

# 國立交通大學

## 資訊科學與工程研究所

### 碩 士 論 文

使用牙科 X 光片影像於蛀牙與牙周病的自動偵測

Automatic Detection of Dental Caries and Periodontal Disease Using  
Dental X-ray Images

研 究 生：張家銘

指導教授：王才沛 教授

中 華 民 國 109 年 11 月

使用牙科 X 光片影像於蛀牙與牙周病的自動偵測  
Automatic Detection of Dental Caries and Periodontal Disease Using  
Dental X-ray Images

研 究 生：張家銘

Student : Chia-Ming Chang

指導教授：王才沛

Advisor : Tsai-Pei Wang

國立交通大學  
資訊科學與工程研究所  
碩士論文

A Thesis

Submitted to Institute of Computer Science and Engineering

College of Computer Science

National Chiao Tung University

in partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

in

Computer Science

November 2020

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國 109 年 11 月

# 使用牙科 X 光片影像於蛀牙與牙周病的自動偵測

研究生：張家銘

指導教授：王才沛

## 摘 要

蛀牙與牙周病的醫學影像辨識在電腦視覺中是新興且具有挑戰性的問題。因其拍攝當下的背景亮度、角度、曝光差異皆會影響 X 光片的成像，進而增加對牙齒各組織的分類困難性，此研究題目著重於對 X 光片進行像素級組織分類並擷取出每顆牙齒的輪廓。

不同於其他論文僅是對 X 光照片判斷是否含有蛀牙或是找出牙周病的區域，本文將提出一套偵測系統個別針對咬翼片（Bite-Wing Film）中的每顆牙齒找出其蛀牙區域、針對根尖片（Periapical Film）中的每顆牙齒偵測兩側牙周病程度。該套系統運用多個深度學習模型及相干點飄移（Coherent Point Drift；CPD）等影像處理算法以擷取出牙齒並判斷其疾病區域與程度。

關鍵字：深度學習、蛀牙辨識、咬翼片、牙周病辨識、根尖片

# Automatic Detection of Dental Caries and Periodontal Disease Using Dental X-ray Images

Student : Chia-Ming Chang

Advisor : Tsai-Pei Wang

## Abstract

Medical image recognition of caries and periodontal disease is an emerging and challenging problem in computer vision. Due to the background brightness, shooting angle, and exposure difference in shooting, it will affect the imaging of the X-ray film and increase the difficulty of classifying the various tissues of the tooth.

Different from other papers that only judge whether there is caries or find the area of periodontal disease on X-ray photos, this thesis will propose a detection system for each tooth in the Bite-Wing film and Periapical Film. Moreover, for each tooth, it will detect the caries area and the proportion of periodontal disease on both sides of the tooth. The system uses multiple deep learning models and image processing algorithms such as Coherent Point Drift (CPD) to extract the teeth and determine the area and degree of disease.

Keywords: Deep Learning, Caries Identification, Bite-Wing Film, Periodontal Disease, Periapical Film



# 誌謝

在研究所的這段期間，受到了許多人的幫助，沒有他們我不能如此順利的完成這篇論文。

首先要感謝的是我的論文指導教授，王才沛老師，老師在我遇到瓶頸的時候，總會提出方向建議我朝著該方向繼續研究，而當我實驗結果可能有錯誤時老師會提醒我可能哪個地方需要更改，除了研究上的幫助，老師也樂意與我們分享他的求學經歷，並時常邀請我們聚餐增進實驗室感情。

第二要感謝學長姊立璿、政勳、奉炘、柏昱、聖和，他們在我剛進實驗室的時候就提供許多修課上的幫助，在他們忙於各自的研究時，總會抽空與我們閒聊，提點我們未來可能會遇到的困難，當他們畢業離開實驗室時，猶仍記得當時我是多麼的依依不捨。

也感謝我的同學允隆、鎮宇、穎劭，尤其是允隆在研究上幫了我大忙，很慶幸緣分讓我們相聚在同一個實驗室，在充滿挑戰的碩士生活中，互相加油打氣，也一起玩樂，本來沒有很喜歡桌遊的我，也因為你們而漸漸對桌遊改觀，希望未來能繼續保持聯絡。

接下來要感謝我的學弟妹才育、松達、祥昊、靖皓，實驗室因為有你們總是充滿了歡笑，你們帶著我玩遊戲，我也被你們的氣氛渲染，喜歡跟你們一同做研究。你們幫我做一些研究上繁雜的細微處理，甚至是在趕報告截止日期時陪著我熬夜打程式、跑實驗，謝謝你們。

最後感謝我的家人，在碩士求學期間，謝謝你們讓我在金錢、生活上沒有後顧之憂，能夠專心地做研究，也時常在我沮喪的時候為我加油打氣，你們永遠都願意在我背後支持著我，當我最有力的後盾。除了上述提及的人們，也感謝在攻讀碩士期間曾經幫助過我的朋友、老師，誠心致謝。

# 目錄

摘要 .....	i
Abstract .....	ii
致謝 .....	iii
目錄 .....	iv
圖目錄 .....	vi
表目錄 .....	vii
第一章 緒論.....	1
1.1 牙科 X 光片簡介.....	1
1.2 研究動機.....	3
1.3 過往研究回顧.....	3
1.4 論文架構.....	4
第二章 文獻探討.....	1
2.1 深度學習應用於頷面、牙科 X 光識別.....	5
2.2 蛀牙偵測.....	5
2.3 牙周病偵測.....	6
2.4 牙齒 X 光影像 SEGMENTATION .....	6
第三章 研究方法.....	8
3.1 資料前處理.....	8
3.1.1 資料標記.....	8
3.1.2 增加標記效率.....	9
3.1.3 咬翼片上下顎切割.....	10
3.1.4 數據擴增.....	10
3.2 組織分類 (U-NET 架構模型).....	11
3.3 牙齒偵測.....	12
3.3.1 使用 Yolo V3 的個別牙齒偵測.....	12
3.3.2 模板匹配.....	13
3.3.3 使用 Mask RCNN 的個別牙齒偵測.....	14
3.3.4 輪廓擷取與輪廓點匹配.....	15
3.4 關鍵點尋找 .....	17
第四章 實驗結果.....	18
4.1 實驗環境.....	18

4.2 實驗資料.....	18
4.3 組織分類評估方式.....	19
4.3.1 咬翼片組織分類結果.....	20
4.3.2 根尖片組織分類結果.....	22
4.4 牙齒偵測評估方式.....	23
4.4.1 牙齒偵測結果.....	23
4.5 蛀牙偵測結果.....	26
4.6 牙周病關鍵點預測結果.....	27
第五章 結論與未來展望.....	30
參考文獻.....	31



# 圖目錄

圖 1-1 牙齒 X 光片種類範例 .....	1
圖 1-2 蛀牙、牙周病之病例 .....	2
圖 1-3 牙齒組織示意圖 .....	2
圖 1-4 牙周病 key points 示意圖 .....	3
圖 2-1 文獻[17]三個模型輸出圖 .....	6
圖 2-2 文獻[23]牙齒組織分類標記圖 .....	7
圖 3-1 標記程式工具示意圖 .....	8
圖 3-2 標記 Ground Truth .....	9
圖 3-3 U-net 輸出作為初始化切割示意圖 .....	9
圖 3-4 上下顎切割結果範例 .....	10
圖 3-5 數據擴增範例 .....	10
圖 3-6 使用的 U-net 架構圖 .....	11
圖 3-7 組織分類結果範例 .....	12
圖 3-8 Yolo v3 牙齒偵測結果範例 .....	13
圖 3-9 遮罩(Mask)製作結果範例 .....	13
圖 3-10 模板庫部分模板示意圖 .....	14
圖 3-11 Mask-RCNN 牙齒偵測結果範例 .....	15
圖 3-12 單顆牙齒 CPD 算法範例 .....	16
圖 3-13 CPD 算法結果範例 .....	16
圖 3-14 醫師標記與程式偵測 key points 對照圖範例 .....	17
圖 4-1 部分實驗資料圖 .....	18
圖 4-2 咬翼片組織分類結果範例 .....	20
圖 4-3 根尖片組織分類結果範例 .....	22
圖 4-4 Mask-RCNN 牙齒偵測結果範例 .....	25
圖 4-5 蛀牙種類範例 .....	26
圖 4-6 醫師標記與 Mask-RCNN 程式偵測關鍵點所估計之齒槽骨/牙根區域比例對照 .....	27
圖 4-7 程式偵測關鍵點錯誤範例圖 .....	28



# 表目錄

表 4 - 1 實驗室標記與醫師標記之比較 Confusion Matrix .....	19
表 4 - 2 咬翼片組織分類 Confusion Matrix .....	20
表 4 - 3 咬翼片組織分類定量評估 .....	21
表 4 - 4 根尖片組織分類 Confusion Matrix .....	23
表 4 - 5 根尖片組織分類定量評估 .....	23
表 4 - 6 Yolo v3 牙齒偵測結果範例 .....	24
表 4 - 7 Yolo V3 個別牙齒偵測評估(AP).....	24
表 4 - 8 Mask-RCNN 個別牙齒偵測評估(AP).....	25
表 4 - 9 蛀牙偵測率 .....	27
表 4 - 10 程式偵測與醫師標記牙周病比例比較之 Confusion Matrix .....	28
表 4 - 11 Key points 平均定位誤差表.....	29



# 第一章 緒論

## 1.1 牙科 X 光片簡介

在所有口腔的疾病中蛀牙與牙周病占最高比例，兩者也是牙醫師每天處理最多的疾病種類，雖然造成兩種疾病的細菌種類並不一樣，但主要皆因牙菌斑所引起。而在進行蛀牙與牙周病治療診斷時，X 光片是牙醫師極為依賴的觀察用具。

牙齒 X 光片的種類又可分為三種，如圖 1-1，分別是環口 X 光片(Panoramic film)、咬翼片(Bitewing film)、根尖片(Periapical film)。環口 X 光片是能拍攝到整個口腔的環口全景 X 光片，根尖片則可以看到整顆牙齒，一張約 3 至 4 顆牙齒，主要用來觀察牙齒的牙周病問題，而咬翼片則是上下顎牙齒咬起來拍攝，可以看到咬合面及牙冠狀況，還有一部份的牙周。

X 光片是醫師用來診斷蛀牙與牙周病的主要工具，蛀牙的區域因牙齒去礦化的緣故，X 光較容易穿透，如圖 1-2 左圖紅色圈區域為蛀牙，導致在 X 光片上面顯示的顏色較深。而牙周病則是因齒槽骨喪失，在 X 光片上牙齒周圍也會有骨頭缺損，如圖 1-2 右圖紅色箭頭為目前齒槽骨高度，直線為正常情況下齒槽骨高度。所以不論是蛀牙還是牙周病，X 光片皆可觀察到其牙齒及骨頭的受損情形。

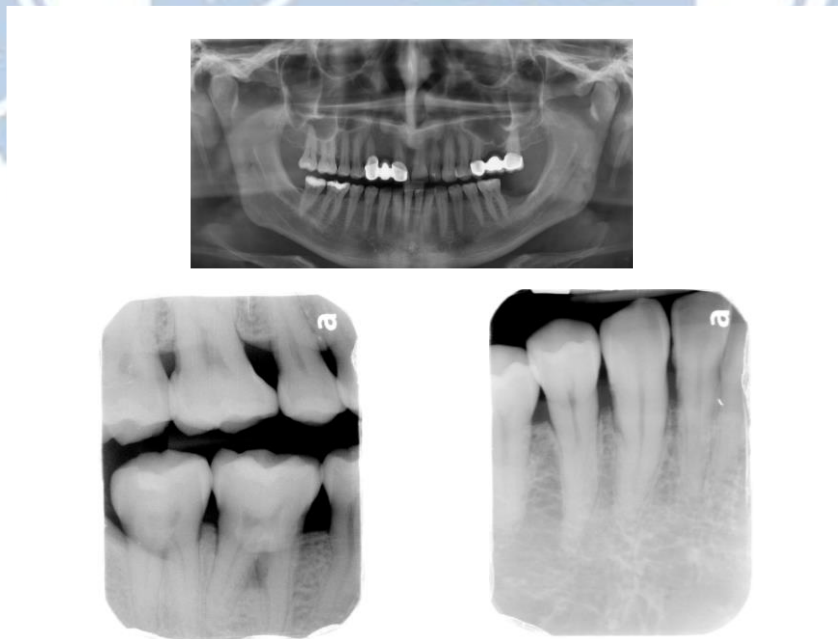


圖 1-1 牙齒 X 光片種類範例(上為環口片，左下為咬翼片，右下為根尖片)

