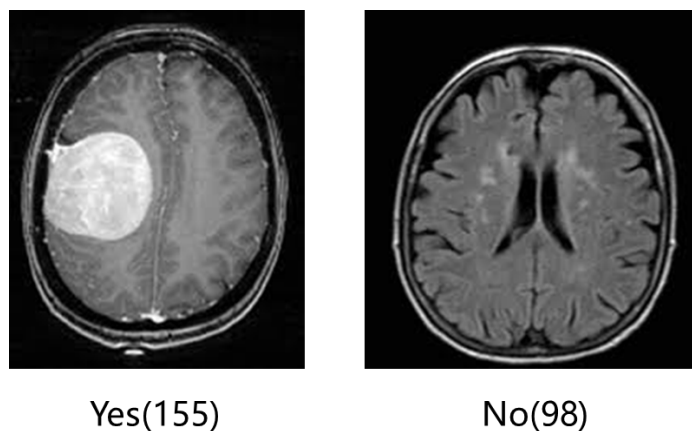


圖 4、腦腫瘤 MRI 影像

### (三) 數據擴增

利用 Standard 及 DCGAN 兩種方法將影像數量擴增為原來 3 倍

#### 1. Standard 方法

利用水平翻轉、垂直翻轉及隨機旋轉等進行數據擴增，擴增為原來數據集 3 倍，示意如圖 5。

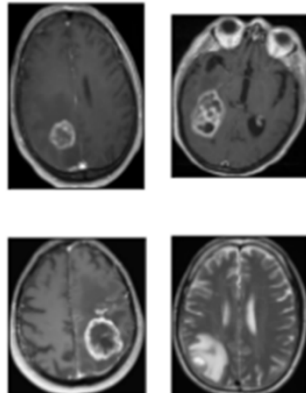


圖 5、經 Standard 處理的 MRI 影像

#### 2. DCGAN 方法

利用 DCGAN 進行影像生成，DCGAN 訓練模型分為兩個網路，一個為 Generator，由反捲基組成(4 層反捲基)；另一個為 Discriminator，由捲基網路組成(4 層捲基)，架構如圖 6，參數設定如表一。經過 1500 個 epoch 訓練後，進行影像生成，訓練 LOSS 如圖 7，過程示意如圖 8。

