

AI技術之產業實務應用

分享人: 林志學 副教授

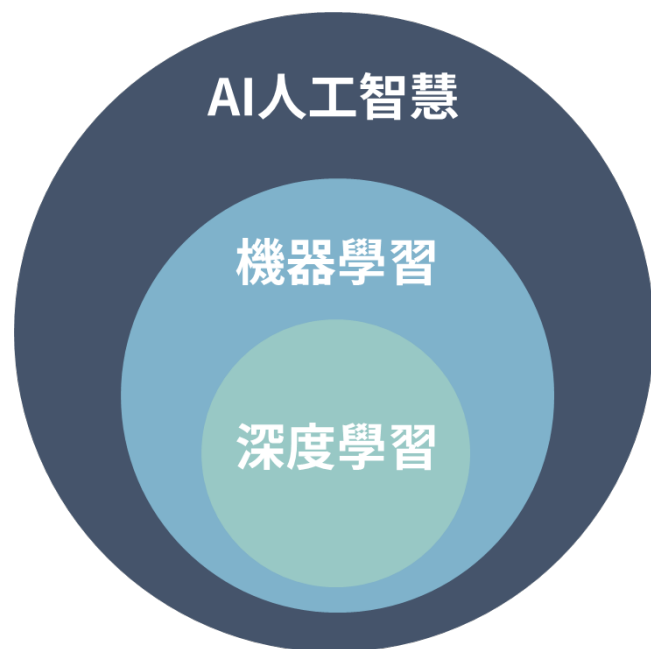
國立高雄科技大學 電子工程系

AI概念介紹

什麼是人工智慧？

機器學習與深度學習都涵蓋在 **人工智慧(AI)** 裡面。

廣義來說，AI是一種讓電腦擁有智慧與模仿人類推理過程的思考模式。



機器學習(ML)

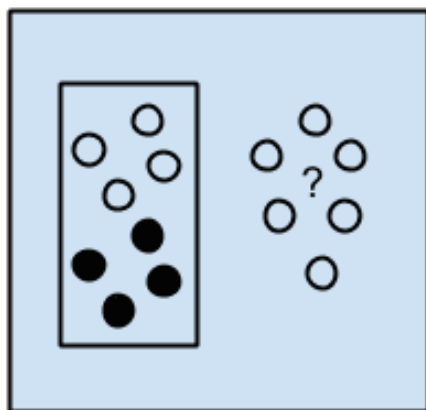
是電腦無須經過撰寫指令引導之下，
就能讓**電腦具備自我學習的能力**。

而深度學習(DL)

是機器學習中的一部份，
主要是由**神經網路**所組成。

ML Algorithms Grouped by Learning Style

監督式學習

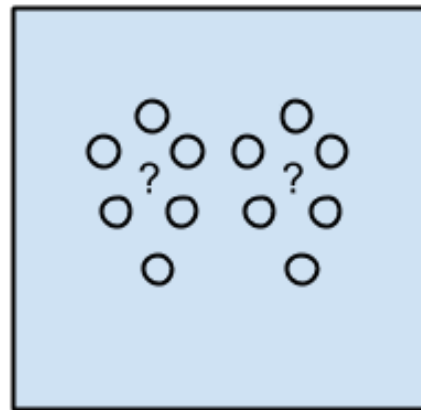


Supervised Learning Algorithms

在訓練AI的過程中，
我們有給AI**標準答案**。

常見的有：
邏輯斯回歸、卷積神經網路等。

非監督式學習

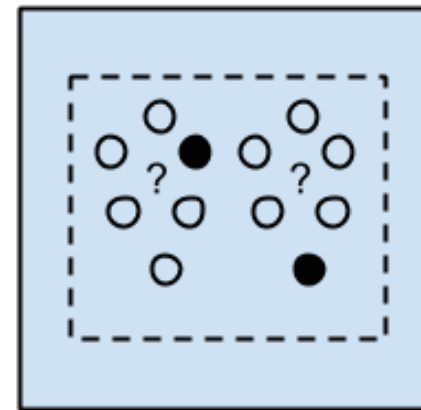


Unsupervised Learning Algorithms

輸入AI的資料沒有答案，
AI負責**從資料找出規則**。

常見的有：
K-Means、PCA等。

半監督式學習



Semi-supervised Learning Algorithms

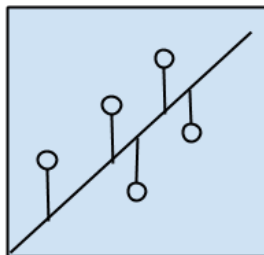
輸入AI的資料包含有標準
答案和沒有答案的資料，
但AI必須透過**訓練整理沒
有答案的資料並做出預測**。

ML Algorithms Mindmap



ML Algorithms Grouped By Similarity

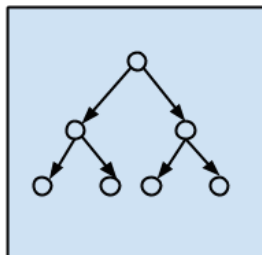
回歸演算法



Regression Algorithms

- 邏輯斯回歸
- 逐步回歸

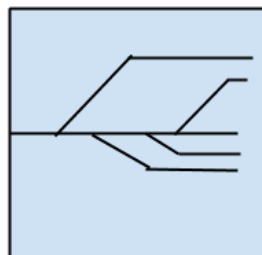
決策樹演算法



Decision Tree Algorithms

- 分類、回歸樹
- C4.5、C5.0

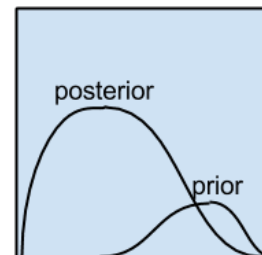
正則化演算法



Regularization Algorithms

- LASSO(L1)
- 嶺回歸(L2)

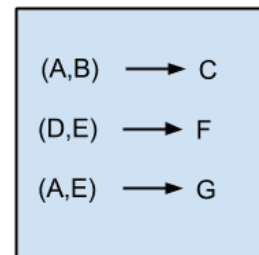
貝葉斯演算法



Bayesian Algorithms

- 樸素貝葉斯
- 貝葉斯網絡

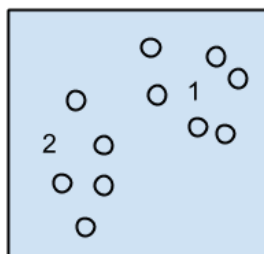
關聯式演算法



Association Rule Learning Algorithms

- Apriori
- 離散(Eclat)

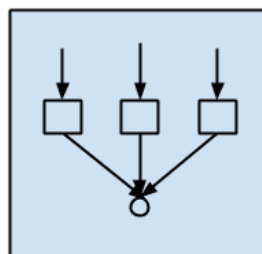
分群演算法



Clustering Algorithms

- K-Means
- K-Medians

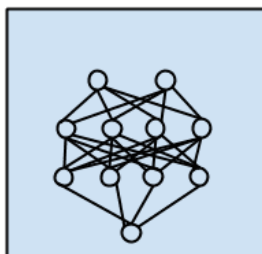
集成演算法



Ensemble Algorithms

- AdaBoost
- 隨機森林

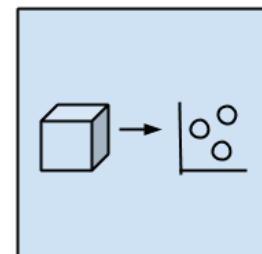
神經網路演算法



Deep Learning Algorithms

- 卷積神經網路
- 遞歸神經網路

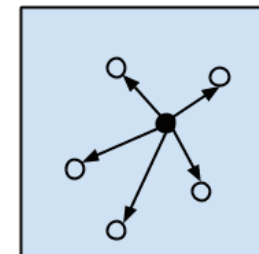
降維演算法



Dimensional Reduction Algorithms

- 主成分分析
- 彈性判別分析

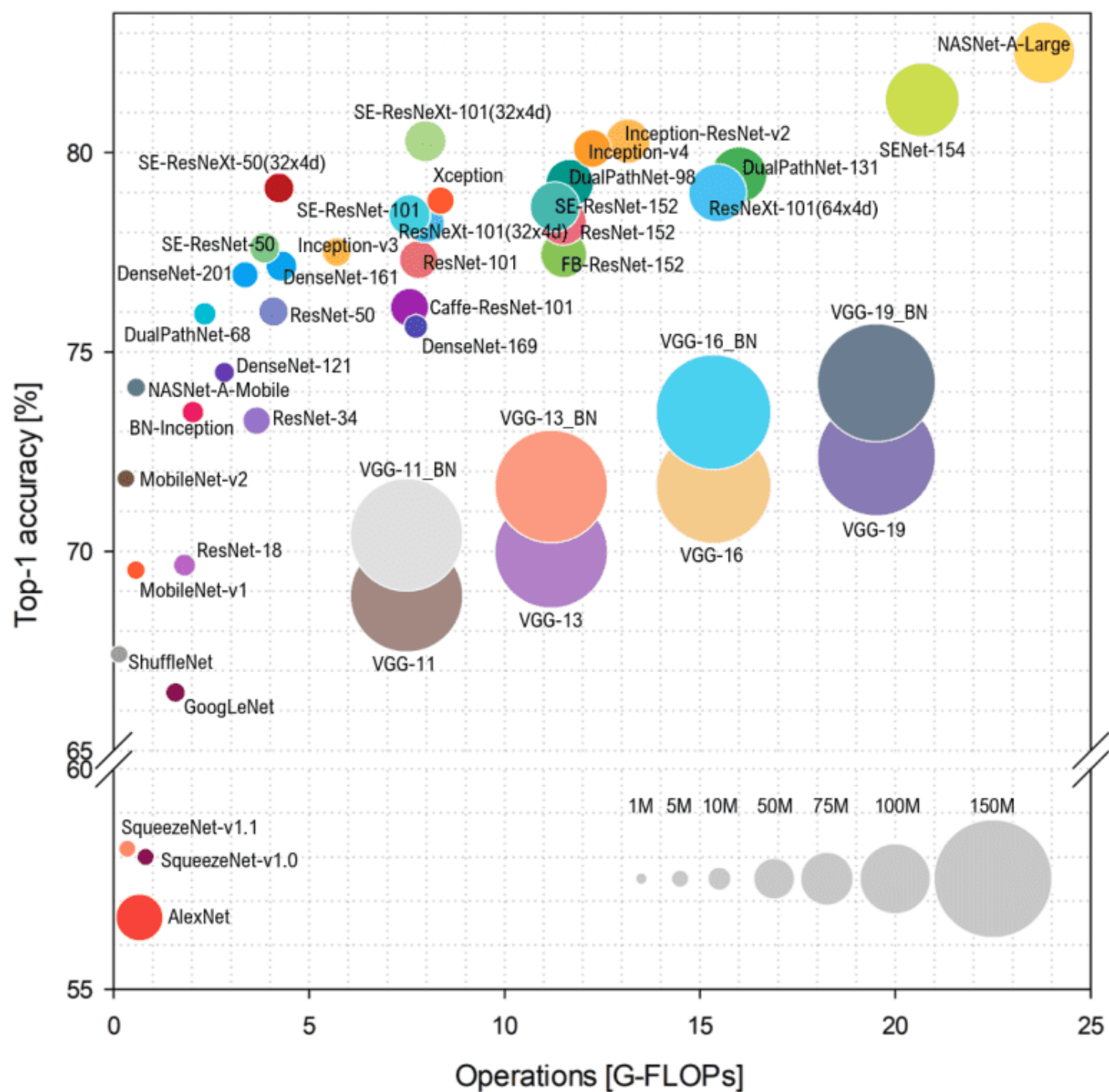
記憶演算法



Instance-based Algorithms

- KNN
- 局部加權學習(LWL)