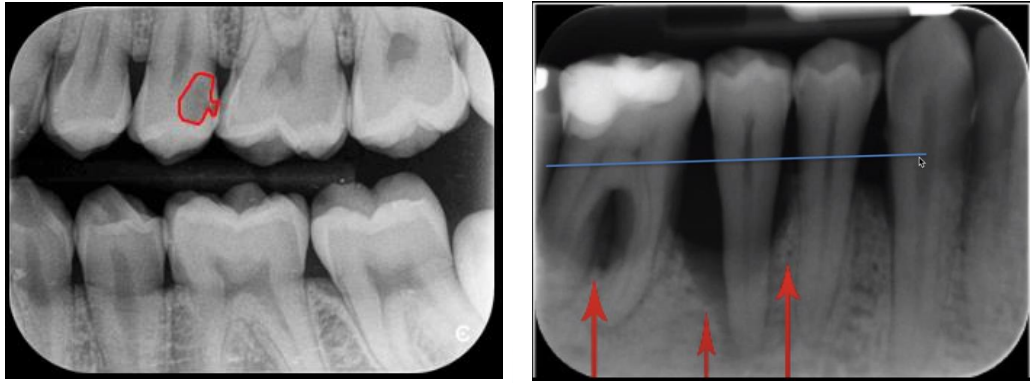


圖 1-2 蛀牙、牙周病之病例(左圖中紅色圈區域為蛀牙；右圖中為牙周病，紅色箭頭為目前齒槽骨高度，直線為正常情況下齒槽骨高度)

牙齒的各組織分類說明如圖 1-3。在牙周病上，因受損程度不同，會給予不同的疾病分級，根據美國牙醫學會(American Dental Association)分級表，牙周病根據齒槽骨流失高度分成 3 個等級，而等級是根據 key points 計算出的比例來判斷的。key points 如圖 1-4，紅點(C 點)為牙釉質下墜頂端，藍點(D 點)為齒槽骨界線與牙齒交接點，黃點(A 點)為牙根處，這裡補充說明正常的齒槽骨的高度其實是在 C 點下 2mm 處，但因方便計算本文往後皆以 C 點代替。計算比例的方式如式 1-1，比例越接近 1 代表是正常無牙周病的牙齒，如圖 1-5。而 3 個等級(Stage I、Stage II、Stage III)對應的比例分別是( $\geq 85\%$ )、(67%-84%)、( $< 67\%$ )。而因我們以 C 點來計算比例，所以在 95%以上我們皆視為正常的牙齒。

$$\text{比例} = \text{DA距離} / \text{CA距離} \quad (1-1)$$

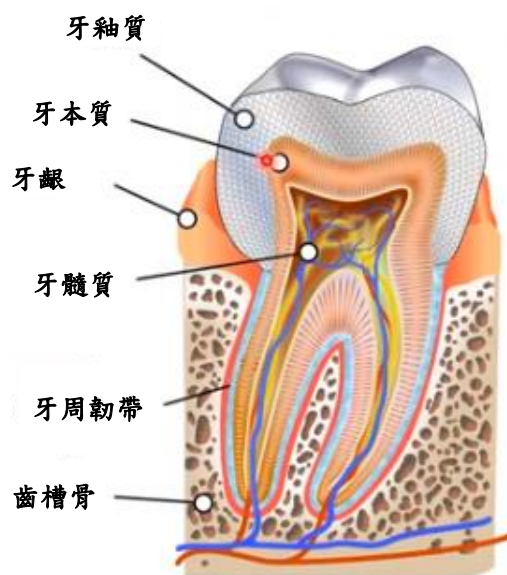


圖 1-3 牙齒組織示意圖



## 1.2 研究動機

對在臨床醫學上，蛀牙及牙周病皆須仰賴牙醫師的主觀判斷。因為 X 光片是水平穿射投射映在二維平面，所以蛀牙區域、齒槽骨界線可能會不明顯。那不同的牙醫師在判斷的結果上也會不盡相同，診斷出的疾病程度也就不同，再者牙醫師每日要閱覽上百張牙齒 X 光片，可能因疲勞等原因造成同一張的 X 光片也可能會判讀不一，由於判讀 X 光片結果的不同，牙醫師就會有了治療程度上的差異性。

近幾年，隨著人工智慧的發展，在學術醫學研究上也有愈來愈多應用深度學習來解決問題的例子，於是希望能夠利用深度學習及影像處理等一些演算法來訓練出一套完整、非主觀有標準性的 AI 系統能藉由讀入 X 光片就能判斷出牙齒的蛀牙區域、及經由找出 key points 來推算出該牙齒牙周病比例，以此來協助醫師進行診療。

## 1.3 過往研究回顧

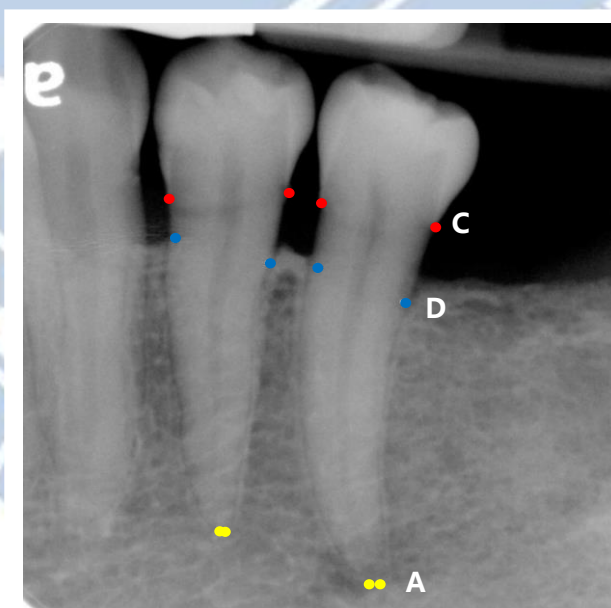


圖 1-4 牙周病 key points 示意圖 (紅點(C 點)為牙釉質下墜頂端，藍點(D 點)為齒槽骨界線與牙齒交接點，黃點(A 點)為牙根處)

在過去的相關研究中，對於牙齒 X 光片有許多關於蛀牙與牙周病的影像辨識，在蛀牙部分，以往的研究方向是找出整張影像中的蛀牙區域[11]，或是更單純判斷此張影像是否含有蛀牙的二元分類問題[8]、[9]、[10]，有些文獻是裁切出一顆牙齒為一張圖片後



再找該顆牙齒的蛀牙區域[12]，或是判斷該牙齒是否蛀牙[4]、[5]、[6]、[7]。在牙周病部分，以往大多數研究皆是找出整張影像中的齒槽骨流失區域[13]、[14]、[15]、[16]，僅有極少數是計算出每顆牙齒的牙周病程度[17]，但其影像是針對環口 X 光片進行辨識，而不是根尖片。

而此篇論文所著重的是找出每一顆牙齒的輪廓，並判別出咬翼片中蛀牙屬於哪一顆牙齒，以及從根尖片中的輪廓點中找到 key points 以計算每顆牙齒兩側的牙周病程度，這是過去相關研究中沒有做到的。換句話說，就是結合牙齒切割、牙齒輪廓擷取與牙周病、蛀牙區域尋找等相關研究，而成的一個完整的蛀牙、牙周病辨識系統。

## 1.4 論文架構

本篇論文共分成五個章節，首先第一章是緒論，簡述研究题目的背景與知識。第二章是文獻探討，將探討以往相關的論文所使用的做法以作為本論文之參考。第三章是研究方法，循序的將架構中每個步驟分節並說明其方法與細節。第四章是實驗結果，詳細說明實驗的配置及透過各種評估準確度的方法來量化評斷我們的實驗結果。第五章是結論，為本研究總結並提出未來展望及分析可改進之處。附錄為本文所有參考文獻。

## 第二章 文獻探討

### 2.1 深度學習應用於頷面、牙科 X 光識別

有許多關於將 AI 應用於頷面、牙齒 X 光識別、牙科疾病的研究，像是正顎情況判讀[34]、智齒及下顎管(神經)偵測[35]、[36]等，在[1]中 Hung 等人統整了近 20 年來的 50 篇關於 AI 應用於牙科和頷面的論文。而在[2]、[3]、[32]、[33]中更統整了深度學習方式偵測牙齒及牙科疾病等研究論文。

### 2.2 蛀牙偵測

本節將列述幾篇關於研究蛀牙偵測的文獻，在[4]、[5]、[6]、[7]中，皆是使用深度學習來做單顆牙齒影像是否有蛀牙的二元分類。在[4]中是使用 GoogLeNet Inception v3 來訓練，[5]、[6]、[7]則是使用淺層的 CNN 來做訓練，但[5]使用 stacked auto-encoder 的方式來做 pretrain。而[6]則是先使用 GLCM(gray-level co-occurrence matrix)來做 texture feature 的擷取。

在蛀牙方面還有因部位不同而屬於不同類型的蛀牙，而[12]就有分出 Enamel Caries、Interproximal Caries 兩種。在做完 segmentation 分出單顆牙齒後，接著[12]會將 segmentation 的輸出結果放入 identification module 來辨識出蛀牙區域、該蛀牙屬於何種蛀牙，而在 identification module 中辨識兩種蛀牙的方式也不同，Enamel caries 是利用特定範圍的 intensities 來辨識，而 interproximal caries 會透過 erosion 和 dilation 後再使用 canny filter 來偵測。

在[8]、[9]、[10]中，皆是使用深度學習來做整張牙齒根尖 X 光片影像是否有蛀牙的二元分類。其中，[8]也是使用 GLCM 作為在訓練 CNN 之前的前處理，而[9]、[10]皆是使用 PCA(Principal Component Analysis)加上 NN 來分類。

在[11]中所使用的蛀牙偵測方式是利用經過 Edge detected、Morphological connected 等方法得取輪廓圖，再以每一列的亮度總和畫出 Line intensity profile，再與正常牙齒的曲線做比較，以此分辨該牙齒的蛀牙區域。

## 2.3 牙周病偵測

本節將列述幾篇關於研究牙周病偵測也就是齒槽骨流失區域判斷的文獻，在偵測齒槽骨流失區域的部分，Huang、Lin 等人於[13]、[14]、[15]中提出了以 fractional Brownian motion (fBM) model 為主要架構來對齒槽骨的 texture 做分析以取得 ROI (region of interest)，並藉由 Thresholding 等方式取得齒槽骨缺損、流失的區域。

在[16]、[17]中皆是使用深度學習模型來找出環口(panoramic) X 光片中的牙周病。在[16]中 Krois 等人利用 5 層深度的 CNN 來尋找牙周病的位置，而不同於[16]，Chang 等人於[17]中提出了一種方法來自動檢測和分類每個牙齒旁邊的齒槽骨流失，它會先利用三個微改過的 Mask R-CNN[26]及邊緣檢測等方法分別偵測出齒槽骨的高度水平線(PBL level)、牙本質琺瑯質接口(CEJ level)、每顆牙齒的輪廓，如圖 2-1，以得到牙周病的程度。但上述兩篇文獻皆是使用環口 X 光片做為輸入，而本文將使用根尖(periapical) X 光片做為判斷牙周病的輸入來源。

## 2.4 牙齒 X 光影像 Segmentation



圖 2-1 文獻[17] 三個模型輸出圖 (左圖圈線為齒槽骨的高度水平線、中間圖圈線為牙本質琺瑯質接口、右圖圈線為每顆牙齒輪廓)

本節將列述幾篇關於將牙齒的 X 光影像做圖片切割或是牙齒切割的文獻，文獻[18]是 2018 年時發表，它統整了到當年為止，牙齒切割的論文大部分所使用的技術方法。大致可以分為五類，1. Cluster-based，2. Boundary-based，3. Region-based，4. Threshold-based，5. Watershed-based，其中以 Threshold-based 跟 Boundary-based 占大多數，分別為 54%、34%，下列將選出幾篇分屬不同類別的方法做為介紹：

Al-sherif 等人提出的[19]是屬於 Region-based，透過找出最小的累積能量路徑，以路徑來切割出牙齒以達到分割每顆牙齒的目的。Poonsri 等人提出的[20]則屬於 Threshold-based，先定義出牙齒所在的位置，接著用 template matching、K-means 來得出最後切割完的個別牙齒。Niroshika 等人提出的[21]屬於 Boundary-based，它是基於



Active contour model 也就是俗稱的 snake 對每一顆牙齒的輪廓提取。但 snake 需要手動設置初始點，該篇論文即針對初始點的部分，提出該算法對於偵測尖銳點的部分較敏銳，解決了 snake 在兩個相鄰點之間的距離過大，尤其是在拐角附近點的問題，以此能更精確地讓 snake 擴展成牙齒的輪廓。Li 等人提出的[22]是 Watershed-based，將二值圖做 Distance transformation 轉成灰度圖，而 pixel 上的值即為與最近 background pixel 的距離，以此區分出背景與牙齒區域。

