# 科學計算應用在牙齒 X 光影像之辨識

許志宇 朝陽科技大學

佛教慈濟醫院

黄志浩

陳碩聰\* 朝陽科技大學

林建安 朝陽科技大學 tccnchsuyahoo@gmail.com tzdental@yahoo.com.tw shough33@yahoo.com.tw shadowewn@yahoo.com.tw

#### 摘要

在這篇論文裡,我們利用數學方法與影像 處理來使口腔 X 光影像的辨識能達到自動化。 牙科診所通常會針對病患的口腔拍攝 14 張 X 光照片來輔助醫生做治療時使用。為了節省醫 生尋找或排列這些照片所耗費的時間與人力, 我們利用數學方法與影像處理技術自動地將 這些 X 光片辨識出屬於哪一個部位。在論文 中,我們利用到空氣的方位、牙縫的傾斜方 位、牙縫的數目、牙齦變異數、牙齦平均值, 以及牙齒的面積來辨識。另外,我們也針對人 為因素造成許多 X 光片品質不佳,多做一些特 徵參數的萃取,使辨識困難度降低,例如牙齦 的紋路萃取。

**關鍵詞**:口腔 X 光影像、辨識、自動化、影像 處理技術。

#### 1. 前言

由於數位 x 光照相具有快速,容易保存以 及易於顯示影像的優點,已經普遍地使用在醫 院或診中。近年來,利用電腦來處理牙齒的x 光片的研究著重在特徵的萃取與影像的辨 識,期望能改善疾病的診斷方式。目前多數仍 然採人工排列或判讀醫學影像的方式。

一般來說,牙科診所會幫成年病患的牙齒 拍攝長4公分寬3公分的矩形 x 光片。這些 x 光片分成直立拍攝(直拍)的跟橫向拍攝(橫拍) 兩種方式。前面的牙齒(門牙跟犬齒)是採取直 拍方式,而後面的牙齒(前臼齒跟臼齒)則採取 横拍的方式。因此,直拍的 X 光片有 6 張,而 横拍的 x 光片有 8 張。也就是每個人可以拍攝 完整的14張 x 光片。傳統上,我們只拍攝並 處理某些部位的少數幾張 x 光片。然而,當 14 張 x 光片都被完整的拍攝時,我們必須靠人工 辨識出哪一張 x 光片是屬於牙齒的哪一個部 位。這樣的人工處理方式非常的耗費時間跟人 \*corresponding author

力。為了改善這個方式,我們提出利用電腦自 動化辨識的方法。

就像一般的景色影像處理與辨識,牙齒 X 光影像的處理與辨識也包含在人工智慧的範 疇裡。大部分的努力都著重在影像切割技術與 高效率的影像呈現。在影像分析與辨識上,通 常要將影像中的突出部位從背景裡分離出來 以萃取出有用的資訊。因此,訂定像素值的分 界點來將灰階影像轉換成二值影像就變成是 一個常用的影像處理方法。另外,影像中突出 部位的特徵萃取也常利用到統計分析或是濾 波器的方法。在這篇論文中,我們也利用到這 些方法來辨識此14張牙齒影像。

#### 主要內容

正常來說,為了輔助治療,牙科診所會幫 病患口腔的 14 個部位各拍一張 x 光影像。這 14 個部位分別為上門牙(UCI)、下門牙(LCI)、 右上犬齒(URC)、左上犬齒(ULC)、右下犬齒 (LRC)、左下犬齿(LLC)、右上前臼齿(URP)、 左上前臼齿(ULP)、右下前臼齿(LRP)、左下前 臼齿(LLP)、右上臼齿(URM)、左上臼齿(ULM)、 右下臼齿(LRM),以及左下臼齿(LLM)。

為了有效地辨識出每一個人口腔的 14 張 影像各屬於哪一個部位,我們利用到空氣的方 位、牙縫的傾斜方位、牙縫的數目、牙齦變異 數、牙龈平均值、牙齒的面積以及牙龈紋路等 多種方法。在整個辨識流程中,首先將直拍跟 横拍影像分類出來。接著,直拍跟横拍兩類影 像個別做辨識,在辨識過程中可能採用相同 或不同的辨識方法,最後再將這兩類影像合 併完成14張影像的辨識,如Figure1的辨識 流程圖所示。





Figure 1.辨識流程圖.

