

科技部補助
大專學生研究計畫研究成果報告

計 畫
名 稱 : GAN應用於牙位判斷及牙齒重疊判斷系統

執行計畫學生：許銘真
學生計畫編號：MOST 109-2813-C-040-013-E
研究期間：109年07月01日至110年02月28日止，計8個月
指導教授：秦群立

處理方式：本計畫可公開查詢

執行單位：中山醫學大學醫學資訊學系

中華民國 110年03月25日

科技部補助
大專學生研究計畫研究成果報告

計 畫

: GAN 應用於牙位判斷及牙齒重疊判斷系統

名 稱

執行計畫學生：許銘真

學生計畫編號：109-2813-C-040-013-E

研究期間：109年07月01日至110年02月28日止，計8個月

指導教授：秦群立

處理方式：立即公開查詢

涉及專利或其他智慧財產權，一年二年後可公開查詢

執行單位：中山醫學大學醫學資訊學系

中華民國 110 年 03 月 27 日

(一)摘要

使用全口牙齒 X 光影像作為診斷依據是牙科醫師日常例行之事，牙醫師透過 FDI 牙位表示法來記錄一顆有問題牙齒的牙位並依結果申請健保給付，這整個過程會花費過長時間，此外，牙齒重疊也是常見的牙齒狀況之一，若不即時治療，容易造成蛀牙等問題。為了解決以上的問題，本計劃建置一套「GAN 應用於牙位判斷及牙齒重疊判斷系統」，首先收集大量的全口牙齒 X 光影像，並透過牙齒區域擷取將感興趣的牙齒區域擷取出來並進行重疊候選區檢測演算法來偵測可能為重疊牙齒的區域。接著，本計畫會讓專業的牙科醫師進行牙位標記，並將影像輸入至生成對抗網路來學習這些牙醫師所標記之牙齒牙位影像。最後，透過單顆牙齒切割演算法將單顆牙齒切割出來並結合牙齒重疊候選區域，將此顆牙齒牙位及是否有重疊牙齒顯示於檔案名稱上，以此來輔助牙科醫師進行全口牙齒 X 光影像判讀及診斷。期望未來系統能實際應用於牙科診所中，縮短牙科醫師的診斷時間，達到智慧化的服務、生活及體驗。

(二)研究動機與研究問題

現今牙科醫師在口腔病症的診療上，會針對病患所照射的全口牙齒 X 光影像進行牙部病理狀況的診斷與註記，圖 1(b)為全口牙齒 X 光影像。當牙科醫師進行診斷時，通常會搭配世界通用的 FDI 牙位表示法進行紀錄。FDI 牙位表示法會將全口共 32 顆牙齒影像分成四個象限，8 顆牙齒為一象限，並使用兩位數的阿拉伯數字來表示每顆牙齒所在之位置，第一位表示此顆牙齒所在之象限，第二位表示此顆牙齒為此象限中的第幾顆。而使用 FDI 牙位表示法的牙科醫師，都是先鎖定一顆具有病症或治療過的牙齒後，再經由醫師判斷出牙位，最後由助理紀錄並輸出成文字檔。然而，這整個過程耗費過多的時間，且在醫師判斷牙位時，會因應每個人的牙齒生長狀況，進而影響醫師的判斷，這些過程都讓醫師增加了許多的負擔。另外，牙齒重疊是人們常有的牙齒狀況，因為當人們牙齒從乳牙轉變為恆牙時，因沒有足夠的空間生長而導致牙齒重疊，然而牙齒重疊處很容易產生齲齒，也就是俗稱的蛀牙，須立即發現並治療，圖 1(b)為牙齒重疊的影像。

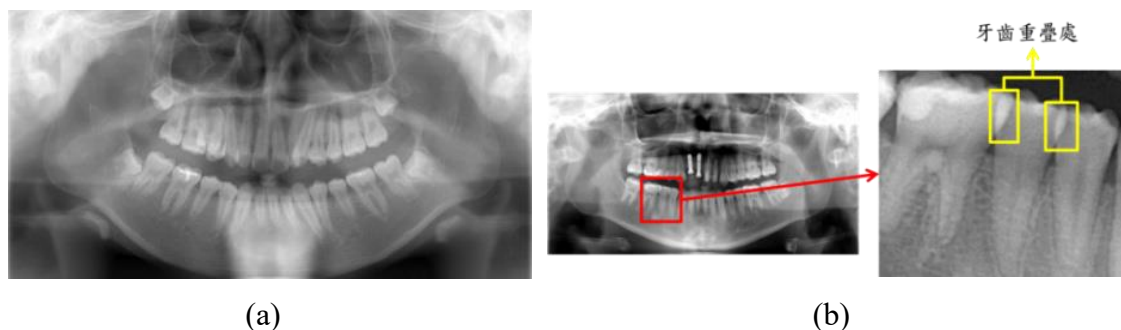


圖 1、(a)為全口牙齒 X 光影像和(b)黃色框選區域為牙齒重疊處

近年來，深度學習逐漸受到重視，而深度學習是能從大量且沒有順序的資料慢慢轉變為可以解決問題的有用資訊，致使許多學者開始將其運用在醫學影像上

進行影像的分析與判讀。然而，目前尚未有學者利用深度學習來進行全口牙齒的牙位標記，因此，本計畫將使用深度學習方法中的「生成對抗網路」(Generative Adversarial Network, GAN)來進行全口牙齒的牙位標記。GAN 是透過生成器和鑑別器不斷進行對抗，使生成器可以生成出與目標影像相似的影像。此外，在標記牙位前，本計畫會先將影像的牙齒區域擷取出，再利用重疊候選區檢測演算法進行影像分析，進而判斷是否有重疊牙齒處。期望本計畫所提出的牙位標記及牙齒重疊判斷系統能幫助牙科醫師在全口牙齒 X 光影像判讀及診斷上，能給予醫師及病患更快速的診療時間與更智慧的體驗。