在文獻[23]中是利用 Deep Learning 的方式對每個 pixel 進行分類，文獻[23]是利用 U-net 模型來訓練，其使用 U-net 模型的原因是 U-net 的優點是它僅需要用小量數據集來進行訓練，而且它保留了影像在多尺度的特徵，也能不太受變形所影響。由於生物醫學影像的數據取得不易且每個細胞或個體都會有些微變形，U-net 這樣的優點恰好適合用在生物醫學研究上。[23]的標記是以牙齒組織來做分類，全部共分為七類，其中更包含蛀牙、人工補牙，如圖 2-2。

而文獻[24]則是利用 Deep Learning 中的 Mask-RCNN[26]模型來進行訓練。與文獻[23]不同的是，文獻[24]是以牙齒為單位分割出「環口 X 光片」中的每一顆牙齒，而不是以牙齒的組織做分割。

對於以往的文獻跟我們的研究實驗不同的是，我們對於蛀牙區域的影像來源是咬翼片而非根尖片，且不同於有無蛀牙的二元分類，我們目的是抓出每顆蛀牙的蛀牙區域。而我們對於牙周病的影像來源是根尖片，以往研究是找出流失的區域，而我們的研究是要找出牙周病的 key points(牙釉質下墜尖點、齒槽骨與牙齒交界點、牙根點)，以換算成牙周病比例。

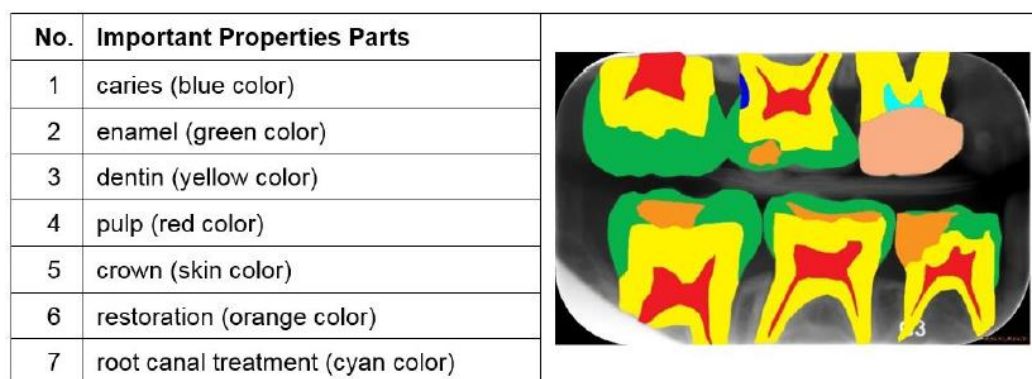


圖 2-2 文獻[23]牙齒組織分類標記圖



## 第三章 研究方法

### 3.1 資料前處理

#### 3.1.1 資料標記

本篇論文需要先標記出 X 光片中每個像素的類別及每顆牙齒的遮罩(Mask)，X 光片來源是高雄醫學大學所提供，因此使用實驗室自開發的標記程式工具來進行標記，如圖 3-1。我們使用實驗室自行標記來訓練出初步模型，使用高雄醫大醫師標記來做第二次的訓練，而標記的類型分成兩種，如圖 3-2，第一種是依照牙齒的組織類別共分成下列七類：背景、牙釉質、牙本質、牙髓質、人工物質、齒槽骨，第二種是依照個別的牙齒做標記，也就是標記出每顆牙齒的遮罩(Mask)，並且為每個牙齒標記增加一個 attribute，用來記錄該牙齒為單牙根或雙牙根。

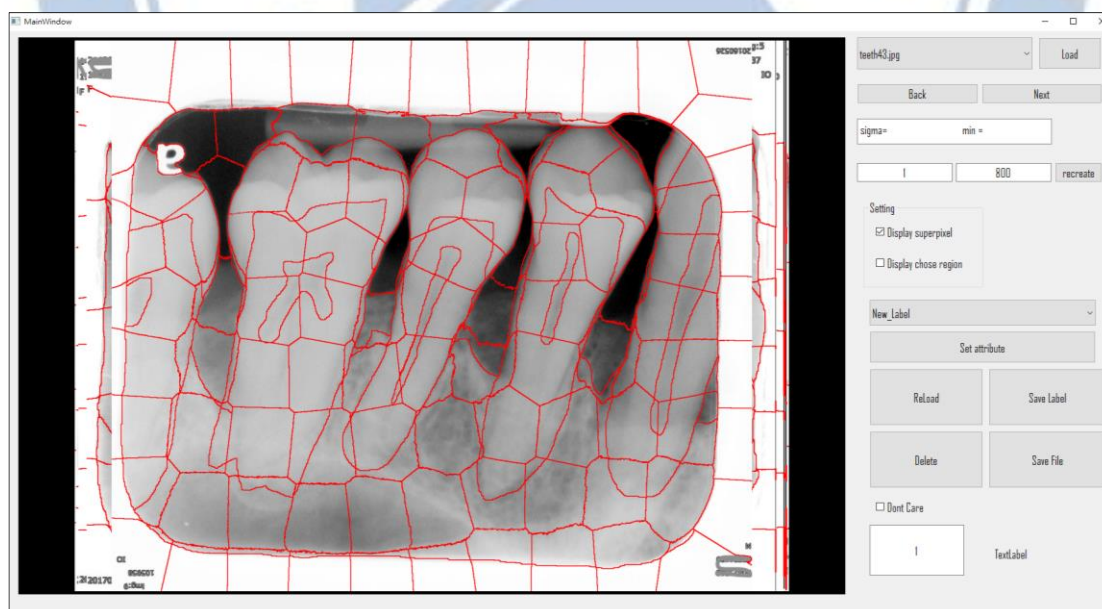


圖 3-1 標記程式工具示意圖

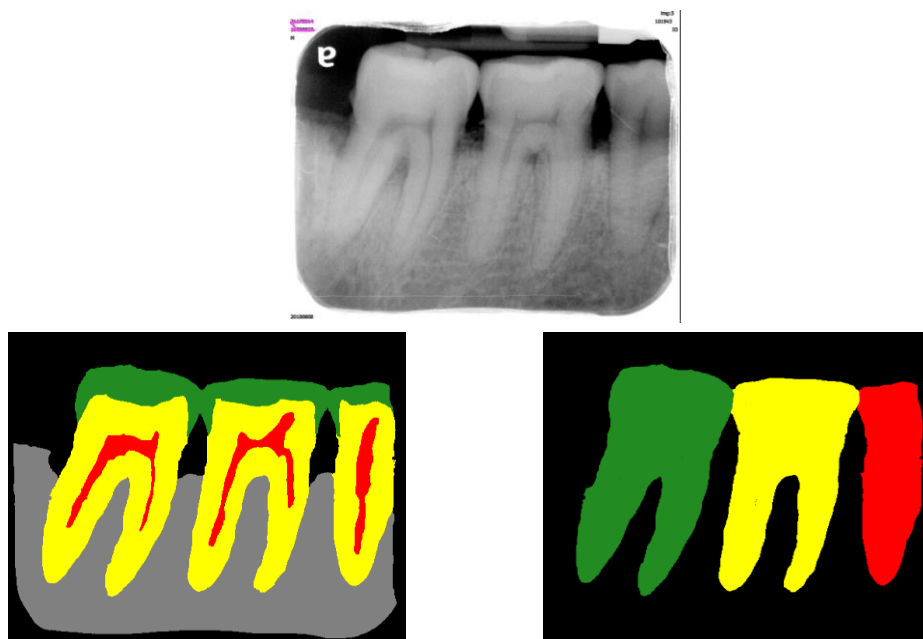


圖 3-2 標記 Ground Truth (上圖為原圖，下圖左為依牙齒組織標記，下圖右為依牙齒單位標記)

### 3.1.2 增加標記效率

在一開始像素的切割是用 SLIC 超像素(Superpixel)做初始化切割，如圖 3-1，但 SLIC 無法有效的切割出牙齒區域的輪廓，為了增加標記速度，我們先使用少量標記完成的資料來訓練出一個初步的 U-net 模型，接著拿該 U-net 模型的輸出結果來做為標記程式的初始化切割，如圖 3-3。

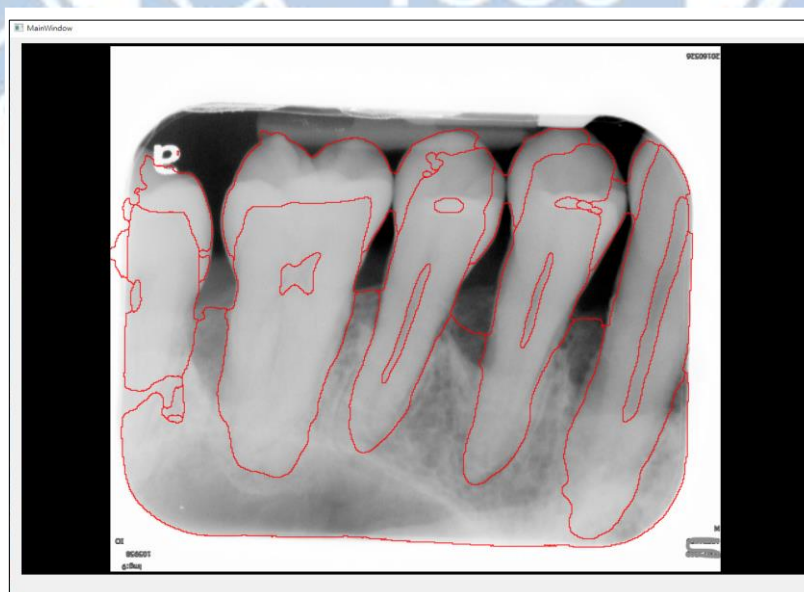


圖 3-3 U-net 輸出作為初始化切割示意圖

### 3.1.3 咬翼片上下顎切割

因為研究蛀牙的 X 光片是含上下顎牙齒的咬翼片，而牙周病則是只有單顎的根尖片。於是我們需要先將咬翼片的上下顎分離，並且將上顎的部分做垂直翻轉，在後面這部分根尖片亦是如此，以達成統一牙根在下，統一牙根在下是因為能減少模型需學習的事物也能增加同一類型(牙根在下)的資料量。

上下顎分離的部分，首先將寬度六等分，然後取出中間五個等分點所在的垂直線，接下來找出每條垂直線中最小值(最暗)的像素。接著對五個像素點做 Cubic spline interpolation 求得切割線，切割結果如圖 3-4，圖左為咬翼片原圖，白色方形五個等分點，圖右上為分離後上顎垂直翻轉，圖右下為分離後下顎。

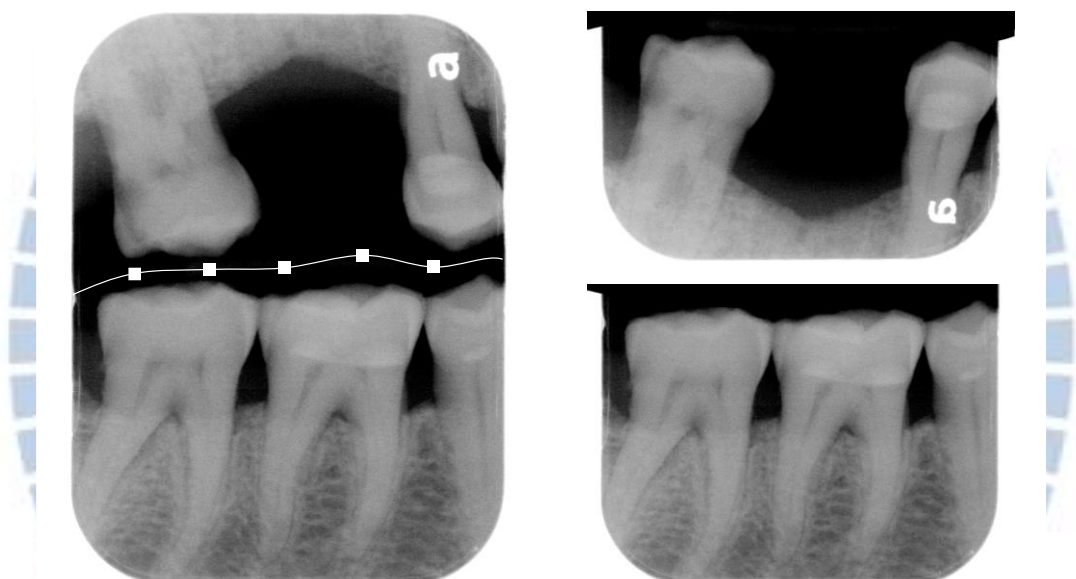


圖 3-4 上下顎切割結果示意圖(左圖白色方形五個等分點，白線為切割線)

