

**Comparison of original data and GAN data for the
improvement of cancer cell identification, to provide a
complete and reliable inspection process system.**

指導教授：邱銘傳教授

學生：江毓翔

國立清華大學

摘要

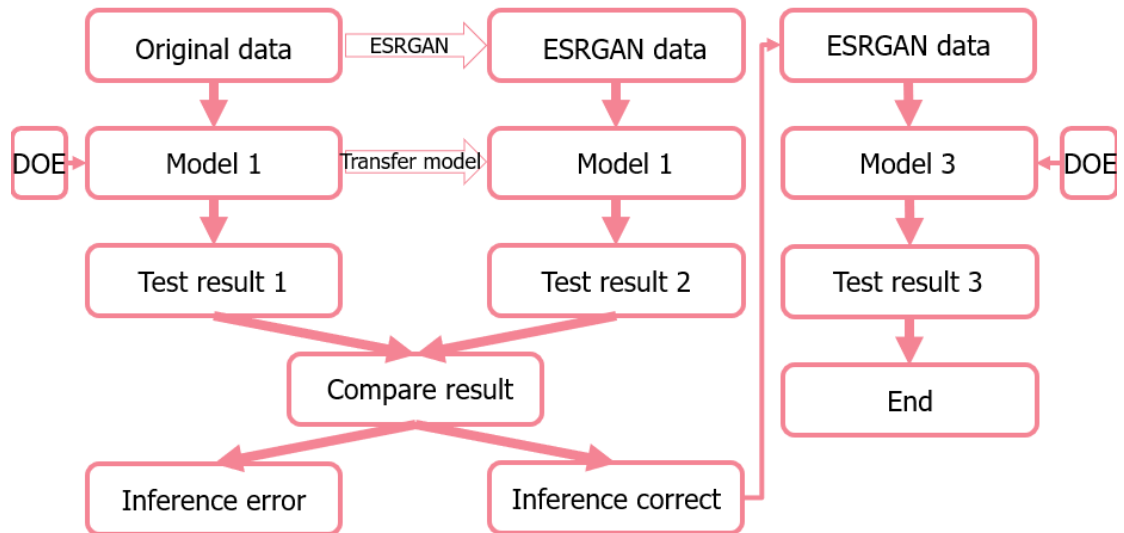
物件辨識 (Image recognition) 是電腦視覺的應用之一，其目標在於辨識圖片的分類問題，有二元分類或者多元分類等等，在這次報告中，我即將應用這項技術來辨識癌症判斷時的細胞玻片，進行癌症細胞辨識，希望能夠透過ESRGAN (生成對抗網路) 的方法來增強數據，透過合理的實驗流程，首先驗證透過生成對抗網路的資料是否可以提高模型的辨識能力；如若可以，再進一步針對該資料設計屬於它的辨識模型，看能不能把辨識能力更加提升，希望透過這樣的流程，提供給醫院，使醫生在進行判別病人是否罹患癌症的同時，可以透過模型的支持，驗證自己的判斷是否錯誤，以免造成偽陽性或者偽陰性的情況發生。

一、 介紹

近年來，機器學習的方法快速的發展，在影像辨識方面也因此有了重大的突破，越來越多的演算法被提出來解決各式各樣的影像處理問題。首先，Convolutional neural network (CNN)的出現取代了更早之前用手動提取特徵的機器學習方法，進而導致在影像辨識方面能有更加客觀且快速的結果，並且透過隱藏層與隱藏層之間權重進行線性組合，在透過激活函數進行非線性轉換，有許多強力的激活函數被提出來，最後連接上全連接層將神經元收斂，進行訓練、驗證以及測試。

然而隨著醫療科技的快速發展，各大醫院之間的醫療體系也常在民眾之間被相互比較，因此提升醫療品質與可靠度可以說是醫院提升競爭力的方式之一。在醫療體系中，醫生的勞力與時間付出，始終佔據成本相當大的一部分，但醫療科技的進步卻沒有成功地節省醫生的時間成本與提升醫生看診時的可靠度，我想如果醫療體系可以結合現今影像辨識的技術來提升醫療的可靠度以及降低成本，醫生是否也能夠在影像辨識的興起潮流當中獲得好處。這次的報告以網路上的資料集 (Histopathologic Cancer Detection) 為主題，結合了影像辨識及生成對抗網路的方法，在原本傳統的 CNN 模型當中嘗試找到更加良好的提升辨識能力的方法，目標是提出一套完整的癌症辨識流程，希望能夠改善現有的癌症辨識方法。

二、方法



圖一．流程架構

在圖一當中，我首先使用 Original data 以 CNN 的方法來進行影像辨識，其中透過實驗設計的方法針對四個因子三個水準的超參數進行實驗，找出在 L9 直交表當中最好的超參數配置，以此為基礎針對 Original data 進行影像辨識，我稱這個模型為 Model 1，所以說，Model 1 是針對 Original data 進行超參數優化的模型，我將 Original test data 放入 Model 1 當中，可以得到 Test result 1；再來我透過 ESRGAN (生成對抗網路) 將 Original data 轉換為 ESRGAN data，再將 ESRGAN data 放入 Pre-train 過的 Model 1 當中，會得到 Test result 2；我將 Test result 1 與 Test result 2 相互比較，在只有差異輸入資料的情況下，Model 1 的辨識能力是否有差別；如若不是，則止步於此，但我也可以知道再針對小圖片、低解析度以及一般人難以辨識的圖片時，