CNN框架

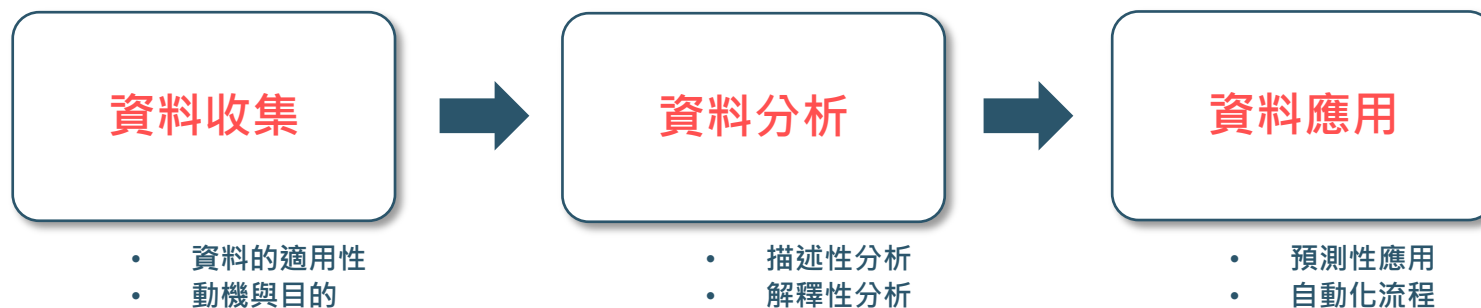


AI的應用概念

「資料本身沒有價值，懂得用才產生價值。」

資料 不僅僅是許多科技應用的核心，也是將來 **人工智慧** 與 **產業結合** 的重要基礎。

首先要先釐清資料本身沒有價值，必須理解資料的意義才有效用。



因此，擁有 **資料** 的第一步，不是直接將資料丟進去演算法或者是模型訓練，

而是要先分析資料可以帶來什麼，以及這些資料是為了什麼 **目的** 而收集。

產業AI應用實例



AI 數據型分析



01

質子成像預測

本研究提出基於深度學習的成像方法。在傳統的造影計算結果經常被雜訊干擾，以致還原出的影像模糊。透過機器學習及深度學習降低錯誤判斷的機率，同時找出數據變化的趨勢。

Input shape

Output shape

(500, 500, 161) => (500, 500,1)

背景分割

以漫水填充法 (floodFill) 來尋找主體邊緣，清除背景雜訊。

Smoothing

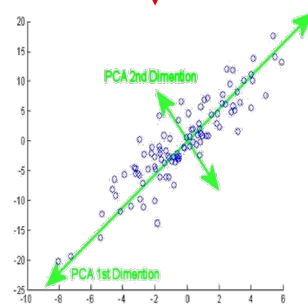
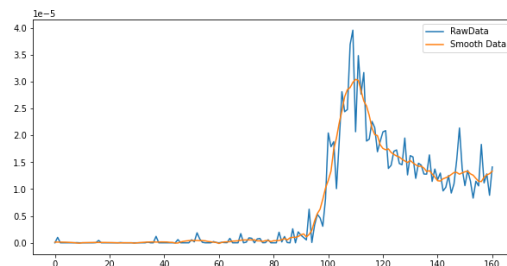
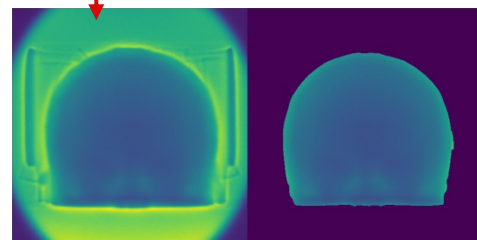
以savgol_filter作為特徵平滑手段，以此來降低特徵雜訊。

特徵萃取

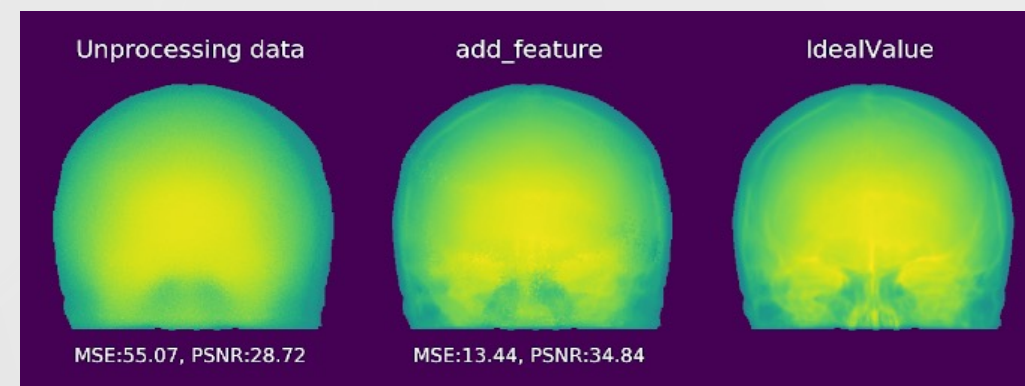
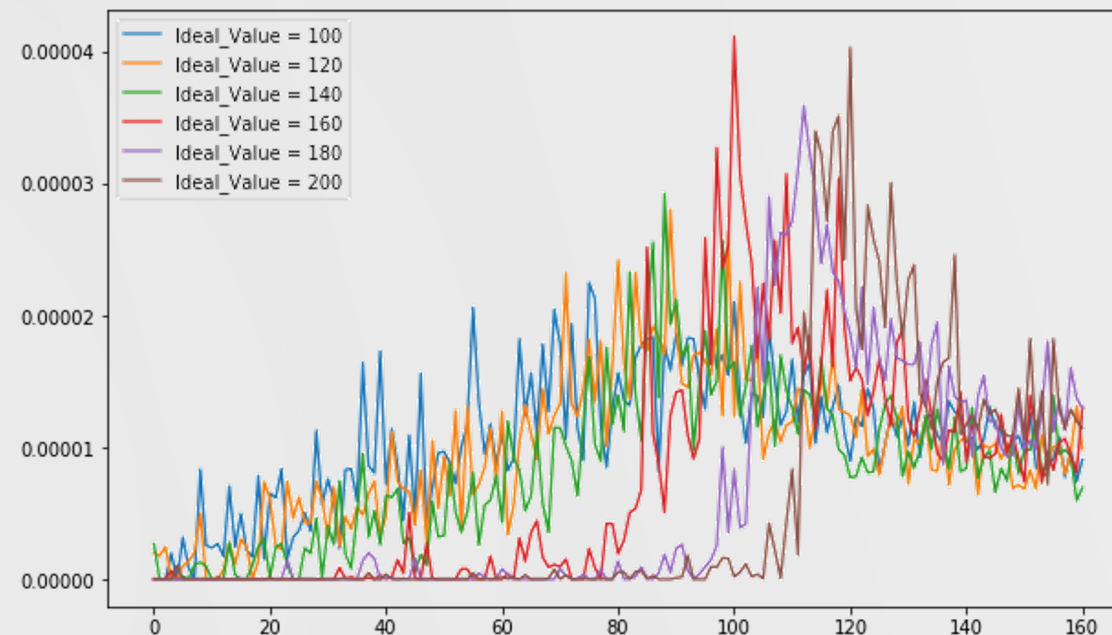
透過主成分分析法 (PCA)，萃取出新的13個特徵作為模型輸入。

模型建立與評估

以DNN作為主模型，預測出各點上之值，並以PSNR做為模型評估指標。



$$PSNR = 10 * \log_{10} \frac{(MAX_I)^2}{MSE_t}$$





02

牙緊負載資料分析

金屬加工製品往往會因為各種原因導致產品有瑕疵，傳統方式是透過人為的判斷來評估此產品是否有瑕疵，但人工判斷耗時且高成本。此專案利用機器學習之方式來提高產品檢測之效率，減少人工檢測成本。

Data Shape : (47, 37xxx)