(三) 文獻回顧與探討

在牙科治療中，牙位辨識及牙齒重疊是非常重要的，醫師通常會先針對一顆有病症的牙齒，在搭配牙位來幫助牙醫師診斷病患的病情，而牙齒重疊為常見的病症也是本計畫要判斷的目標。近年來，已有許多辨識牙位以及辨識牙齒重疊的論文被提出，因此，本計畫將多篇文獻作為基礎，發展出辨識牙位及牙齒重疊處的方法，來協助牙醫師就診，以縮短就診的時間。

在牙齒重疊判斷的文獻中，M. Yadollahi 等學者於 2015 年提出利用分水嶺算法及區域成長法將牙齒石膏影像進去雜訊[1]，並使用法向量原理分離石膏圖像上相鄰重疊的牙齒，但此方法不能運用在全口牙齒 X 光影像，而且此方法在判斷重疊牙齒時無法清楚的將兩顆重疊牙齒區分開來。

在 2019 年，A. Z. Arifin 等學者提出了一套自動檢測全口牙齒 X 光影像上的重疊區域[2]，此研究會先將重疊的相鄰兩顆牙齒擷取出來，再利用自動調整門檻值的二值化方法找出可以代表重疊區域的標記點，並透過區域方向和鄰近像素的亮度相似度來自動選擇可能的重疊區域，然而此方法並不是針對整張全口牙齒 X 光影像進行重疊牙齒的偵測。

在牙位辨識應用於傳統醫學影像處理方法中，R. Wanat 等學者於 2011 年提出一種全口 X 光影像牙齒切割方法[3]，該方法利用牙齒頸部之間的區域來確定分割線，而非依賴牙齒間的縫隙來切割單顆牙齒，但若遇到嚴重咬何不正的牙齒，其所切割單顆牙齒的結果較差。

在 2013 年，Rad 等學者使用 k-means 集群分析將增強過後的影像切割出單顆牙齒[4]，並使用紋理統計技術中灰階共生矩陣擷取牙齒 X 光影像的多個特徵，以此來進一步分類出各類牙齒病症，然而其所切割的單顆牙齒結果並不理想，容易切到牙齒以外的東西。

在 2014 年，P. L. Lin 等學者利用適應冪律變換將牙根尖 X 光影像進行影像增強[5]，再利用 Hölder 指數的局部洞穴度分析、Otsu 閾值、連通分量分析、蛇形邊界追蹤以及形態學操作來辨識牙位並切割，但若遇到根管牙齒、補牙與牙橋等治療過的牙齒，會使辨識及切割的成功率降低。

近年來，深度學習方法也逐漸被運用在牙齒檢測及牙齒分割中，Kailai Zhang 等學者於 2018 年提出一個基於 CNN 的深度學習網路架構[6]，針對涵蓋口腔局

1. 輸入全口牙齒 X 光影像

本計畫的全口牙齒 X 光影像是由中山醫學大學附設醫院(Chung Shan Medical University Hospital)口腔醫學部所提供，每張全口 X 光影像都含有 32 顆牙齒，也就是未有缺牙的全口牙齒影像且其中某些還具有重疊的牙齒。另外，所有的全口牙齒影像都不具有乳牙，本計畫以此資料集做為測試和訓練的資料集。

2. 牙齒區域擷取

本計畫會利用牙齒區域擷取將牙齒區域框選出來，牙齒區域擷取演算法流程圖如圖 3 所示。首先，本計畫會將影像大小調整為 1000x500，接著，我們將全口 X 光牙齒影像的長取中間值將影像切成上、下兩張且採用下半部的影像，並將此影像利用 Sobel 邊緣偵測法進行邊緣偵測並透過中間值濾波器去雜訊，將不必要的輪廓去掉。第三，本計畫會利用 Otsu 演算法將影像進行二值化並進行影像侵蝕，以此去掉不必要的區域。最後，將經過侵蝕後的影像進行影像的垂直投影，並以中心點往兩側找出第一個斷層區域，如圖 4 所示，以此兩個 x 座標來裁切原始影像的寬。而影像長的部份，依據牙齒的平均長度進行裁切，通常平均一顆牙齒長約為 1.9-2.3 cm，在影像上 1 mm 約等於 4 pixels，因此，本計畫採用最大值 2.3 cm 的牙齒為依據，所以上、下排牙齒的長總共佔了 184 pixels。為了確保涵蓋所有的牙齒，本計畫會再多加一倍的距離，因此總共擷取之影像的長約 368 pixels。而擷取方式為從影像的長正中間上下切割 184 pixels，以此來完成原始影像長的擷取，影像寬擷取區域示意圖如圖 5 所示。