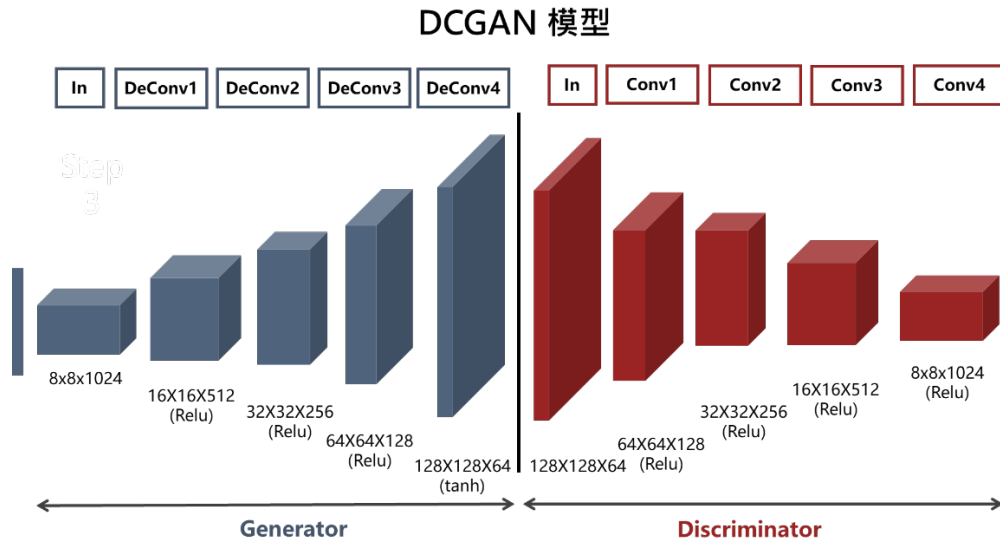


圖 6、DCGAN 架構

表 一、DCGAN 參數設定

DCGAN 參數設定	
NOISE_SIZE	100
LR_D	0.00004
LR_G	0.0004
BATCH_SIZE	64
EPOCHS	1500
BETA1	0.5

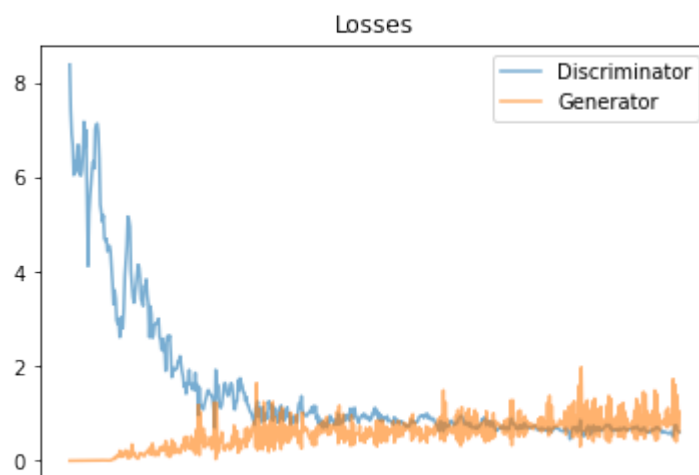


圖 7 DCGAN 訓練損失



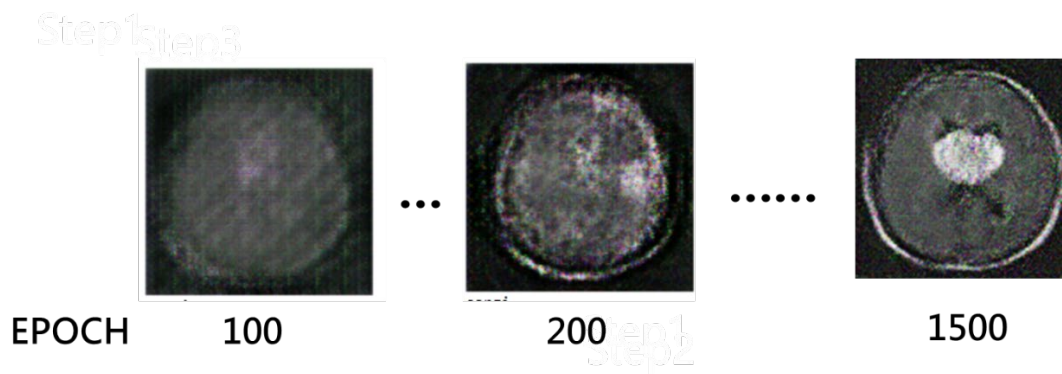


圖 8、DCGAN 訓練過程示意圖

#### (四) 資料前處理

資料前處理主要分為四個步驟(如圖 9)，影像轉為灰階再轉為陣列，接者進行裁切，去除不必要的部分，接續將數據以 7:1:2 的比例分為 Train、Validation 及 Test data，如表 二接續重新設定圖片 size 為 224 x224，以方便後續丟進模型進行訓練。

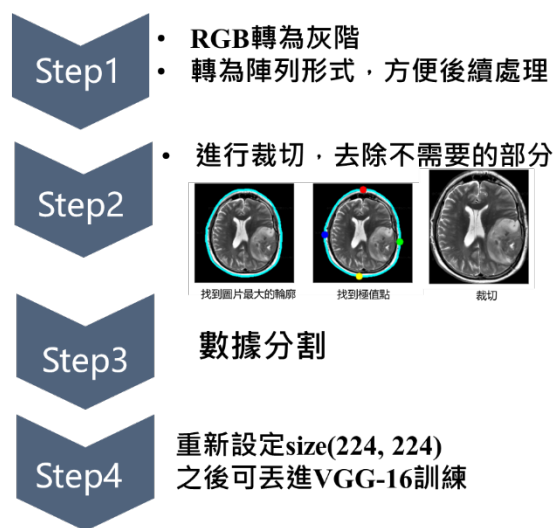


圖 9、資料前處理

表 二、數據集切割

Augmentation	Train	Validation	Test	Total
No	178	24	51	253
Standard	532	75	152	759