樣本比例 : 28:19

* 良品資料:13:42:46以前資料，共28筆data

* 牙緊資料:13:42:46以後資料，共19筆data

最終成效：

Accuracy : 0.87

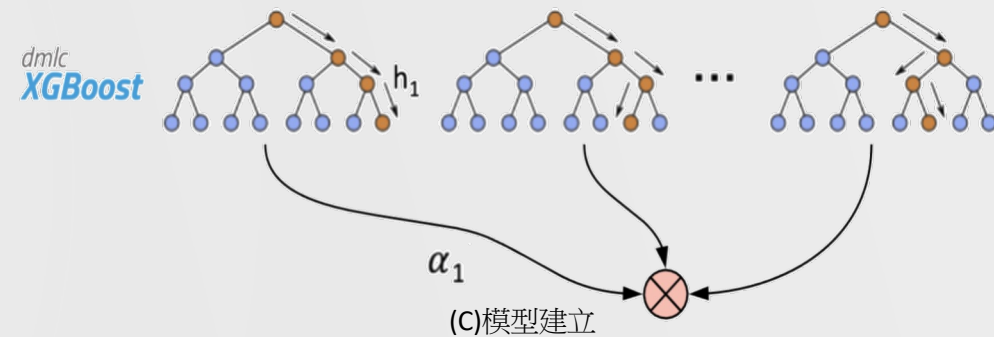
Precision : 0.96

Sensitivity: 0.82

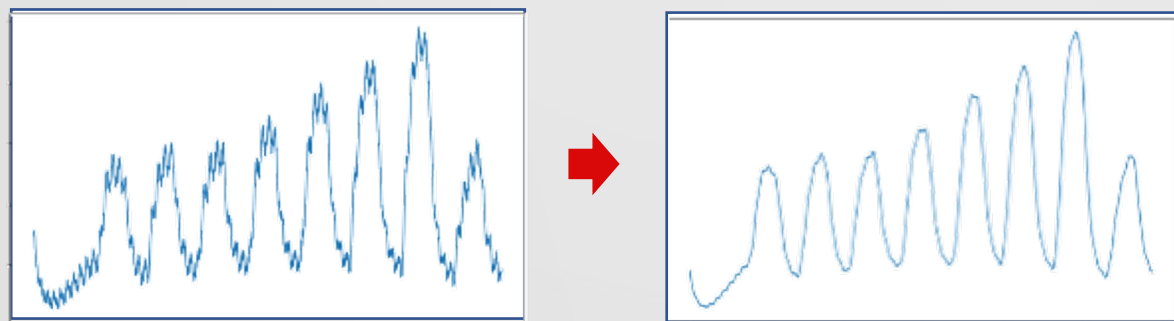
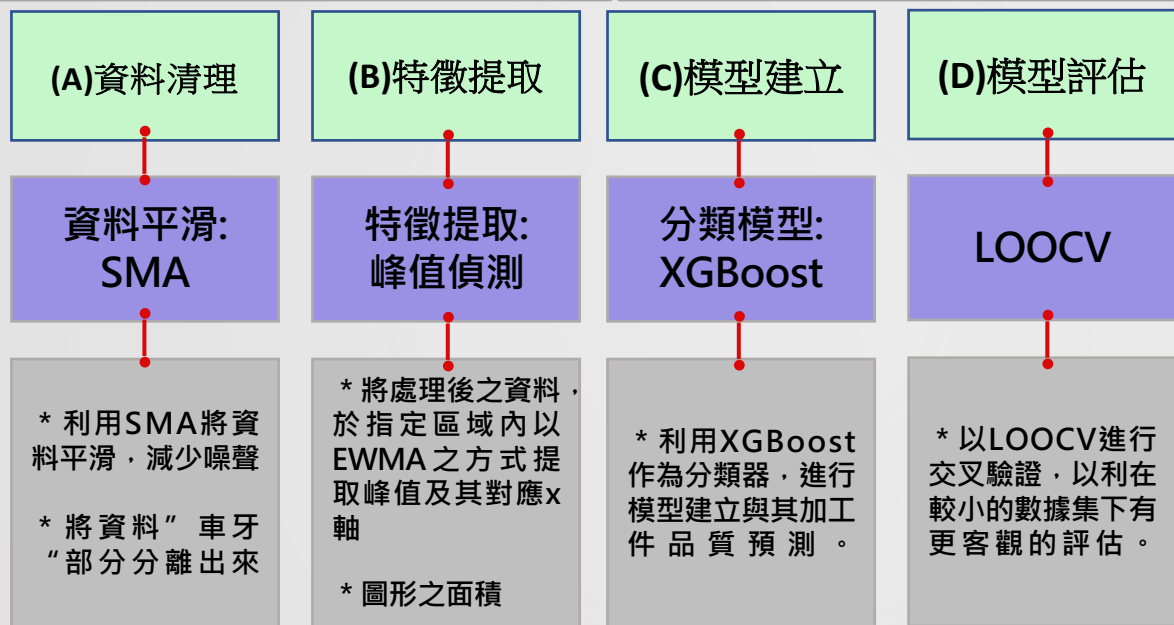
L/P	0	1
0	23	05
1	01	18



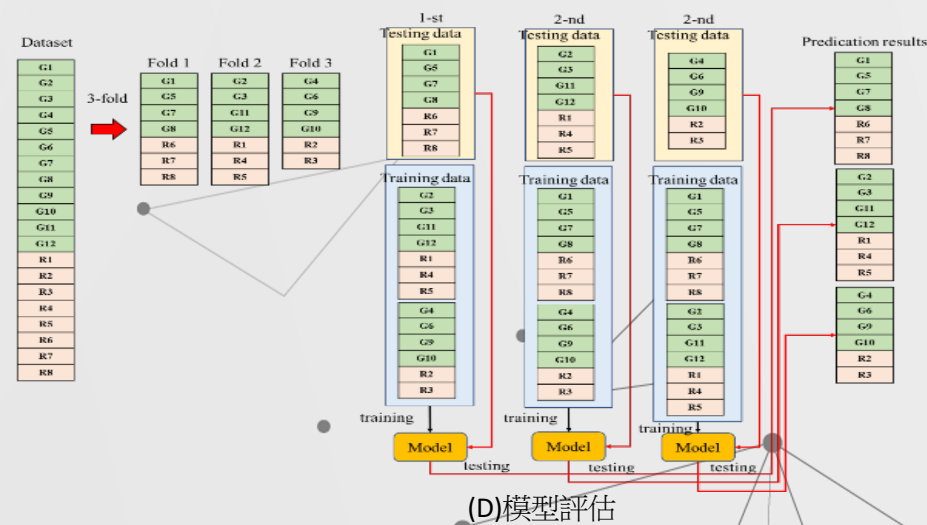
(B)特徵提取



(C)模型建立



(A)資料清理



(D)模型評估

03

牙緊震動資料分析

金屬加工製品往往會因為各種原因導致產品有瑕疵，傳統方式是透過人為的判斷來評估此產品是否有瑕疵，但人工判斷耗時且高成本。此專案利用機器學習之方式來提高產品檢測之效果，減少人工檢測成本。

Data Shape : (20, 127999)

樣本比例 : 11:9

良品資料:(No.4~No.15)(No.8異常未使用)，共11筆
牙緊資料:(No.16~ No.24)，共9筆data

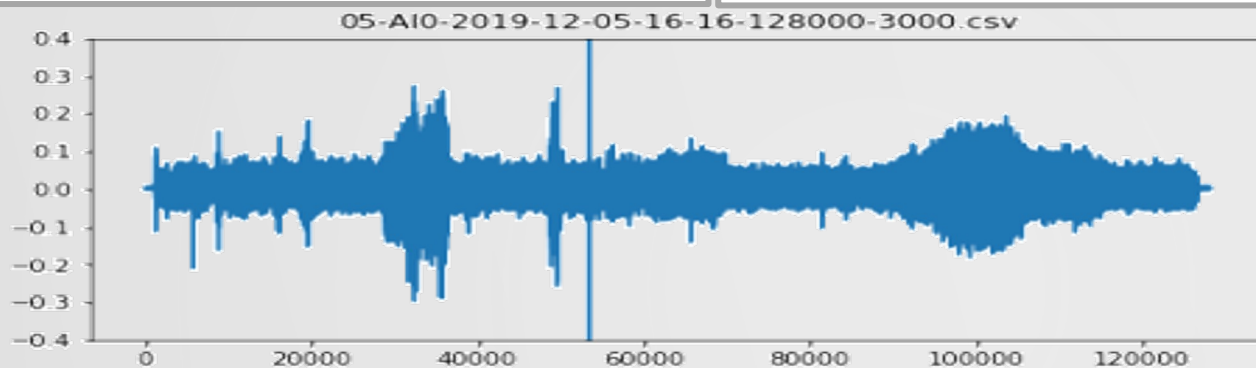
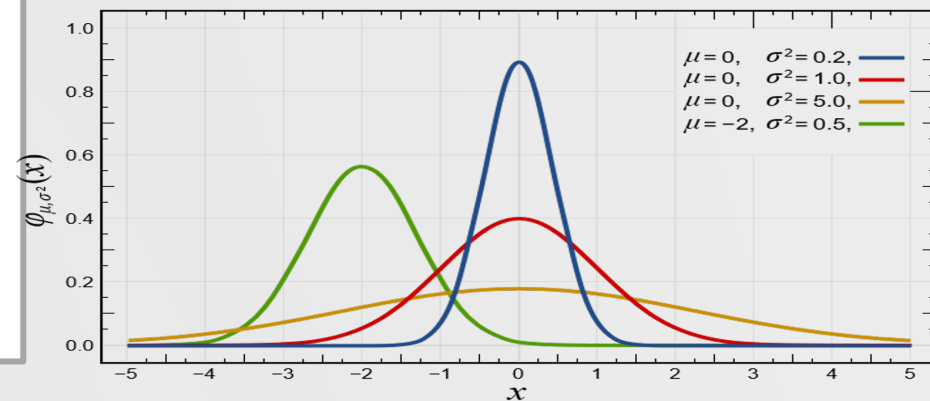
最終成效：

Accuracy : 0.95

Precision : 1.00

Sensitivity: 0.91

L/P	0	1
0	10	01
1	00	09



(A)資料清理

將有異常的資料過濾

* 將有問題的資料濾除，防止模型產生偏移，影響模型效果。

* 離群值排除

(B)資料前處理

將震動資料轉成統計分佈

* 統計分佈轉換，並將轉換後的資料作為特徵，用於後續訓練。

* 資料降維

(C)模型建立

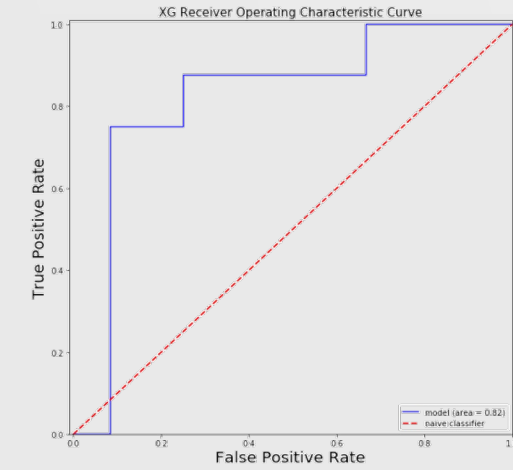
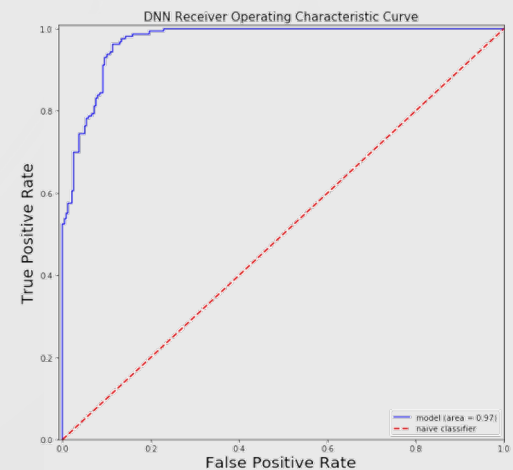
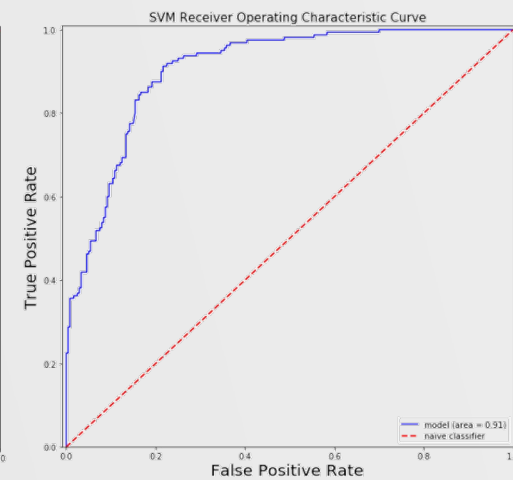
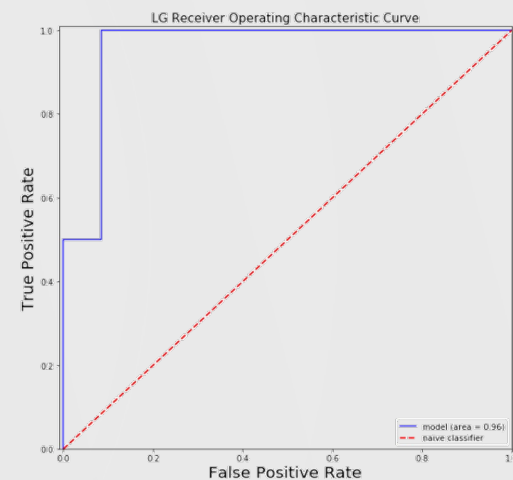
分類模型建立

建立多種模型(XGBOOST、RF、Logistic、SVM、DNN)來進行分類，並觀察其效果。(最終採Logistic)

(D)模型評估

LOOCV

* 以LOOCV進行交叉驗證，以利在較小的數據集下有更客觀的評估。



特徵篩選

Statistical Distribution 特徵篩選

振動時域訊號常用的監測指標

- ✓ 均方根(RMS)
- ✓ 峰度係數(Kurtosis)
- ✓ 偏態系數(Skewness)
- ✓ 峰度(P_P)
- ✓ 波峰因子(Crest Factor)
- ✓ 形狀因子(Shape Factor)
- ✓ 脈衝因子(Impulse Factor)