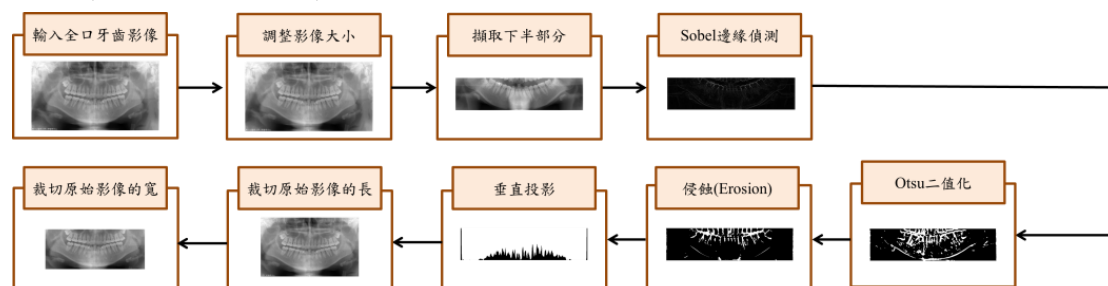


圖 3、牙齒區域擷取演算法流程圖

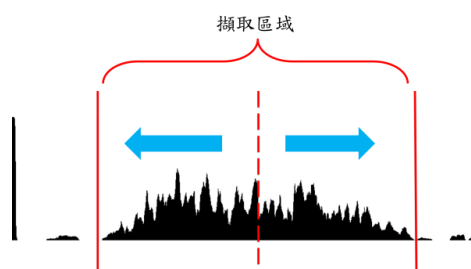


圖 4、影像長的擷取區域示意圖

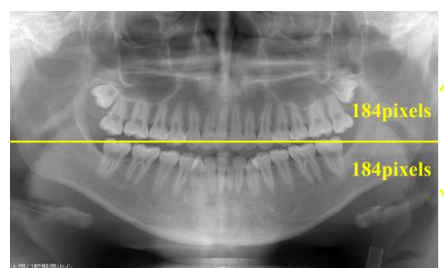


圖 5、影像寬的擷取區域示意圖

此外，由於每台設備所照射出的全口牙齒 X 光影像的亮度不一，導致某些影像對比度差，牙齒輪廓不明顯，如圖 6 所示，因此，本計畫會將牙齒區域影像進行影像銳利化處理，來加強影像中的邊緣強度，呈現輪廓更加銳利的影像，如圖 7(b)所示。

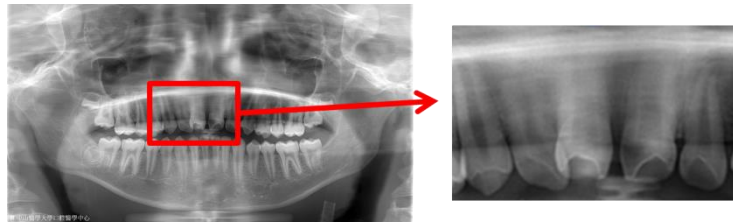


圖 6、左圖為原始影像，右圖為牙齒輪廓不明顯處



(a) (b)

圖 7、(a)為牙齒區域影像和(b)為銳利化後的牙齒區域影像

3. 重疊候選區檢測演算法

在檢測重疊候選區前，本計畫會先將最主要發生重疊的區塊，也就是牙冠的部分擷取出來，以此來更精準的判斷牙齒重疊候選區，如圖 9 所示。本計畫會將牙齒區域影像利用 Otsu 的方法進行二值化，接著讀取二值化影像的最後一列並找出連續出現白色像素的區域且取此區域寬度的中間值，再來，本計畫會將二值化影像進行水平投影，以此找出上排牙齒與下排牙齒間的縫隙區塊且取此區域寬度的中間值，便可以找到上、下排牙齒的中心點。接著，本計畫會根據先前提出的平均牙齒長約占 92 pixels 的數據，於中心點上下各切 92 pixels，以此來當牙冠區域影像的長，而寬的部分，由於一顆牙齒的寬約為一顆牙齒長的 80%，而人最多有 32 顆牙齒，因此會占約 1184 pixels，本計畫會以此數據來當成擷取牙冠區域影像的寬，擷取牙冠區域方法示意圖如圖 9 所示。

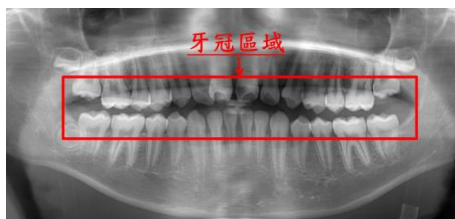


圖 8、牙齒牙冠區域示意圖

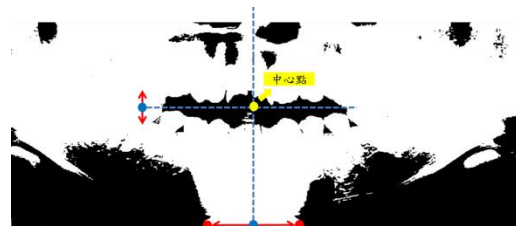


圖 9、擷取牙冠區域方法示意圖

擷取好牙冠區域影像後，本計畫會將影像利用 Otsu 演算法進行二值化，接著將影像進行侵蝕(Erosion)，以此來去除不必要的區塊，而剩下的白色區塊，便是本計畫所偵測到的重疊候選區，也就是可能為重疊牙齒區域。最後，本計畫會將所有白色區塊對應原始牙齒區域影像的座標儲存起來，以便後續的使用。圖 10 為偵測重疊候選區域的流程圖。