DCGAN	532	75	152	759
-------	-----	----	-----	-----

### (五) VGG-16 模型建立及訓練

VGG16 訓練模型接上一層 Flatten 及 dense 層，如圖 10

Layer (type)	Output Shape	Param #
vgg16 (Functional)	(None, 7, 7, 512)	14714688
flatten_1 (Flatten)	(None, 25088)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1)	25089

Total params: 14,739,777  
Trainable params: 25,089  
Non-trainable params: 14,714,688

圖 10 VGG16 模型建立及訓練

### (六) 參數調整

第一次調整：因原設定參數結果有些微 overfitting，所以調整 Epoch 和 Drop out，最後選定 epoch 40，Drop out 0.5，accuracy 結果為 0.75，如圖 11。

第二調整：考量希望可以增加 accuracy，所以調整其 learning rate，最後選定 learning rate 0.001，accuracy 結果為 0.75，如圖 12。

optimizer	SGD	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">Accuracy</th> <th>0.4</th> <th>0.5</th> <th>0.6</th> </tr> <tr> <th>Drop out</th> <th>Epoch</th> <td></td> <td></td> <td></td> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td></td> <td>30</td> <td>0.67</td> <td>0.61</td> <td>0.73</td> </tr> <tr> <td></td> <td>40</td> <td>0.65</td> <td><b>0.75</b></td> <td>0.73</td> </tr> <tr> <td></td> <td>50</td> <td>0.73</td> <td>0.73</td> <td>0.73</td> </tr> </tbody> </table>			Accuracy		0.4	0.5	0.6	Drop out	Epoch					30	0.67	0.61	0.73		40	0.65	<b>0.75</b>	0.73		50	0.73	0.73	0.73
Accuracy					0.4	0.5	0.6																						
Drop out	Epoch																												
	30	0.67	0.61	0.73																									
	40	0.65	<b>0.75</b>	0.73																									
	50	0.73	0.73	0.73																									
Learning rate	0.001																												
momentum	0.9																												
Bantch size	32																												
epoch	40																												
<b>Accuracy</b>	<b>0.73</b>																												

➔

optimizer	SGD
Learning rate	0.001
momentum	0.9
Bantch size	32
<b>epoch</b>	<b>40</b>
<b>Drop out</b>	<b>0.5</b>
<b>Accuracy</b>	<b>0.75</b>

圖 11、第一次參數調整

optimizer	SGD
<b>Learning rate</b>	<b>0.001</b>
momentum	0.9
Bantch size	32
epoch	40
Drop out	0.5
<b>Accuracy</b>	<b>0.75</b>

Learning rate	Accuracy	決策
0.1	0.69	
0.01	0.73	
0.001	0.75	V
0.0001	0.61	

optimizer	SGD
<b>Learning rate</b>	<b>0.001</b>
momentum	0.9
Bantch size	32
epoch	40
Drop out	0.5
<b>Accuracy</b>	<b>0.75</b>

圖 12、第二次調整參數

### (七) 研究結果

相同參數設定下(如表三)三組數據集(No Agumentation、Standard 及 DCGAN)進入 VGG16 訓練，並將三種結果進行比較。

表三、VGG16 參數設定

optimizer	SGD
Learning rate	0.001
momentum	0.9
Bantch size	32
epoch	40
Drop out	0.5