統計分佈可解釋現象

- ✓ 平均值
- ✓ 峰度係數(Kurtosis)
- ✓ 偏態系數(Skewness)
- ✓ 變異數、尾長
- ✓ 離散程度

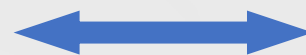
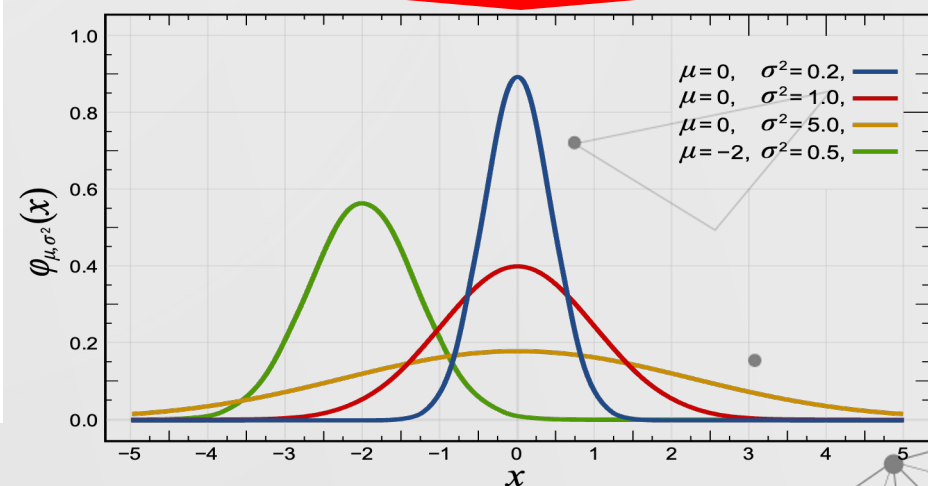
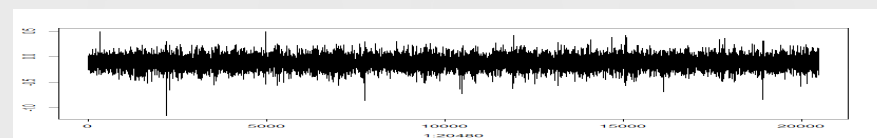


Table 1
Time domain features.

RMS	$\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2\right)^{\frac{1}{2}}$
Kurtosis	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^4}{\sigma^4}$
Skewness	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \bar{x})^3}{\sigma^3}$
Peak to peak (P_P)	$x_{\max} - x_{\min}$
Crest Factor	$\frac{\max x_i }{RMS}$
Shape Factor	$\frac{RMS}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i }$
Impulse Factor	$\frac{\max x_i }{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i }$
Margin Factor	$\frac{\max x_i }{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i ^2\right)^{\frac{1}{2}}}$



模型指標

Receiver Operating Characteristic Curve(ROC曲線)

Receiver Operating Characteristic Curve(ROC Curve)

接收者操作特徵曲線，當訊號偵測（或變數測量）的結果是一個連續值時，類與類的邊界必須用一個閾值來界定。ROC空間將偽陽性率（FPR）定義為 X 軸，真陽性率（TPR）定義為 Y 軸。

優點:1.選擇最佳的信號偵測模型、捨棄次佳的模型
2.在同一模型中設定最佳閾值

	Total Population (I)	True Condition	
		Positive	Negative
Predicted outcome	Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

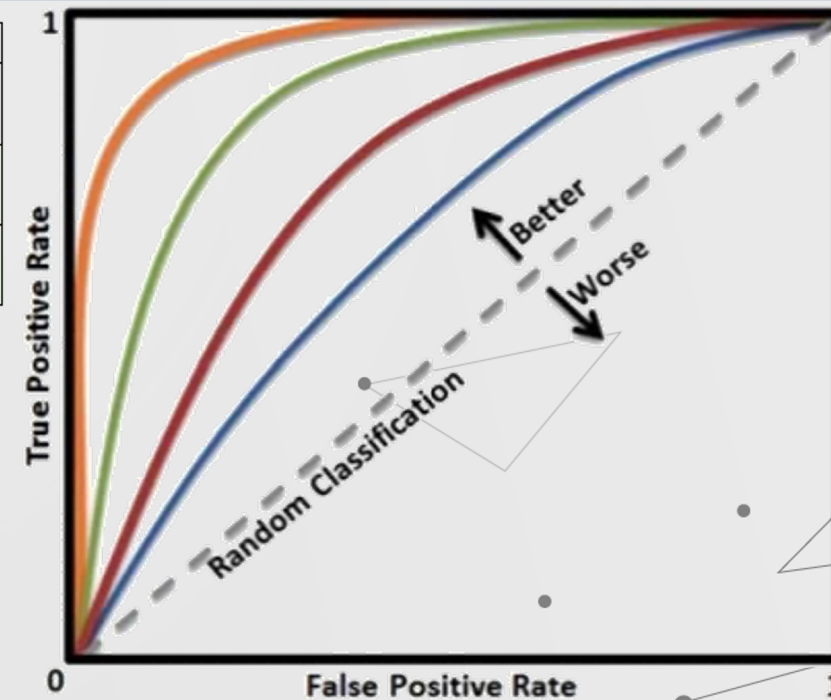
準確率(ACC): $\frac{TP+TN}{T}$

敏感度(Sensitivity、真陽性率、Recall): $\frac{TP}{TP+FN}$

特異度(Specificity、真陰性率、1-FPR): $\frac{TN}{FP+TN}$

陽性預測值 (Precision、精準度): $\frac{TP}{TP+FP}$

F1 score: $\frac{2TP}{2TP+FN+FP} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$





AI 影像分析



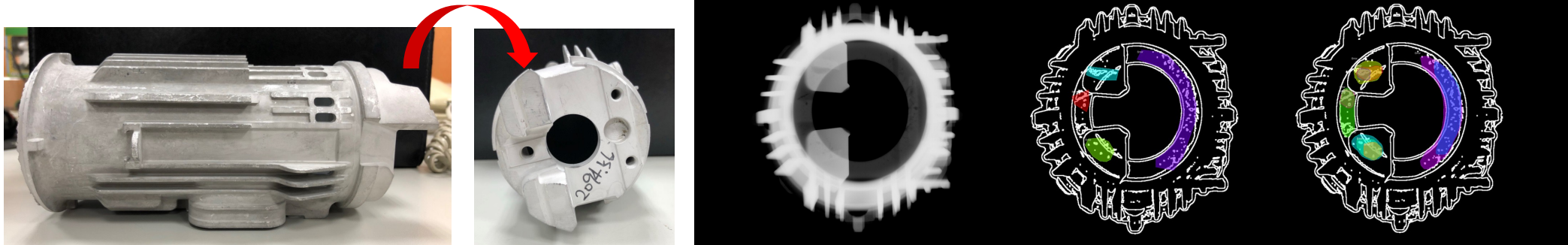
01

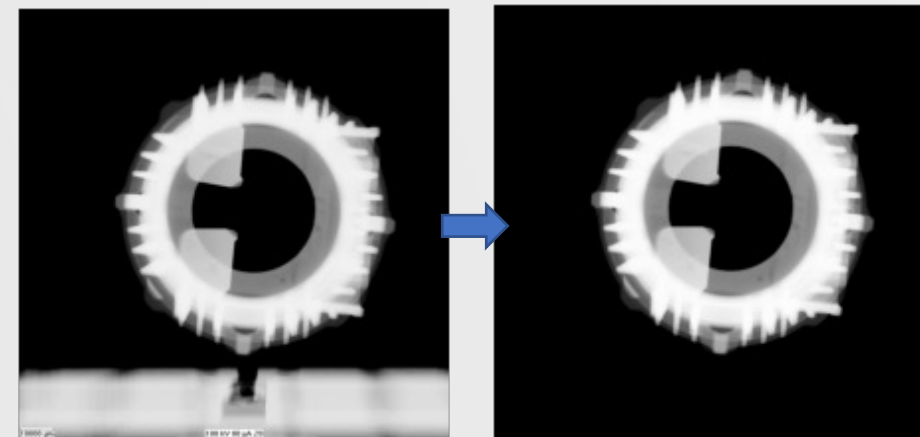
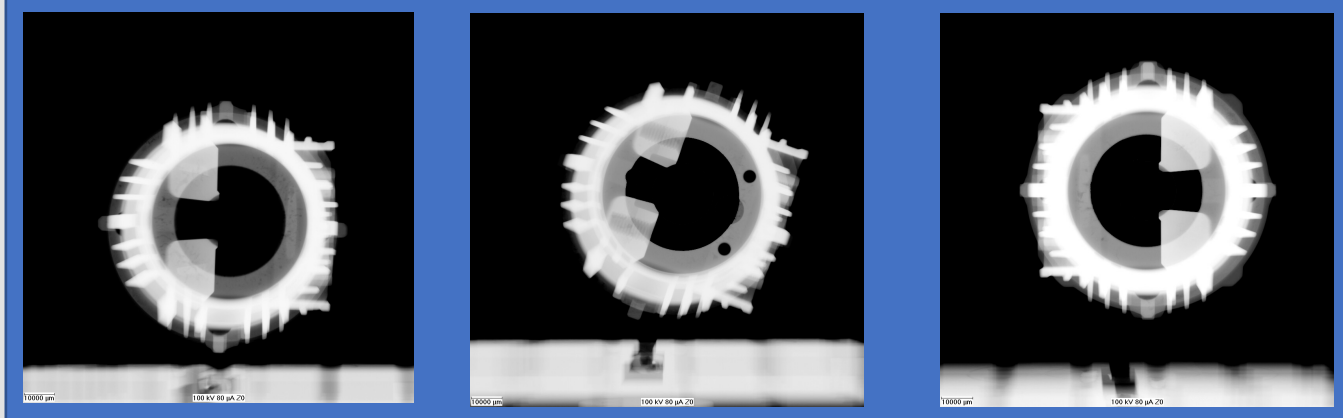
CT影像瑕疵點偵測

摘要

在進行金屬壓鑄時，往往會於冷卻的過程中產生出許多細孔、氣孔與細裂等，這些缺陷會造成。產品質量降低，尤其是存在於鑄件內部的瑕疵，會導致金屬連續性被破壞，使承載有效面積下降，因此瑕疵的檢驗是壓鑄週期中非常重要的一環。

傳統產線上大部分以人力進行判讀，其做法相當耗費人力成本，且解讀速度效率低，本研究建立一套基於物件偵測(object detection) 的自動檢測系統，能夠自動檢測存在於鑄件中的細孔、氣孔、細裂等瑕疵。





(A)背景濾除

將原始圖像之
外的影像排除

以迴圈方式對各一
維通道計算算術平
均數，兩曲折點中
就為主體

(B)影像前處理

將原始圖像經
過前處理萃
取出瑕疵特徵點

- 1.自適應二值化
- 2.膨脹
- 3.型態梯度
- 4.閉運算

(C)模型建立

MaskRCNN
(RestNet152)