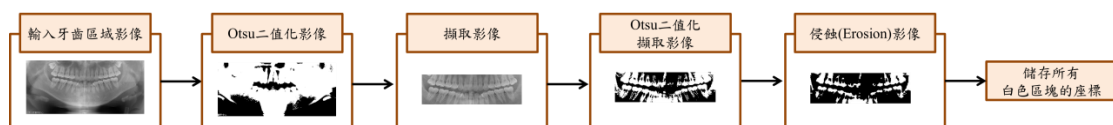


圖 10、偵測重疊候選區域的流程圖

4. 手動牙位標記

本計畫是採用 FDI 牙位表示法讓專業的牙科醫師進行牙位標記，此方法將全口牙齒影像區分為四個區塊且每一區塊各有 8 顆牙齒，四個區塊依序為右上、左上、右下、左下，我們給予個區塊不同代表的色調，分別為紅色調、藍色調、紫色調及綠色調。接著，再將每個色調以不同的飽和度，由淺到深依序為第 1 顆到第 8 顆牙齒，將整顆牙齒圈選出來。最後，本計畫會將影像大小統一調整為 128×64，以此來確保影像大小的一致性，而調整後的影像會輸入 GAN 當作訓練的目標影像。圖 11(a)為每顆牙齒所代表的顏色，而 11(b)為標記完牙位的全口牙齒影像。

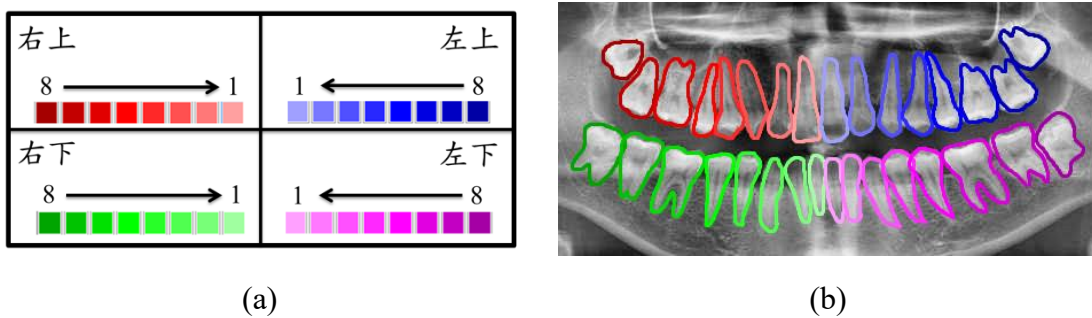


圖 11、(a) 每顆牙齒所代表的顏色和(b)為標記完牙位的全口牙齒影像

5. GAN 牙位標記模型

在偵測牙齒重疊候選區後，本計畫採用生成對抗網路(Generative Adversarial Network, GAN)演算法來自動標記牙齒的牙位，圖 12 為 GAN 的訓練流程。本計畫會將偵測重疊中所擷取出的牙齒區域影像及已標記牙位的牙齒區域影像當成是 GAN 的訓練資料集輸入至生成器中，而生成器透過不斷與鑑別器互相對抗及調整參數來模仿資料集中的影像，以達到使生成器輸出的結果可以讓鑑別器分辨不出影像的真偽之目標。生成器的任務為生成影像，本計畫使用 13 層的卷積層(Convolutional layer)，其中第一層與最後一層設定為 9×9 的 filter，其餘使用 3×3 的 filter，讓生成器不斷進行特徵抽取，以此將輸入的影像進行牙位標記，並使用 Leaky Relu 作為激活函數(Activation functions)。鑑別器的任務為根據資料集中的影像給予生成影像一個評估指標，讓生成器可以依據此指標進行參數調整進而生成的影像與資料集中的影像相似，本計畫於鑑別器中使用了 5 層的卷積層，其 filter 大小分別為 11×11、5×5、3×3、3×3 和 3×3，而激活函數同樣採用 Leaky Relu。

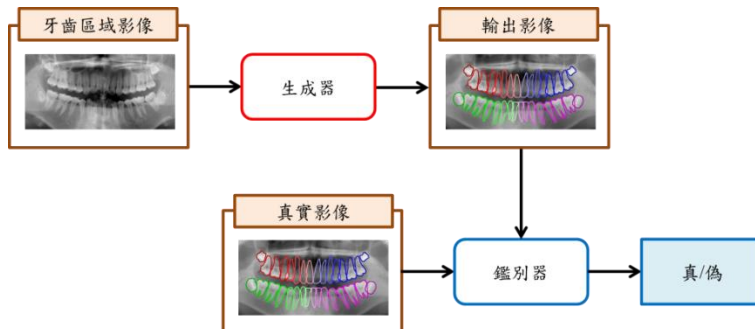


圖 12、牙位標記訓練流程圖

接下來是損失函數的部分，損失函數是用來計算實際輸出的結果與預期輸出的結果的差別，其中以此讓 GAN 進行參數的調整。本計劃使用兩個損失函數，分別為 Saturation loss 和 Contour loss，以下將一一介紹。

a. Saturation loss

本計畫除了使用 4 種不同的色調進行牙位標記外，每種色調會利用不同的飽和度，由淺到深依序代表每顆牙齒的位置，並將其輪廓標示出來。後續在進行單顆牙齒切割時，會以輪廓的顏色當成標準並切割，若標示的顏色有些微差異，會造成後續切割時產生錯誤，導致結果不精準。Saturation loss 方程式如下：

$$\mathcal{L}_{saturation}(G, S) = \|G_n^S - S_n^S\|_2^2 \quad (1)$$

其中， G_n^S 為生成影像的飽和度特徵圖， S_n^S 為真實影像的飽和度特徵圖，飽和度特徵圖的抽取方程式如下：

$$G_n^S(i, j) = \sum_i \sum_j S_{ij} \quad (2)$$

$$S_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{if } \max_{ij} = 0 \\ 1 - \frac{\max_{ij}}{\min_{ij}}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