### 3.1.4 數據擴增

本研究所使用的數據擴增共有四種方法並隨機組合，如圖 3-5，由左至右分別是原圖、裁切、彈性形變、小角度旋轉、微調亮度。

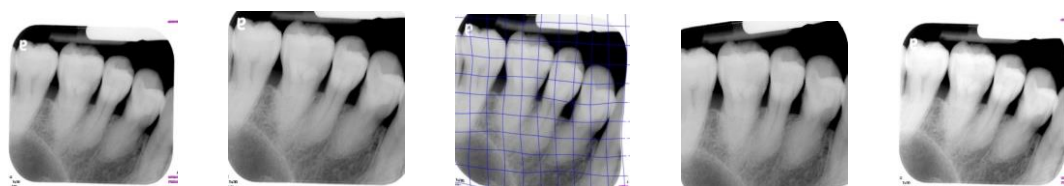


圖 3-5 數據擴增範例



因為牙齒 X 光片屬於生醫影像，原始影像取得不易以至於數量較少，因此在組織分類模型、個別牙齒偵測模型的訓練之前，都需做數據擴增以增加訓練的資料量。使用數據擴增的時機是在訓練前統一圖片尺寸之後，並且咬翼片上下顎切割、統一牙根在下後。我們會將一張原圖擴增成十張圖(含原圖)，也就是擴增了九倍的量。

### 3.2 組織分類 (U-net 架構模型)

在[28]中 U-net 架構包括兩部分，第一部分是特徵提取，每經過 max pool 就縮小一個尺寸。而在第二部分是上採樣，每次上採樣之後就會和特徵提取部分同尺寸的圖融合再進行 convolution，如此就能將多尺度特徵融合在一起，所以適合用於醫學影像辨識。

因此目前 X 光片的 U-net 模型架構如圖 3-6，為 downsize 四次，再 upsize 回原圖片尺寸輸出，而輸出的層數為七(圖 3-6 中的右上角)，也就是類別數量，每一層就是像素屬於該類別的分數。舉例來說，第一層即是像素屬於牙釉質的分數，第二層即是像素屬於牙本質的分數，依此類推，而每個像素皆選其最高分的類別為預測類別。

在訓練 U-net 模型時，分成兩次訓練，第一次為使用實驗室自行標記的資料，在數據擴增為原圖數量的十倍後訓練了 100 個 epoch。第一次訓練後模型的 weight 當成第二次訓練的 pretrained weight，第二次訓練使用高雄醫大醫師標記，在數據擴增為原圖數量的十倍後也是訓練了 100 個 epoch，當作最終的模型，預測結果範例圖如 3-7。

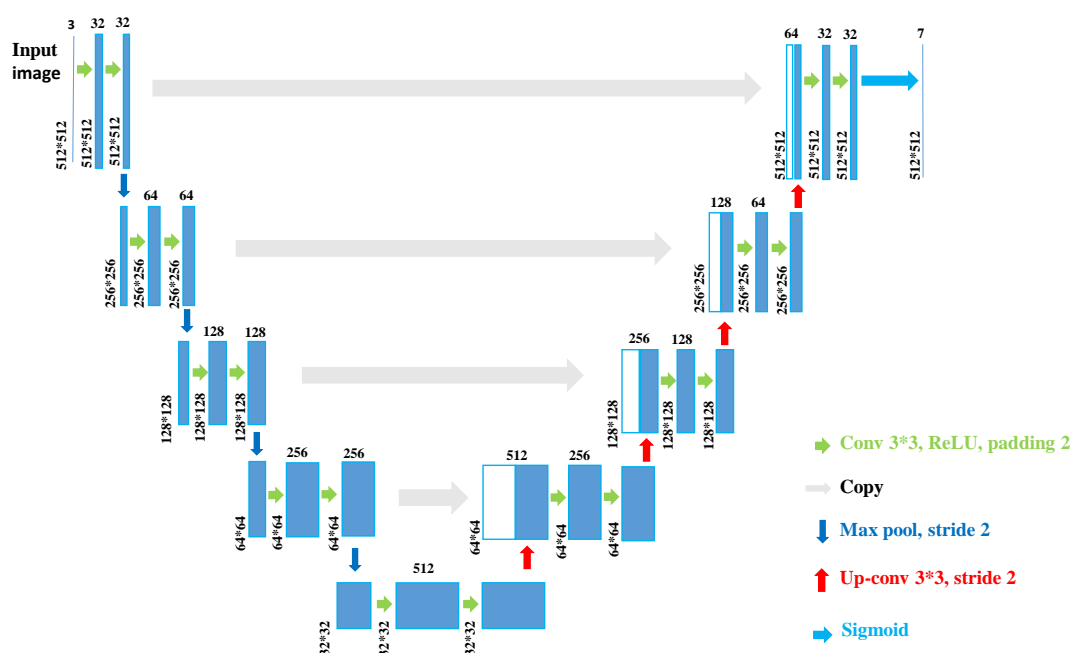


圖 3-6 使用的 U-net 架構圖



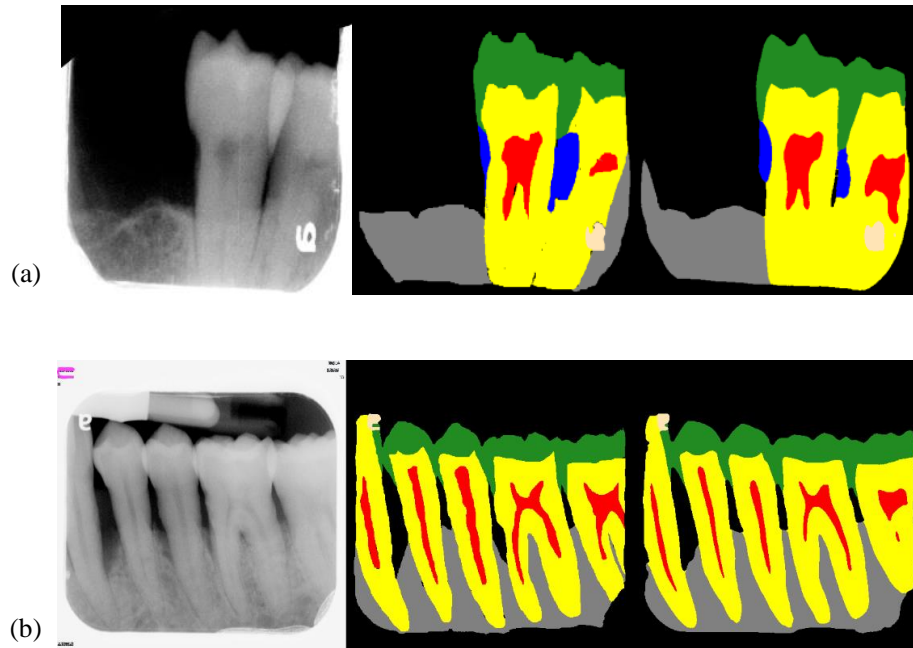


圖 3-7 組織分類結果範例 (a)咬翼片切割後、(b)根尖片  
(左行為原圖，中間行為組織分類標記，右行為組織分類結果)  
(綠色:牙釉質、黃色:牙本質、紅色:牙髓質、乳白色:人工物質、灰色:齒槽骨、藍色:蛀牙)

### 3.3 牙齒偵測

#### 3.3.1 使用 Yolo V3 的個別牙齒偵測

牙齒偵測方面，我們使用 Yolo V3 模型[25]作為偵測器來進行個別牙齒的偵測，做個別牙齒偵測的目的是為了要從整張 X 光片中，切割出每一顆牙齒，以進行後續輪廓點擷取的動作。做輪廓點的擷取是為了找尋每顆牙齒的 key points。在訓練之前會將圖片與標記好的個別牙齒遮罩(第 3.1.1 節的第二種標記)一起做完數據擴增為原圖數量的十倍後，將每張圖的牙齒遮罩標記轉換成 Yolo V3 訓練所需特定的框座標，當作 Yolo V3 訓練資料集的 Ground Truth 以進行訓練，訓練了 60 個 epoch。訓練期間 learning 會從一開始的  $1e-3$  調降到  $1e-6$ ，偵測結果範例如圖 3-8。



圖 3-8 Yolo v3 牙齒偵測結果範例

### 3.3.2 模板匹配

為了要取得初始的輪廓來進行 Registration，因此需要進行模板匹配，根據第 3.2 節、第 3.3.1 節，分別得取 X 光影像的組織分類預測圖、Yolo V3 的個別牙齒偵測框之後，接著將組織分類預測圖中牙齒的牙釉質、牙本質、牙髓質、人工物質當成前景，而齒槽骨及其他類當成背景，以製作成遮罩(Mask)。接著針對每一個牙齒偵測框，擷取出框裡的 Mask，以製作成單顆牙齒的 Mask，如圖 3-9。

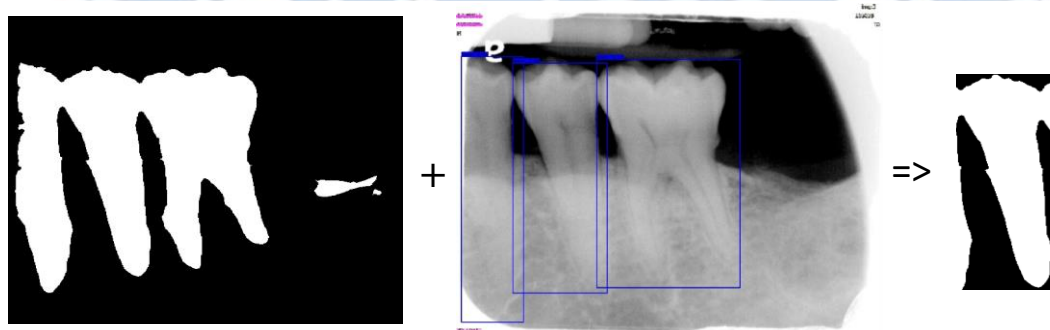


圖 3-9 遮罩(Mask)製作結果範例

有了 Mask 之後，我們會從事先準備好的模板庫(圖 3-10)裡面找尋一個最相似的一顆牙齒模板，比對相似性的方法是先採用感知哈希算法 (Perceptual hash algorithm)[37]將受測牙齒以及每一個模板皆替換成一串 hash 值。接著使用漢明距離 (Hamming

distance)[38]來比對「受測牙齒 hash 值」與「每一個模板 hash 值」的漢明距離，距離愈小表示兩張圖片愈相似。模板庫中的模板製作方式是採用第 3.1.1 節牙齒標記的第二種方式，依照個別的牙齒做標記，將每一顆牙齒的標記依照該標記牙齒的大小另存成矩形遮罩。



圖 3-10 模板庫部分模板示意圖

### 3.3.3 使用 Mask RCNN 的個別牙齒偵測

我們使用 He 等人提出的深度學習模型 Mask-RCNN[26]來當作個別牙齒偵測的第二種方法。Mask-RCNN[26]是由 Faster RCNN[27]擴展而來，使用 Mask RCNN 來做個別牙齒偵測的目的，因為其模型輸出有偵測框又有該偵測物體的 Mask，因此就能省略模板匹配(第 3.3.2 節)此步驟，所以使用 Mask-RCNN 來當成本論文個別牙齒偵測的另一種方式。

因為在我們的資料集中，牙齒框皆是細長型，因此將 Mask-RCNN 中 RPN ANCHOR 參數的 3 個長寬比例參數從原本的 0.5、1、1.5 設置為 1、1.5、2。而我們訓練了兩個模型，第一個模型的 class 為 1，也就是只分做 teeth 一類，第二個模型的 class 為 2，分成單牙根、雙牙根二類。兩個模型皆訓練 120 個 epoch (60 個 epoch 只訓練 head 部分 + 60 個 epoch 訓練所有層)，偵測結果如圖 3-11。