以MaskRCNN作
為主架構， 建
立一個 o b j e c t
d e t e c t i o n 模
型， 用以偵測
圖像中的 瑕
疵 點。

(D)模型訓練與 遷移學習

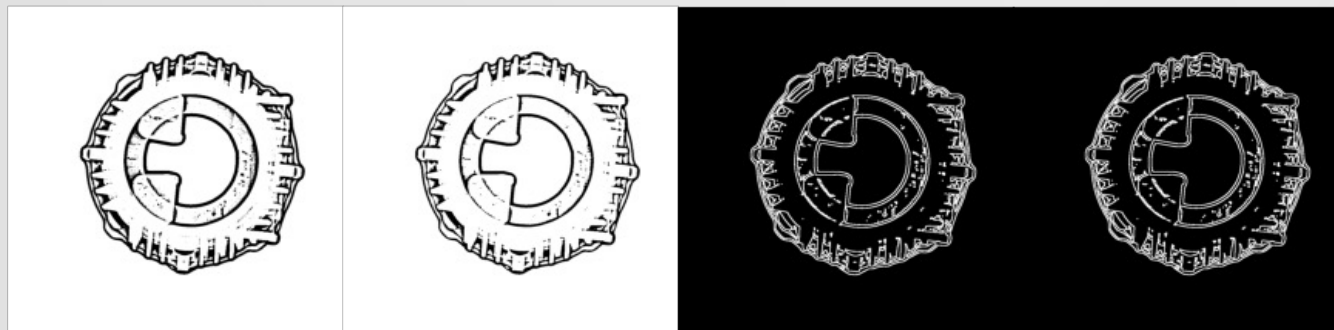
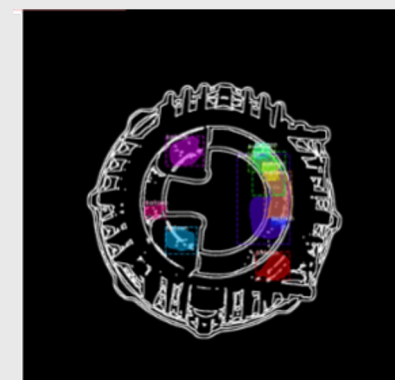
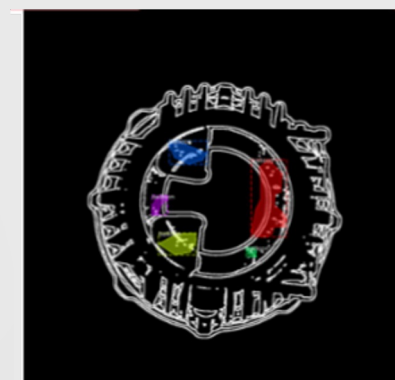
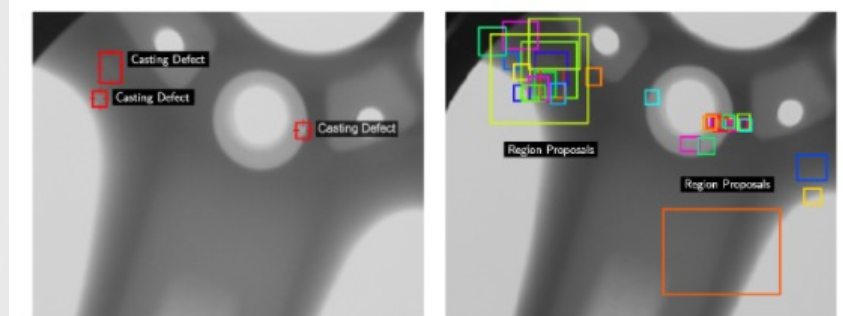
MaskRCNN
(RestNet152)

以metal-defect-
detection專案
中的權重檔作
為模型權重之
初始值， 並
以此權重對模
型進行 遷移
學習

(E)模型評估

mAP
mIOU

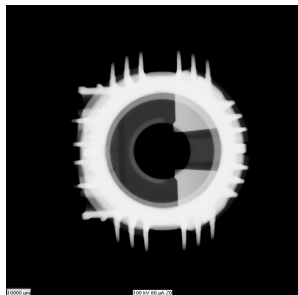
以mAP與mIOU
作為評分指標，
用以衡量模型
之效果。



流程圖



↓ X-ray



↓ Mask

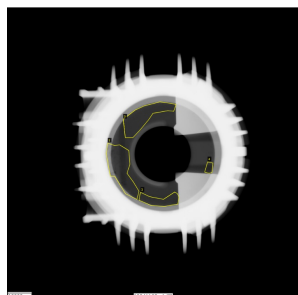
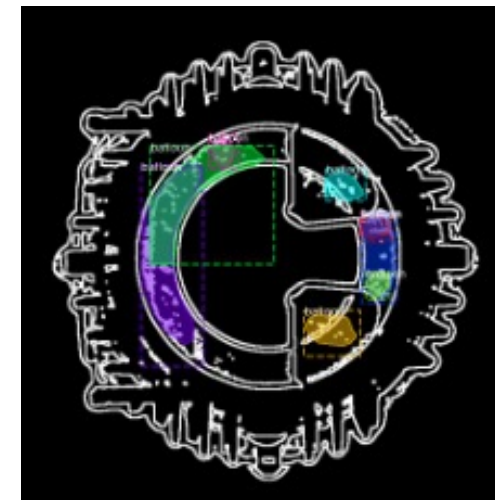
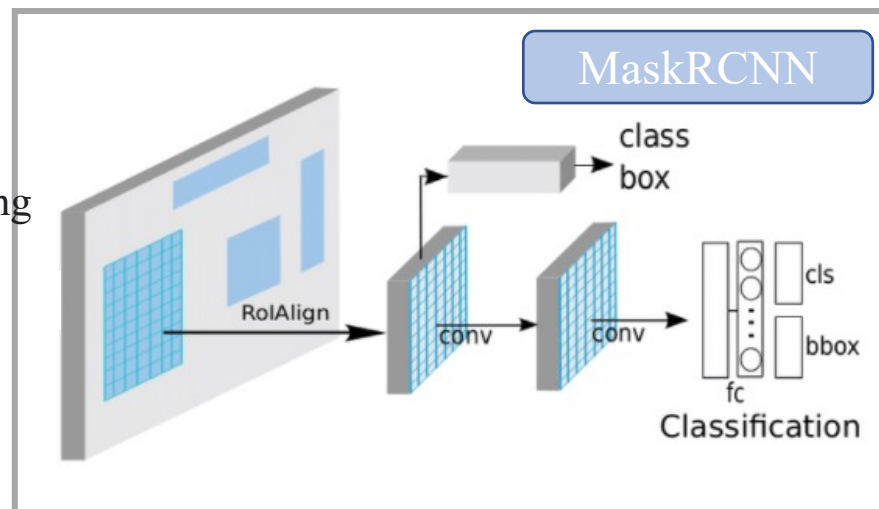


image
processing

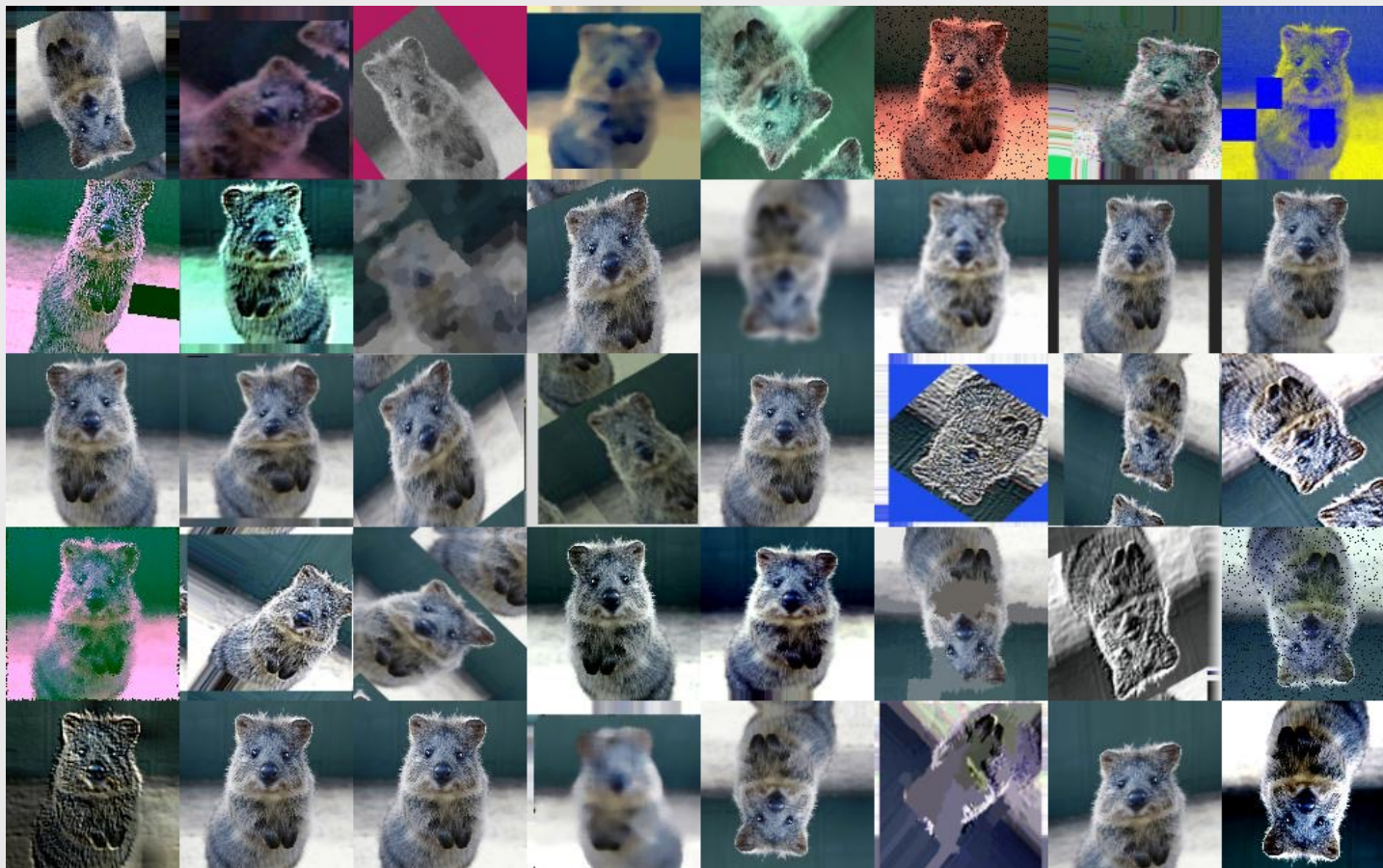


Transfer Learning



Predict image

數據增強 - imgaug



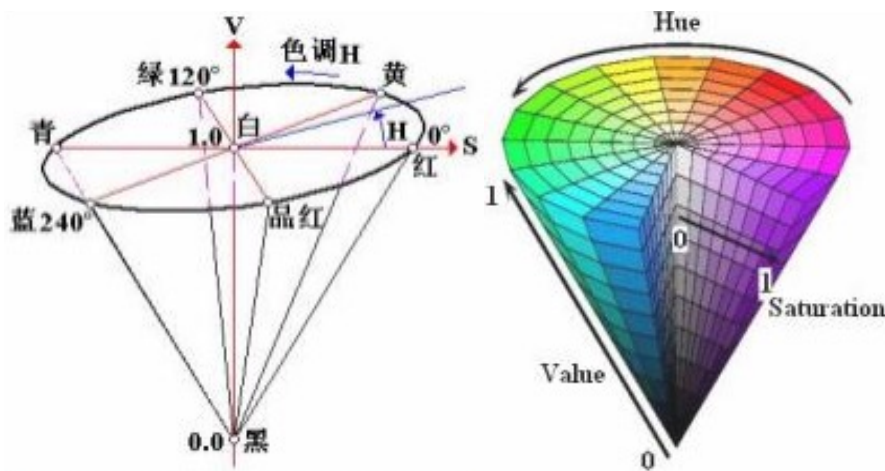
02

運用於無人飛行載具
之橋樑**瑕疵檢測技術**



資料處理

數據前處理與增強



倒六稜錐體顏色空間

單純直接將原圖轉灰階效果事實上並不明顯，於是我們嘗試轉換成為不同色彩空間下再次做出比較，首先將原圖轉換為HSV(Hue, Saturation, Value)，而HSV是依據圖像中顏色的直觀特性，轉換出來的一個倒六稜錐體定義顏色空間的模型。相較於RGB色彩空間HSV色彩空間比較不容易受到光線的影響，所以這樣的做法可以降低光線對影像所造成的干擾，這樣很大程度上能避免誤判的情況發生。