這裡 \max_{ij} 為此像素中 R 值、G 值和 B 值三個值中的最大值， \min_{ij} 為此像素中 R 值、G 值和 B 值三個值中的最小值。

b. Contour loss

本計畫在標記牙位時，是將整顆牙齒依照輪廓標示出來，因此，本計畫採用 Edge loss 來測量 GAN 所生成的牙位標記影像和真實影像之間邊緣的差異，以此讓生成的影像更加接近目標影像，Contour loss 方程式如方程式 4 所示。本計劃是使用二值交叉熵(Binary Cross Entropy)來實踐此損失函數， G_n 為生成影像， S_n 為真實影像， γ 和 β 分別是無邊緣像素和有邊緣像素的權重，方程式如方程式 5 所示，其中 T_{edge} 為此影像無邊緣的像素總和， $T_{none-edge}$ 為此影像有邊緣的像素總和。

$$\mathcal{L}_{contour} = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \gamma S_n \log G_n + \beta (1 - S_n) \log(1 - G_n) \quad (4)$$

$$\gamma = \frac{T_{edge}}{i \times j} \quad \text{and} \quad \beta = \frac{T_{none-edge}}{i \times j} \quad (5)$$

6. 單顆牙齒切割演算法

圖 13 為單顆牙齒切割及輸出的流程圖，在 GAN 輸出全口自動牙位標記的影像後，本計畫會先讀取影像的色調和飽和度值，並利用每顆牙齒所對應到的亮色調和飽和度值，得知每顆牙齒所要切割的座標並偵測是否鄰近的單顆牙齒有重疊的座標，如有包含，則可能為重疊的牙齒；若無包含，則為無重疊的單顆牙齒。被判斷可能有重疊的單顆牙齒會與偵測重疊候選區所儲存之座標比對，若包含偵

測重疊候選區所儲存之座標，代表此顆牙齒有重疊區域;若不包含重疊候選區所儲存之座標，則代表此顆牙齒無重疊區域，以此來進行二次確認，如圖 14 所示。接著，本計劃會將單顆牙齒切割出來並從此顆牙齒的色調和飽和度值得知牙齒的牙位。最後，本計劃會輸出單顆牙齒影像，而其主檔名為此顆牙齒的牙位及有無重疊，例如：14_nooverlapping.bmp。

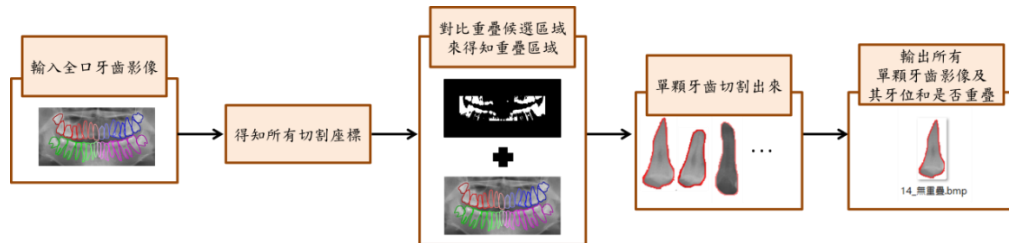


圖 13、單顆牙齒切割及輸出流程圖

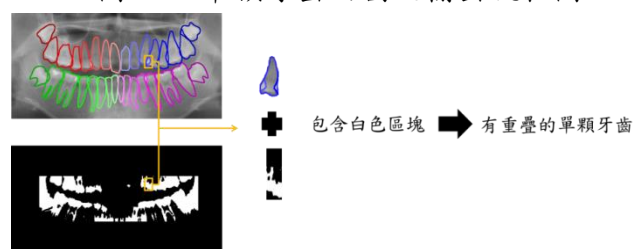


圖 14、判斷單顆牙齒有無重疊處流程圖

(五) 實驗結果與探討

本計畫將實驗結果與探討分為以下 3 個部份進行討論，首先會介紹系統開發環境與使用工具，接著我們針對實驗結果計算其混淆矩陣及相關評估指標，並對計算過後的結果進行分析與討論，最後會介紹系統實作與介面展示。

1. 開發環境與使用工具

本計畫每次實驗都在相同的硬體配置環境下進行訓練及測試，軟硬體設備配置如表 1 所示。

表 1、軟硬體設備

軟體	作業系統	Windows 10
	CUDA 版本	10.0
	cuDNN 版本	7.6.5
	深度學習框架	TensorFlow、Keras
	程式語言	Python
	GUI 套件	TKinter
硬體	CPU	Intel(R) Core(TM) i9-9820X
	GPU	NVIDIA Geforce RTX 2080 Ti
	VRAM	12GB

2. 結果討論

本計畫利用 GAN 深度學習演算法學習醫師標記牙位的畫風，以此標記影像中的牙位，GAN 標記牙位結果圖如圖 15 所示。由結果圖可看出 GAN 在牙齒輪廓的標記效果不佳，很容易標錯顏色且容易標到牙齒以外的組織，進而導致難以切割出單顆牙齒。