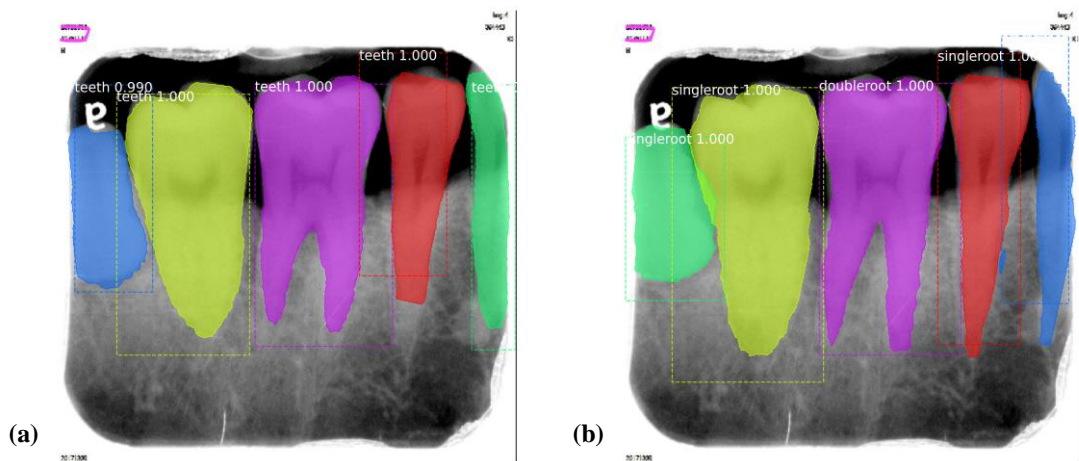


圖 3-11 Mask-RCNN 牙齒偵測結果範例  
(a)圖為 1 class 模型偵測結果、(b)圖為 2 class 模型偵測結果。

### 3.3.4 輪廓擷取與輪廓點匹配

為了取出牙齒的輪廓，我們會對該預測牙齒的 Mask 與最相似的模板 Mask 都做輪廓擷取的動作，而輪廓擷取會利用到影像處理 Morphology 中的侵蝕(Erosion)，將原圖減去侵蝕後的圖，即能獲得輪廓圖。

為了讓其完整的輪廓更貼近於原本牙齒的輪廓，我們使用 Coherent point drift (CPD) 算法[29]，CPD 算法是將點集 Registration 問題轉為概率密度估計的問題，要將來源點集 Registrare 到目標點集，透過將點集的分佈表示成混合高斯模型，來源點集就是由該混合高斯模型生成的數據點，而每個目標點為混合高斯模型中每個分模型的中心。而我們的目標就是要找到每個分模型的分布(參數)，也可以看成最大化其似然函式。而其求解的方式是透過 EM 算法實現是。CPD 算法不同於 Rigid Registration 的 ICP (Iterative closest point) 算法[30]，雖然 CPD 沒有 ICP 直觀易懂且易於實現，但 CPD 的優點是它能支援 Non Rigid Registration，對於遠距離相似的點集是可以進行匹配的，且 CPD 有將噪音點納入考量。

在取得最相似的模板(第 3.3.2 節)或是 MaskRCNN 的預測遮罩之後，其輪廓還是跟原本的預測牙齒有誤差，因此使用 Coherent Point Drift 算法來進行 Registration，讓其與原本牙齒的輪廓更相似。在使用 CPD 算法來找出牙齒的輪廓時，會將使用模板或是 Mask



RCNN 模型輸出 Mask 擷取出的輪廓點當成 source points set，以使用 U-net 模型輸出 crop 擷取出的輪廓點當作 target points set 進行迭代演化。在初始化時，會將 source points 先往重心內縮，以至於迭代演化時 source points 能向外圍的 target points 擴張，其迭代範例如圖 3-12，CPD 算法結果範例如圖 3-13。

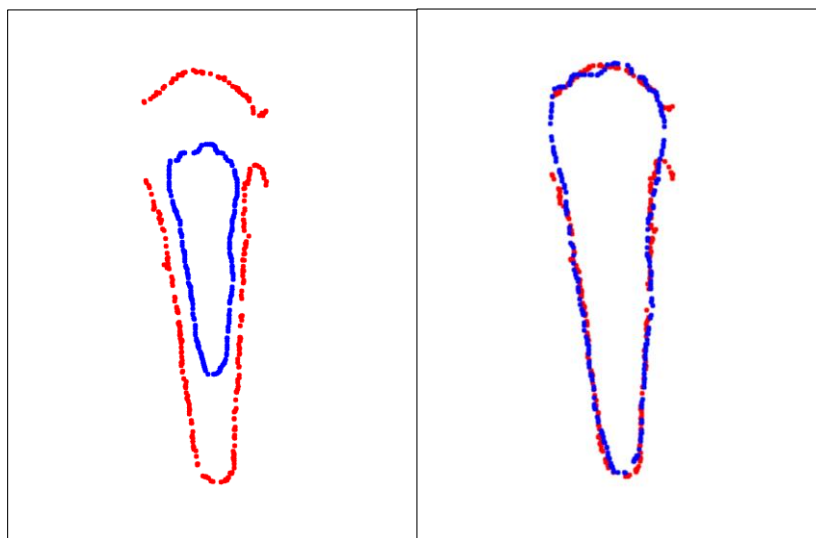


圖 3-12 單顆牙齒 CPD 算法範例 (圖左為迭代前，圖右為迭代後，藍為初始點、紅為目標點)

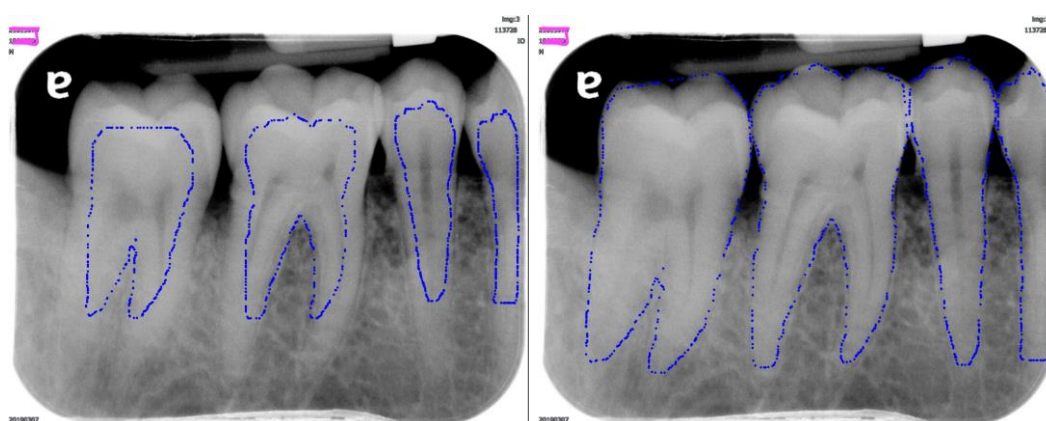


圖 3-13 CPD 算法結果範例 (左圖為 CPD 算法迭代前，右圖為迭代後)

### 3.4 關鍵點尋找

根據第 1.1 節後段的說明，牙周病依齒槽骨流失比例分成三個等級，為了計算出比例，我們需要在根尖片中尋找 C,D,A 三個關鍵點，每顆牙齒兩側各一組所以共六個關鍵點，我們從 CPD 算法迭代後的輪廓點中來挑選最適合的關鍵點，尋找結果範例如圖 3-14。

找 C 點的方法是從輪廓點集(經 CPD 算法迭代後的輪廓點)中挑出被預測為牙釉質的輪廓點，下個步驟是從這些輪廓點中找出距離最近的兩個點，然後刪除 Y 值較小的那一點，一直重複此步驟直到剩下兩個點為止，這兩點即為牙齒兩側的 C 點。

找 D 點的方法檢查輪廓點集裡所有的輪廓點，當輪廓點自己與周圍 7\*7 的 neighborhood points 共 49 個點的預測類別包含牙本質、齒槽骨、背景時即挑選為候選點。下個步驟是從候選點中找出距離最近的兩個點，然後刪除類別數量較不平均的那一點，一直重複此步驟直到剩下兩個點為止，這兩點即為牙齒兩側的 D 點。

找 A 點的方法為使用 ConvexHull 演算法先將輪廓點數量縮小，接著從剩下的輪廓點找出距離最近的兩個點，然後刪除 Y 值較小的那一點，一直重複此步驟直到剩下兩個點為止，這兩點即為牙齒的牙根點(A 點)。

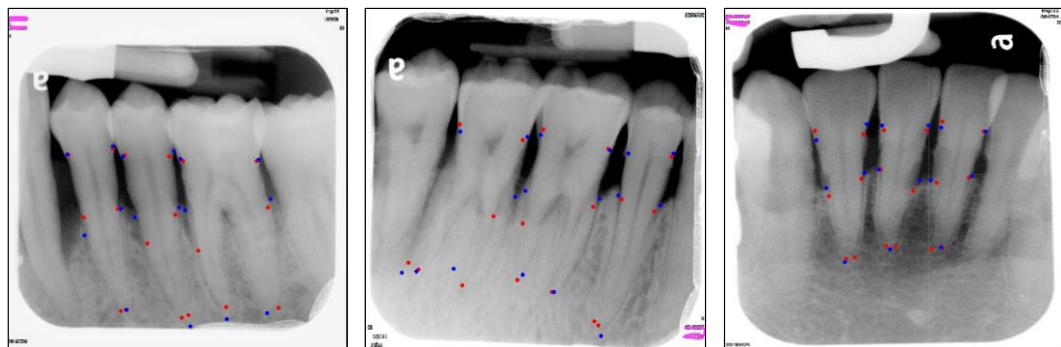


圖 3-14 醫師標記與程式偵測 key points 對照圖範例 (紅：醫師標記；藍：程式偵測)

## 第四章 實驗結果

### 4.1 實驗環境

本篇論文實驗使用的硬體設備為: Intel(R) Core(TM) i7-8700CPU、GeForce GTX2080 Ti GPU、作業系統為 Ubuntu 64-bit(Linux)。使用的程式語言為 Python，而訓練模型的深度學習框架為 Tensorflow 2.2.0。

### 4.2 實驗資料

本篇論文實驗所使用牙齒 X 光片的資料來源為高雄醫學大學所提供，如圖 4-1。經我們實驗室自行標記過的影像數量有 42 張咬翼片(分離上下顎後共 84 張圖片)、122 張根尖片，其中的 20 張咬翼片(分離上下顎後共 40 張圖片)、20 張根尖片除了有我們實驗室的標記，也有高雄醫大醫師的標記。兩者比較之 Confusion Matrix 如表 4-1。

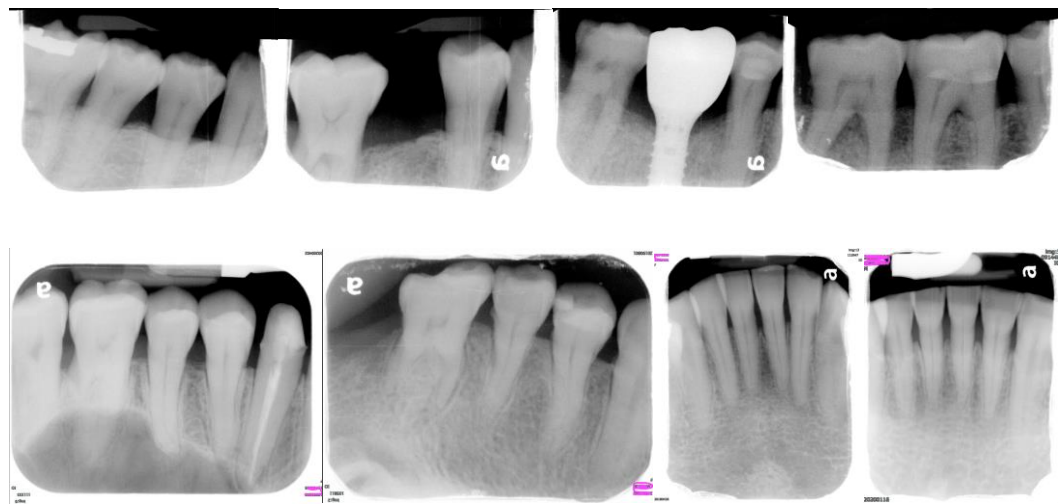


圖 4-1 部分實驗資料圖 (上排為切割後咬翼片，下排為根尖片)



表 4-1 實驗室標記與醫師標記之比較 Confusion Matrix

實驗室 醫師	牙釉質	牙本質	牙髓質	人工物質	齒槽骨	蛀牙
牙釉質	0.854	0.084	0.000	0.003	0.001	0.004
牙本質	0.015	0.901	0.017	0.004	0.034	0.005
牙髓質	0.000	0.339	0.652	0.000	0.000	0.004
人工物質	0.063	0.048	0.001	0.852	0.003	0.005
齒槽骨	0.000	0.065	0.000	0.002	0.860	0.000
蛀牙	0.013	0.098	0.000	0.012	0.000	0.819

表格內每一列的數字是實驗室標記各類別佔醫師標記該類別的比例

### 4.3 組織分類評估方式

在牙齒組織分類的評估上，我們參照[31]中的評估方式，共四種方式如下分別是 Precision、Sensitivity、Specificity、F1 score(Dice)，每個組織類別的四種準確度皆可以從 Confusion Matrix 中計算得出。我們訓練了兩個 U-net 模型，第一個模型的訓練資料皆為切割上下顎後並統一牙根在下的咬翼片，第一個模型的訓練資料皆為根尖片，並用上述的評估方式來做評估。