$$H1 = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2 + (R-B)(G-B)}} \right\}$$

$$H = \begin{cases} H1 & , B \leq G \\ 360^\circ - H1 & , B > G \end{cases}$$

$$S = \frac{\text{Max}(R, G, B) - \text{Min}(R, G, B)}{\text{Max}(R, G, B)}$$

$$V = \frac{\text{Max}(R, G, B)}{255}$$

RGB與HSV之間的轉換公式

V(Value) 明度

當各像素的顏色越亮明度就會越高，而如果越暗則數值會降低，其範圍為0~255

H(Hue)色調值

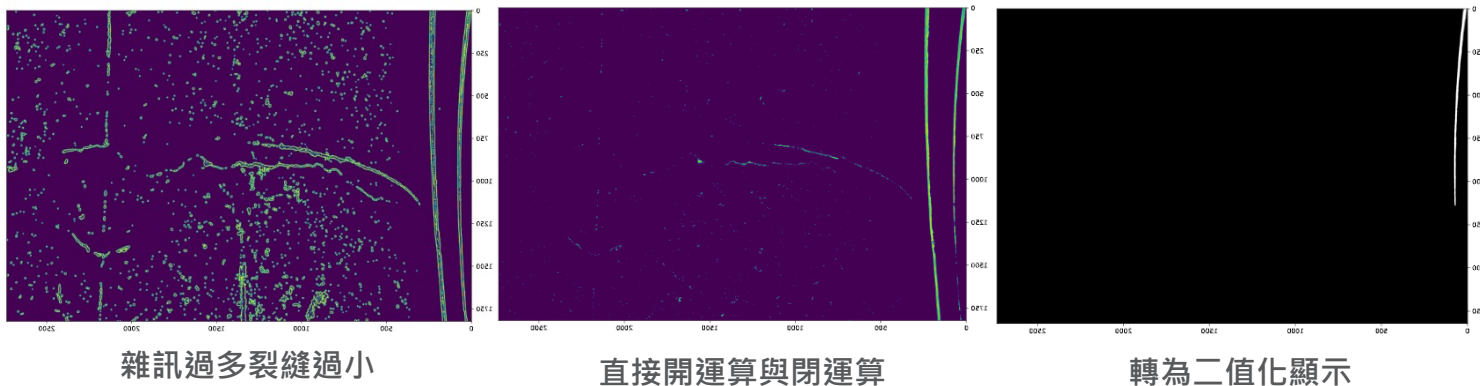
指的是顏色全彩的屬性，而每種顏色都會對應到不同的色調值而範圍0~360度的角度。

S (Saturation)
飽和度

定義為各像素被白色所稀釋的程度，如果稀釋的越多則表示飽和度越低，而分布上會較靠近中心點的位置，範圍的表示從0到1

資料處理

數據前處理與增強

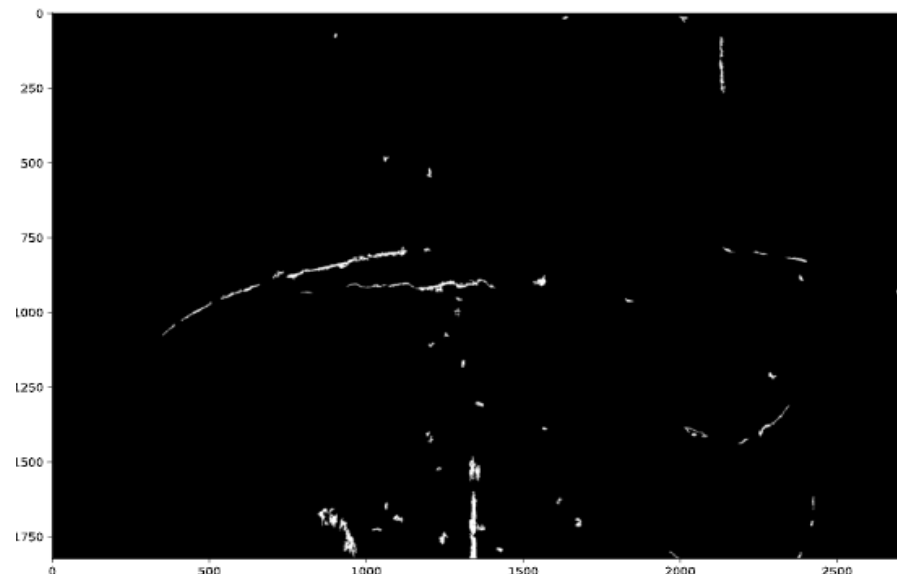


如果**HSV轉化**後的影像裂縫較小或雜訊過多(左)時。**開運算與閉運算**可以讓主要的裂縫特徵變的更為的明顯，但我們可以發現當雜訊過多時**微小的裂縫**則**無法被分辨(中)**出來，而旁邊**相對較大的橋梁梁柱接縫**卻**依然留下(右)**，但這對於辨識裂縫來說沒有太大幫助。

於是我們改用**連通域分析**尋找感興趣的**像素點**，演算法的部分我們選用Two-Pass (兩次遍歷)，**第一次**由左至右、由上而下遍歷圖像掃描，然後將**有用的像素位置**做上標記。

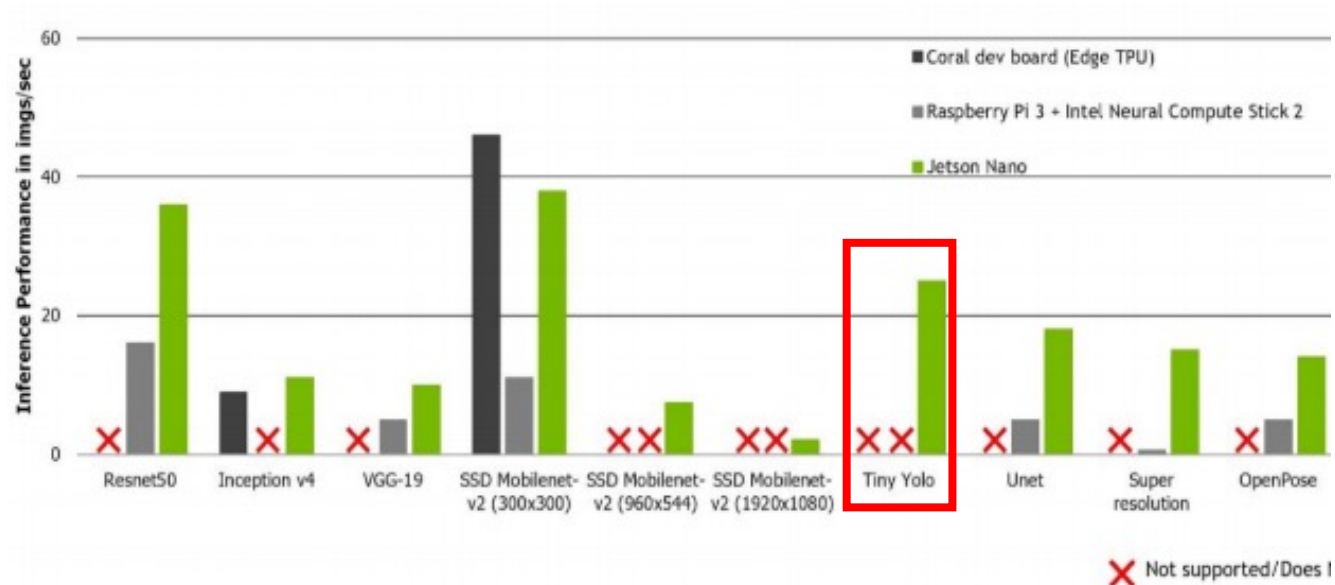
而**第二次**遍歷時就能將這些相同標記的像素各自組合，這樣我們就能得到**多個相互獨立的連通區域**，然後我們透過這些連通區域就能獲取這區塊的輪廓。

之後再**計算每個連通域像素點的面積**，我們就能夠清楚知道這個**疑似裂縫的大小與面積**，然後我們**訂定閾值**，將過小的雜點去除，而當超過一定比例時也做**濾除**的動作。

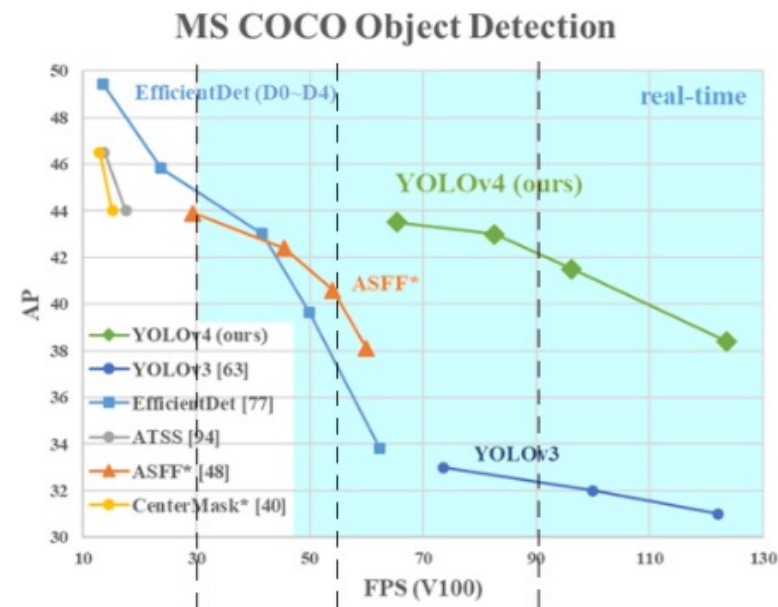


模型選用

模型效果與輕量化模型選用



Nano與其他邊緣運算裝置比較



Yolov3、v4比較

當減低邊緣運算裝置的體積與功耗的同時，其運算效能也會相對降低，既然必須減少運算量但也必須保證一定辨識結果的前提下，那一個合適的邊緣運算裝置與輕量化模型就變成優先考量。

我們最後是以NVIDIA Jetson NANO作為邊緣運算裝置，相較於TX2 15瓦的功耗，NANO 只需要5瓦，但相對的會犧牲一半數量的CUDA數。以至於一開始使用Yolov3做測試實測結果非常不理想，由於Yolov3對於運算量與模型較大導致資源吃緊，但在後來推出了Yolov4在資源的調用上減少許多，後來在衡量之下最後選用Yolov4-tiny 作為我們的輕量化模型的選擇。