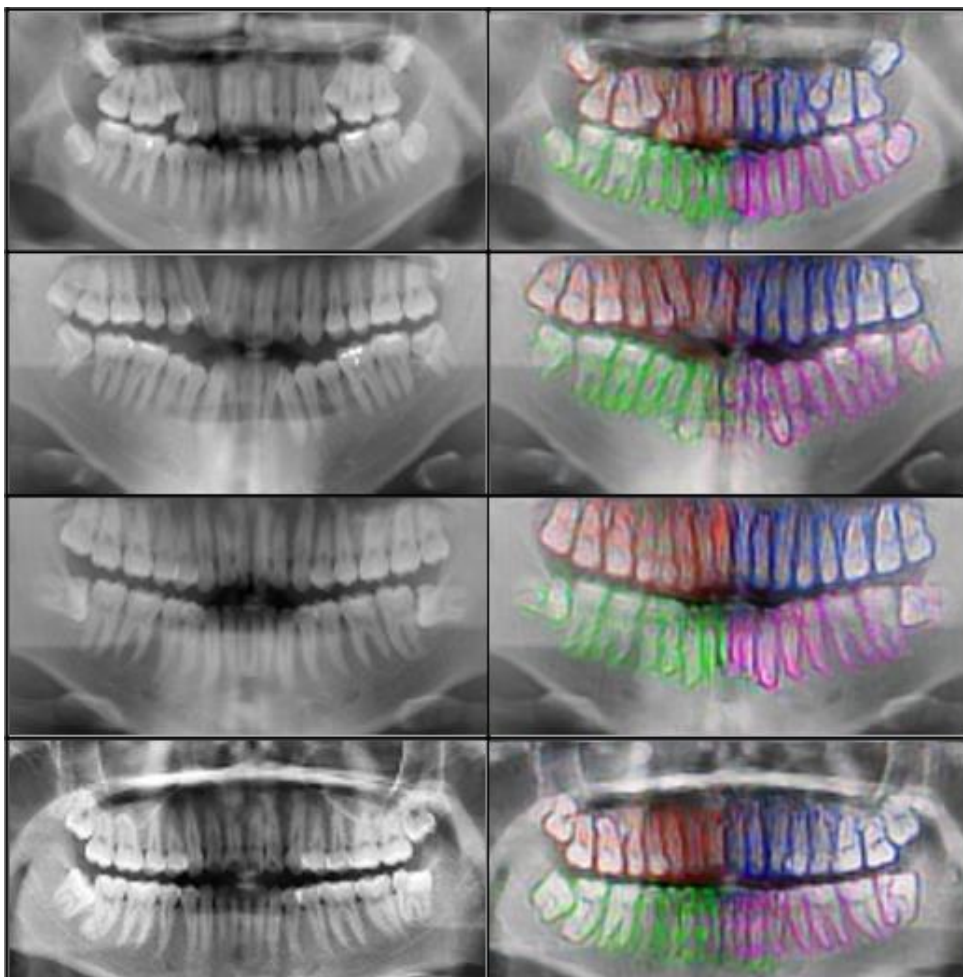


圖 15、左圖為全口牙齒原始影像，右圖為牙位標記結果圖

本計畫透過混淆矩陣統計 GAN 應用於標記牙齒牙位的狀況，並進行各項指標的計算，以此來評估牙位標記的結果。本計畫使用準確率、精準度、敏感度及特異度作為計算牙齒牙位標記的評估指標，如表 2 所示，其準確率為 88%，精準度為 92.9%，敏感度為 86.7%，特異度為 90%，由評估指標值可看出 GAN 牙位標記仍有可再提升及改善的空間。

表 2、本計畫所提出方法(GAN)之牙位標記測試評估指標

測試結果				
	準確率	精準度	敏感度	特異度
GAN	88%	92.9%	86.7%	90%

為了讓牙位標記及單顆牙齒切割的結果更佳，本計畫改用「Mask R-CNN」實例切割方法，其可依照物件外型輪廓進行切割並給予類別，以此解決 GAN 標記牙位所遇到的問題。Mask R-CNN 標記牙位結果圖如圖 16 所示。由 Mask R-CNN 標記牙位結果圖可見其標記結果較 GAN 牙位標記結果佳，且無論牙齒排列整齊與否、牙齒之間是否有重疊狀況及牙齒輪廓清晰與否，皆不影響 Mask R-CNN 在牙位標記上的效能。