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4-1)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4-2)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (4-3)$$

$$\text{F1 score} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{TP}{TP + \frac{1}{2}(FP + FN)} \quad (4-4)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4-5)$$

### 4.3.1 咬翼片組織分類結果

我們使用了 20 張咬翼片(分離上下顎後共 40 張圖片)來測試我們的第一個 U-net 模型，也就是訓練資料皆為切割上下顎後並統一牙根在下的咬翼片。預測結果範例如圖 4-2，其每張圖片輸出的大小皆縮放到 512\*512。表 4-2 是我們的將每張圖片輸出結果加總的 Confusion Matrix，而表 4-3 是由 Confusion Matrix 生成的咬翼片組織分類定量評估，可以看到除了蛀牙類別其它類別預測正確的都有 65%以上。並且我們也與[31]的評估結果比較，雖然使用的資料集不同，但是都是咬翼片，因此附上比較當為參考，可以看到比較結果大致上我們的評估分數都較高，尤其是蛀牙的 precision 高出許多。

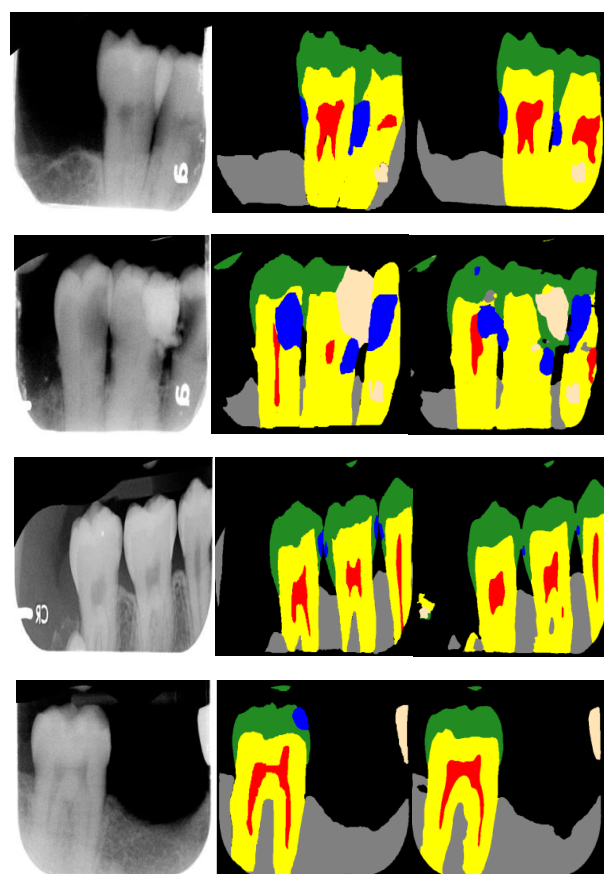


圖 4-2 咬翼片組織分類結果範例 (左邊為原圖，中間為組織分類標記，右邊為組織分類結果)  
(綠色:牙釉質、黃色:牙本質、紅色:牙髓質、乳白色:人工物質、灰色:齒槽骨、藍色:蛀牙)

表 4 - 2 咬翼片組織分類 Confusion Matrix

預測 實際(占比)		牙釉質	牙本質	牙髓質	人工物質	齒槽骨	蛀牙
牙釉質	0.080	0.839	0.077	0.000	0.050	0.001	0.001
牙本質	0.282	0.015	0.905	0.017	0.009	0.038	0.000
牙髓質	0.027	0.000	0.325	0.659	0.000	0.014	0.001
人工物質	0.108	0.041	0.058	0.001	0.883	0.002	0.000
齒槽骨	0.144	0.001	0.099	0.004	0.001	0.835	0.000
蛀牙	0.007	0.067	0.414	0.001	0.027	0.006	0.246

第二行為每個組織在 Ground truth 圖裡所佔的比例，第三至八行中每一列的數字是被預測為各類別的比例。

表 4 - 3 咬翼片組織分類定量評估

Quantitative Evaluation	Precision		Sensitivity		Specificity		F1 score	
	ours	[31]	ours	[31]	ours	[31]	ours	[31]
牙釉質	0.854	0.551	0.839	0.685	0.988	0.963	0.846	0.702
牙本質	0.859	0.674	0.905	0.782	0.942	0.936	0.883	0.801
牙髓質	0.761	0.598	0.659	0.683	0.994	0.987	0.706	0.74
人工物質	0.925	X	0.883	X	0.991	X	0.903	X
齒槽骨	0.887	X	0.835	X	0.982	X	0.86	X
蛀牙	0.703	0.073	0.246	0.120	0.999	0.998	0.365	0.119

表中[31]所在的行是文獻[31]裡的咬翼片預測評估結果，而表中的 X 代表無數值，是因為在[31]中的人工物質又細分為 3 類，以及無齒槽骨類別，故無法比較。



### 4.3.2 根尖片組織分類結果

我們使用了 40 張根尖片來測試我們的第二個 U-net 模型，訓練資料皆為根尖片，每張圖片輸出的大小皆縮放到 512\*512，預測結果範例如圖 4-3，表 4-4 是我們的將每張圖片輸出結果加總的 Confusion Matrix，可以看到每一個類別的預測正確率皆有達 60%以上。對於牙周病而言，齒槽骨類別相對重要，而我們的齒槽骨預測正確率高達 92%，而表 4-5 是由 Confusion Matrix 生成的根尖片組織分類定量評估。

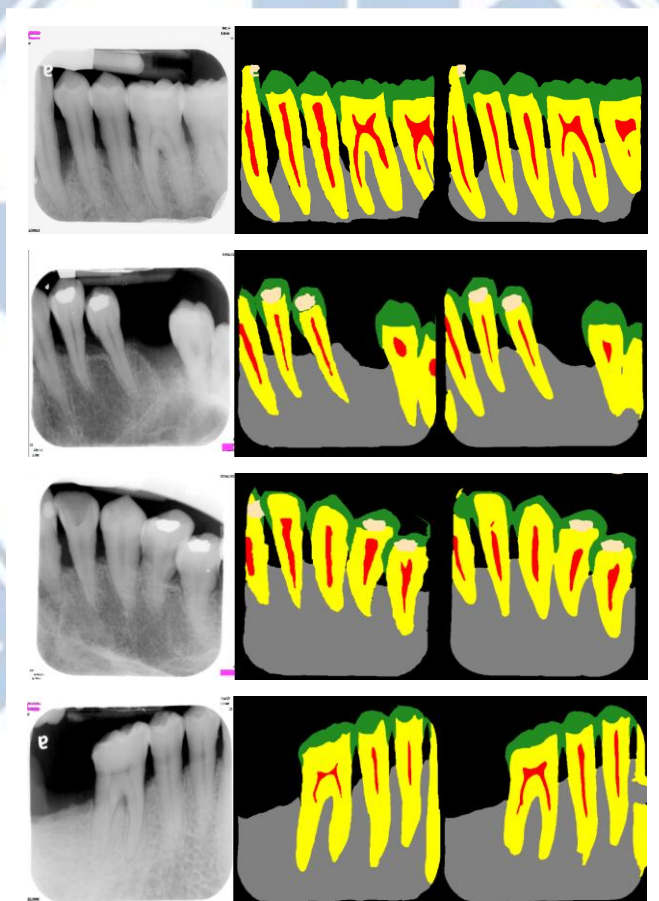


圖 4-3 根尖片組織分類結果範例 (左邊為原圖，中間為組織分類標記，右邊為組織分類結果)  
(綠色:牙釉質、黃色:牙本質、紅色:牙髓質、乳白色:人工物質、灰色:齒槽骨)

表 4 - 4 根尖片組織分類 Confusion Matrix

實際(占比%) \ 預測		牙釉質	牙本質	牙髓質	人工物質	齒槽骨
牙釉質	0.061	0.901	0.060	0.000	0.002	0.001
牙本質	0.289	0.028	0.884	0.023	0.001	0.055
牙髓質	0.028	0.000	0.305	0.687	0.000	0.003
人工物質	0.015	0.124	0.137	0.001	0.644	0.014
齒槽骨	0.290	0.001	0.058	0.000	0.000	0.929

第二行為每個組織在 Ground truth 圖裡所佔的比例，第三至八行中每一列的數字是被預測為各類別的比例。

表 4 - 5 根尖片組織分類定量評估

Quantitative Evaluation	Precision	Sensitivity	Specificity	F1 score
牙釉質	0.809	0.901	0.986	0.852
牙本質	0.879	0.884	0.951	0.882
牙髓質	0.738	0.687	0.993	0.712
人工物質	0.908	0.644	0.999	0.754
齒槽骨	0.916	0.929	0.965	0.922

## 4.4 牙齒偵測評估方式

對於牙齒與蛀牙的偵測，本文以 PR Curve (Precision-Recall Curves)作為評估，PR Curve 以 Recall 為 X 軸，Precision 為 Y 軸，每一個點代表設定不同的門檻值 (Threshold)所得到的不同的 Recall 及 Precision，最後繪製成一條曲線，即為 PR Curve，而該曲線底下的面積為 AP (Average Precision)，平均精確度可以代表該模型整體在各門檻值下的表現。

### 4.4.1 牙齒偵測結果

我們使用了 20 張咬翼片(分離上下顎後共 40 張圖片)、40 張根尖片來作為我們訓練的 Yolo V3、Mask RCNN 模型偵測評估，

我們在 Yolo V3 訓練了四個模型，分別是來源是根尖片(分 1 class、2 class)、咬翼片

(分 1 class、2 class)，偵測結果範例如表 4-6。我們設定了 75%來作為 IOU(Intersection over Union)門檻值，評估結果如表 4-7。在去除不完整牙齒、IOU<sub>75</sub> 的評估上，來源是咬翼片的 Yolo V3 模型 AP 能達到 75.10、70.82，而來源是根尖片的 Yolo V3 模型 AP 能達到 93.54、75.46，猜測來源是咬翼片的模型 AP 較低的原因可能是咬翼片原圖大小有些是約 1000\*2000，有些是約 2000\*1000，經過上下顎裁切後再統一大小，可能會讓物體長寬比例不均，導致 AP 較另一個模型低。

表 4 - 6 Yolo v3 牙齒偵測結果範例

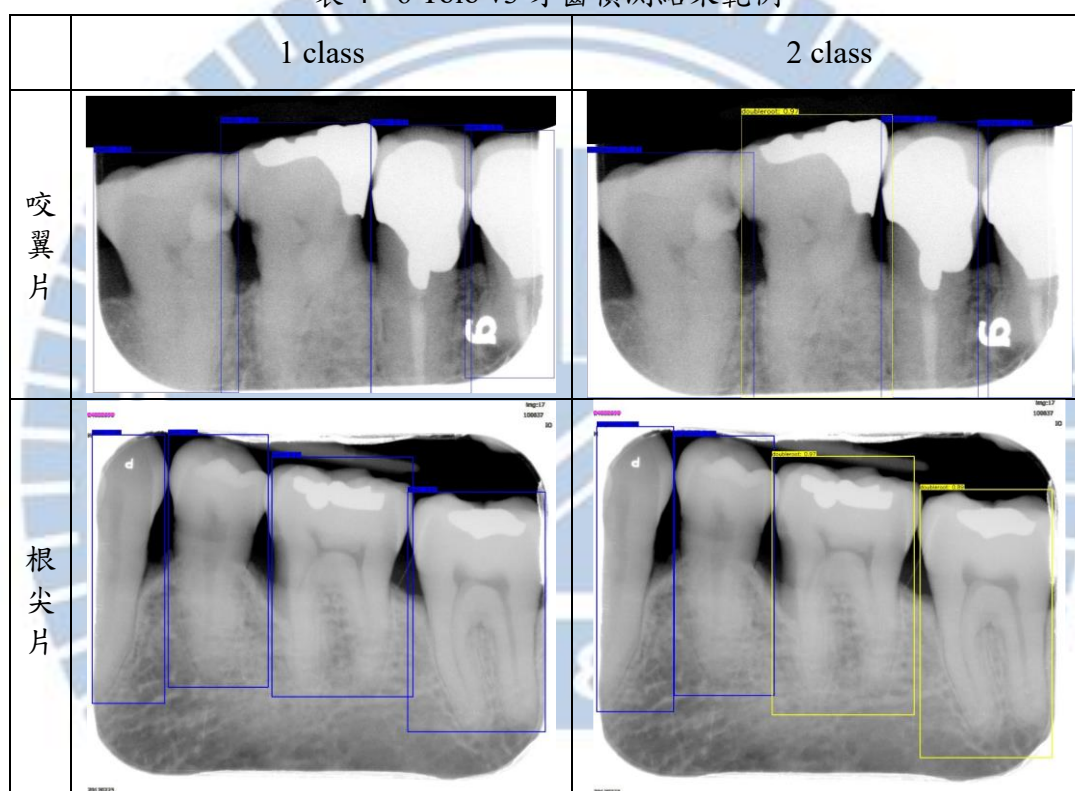


表 4 - 7 Yolo V3 個別牙齒偵測評估(AP)