ESRGAN 的轉換對於模型的辨識能力是沒有幫助的；但如若 Test result 2 較好，則代表我當初的推論正確，可以往下一步驟邁進。

如若順利地 Test result 2 較好，那麼下一步是針對 ESRGAN data 設計屬於它的辨識模型，我稱為 Model 3，希望能夠把辨識能力更加提升。

三、 案例研究

本次報告是針對癌症細胞進行影像辨識，首先針對為 Original data 設計 CNN 架構進行超參數實驗設計，包含 Learning rate (0.0001, 0.00015, 0.0002)、Optimizer (AdaDelta, Adam, Adagrad)、Activate function (Tanh, ELU, ReLU)、Dropout (0.4, 0.5, 0.6) 進行 OA $L_9(3^4)$ 的實驗，結果如下圖二。

Factor Experiment	Learning rate	Optimizer	Activate function	Dropout	Result	Result
1	0.0001	AdaDelta	Tanh	0.4	0.7684	0.7453
2	0.0001	Adam	ELU	0.5	0.8102	0.8041
3	0.0001	Adagrad	ReLU	0.6	0.8076	0.7859
4	0.00015	AdaDelta	ELU	0.6	0.8253	0.8124
5	0.00015	Adam	ReLU	0.4	0.8484	0.8633
6	0.00015	Adagrad	Tanh	0.5	0.8247	0.8316
7	0.0002	AdaDelta	ReLU	0.5	0.8165	0.8268
8	0.0002	Adam	Tanh	0.6	0.7864	0.7944
9	0.0002	Adagrad	ELU	0.4	0.8145	0.7986

圖二 · Chosen values from OA $L_9(3^4)$

針對圖二實驗設計的結果，我將其模型的超參數設定與結果相符，將 Original test data 放入 Model 1 當中，得到了 Test result 1，準確率大約為 0.85

左右。

再來我透過 ESRGAN (生成對抗網路) 將 Original data 轉換為 ESRGAN data, 再將 ESRGAN data 放入 Pre-train 過的 Model 1 當中, 會得到 Test result 2, 準確率大約為 0.9 左右; 但是在過程中我發現兩個嚴重的問題, 雖然 ESRGAN data 放入 Pre-train 過的 Model 1 當中可以正常運作, 但是全連接層的 input data 由原本的 4608 暴增到了 73728, 這會影響到全連接層最後收斂到 0~1 之間的機率準確度; 還有一個問題是, 整體模型需要估計的參數暴增, 由原本 6800000 增加到了 680000000, 這影響到模型運作的時間, 以及五層隱藏層的 CNN 當中, 處理這麼多參數是很吃力的, 但是我在「確認 ESRGAN 是否能夠有效地在小圖片、低解析度以及一般人難以辨識圖片的情況下, 有效地提升影像辨識模型的辨識能力」, 那麼透過 Test result 1 與 Test result 2 比較過後, Test result 2 確實比較好, 代表當初的推論是正確的, 那麼我就往下一步針對 ESRGAN data 設計屬於它的辨識模型, 我稱為 Model 3, 希望能夠把辨識能力更加提升的方向, 繼續進行。

針對為 ESRGAN data 設計 CNN 架構進行超參數實驗設計, 包含 Learning rate (0.0001, 0.00015, 0.0002)、Optimizer (AdaDelta, Adam, Adagrad)、Activate function (Tanh, ELU, Relu)、Kernal size (3x3, 7x7, 11x11) 進行 OA $L_9(3^4)$ 的實驗, 結果如下圖三。

Factor Experiment	Learning rate	Optimizer	Activate function	Kernel size	Result	Result
1	0.00015	Adam	ReLu	3x3	0.9523	0.9612
2	0.00015	AdaDelta	ELU	7x7	0.8534	0.8324
3	0.00015	AdaGrad	Tanh	11x11	0.8164	0.8064
4	0.0002	Adam	ELU	11x11	0.8764	0.8643
5	0.0002	AdaDelta	Tanh	3x3	0.7834	0.7954
6	0.0002	AdaGrad	ReLu	7x7	0.8095	0.8134
7	0.00025	Adam	Tanh	7x7	0.7985	0.8135
8	0.00025	AdaDelta	ReLu	11x11	0.8634	0.8587
9	0.00025	AdaGrad	ELU	3x3	0.8065	0.8234

圖三 · Chosen values from OA $L_9(3^4)$

針對圖三實驗設計的結果，我將其模型的超參數設定與結果相符，將 ESRGAN test data 放入 Model 3 當中，得到了 Test result 3，準確率大約為 0.95 左右。

透過這樣一步一步的流程，我把原本 0.85 的準確率經過 input data 的 ESRGAN 轉換提升到了 0.9，再透過實驗設計針對 ESRGAN data 的辨識模型 Model 3 進行 DOE 得到了準確率大約 0.95，是有改善的幅度。

四、 結論

本次報告提供 ESRGAN + CNN 系統架構，可以將這種系統提供給醫生進行重新驗證判斷。並且提出了解決在 CNN 模型中導入 ESRGAN 數據時參數爆炸以及全連接層輸入爆炸的問題。

未來發展方向可以針對 AI 模型和顯微鏡的結合還可以提高醫生判斷癌症的準確性，並且可以將提出的系統結構導入其他小而困難的圖片問題，例如晶圓檢查。

五、 參考資料

1. Convolutional neural network

https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional_neural_network

2. ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial
Networks

<https://arxiv.org/abs/1809.00219>