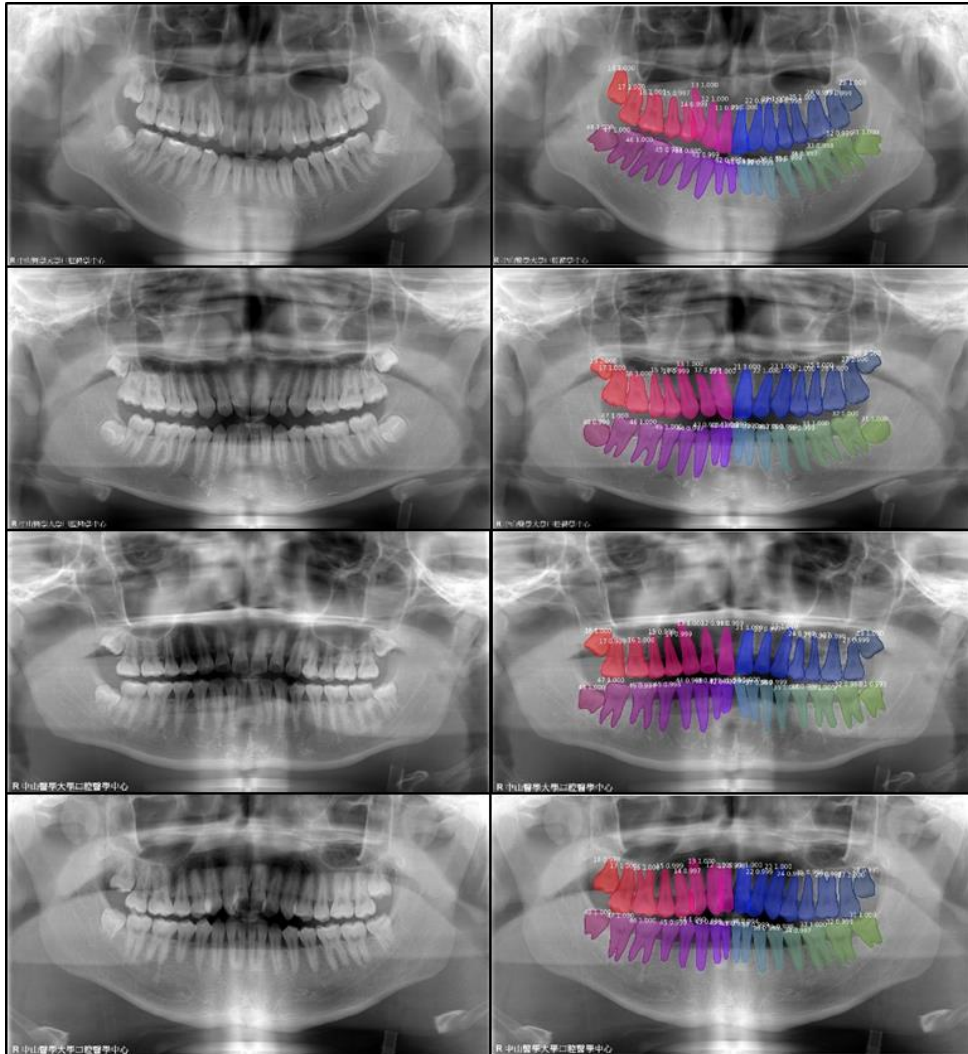


圖 16、全口牙齒原始影像與 Mask R-CNN 牙位標記結果圖之比較，左邊欄位為全口牙齒原始影像，右邊欄位為 Mask R-CNN 牙位標記結果圖

本計畫也透過混淆矩陣統計 Mask R-CNN 用於標記牙齒牙位的狀況，並進行各項指標的計算，以此來評估牙位標記的結果。本計畫使用準確率、精準度、敏感度及特異度作為計算牙齒牙位標記的評估指標，如表 3 所示，其準確率為 92%，精準度為 92.3%，敏感度為 92.3%，特異度為 91.7%，可發現各項指標都有 93% 以上，因此可推論 Mask R-CNN 用於牙位標記具有相當不錯的結果。

表 3、本計畫所提出方法(Mask R-CNN)之牙位標記之混淆矩陣計算結果

測試結果				
	準確率	精準度	敏感度	特異度
Mask R-CNN	92%	92.3%	92.3%	91.7%

本研究亦將 GAN 的實驗結果與 Mask R-CNN 所標記的牙位結果透過計算混淆矩陣的相關指標來進行比較，如圖 17 所示。從此表及圖中可觀察到 Mask R-CNN 牙位標記所計算出的評估指標大多都較 GAN 計算出的評估指標好，可見 Mask R-CNN 標記牙位的結果較佳。

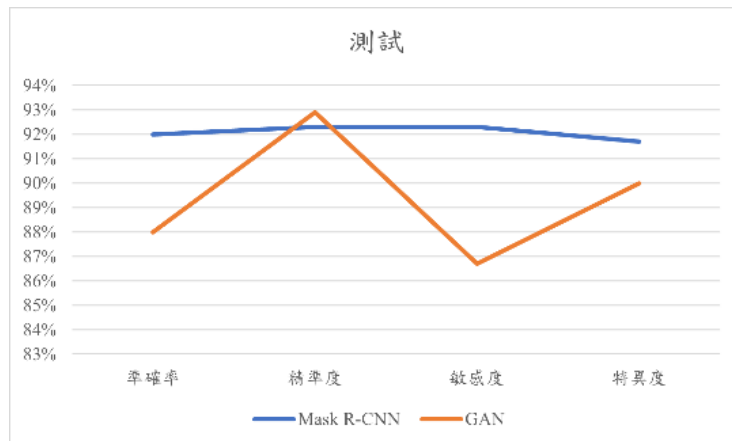


圖 17、Mask R-CNN 與 GAN 模型之測試數據折線圖

3. 系統實作與介面展示

本系統的介面是使用 Tkinter 函式庫進行實作，並以簡潔易懂的介面為開發目標，期望有效加速醫師診斷時間。系統主介面如圖 18 所示，此介面可看到所有病患的資料，醫生可直接點擊病患資訊欄位，查看該病患的全口牙齒 X 光影像，如圖 19。接著，牙醫師可點選「牙位分析」按鈕，系統會自動將全口 X 光牙齒影像輸入至 Mask R-CNN 中來進行牙位的標記，並將畫面跳轉至牙位判斷結果介面中，如圖 20 所示。結果的畫面中左方有醫囑欄，系統會將自動將判斷結果以 FDI 牙位表示法來顯示於此欄，若醫師覺得系統判斷有誤時，也可自行更改結果，並按下確認鍵後，系統會將結果進行儲存外，此格式是符合健保申報的格式，如圖 21 所示。