### 3. No Augmentation 結果

所得出的 Accuracy 為 0.75，混淆矩陣如圖 13，訓練過程 Accuracy 及 Loss 如圖 14。

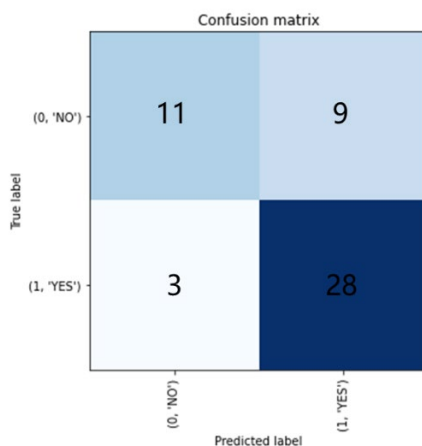


圖 13 No Augmentation 混淆矩陣

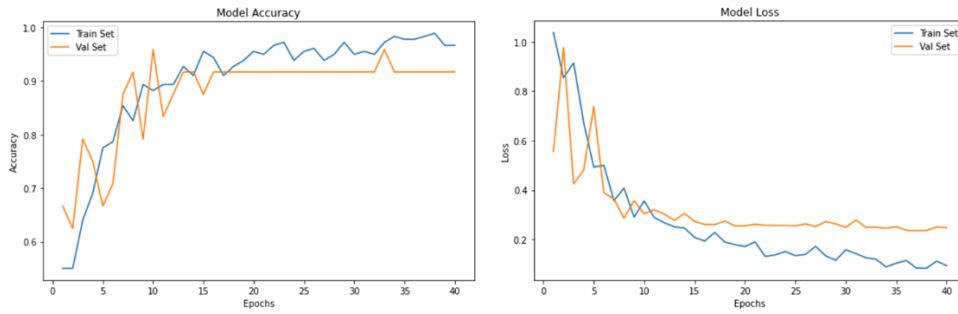


圖 14 No Augmentation 訓練過程 Accuracy 及 Loss

## 1. Standard 結果

所得出的 Accuracy 為 0.80，混淆矩陣如圖 15，訓練過程 Accuracy 及 Loss 如圖 16。

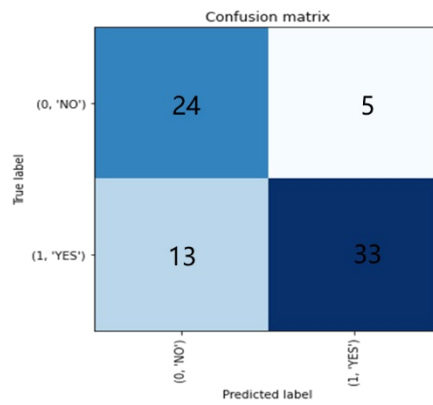


圖 15 Standard 混淆矩陣

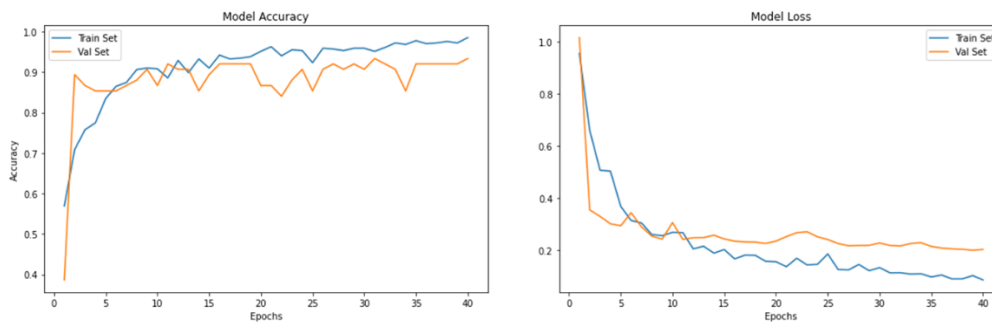


圖 16 Standard 訓練過程 Accuracy 及 Loss

## 2. DCGAN 結果

所得出的 Accuracy 為 0.90，混淆矩陣如圖 17，訓練過程 Accuracy 及 Loss 如圖 18。

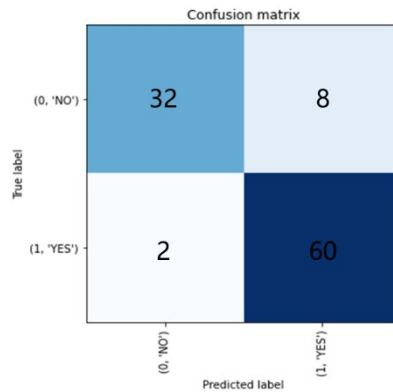


圖 17 DCGAN 混淆矩陣

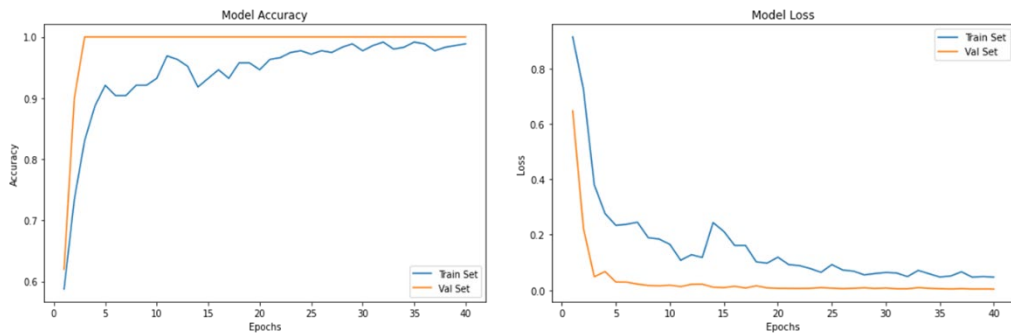


圖 18 DCGAN 訓練過程 Accuracy 及 Loss

### 3. 結果比較

未評估三組的表現，比較 Accuracy 外，分別計算其 Sensitivity、Specificity、Precision 及 F1-Score，比較表如表 四。可得出 DCGAN 表現最佳，使用 Dcgan 及 Standard 方法進行數量擴增，分別提升 15%及 5%的準確率。數據擴增可改善腦腫瘤辨識率。在相同數據擴增數量下，使用 Dcgan 比 Standard 結果來的好。

表 四、三組(No Augmentation, Standard, DCGAN)表現比較表

Augmentation	Accuracy	Sensitivity	Specificity	Precision	F1-Score
No	0.75	0.55	0.90	0.78	0.64
Standard	0.80	0.82	0.71	0.64	0.72
DCGAN	0.90	0.80	0.96	0.94	0.86

## 四、 結論

### (一) 貢獻

本研究利用 DCGAN 的方法進行數據擴增，提升腦腫瘤辨識。另外比較 2 種數據擴增方法對腦瘤改善率的影響。

### (二) 侷限性

因時間限制，DCGAN 的 model 僅參考文獻訂定參數，並未調整參數。另外在 DCGAN 所合成的影像並未評估影像合成的表現，也未運用不同的訓練模型進行比較。

### (三) 適用性

可以朝向臨床實施，將資料丟入模型當中提供醫生建議，以協同別的醫生進行判斷