#### 2.1 數學預備知識

為了方便,我們在這個章節先介紹一些會 在後面的文章中使用到的數學知識。首先介紹 影像的平均值與變異數如下: 定義 1. 給定一個維度大小為m×n的影像矩

陣G,則平均值µ的計算方式為

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} G(i, j)}{m \times n}.$$

進一步,我們介紹變異數σ如下:

$$\sigma = E\left\{\left[G(i, j) - \mu\right]^2\right\},\$$

其中G(i, j)為影像G第i列第j行的像素值。

為了利用牙縫的傾斜方位分辨出 URC、ULC 與 LRC、LLC,或 ULM、ULP、LRM、LRP 與 URM、 URP、LLM、LRP,我們介紹傾斜方位的定義如下: 定義 2. 如 Figure 7,假設有一類似橢圓的區域 D,且此區域內的最長軸為 L,則此區域 D 的傾 斜 方 位 為 L 與 x 軸 的 角 度  $\theta$ ,其中  $\theta \in [-90,90]$ 。



Figure 7. 橢圓區域的斜率圖

一般來說,找出區域 D 之傾斜方位的方法主要 分為結構張量(structure tensor),鏡射濾波 器(quadrature filter)以及局部多項式近似 (a local polynomial approximation)三種。 在這篇論文裡,我們採用結構張量。結構張量 是利用矩陣

$$J = \int_D p(x) (\nabla g) (\nabla g)^T dx$$

來求出傾斜方位,其中p為權重函數;  $\nabla g$ 為 局部影像g的梯度(local image gradient)。 在適當的條件限制下,可由下列關係式求出L的方向 $\overline{n}$ :

$$J=\lambda \vec{n} \vec{n}^T,$$

其中 $\lambda$ 為矩陣J之固有值(eigenvalue)。詳細 的理論推導請詳閱參考文獻[7-9]。另外,我 們將在牙齦紋路萃取中利用到共生矩陣 (Co-occurrence matrix),其定義如下:

定義 3. 給定一個維度大小為*m×n*的影像矩 陣*G* ,則共生矩陣(Co-occurrence matrix) 定義為

$$C_{\Delta x, \Delta y}(i, j)$$
  
=  $\sum_{p=1}^{m} \sum_{q=1}^{n} \begin{cases} 1, \text{ if } G(p,q) = i \text{ and } G(p + \Delta x, q + \Delta y) = j \\ 0, \text{ otherwise} \end{cases}$ 

其中 $\Delta x 與 \Delta y 分別為 x 軸方向與 y 軸方向的 偏移量。$ 

由上面定義可知共生矩陣是將影像中每 一像素與其臨近像素的關係以矩陣表示。以範 例說明如下:選取影像中的一部份範圍,包含 5 X 5 個像素,如表1。

表 1	5	X	5	像素矩陣
N I.	U	11	U	ホホルー

<b>化1.0</b> 小 0 冰 小 儿 件						
1	2	3	4	5		
3	1	2	3	4		
4	3	1	2	3		
5	4	3	1	2		
6	5	4	3	1		

其中灰階影像值有 $\{1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6\}$ ,因此 在 5 X 5 的矩陣之中的像素其灰階影像值必定 屬於集何 $\{1 \ 2 \ 3 \ 4 \ 5 \ 6\}$ 的元素之一,若 將 5 X 5 的矩陣之中的每一像素為基準像素, 則與其臨近像素的關係皆可化作灰階影像值 之間的關係,若只考慮每一像素與其正下方之 像素則可以統計得到 co-occurrence matrix 如表 2:

表 2. co-occurrence matrix

		臨近(正下方) 像素						
		1	2	3	4	5	6	
參考像素	1			4				
	2	4						
	3		3		3			
	4			2		2		
	5				1		1	
	6							

統計的結果似乎看不到明顯的規律存在,但是 在選取的影像中,包含有垂直或水平紋路時, 則從 co-occurrence matrix 就可以看出端 倪,舉例來說若選取影像中的一部份範圍,所 包含5X 5 個像素如表3所示:

表 3. 5 X 5 像素矩陣

1	2	3	4	5
1	2	3	4	5
1	2	3	4	5
1	2	3	4	5
1	2	3	4	5

若只考慮每一像素與其正下方之像素則可以 統計得到 co-occurrence matrix 如表 4:

1		
÷ /	CO-OCCUPTODCO	motriv
13. 4.		matiin

		臨近(正下方) 像素						
		1	2	3	4	5	6	
參考像素	1	4		4				
	2		4					
	3			4				
	4				4			
	5					4	1	
	6							

統計的結果似乎看到有明顯的規律存在,這樣的特性對於牙齦的紋路特徵萃取有不少的幫助。因此,我們將採用此紋路特徵的萃取來輔

助8張橫拍影像在變異數辨識中的不足。

#### 2.2 直拍影像與橫拍影像的分類

在這個章節,我們首先要將14張影像分類 成直拍影像6張跟橫拍影像8張。由於多數影 像的亮度不夠,因此,利用最佳化的方式來訂 定二值影像的 Threshold 將造成部份牙齒或 牙齦影像的遺失,如 Figure 1(b)與 Figure 2(b)。因此,我們將 Threshold 定為0.3,可 將影像完整的呈現出來,如 Figure 1(c)與 Figure 2(c)。



 (d)
 (e)
 (f)

 Figure 2. (a)LCI 的原始影像,(b)為(a)利用

 optimal 決定像素值分界點的影像,(c)為(a)像素

 值分界點定為 0.3 的影像,(d)LRM 的原始影

 像,(e)為(d)利用 optimal 決定像素值分界點的影像。

 影像.(f)為(d)像素值分界點定為 0.3 的影像。

決定 Threshold 後,將全部影像轉成二值影像, 如 Figure 3。



其次,將每張二值影像的四邊分別取出適當大 小的區域,不失一般性地,我們就取適當大小 的矩形。從這四個矩形中找出空氣部份後,將 空氣部份旋轉至影像的下方,則牙齦自然會在 上方,也因此分出直拍影像6張跟橫拍影像8 張;接下來,我們在下面的步驟中分別討論直 立6張跟橫放8張的辨識方法,首先討論直立 6張。

#### 2.3 直拍影像的辨識

這個章節討論 6 張直拍影像的辨識方法。 我們先利用灰階影像中牙齦變異數的大小分 出上下牙齒。因此,在 Step 2. 中可以將這 6 張影像分成上下各三張,以 UCI 與 LCI 為例。 首先,我們將牙齦部分別取出,然後計算牙齦 的變異數。由於上牙齦的紋路變化比較明顯, 而下牙齦的紋路變化比較細微;因此,造成上 牙齦的變異數會大於下牙齦的變異數;也就 是變異數大的是 UCI,變異數小的是 LCI,如 Figure 4 所示。



Figure 4. UCI 與 LCI 的牙龈變異數分別為 393.17 與 144.34。

在 Step 2 中,我們已經將 6 張直拍影像分成 UCI、URC、ULC 與 LCI、LRC、LLC。接下來, 我們在 Step 3 中利用牙齒的大小分出中間跟 左右兩邊的影像。在參考文獻[10]中,已提 出將牙齒影像自動劃分出來的技術,利用此 技術可將個別牙齒的面積大小計算出來;因而 將中間的影像 UCI、LCI 先分辨出來。其分辨 細節如下:

(1)分辨出 UCI:由於 UCI 中的牙齒大於 URC 與
 ULC 的牙齒,故可先將 UCI 分辨出來,如 Figure
 5。

(2)分辨出 LCI:由於 LCI 中的牙齒小於 LRC 與 LLC 的牙齒,故可先將LCI 分辨出來,如Figure 6 °



(a) URC、UCI 與 ULC 的原始影像



(b) URC、UCI 與 ULC 的二值影像 Figure 5. (a)URC、UCI 與 ULC 的原始影像 (b) URC、UCI 與 ULC 的二值影像



(a) LRC、LCI 與 LLC 的原始影像

(b) LRC、LCI、LLC 的二值影像 Figure 6. (a) LRC、 LCI、LLC 的原始影像 (b)LRC、LCI、LLC 的二值影像

在 Step 4 中, URC、ULC 與 LRC、LLC 則 利用牙縫的傾斜方位正負分出。由於ULC的牙 縫傾斜方位為正,如Figure 8(a)(c);而URC 的牙縫傾斜方位為負,如Figure 8(b)(d),故 可分出 ULC 與 URC。同理,可分出 LRC 與 LLC。



(a)ULC 與 LRC



(b)URC 與 LLC



(c)ULC 與 LRC

(d)URC 與 LLC

Figure 8. (a)牙縫傾斜方位為正的影像. (b)牙 縫傾斜方位為負的影像.(c)為(a)之二值影 像.(d)為(a)之二值影像.