實機飛行片段



03

運用於醫學影像應用



基於機器學習之乳癌放射治療皮膚炎預測：

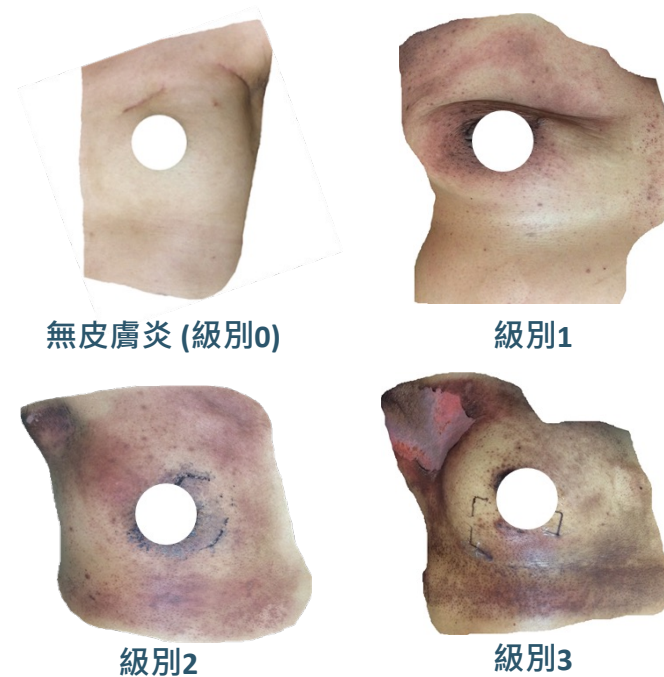
- 隨著照射時間與患者膚質的不同，可能在長時間的放射治療照射下引起皮膚炎。
- 研究使用乳癌患者接受放射治療的追蹤影像，預測患者7日後的皮膚炎嚴重程度。

放射性皮膚炎級別

級別1 輕微的紅斑或脫皮 	級別2 中度紅斑及腫脹， 潮濕脫皮並限於皮膚皺褶 
級別3 潮濕脫屑的直徑>1.5厘米 (不限於皮膚皺皺)， 有嚴重腫脹 	級別4 全層真皮壞死或潰瘍 

van, R. (Dr.). (2017). Radiation Therapy for oral cavity cancers [conference]. Retrieved August 29, 2017 from: <https://www.slideshare.net/ramumparker/radiation-in-oral-cancer>

美國腫瘤放射治療組織將放射皮膚炎分為0至4級

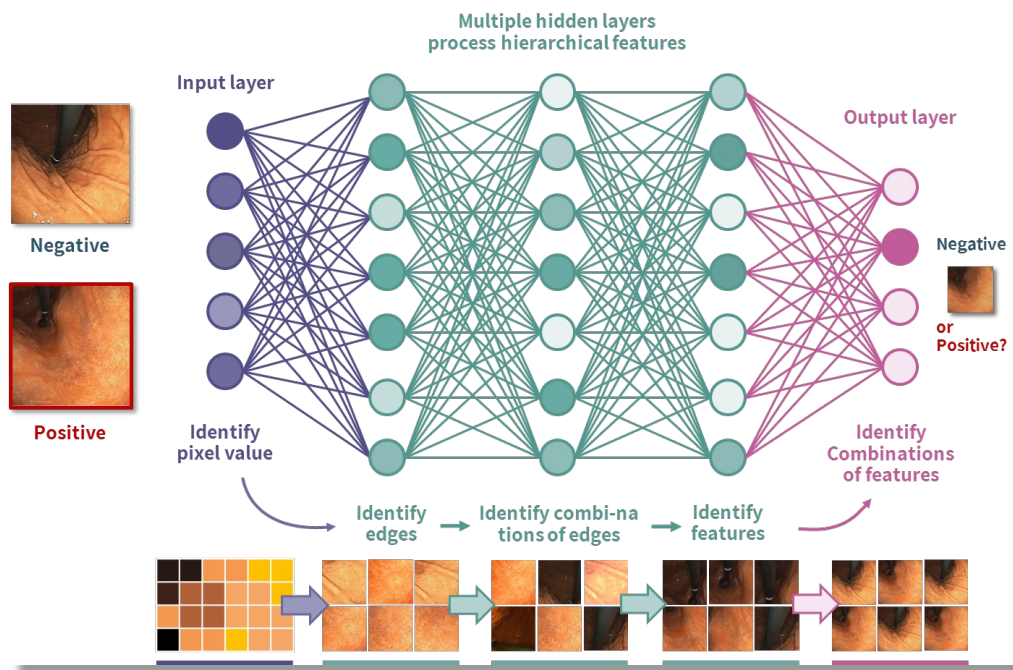


皮膚炎示意圖

其他醫療機構合作研究

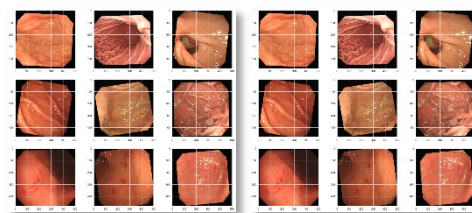
人工智慧分析系統於幽門螺旋桿菌診斷上之運用

1. 開發CNN輔助檢測系統，透過穩健優化技術挑選最佳模型檢測胃視鏡影像上的幽門桿菌。
2. 協助減輕醫生的診斷負擔，輔助醫師進行適當的治療策略與減少誤判的風險。

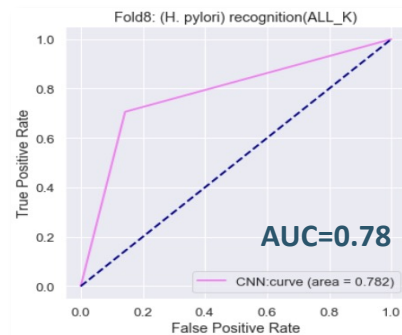


CNN輔助檢測幽門螺旋桿菌的系統架構圖

Abbreviation: AUC: The Area Under the receiver operating Characteristic curve.

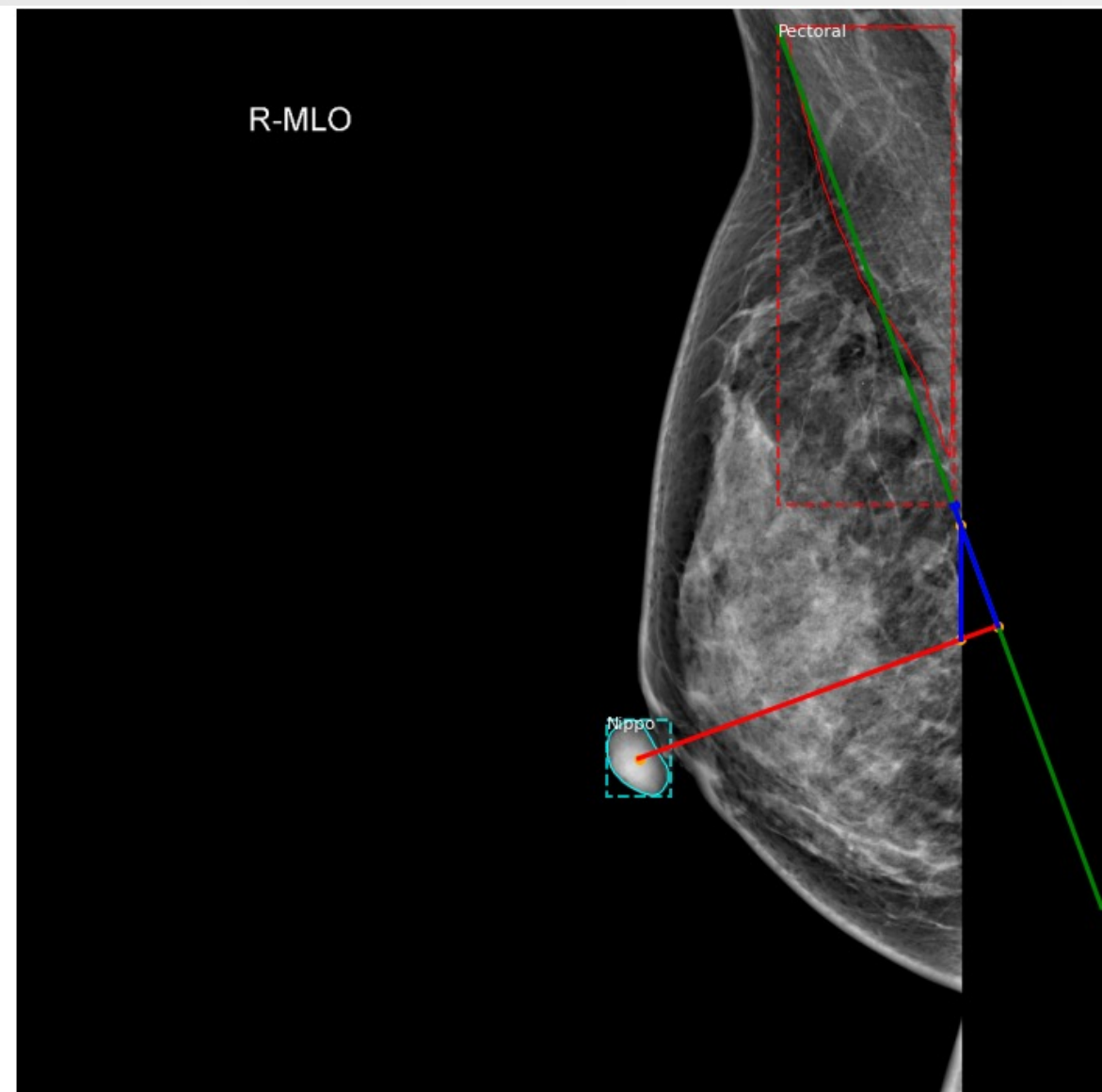
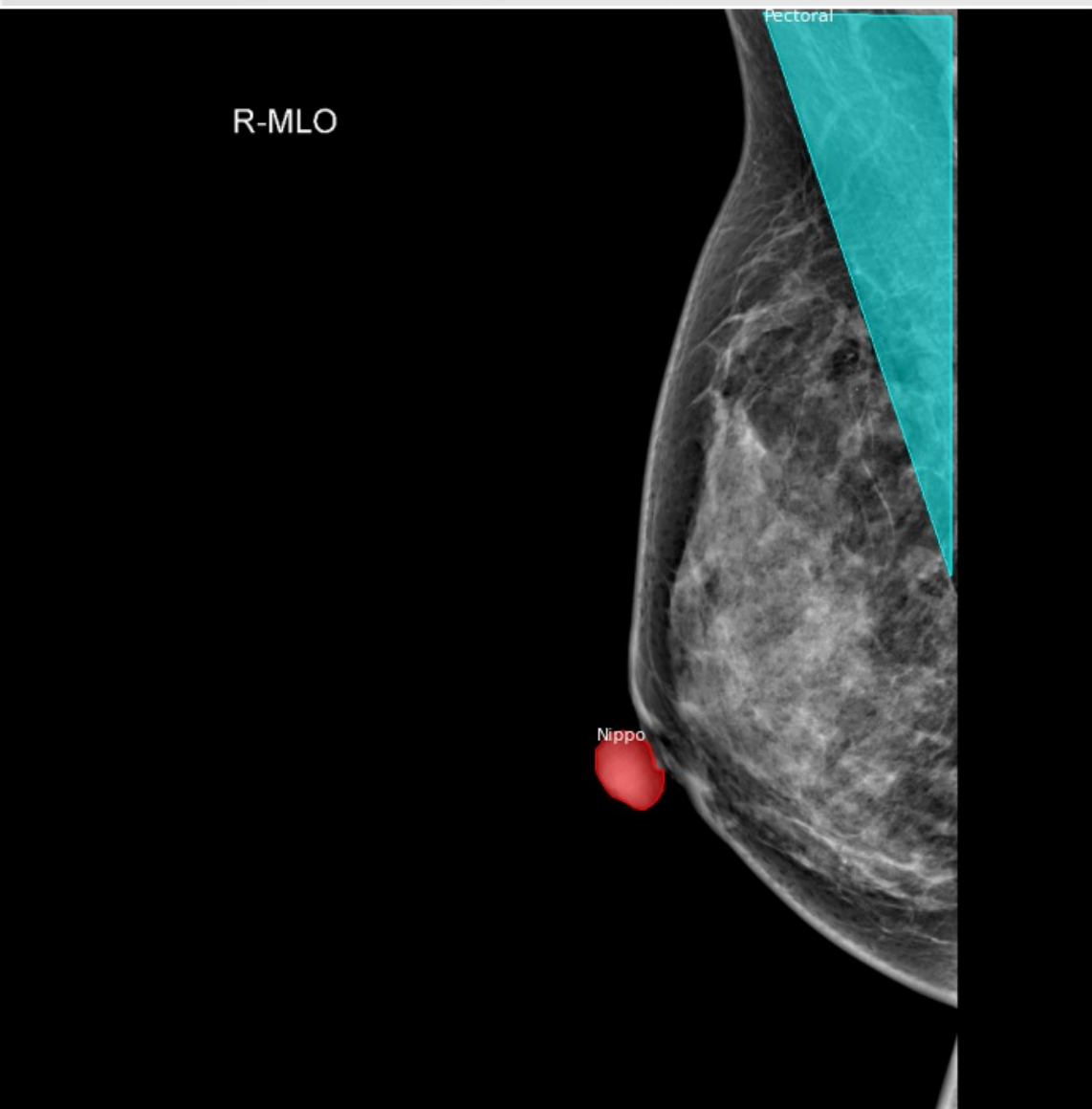