### (四) 未來改善

未來可就 DCGAN 參數調整優化，並評估影像合成的表現。亦嘗試運用不同 Model 去訓練比較，並運用不同的資料集加以驗證。

## 五、參考文獻

- [1] Sandfort, V., Yan, K., Pickhardt, P. J., & Summers, R. M. (2019). Data augmentation using generative adversarial networks (CycleGAN) to improve generalizability in CT segmentation tasks. *Scientific reports*, 9(1), 1-9.
- [2] Havaei, M., Davy, A., Warde-Farley, D., Biard, A., Courville, A., Bengio, Y., ... & Larochelle, H. (2017). Brain tumor segmentation with deep neural networks. *Medical image analysis*, 35, 18-31.
- [3] Sajjad, M., Khan, S., Muhammad, K., Wu, W., Ullah, A., & Baik, S. W. (2019). Multi-grade brain tumor classification using deep CNN with extensive data augmentation. *Journal of computational science*, 30, 174-182.
- [4] Sajjad, M., Khan, S., Muhammad, K., Wu, W., Ullah, A., & Baik, S. W. (2019). Multi-grade brain tumor classification using deep CNN with extensive data augmentation. *Journal of computational science*, 30, 174-182.
- [5] Armanious, K., Jiang, C., Fischer, M., Küstner, T., Hepp, T., Nikolaou, K., ... & Yang, B. (2020). MedGAN: Medical image translation using GANs. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 79, 101684.
- [6] 小學生談『生成對抗網路』(Generative Adversarial Network , GAN) <https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10196257>