最後,6張影像完成如Figure 9。



Figure 9. URC、UCI、ULC、LLC、LCI 與 LRC 的辨識完成圖.

#### 2.4 橫拍影像的辨識

在 Step 2 中,我們利用變異數將 6 張直拍 影像分出上下。但由於8張橫拍影像的拍攝位 置不佳,造成許多影像亮度不夠或是曝光過度 而難以同樣地利用牙齦變異數辨識出上下,如 Figure 10。因此,在這個步驟中我們先利用 牙縫的傾斜方位正負將這8張影像分成 ULM、 ULP、LRM、LRP 與 URM、URP、LLM、LLP 各四張, 如Figure 11與Figure 12。







Figure 11. (a)牙縫傾斜方位為正的影像 ULM, ULP, LRM, LRP. (b)為(a)之二值影像.



Figure 12. (a) 牙縫傾斜方位為負的影像 URM, URP, LLM, LRP. (b)為(a)之二值影像.

在 Step 3 中,由於 ULM 與 ULP 的牙龈部分只 差一個牙根。因此,ULP 的牙縫數會多於 ULM 的牙縫數,如 Figure 12 為原始影像;在前面 的步驟中,二值影像的 threshold 為 0.3;但 是許多牙縫無法顯示出來,如 Figure 11、12 中的牙縫比 Figure 13(a)(b)少了許多,因此 在這個步驟裡,我們將 threshold 定為 0.4, Figure 13(c)(d)為對應之二值影像;我們利 用牙縫數的多寡將 ULM、ULP、LRM、LRP 分成 ULP、LLP 與 ULM、LRM。同樣的方法也可以將 URM、URP、LLM、LLP 分成 URP、LLP 與 URM、 LLM。



Figure 13. (a)ULM 的原始影像.(b)ULP 的原 始影像.(c)為(a)的二值影像.(d)為(b)的二 值影像.

前面 Step 2 中,我們曾經提到許多橫拍 的影像因拍攝不佳而不容易辨認出牙齦的變 化。正常來說,上牙齦的變化較明顯,亮度也 比較高一些,且紋路也比較粗糙,其對應的變 異數,平均值及紋路的數值也較大;但多數照 片因為拍攝效果不佳而造成這些特徵無法很 明顯的表現出來。因而只單靠牙齦變異數 (variance)來判斷的正確率不高。基於上述原 因,我們加入另二個牙齦特徵將 ULP、LRP 分 出上下。這二個特徵分別為牙齦平均值(mean) 以及牙齦紋路(texture),如Figures 14、15。



Figure 14. (a)為 ULM 經過濾波器將紋路強化 後所得到的影像. (b)為 LLM 經過濾波器將紋路 強化後所得到的影像. (c)為 ULM 中每一個 3×3 區域矩陣中最大像素值減去最小像素值 所得到的影像. (d)為 LLM 中每一個 3×3 區域矩 陣中最大像素值減去最小像素值所得到的影 像.



Figure 15. (a)為 ULM 的共生矩陣. (b)為 LLM 的共生矩陣.

也就是說,若三個特徵中有兩個數值偏大,則 判定為上面的牙齒,否則為下面的牙齒。同理 可分出 ULM、LRM 的上下,URP、LLP 的上下與 URM、LLM 的上下。

再度利用牙縫的傾斜方位正負分出 ULP、 URP 的左右;同理,可分出 ULM、URM 的左右 與 LLP、LRP 的左右,以及 LLM、LRM 的左右。 最後,8張橫拍牙齒影像完成如下:



Figure 16.ULM、ULP、URM、URP、LLM、LLP、 LRM 與 LRP 的辨識完成圖.