影像前處理

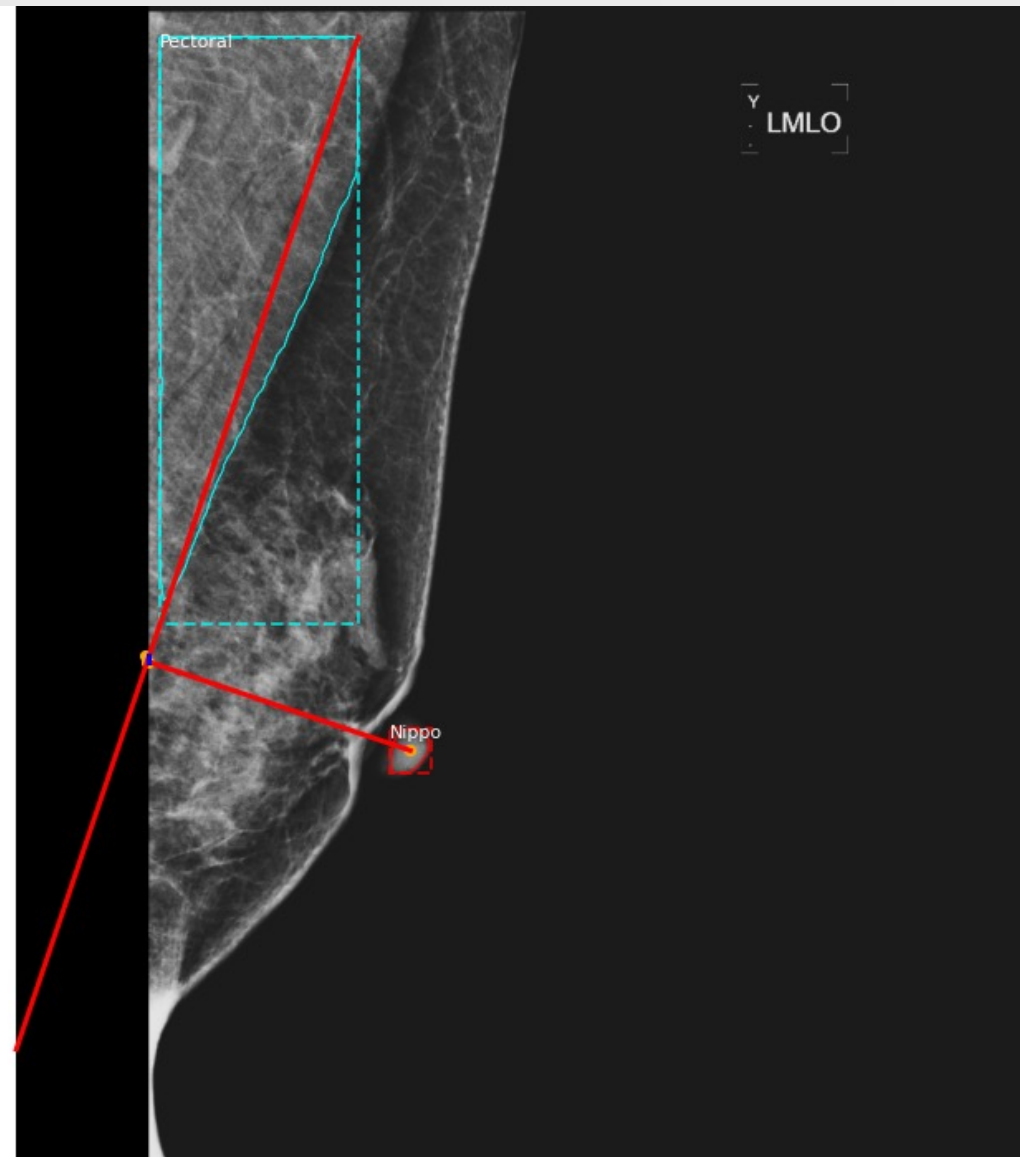
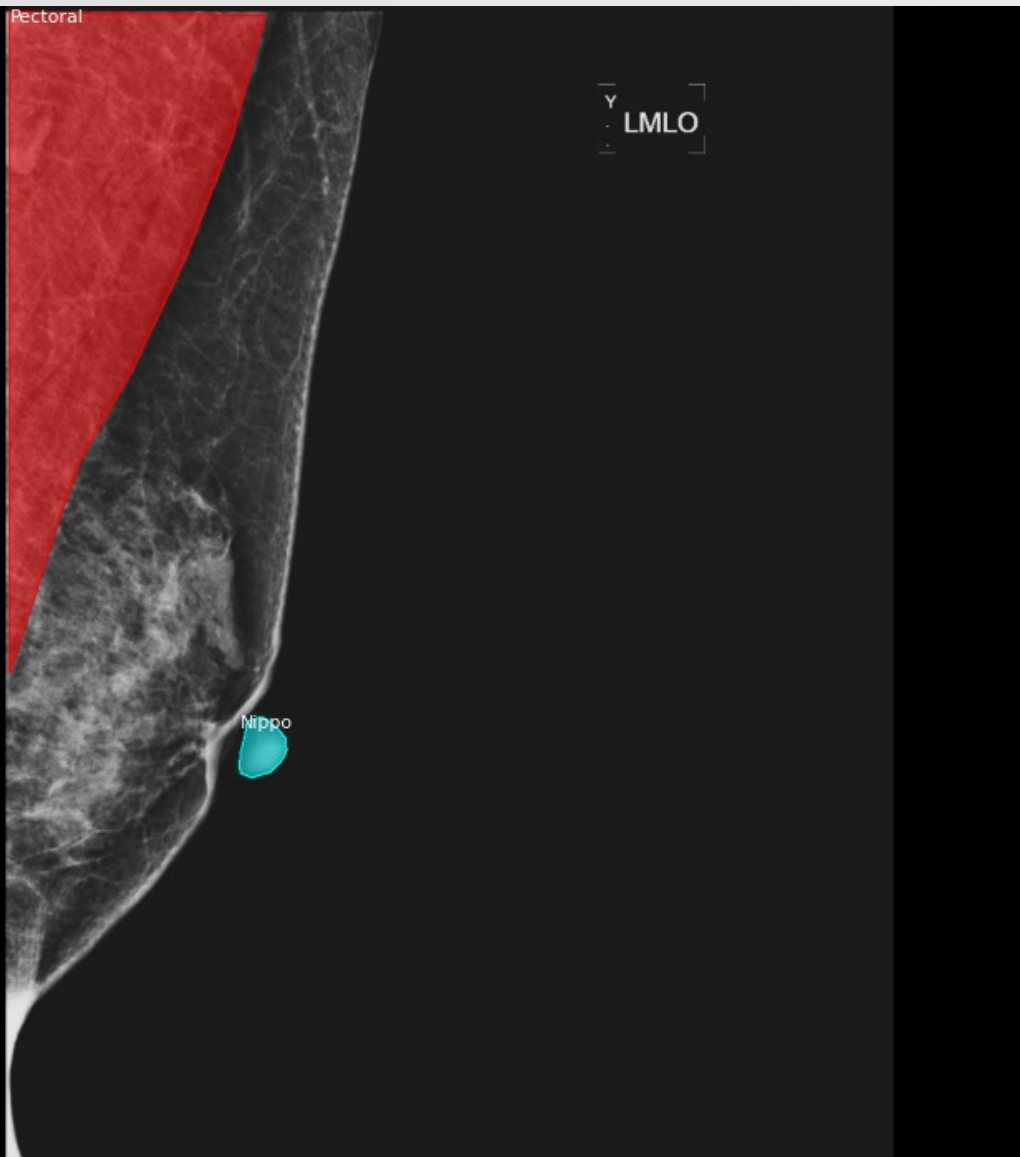


AI預測幽門螺旋桿菌的效果評估

其他醫療機構合作研究



其他醫療機構合作研究





AR 虛擬實境

01

AR輔助智慧機械



情境架構

AR Glass



應用技術：

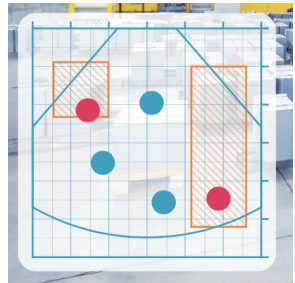
- AR Glass
- mmWave Radar
- Object Recognition

應用情境：

- 巡檢生產狀況
- 故障部件指示
- 維修保養指引



mmWave Radar



研習生兩名：

- AR應用開發
- 定位應用開發

合作廠商：

- 佐臻
- 連翔

AR眼鏡實機影像



The background features a light gray geometric pattern consisting of a network of thin lines connecting various-sized dark gray dots. These dots are scattered across the frame, with some acting as central hubs connected to multiple other dots, creating a web-like or molecular structure. The overall aesthetic is clean, modern, and technical.

THANKS

cslin@nkust.edu.tw
林志學