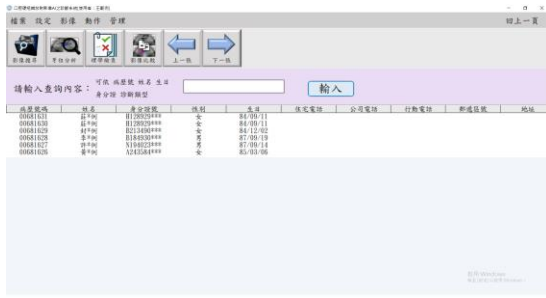


圖 18、系統主介面圖

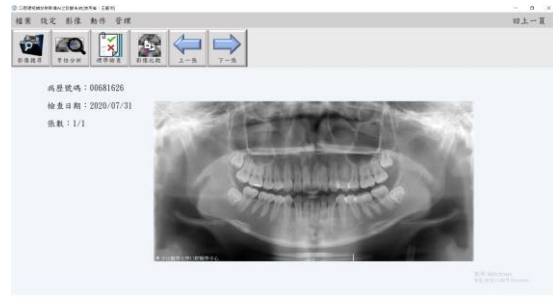


圖 19、查看該病患的全口牙齒 X 光影像介面圖

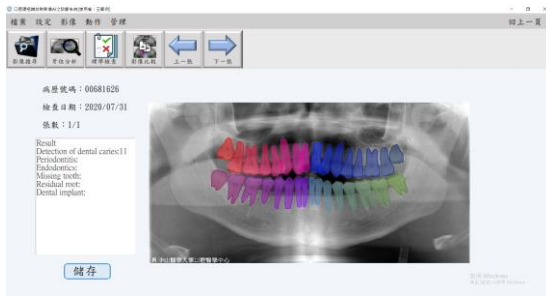


圖 20、牙位判斷結果介面圖

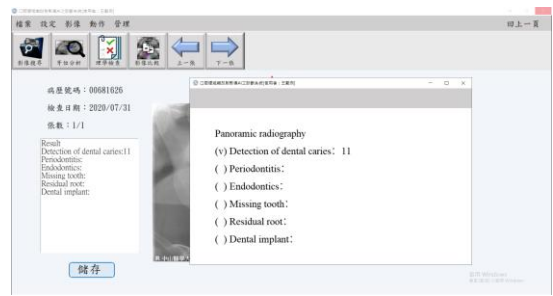


圖 21、牙周病判斷結果介面圖

(六) 結論

現今牙科醫師診時，會分析病患所拍攝的全口牙齒 X 光影像並利用 FDI 牙位表示法來記錄一顆又病症的牙齒，然而這整個過程太過於費時，也讓增加牙科醫師的負擔。為解決上述問題，本團隊利用 Mask R-CNN 建置出牙位標記診斷系統，有效地輔助牙醫師快速且正確的進行臨床診斷。本計畫牙位標記的測試準確率約 90% 以上，可見本計畫幾乎可準確的判斷出牙位，可信度高。期望透過本系統自動化及智慧化的功能，可輔助牙科醫師診斷患者，且可以加快診療時間。

(七) 參考文獻

- [1] Yadollahi M., Procházka A. and Kašparová M. et al, "Separation of overlapping dental objects using normal vectors to image region boundaries", In: Proc. of 2015 International Workshop on Computational Intelligence for Multimedia Understanding(IWCIM 2015), pp. 3-6, 2015.
- [2] Arifin A. Z., Adam S. and Mohammad A. M. et al, "Detection of Overlapping Teeth on Dental Panoramic Radiograph," INASS on Intelligent Engineering & System, vol. 12, pp. 71-80, 2019.
- [3] Wanat R. and Frejlichowski D., "A problem of automatic segmentation of digital dental panoramic x-ray images for forensic human identification," The 15th Central European Seminar on Computer Graphics, 2011.

- [4] Lira P. H., Giraldi G. A. and Neves, L. A. et al, "Digital dental X-ray image segmentation and feature extraction," TELKOMNIKA, vol. 11, no. 6, pp. 3109-3114, 2013.
- [5] Lin P. L., Huang P. Y. and Huang, P. W. et al, "Teeth segmentation of dental periapical radiographs based on local singularity analysis," Computer Methods Programs in Biomedicine, vol. 113, no. 2, pp. 433-445, 2014.
- [6] Zhang K., Wu, J. and Chen, H. et al, "An effective teeth recognition method using label tree with cascade network structure," Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 68, pp. 61-70, 2018.
- [7] Chen H., Zhang K. and Lyu P. et al, "A deep learning approach to automatic teeth detection and numbering based on object detection in dental periapical films," Science Report, vol. 9, no. 1, pp. 38-40, 2019.
- [8] Schlegl T., Seeböck, P. and Waldstein S. M. et al, "Unsupervised anomaly detection with generative adversarial networks to guide marker discovery," The 25th International Conference Information Processing in Medical Imaging, pp. 146-157, 2017.
- [9] Han C., Hayashi H. and Rundo L. et al, "GAN-based synthetic brain MR image generation," IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, pp. 734-738, 2018.
- [10] Mahapatra D., Antony B. and Sedai S. et al, "Deformable medical image registration using generative adversarial networks," IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, pp. 1449-1453, 2018.