### 2.5 實驗結果

在實驗中,我們分別將每一個人14 張口 腔 x 光影像利用2.2 與2.3 的辨識方法完成的 6 張直拍影像與8 張橫拍影片合併,則可以完 成每一個人的辨識結果,如 Figure 17。



Figure 17. 單人 14 張 x 光影像的完成圖

我們共測試了 30 位病患的口腔 X 光影 像,也就是測試了 420 張影像。所有的影像都 是使用 24-bit,解析度為1024×768的拍攝規 格,實驗結果為 420 張影像中,無法正確地辯 識出的影像有 82 張,正確辨識率約為 80.5%。

## 3. 結論

在這篇論文裡,我們利用數學方法與影像 處理來使口腔 X 光影像的辨識能達到自動化。 在辨識流程中,我們利用到空氣的方位、牙縫 斜率、牙齦變異數、牙齦平均值,以及牙齒的 面積來做辨識。另外,我們也針對人為因素造 成許多 X 光影像品質不佳,對牙齦部分多做了 紋路的萃取,使辨識困難度降低。

## 參考文獻

- Kwon, SH., "Threshold Selection Based on Cluster Analysis," *Pattern Recognition Lett*, Vol. 25, pp.1045-50, 2004.
- [2] Otsu, N., "A Threshold Selection Method From Gray-level Histograms," *IEEE Trans Systems Man Cybernet*, Vol. 9, No. 1, pp.62-66, January, 1979.
- [3] Chang, CC. and Wang, LL., "A Fast Multilevel Thresholding Method Based on Lowpass and Highpass Filtering," *Pattern Recognition Lett*, Vol. 18, pp.1469-78,1997.
- [4] Kohler, R., "A Segmentation System Based on Thresholding," *Graph Model Image Process*, Vol.15, pp.319-38, 1981.
- [5] Chang, JS., Liao, HYM., Hor, MK., Hsieh, JW. and Chern, MY., "New Automatic Multi-level Thresholding Technique for Segmentation of Thermal Images," *Image Vis Comput*, Vol. 15, pp.23-34, 1997.
- [6] Wonho, O. and Lindquist, B., "Image Thresholding by Indicator Kriging," *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, Vol. 21, No. 7, pp.590 -602, July, 1999.
- [7] Bigun, J., and Granlund, G. H., "Optimal Orientation Detection of Linear Symmetry," *Proceedings of First int. Conf. on Computer Vision*, ICCV87, London, Great Britain, pp. 433-438, June, 1987.
- [8] Knutsson, H., "Representing Local Structure Using Tensors," *Proceedings 6th Scandinavian Conf. on Image Analysis*, Oulu: Oulu University, pp. 244-251, 1989.
- [9] Jahne, B., Spatio-Temporal Image

*Processing : Theory and Scientific Applications*,751. Berlin: Springer-Verlag, 1993.

- [10] 許志宇,楊志弘,王輝清,黃志浩, "基於型態學與模糊理論之牙齒X光影 像自動劃分" 2008 機光電技術與應用 研討會論文集。
- [11] Robert, M., Haralick, K., Shanmugam, and It'shak dinstein., "Textural Features for Image Classification," *IEEE Trans on systems, man, and cybernetics,* Vol. smc-3, No. 6, pp. 610-621, November, 1973.
- [12]Farman, AG., "Fundamentals of Image Acquisition and Processing in The Digital Era," *Orthod Craniofacial Res*, Vol.6, pp.17-22, 2003.
- [13] van der Stelt, PF., "Principles of Digital Imaging," *Dent Clin North Am*, Vol. 44, pp. 237-248, 2000.
- [14] Mol, A., "Image processing tools for Dental Applications," *Dent Clin North Am*, Vol. 44, pp.299 -318, 2000.
- [15] Li, S., Fevens, T. and Krzyzak, A., "An automatic variational level set segmentation framework for computer aided dental x-rays analysis in clinical environments," *Comput Med Imaging Graph*, Vol. 30, pp.65-74, 2006.
- [16] Bittar-Cortez JA., Passeri LA., Boscolo, FN. and Haiter-Neto, F., "Comparison of hard tissue density changes around implants assessed in digitized conventional radiographs and subtraction images," *Clin Oral Implants Res*, Vol.17, pp.560-564, 2006.
- [17] Anil, AK., Jain, K. and Chen, H., "Matching of dental x-ray images for human identification," *Pattern Recognition* Vol. 37, pp. 1519 -1532, 2004.
- [18] Batllea, J., Casalsb, A., Freixeneta, J. and Marti, J. "A review on strategies for recognizing natural objects in colour images of outdoor scenes," *Image Vis Comput*, Vol. 18, pp.515-530, 2000.