Yolo V3		全部牙齒	去除 不完整牙齒
咬翼片	1 class	81.37	75.10
	2 class	63.10	70.82
根尖片	1 class	90.80	93.54
	2 class	69.35	75.46



在 Mask-RCNN 個別牙齒偵測模型的部分，我們也訓練了四個模型，分別是來源是根尖片(分 1 class、2 class)、咬翼片(分 1 class、2 class)，偵測結果範例如圖 4-4。我們設定了 75% 來作為 IOU(Intersection over Union)門檻值，表 4-8 是 Mask-RCNN 模型的個別牙齒偵測評估。在去除不完整牙齒、IOU<sub>75</sub> 的評估上，來源是咬翼片的 Mask-RCNN 模型 AP 能達到 79.13、62.74，而來源是根尖片的 Mask-RCNN 模型 AP 能達到 89.13、52.34，分兩個類別的 AP 較低的原因是模型容易將雙牙根的牙齒誤判為單牙根，導致預測錯誤。

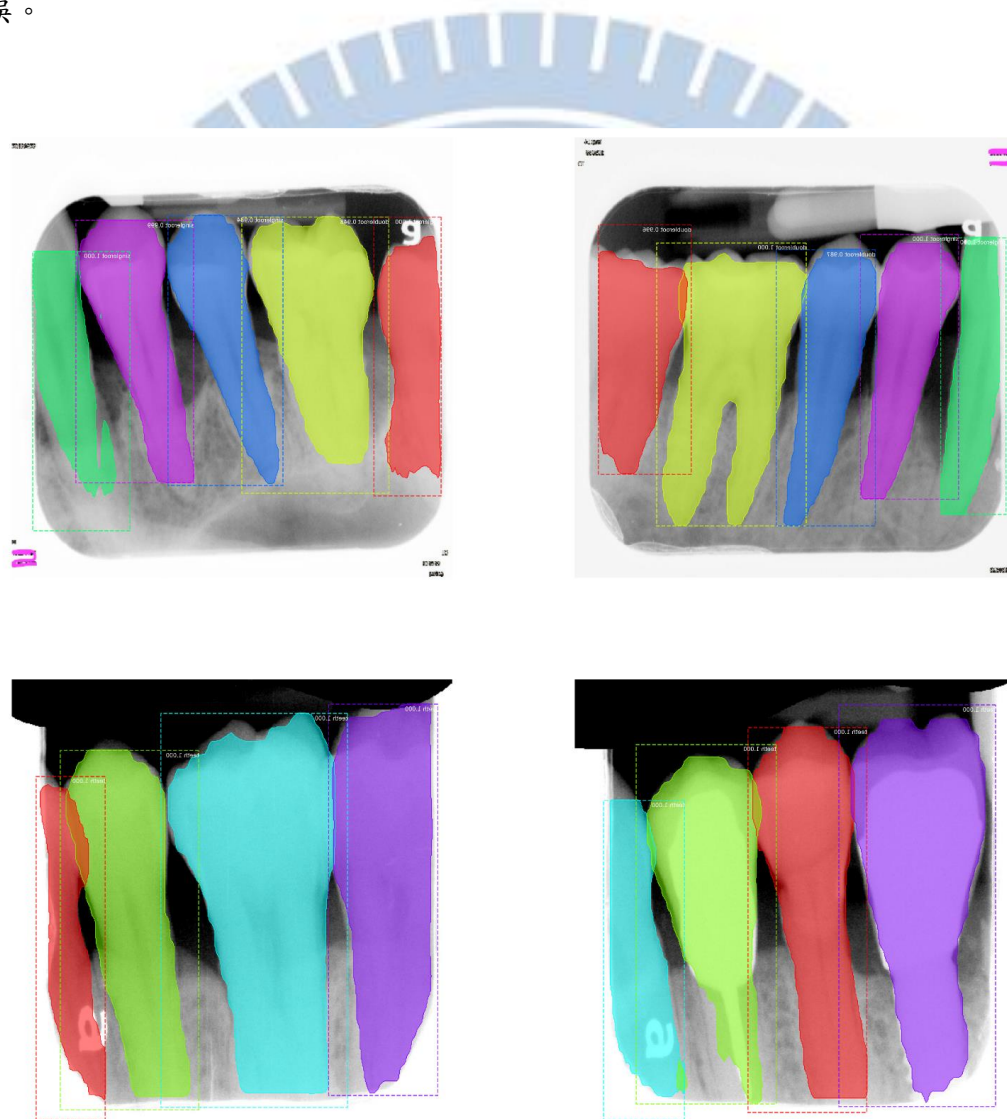


圖 4-4 Mask-RCNN 牙齒偵測結果範例

表 4 - 8 Mask-RCNN 個別牙齒偵測評估(AP)

Mask-RCNN		全部牙齒	去除 不完整牙齒
咬翼片	1 class	68.23	79.13
	2 class	53.29	62.74
根尖片	1 class	76.15	89.13
	2 class	49.30	52.34

## 4.5 蛀牙偵測結果

在表 4-9 中列出各類別蛀牙的偵測結果，各種類蛀牙範例如圖 4-5；各項目的分母是醫師標記的蛀牙區域總數，分子是偵測到的總數，而只要預測為蛀牙類別的區域有跟醫師標記的蛀牙區域有重疊到，我們就當成該蛀牙有被偵測到。整體而言偵測率約為 46% (17/37)，蛀牙嚴重程度由淺至深分別是 E1、E2、D1、D2、D3、Root，而 Secondary Caries 則是人工物質底下的蛀牙。因此在較不明顯或是區域非常小的蛀牙如 E1、E2、D1 的偵測結果非常差是可預期的，他們大部分都被預測為牙本質，而在 Root 及 Secondary Caries 類別因為其蛀牙區域大又明顯，因此偵測的效果會較好。

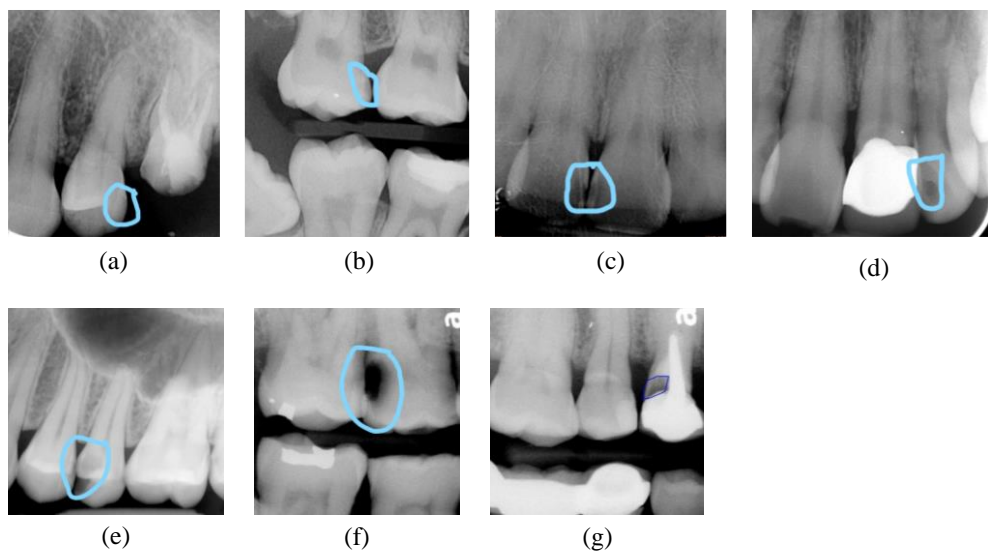


圖 4-5 蛀牙種類範例

(a)-(e)圖分別為 E1、E2、D1、D2、D3、Root、Secondary Caries

表 4 - 9 蛀牙偵測率

Type:	E1	E2	D1	D2	D3	Root	Secondary Caries	Total
Recall:	0/2	0/4	0/1	1/1	0/1	13/21	3/7	17/37

各項目的分母是醫師標記的蛀牙區域總數，分子是偵測到的總數

## 4.6 牙周病關鍵點預測結果

在經過 CPD 算法(第 3.5.2 節後段)之後，使用第 3.6 節提到的關鍵點尋找方法來找 key points。我們選取 20 張根尖片影像中的 35 顆牙齒，用來比較根據醫師標記與自動偵測之 key points 位置所算出的齒槽骨範圍佔牙根範圍的比例，一顆牙齒有兩側，所以本實驗共會有 70 個比例。去除程式未尋找到關鍵點的那些比例之後，圖 4-6 左圖是標記與使用 Yolo V3+模板匹配來自動計算的比例之對應圖，可看出兩者的正相關 (correlation coefficient) 約 **0.63**。圖 4-6 右圖是標記與使用 Mask-RCNN 自動計算的比例之對應圖，可看出兩者的正相關 (correlation coefficient) 約 **0.68**，可觀察出後者的效果較前者稍微好一點，應是 CPD 初始輪廓使用 Mask-RCNN 偵測出的 MASK 來生成的緣故。

表 4-10 是分別使用 Yolo V3+模板匹配以及 MaskRCNN 後偵測的牙周病比例預測的 Confusion Matrix，預測錯誤的情況主要為二，如圖 4-7，一種是因在牙齒旁邊的齒槽骨

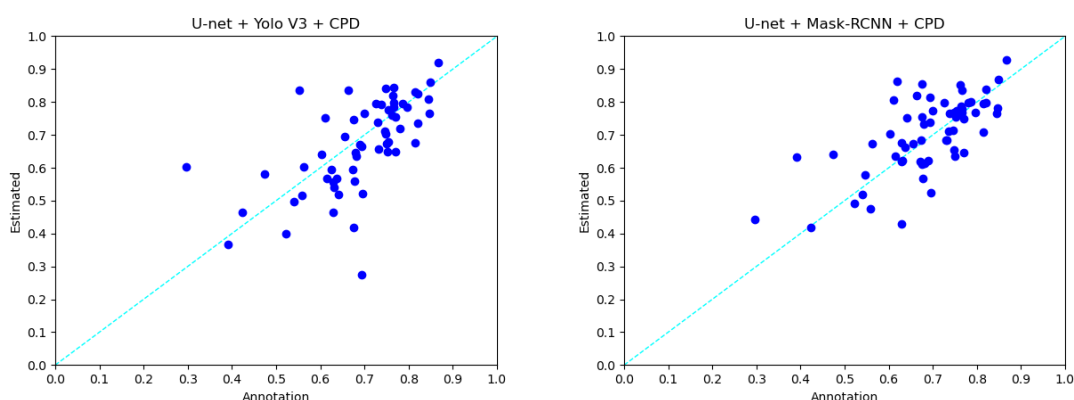


圖 4-6 醫師標記與 Mask-RCNN 程式偵測關鍵點所估計之齒槽骨/牙根區域比例對照  
左圖為醫師標記與使用 Yolo V3 程式之比較、右圖為醫師標記與使用 Mask-RCNN 程式之比較



有細長微小的流失，組織預測時並沒有預測正確，導致預測 D 點比醫師標記的高出許多，另一種是牙根處跟齒槽骨界線不明顯，導致預測 A 點比醫師標記的還要低。而表 4-11 是 C、D、A 三個點的平均定位誤差，是將醫師標記與我們的預測點的距離依照標記的 AC 點距離 Normalize 過後的平均距離。

表 4-10 程式偵測與醫師標記牙周病比例比較之 Confusion Matrix

實際 \ 預測	Yolo V3+模板匹配			MaskRCNN		
	Stage I	Stage II	Stage III	Stage I	Stage II	Stage III
Stage I	1	0	0	1	0	0
Stage II	1	27	11	2	29	8
Stage III	0	4	16	1	6	13

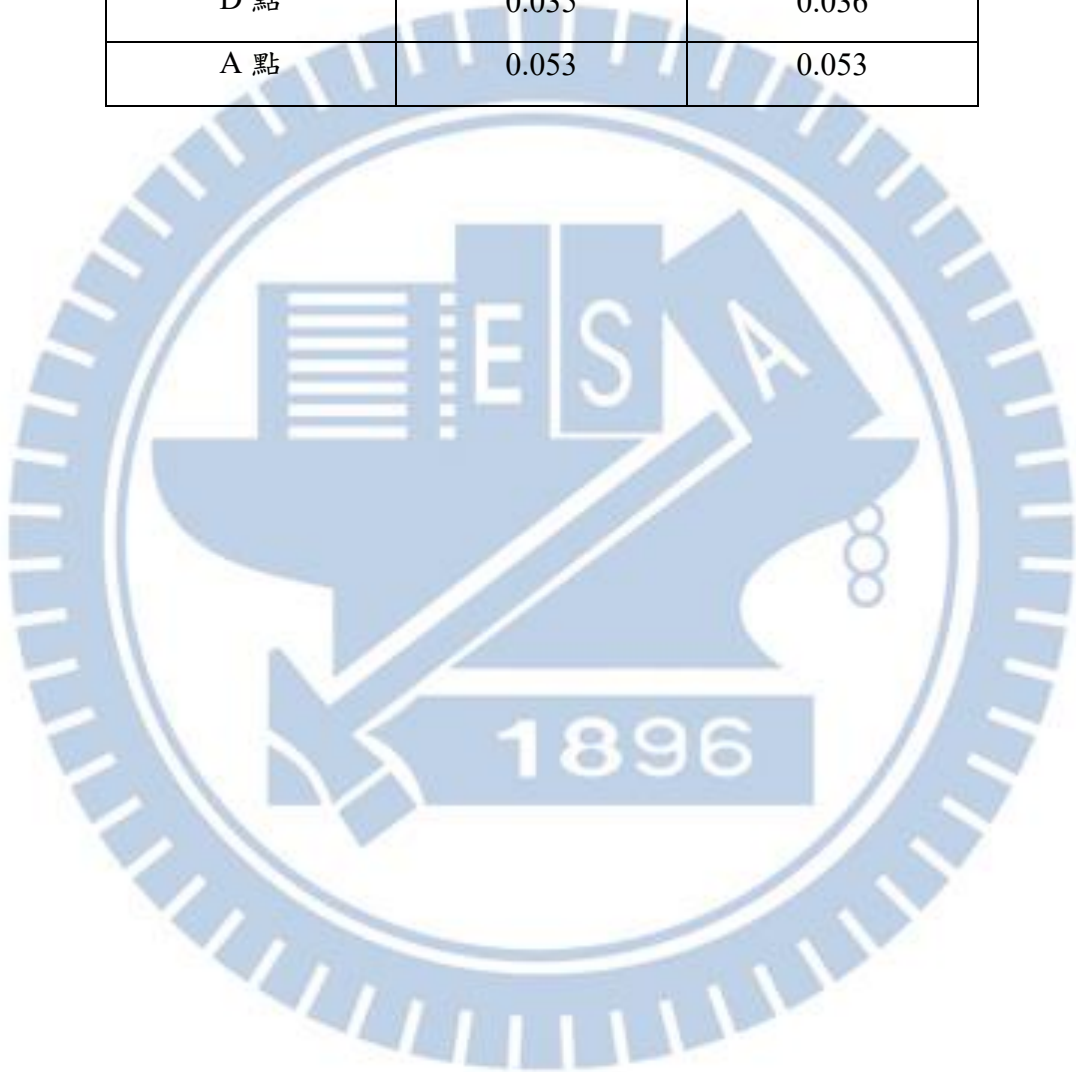
已去除 10 個未成功尋找 key points 的比例



圖 4-7 程式偵測關鍵點錯誤範例圖(左圖黃色圈區域為細長型齒槽骨流失區域，右圖黃色圈區域為牙根不明顯處)

表 4 - 11 Key points 平均定位誤差表

<div> <div>預測</div> <div>實際</div> </div>	Yolo V3+模板匹配	Mask RCNN
C 點	0.036	0.035
D 點	0.035	0.036
A 點	0.053	0.053



## 第五章 結論與未來展望

本篇論文提出的架構仍是一個值得繼續精進的題目，細節的地方可以再加強並針對處理，像是齒槽骨因為是由 3D 立體投射到 2D 的平面上，所以在 X 光片上齒槽骨跟背景之間容易有灰色模糊地帶，如何才能增強找到真正齒槽骨界線的準確度，這是未來可以研究的議題。

在 CPD 算法的部分，需要讓初始輪廓點變形的夠多才能演化成與目標輪廓點足夠相似，但是又不能變形太多，導致被目標輪廓點中那些不是牙齒的輪廓點(可能是旁邊牙齒的輪廓點)拉過去，所以調整算法中的  $\alpha$ 、 $\beta$  參數讓算法能夠完美的迭代出牙齒的輪廓是很重要的，未來可以經由大量的實驗找到一組適合大多數牙齒的  $\alpha$ 、 $\beta$  參數，又或是可以使用動態的  $\alpha$ 、 $\beta$  值，讓程式對每顆牙齒有各自的參數來執行 CPD 算法。

在蛀牙偵測方面，蛀牙程度為 E1、E2，也就是在 X 光片上沒有那麼暗的蛀牙區域會出現錯誤分類的情況，而導致該蛀牙區域沒有被系統偵測到，未來可以針對蛀牙的區域分類額外加入架構來專門偵測蛀牙，並且以 IOU 為判斷正確預測的評估方式。

牙周病的根尖片中，在找尋關鍵點的部分，會有少許未偵測到關鍵點的情況，尤其是在找尋 D 點的部分，而在程式自動偵測與醫師標記關鍵點的誤差距離上也有改進的空間，可以針對三個(C、D、A)找尋關鍵點的演算法來個別精進，以期能夠讓偵測程式對每一顆牙齒的關鍵點皆能準確偵測。



## 參考文獻

- [1] Hung, Kuofeng, et al. "The use and performance of artificial intelligence applications in dental and maxillofacial radiology: A systematic review." *Dentomaxillofacial Radiology* 49.1 (2020): 20190107.
- [2] Hwang, Jae-Joon, et al. "An overview of deep learning in the field of dentistry." *Imaging science in dentistry* 49.1 (2019): 1-7.
- [3] Prados-Privado, María, et al. "Dental Images Recognition Technology and Applications: A Literature Review." *Applied Sciences* 10.8 (2020): 2856.
- [4] Lee, Jae-Hong, et al. "Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm." *Journal of dentistry* 77 (2018): 106-111.
- [5] Lee, Jae-Hong, et al. "Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm." *Journal of dentistry* 77 (2018): 106-111.
- [6] Sornam, M., and M. Prabhakaran. "Logit-based artificial bee colony optimization (LB-ABC) approach for dental caries classification using a back propagation neural network." *Integrated Intelligent Computing, Communication and Security*. Springer, Singapore, 2019. 79-91.
- [7] Geetha, V., K. S. Aprameya, and Dharam M. Hinduja. "Dental caries diagnosis in digital radiographs using back-propagation neural network." *Health Information Science and Systems* 8.1 (2020): 1-14.
- [8] Sornam, M., and M. Prabhakaran. "A new linear adaptive swarm intelligence approach using back propagation neural network for dental caries classification." *2017 IEEE International Conference on Power, Control, Signals and Instrumentation Engineering (ICPCSI)*. IEEE, 2017.
- [9] Patil, Shashikant, Vaishali Kulkarni, and Archana Bhise. "Caries detection using multidimensional projection and neural network." *International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems* 22.3 (2018): 155-166.
- [10] Patil, Shashikant, Vaishali Kulkarni, and Archana Bhise. "Algorithmic analysis for dental caries detection using an adaptive neural network architecture." *Heliyon* 5.5 (2019): e01579.
- [11] Bhan, Anupama, et al. "Feature line profile based automatic detection of dental caries in bitewing radiography." *2016 International Conference on Micro-Electronics and Telecommunication Engineering (ICMETE)*. IEEE, 2016.
- [12] Tikhe, Shubhangi Vinayak, et al. "Algorithm to identify enamel caries and interproximal caries using dental digital radiographs." *2016 IEEE 6th International Conference on Advanced Computing (IACC)*. IEEE, 2016.
- [13] Huang, Po-Whei, et al. "Alveolar bone-loss area detection in periodontitis radiographs using hybrid of intensity and texture analyzed based on FBM model." *2014 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Vol. 2. IEEE, 2014.
- [14] Lin, Phen-Lan, et al. "Alveolar bone-loss area localization in periapical radiographs by texture analysis based on fBm model and GLC matrix." *2014 IEEE International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics (IEEE ISBB 2014)*. IEEE, 2014.
- [15] Lin, P. L., et al. "Alveolar bone-loss area localization in periodontitis radiographs based on threshold segmentation with a hybrid feature fused of intensity and the H-value of fractional Brownian motion model." *Computer methods and programs in biomedicine* 121.3 (2015): 117-126.
- [16] Krois, Joachim, et al. "Deep learning for the radiographic detection of periodontal bone

- loss." *Scientific reports* 9.1 (2019): 1-6.
- [17] Chang, Hyuk-Joon, et al. "Deep Learning Hybrid Method to Automatically Diagnose Periodontal Bone Loss and Stage Periodontitis." *Scientific Reports* 10.1 (2020): 1-8.
  - [18] Silva, Gil, Luciano Oliveira, and Matheus Pithon. "Automatic segmenting teeth in X-ray images: Trends, a novel data set, benchmarking and future perspectives." *Expert Systems with Applications* 107 (2018): 15-31.
  - [19] Al-Sherif, Nourdin, Guodong Guo, and Hany H. Ammar. "A new approach to teeth segmentation." *2012 IEEE International Symposium on Multimedia*. IEEE, 2012.
  - [20] Poonsri, Arisa, et al. "Teeth segmentation from dental x-ray image by template matching." *2016 9th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON)*. IEEE, 2016.
  - [21] Niroshika, U. A. A., R. G. N. Meegama, and T. G. I. Fernando. "Active contour model to extract boundaries of teeth in dental X-ray images." *2013 8th International Conference on Computer Science & Education*. IEEE, 2013.
  - [22] Li, Hui, et al. "Watershed algorithm based on morphology for dental X-ray images segmentation." *2012 IEEE 11th International Conference on Signal Processing*. Vol. 2. IEEE, 2012.
  - [23] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "Dental X-ray image segmentation using a U-shaped Deep Convolutional network." *International Symposium on Biomedical Imaging*. 2015.
  - [24] Jader, Gil, et al. "Deep instance segmentation of teeth in panoramic X-ray images." *2018 31st SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*. IEEE, 2018.
  - [25] Redmon, Joseph, and Ali Farhadi. "Yolov3: An incremental improvement." *arXiv preprint arXiv:1804.02767* (2018).
  - [26] Redmon, Joseph, and Ali Farhadi. "Yolov3: An incremental improvement." *arXiv preprint arXiv:1804.02767* (2018).
  - [27] Ren, Shaoqing, et al. "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks." *Advances in neural information processing systems*. 2015.
  - [28] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*. Springer, Cham, 2015.
  - [29] Myronenko, Andriy, and Xubo Song. "Point set registration: Coherent point drift." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 32.12 (2010): 2262-2275.
  - [30] Besl, Paul J., and N. D. McKay. "Method for registration of 3-D shapes. In *sensor fusion IV: control paradigms and data structures* (Vol. 1611, pp. 586-606)." *International Society for Optics and Photonics* (1992).
  - [31] Wang, Ching-Wei, et al. "A benchmark for comparison of dental radiography analysis algorithms." *Medical image analysis* 31 (2016): 63-76.
  - [32] Yu, Young-jun. "Machine learning for dental image analysis." *arXiv preprint arXiv:1611.09958* (2016).
  - [33] Sun, Mao-Lei, et al. "Application of Machine Learning to Stomatology: A Comprehensive Review." *IEEE Access* 8 (2020): 184360-184374.
  - [34] Lee, Ki-Sun, et al. "Deep Convolutional Neural Networks Based Analysis of Cephalometric Radiographs for Differential Diagnosis of Orthognathic Surgery Indications." *Applied Sciences* 10.6 (2020): 2124.
  - [35] Vinayahalingam, Shankeeth, et al. "Automated detection of third molars and mandibular nerve by deep learning." *Scientific reports* 9.1 (2019): 1-7.
  - [36] Kwak, Gloria Hyunjung, et al. "Automatic mandibular canal detection using a deep convolutional neural network." *Scientific Reports* 10.1 (2020): 1-8.
  - [37] Cano, Pedro, et al. "A review of algorithms for audio fingerprinting." *2002 IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing*. IEEE, 2002.

- [38] Norouzi, Mohammad, David J. Fleet, and Russ R. Salakhutdinov. "Hamming distance metric learning." Advances in neural information processing systems. 2012.

