1. 電腦斷層攝影 (Computed Tomography) 簡介

電腦斷層攝影 (Computed Tomography, CT)是一種被廣泛運用的影像診斷學檢查,其會從多個角度對同一切面進行 X 射線放射,然後測量 X 射線值,再交由電腦處理、組合、計算出特定切面(斷層)的影像,稱虛擬切片。如圖 1 所示,實際執行上會先由 Source 1 放射出 X 射線並由 Detector 1 接收,接著旋轉外環,改變 Source 與 Detector 的位置,變成在 Source 2 與 Detector 2 的位置進行 X 射線的放射與接收,如此重複進行數次,直到同一切面掃描結束。

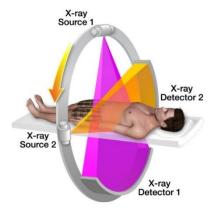


圖 1 掃描單一切面的過程

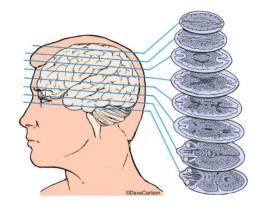


圖 2 CT 影像在立體空間中的位置

當一個切面多角度的掃描結束,發出 X 射線的外環會向頭頂或腳底平移 0.3 到 0.5 公分,進行下一切面的多角度掃描,直到涵蓋整個腦部或欲拍攝組織,如圖 2 所示,而一次拍攝所得到的多張切面影像合稱為一組 CT。整組 CT 具有空間的連續性,容易看出腦內的立體關係,因此常用來判斷腦部病變的位置及大小,極具醫療價值,圖 3 即為一組由 21 張切片構成的腦內出血 CT 示例。

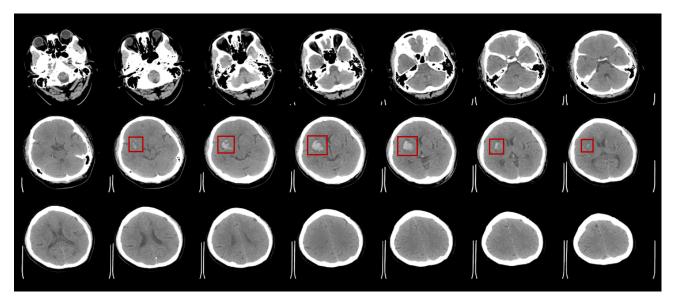


圖 3 腦內出血 CT 示例 紅框為出血。切片順序為由左至右、由上而下。

2. 作業描述

本次作業共分為兩大部分,分別為「檢視 CT 影像」與「CT 影像的預處理」,以下將分別說明。 有四個參數是以命令列引數的方式給定,其餘七個參數寫在 input.txt 中,說明如表 1。請注意,<mark>路徑本身已經含有副檔名。</mark>

輸入方式 解釋 位置 本文件中的名字 input.txt 的路徑,文件內有後7個參數。 argv[1] inputPath 第一大部分的輸出路徑。 outputPath1 argv[2] 命令列引數 第二大部份的輸出路徑。 outputPath2 argv[3] 歪斜角度的輸出路徑。 argv[4] anglePath CT 資訊 info.csv 的路徑。 第1行 infoPath 第2行 imagePath CT 影像 image.csv 的路徑。 第3行 mask 影像 mask.csv 的路徑。 maskPath 第4行 第一個 Window 的 Window Level。 input.txt level1 第5行 第一個 Window 的 Window Width。 width1 第6行 level2 第二個 Window 的 Window Level。

表 1 輸入參數

2.1. 第一部分:檢視 CT 影像(共 50 分)

第7行

width2

人們要透過醫學影像軟體才能在電腦檢視 CT 影像,而軟體所做的事是對 CT 影像的原始檔案進行一系列線性代數操作。請你跟隨以下 3 個步驟, 撰寫程式來進行這些操作, 實現 CT 影像的視覺化。

第二個 Window 的 Window Width。

(1) 讀取 CT 檔案

CT 影像的檔案格式為 DICOM·DICOM 是一種專門用來儲存多種醫學影像,如 CT、MRI(核磁共振成像)、X-ray(X 光成像)的檔案格式,其可以有結構的儲存醫學影像的資訊,包含拍攝參數及病患資訊等,並以高達 16 bits 的位元深度儲存影像本身,其結構示意圖如圖 4 所示。然而由於 DICOM的解讀需仰賴額外的套件,為了簡化流程,我們已經從 DICOM 中提取出必要標籤寫入 csv 中,路徑

為 infoPath,我們也從 DICOM 中提取出影像部份寫入 csv 中,路徑為 imagePath,請直接讀取這兩個檔案使用。CT 影像的尺寸為 512×512、對應 csv 中的 512 行與 512 列,每一格即代表一個像素值,示意圖如圖 5。

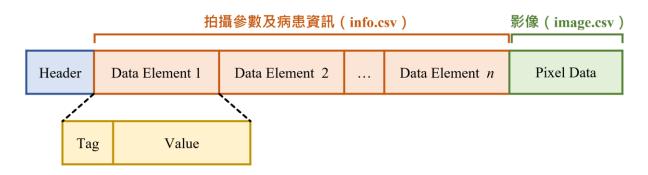


圖 4 DICOM 結構示意圖 「拍攝參數及病患資訊」的部分是由多個 Data Element 構成,每個 Data Element 又有 Tag 與 Value 兩部分。Tag 記錄著項目名稱,Value 則記錄著該欄位的值或內容。

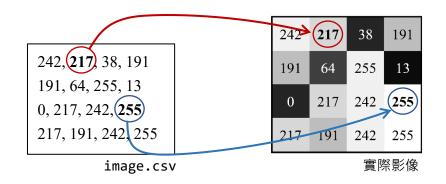


圖 5 將 image.csv 解讀為影像 以 4×4 影像為例·csv 中所圈·即表示實際影像中對應位置的像素值。

(2) 標準化 CT 影像 (Rescaling)

DICOM 中儲存的是儀器掃描後的原始值,其尚未被標準化,因此即使是同一物質,例如脂肪,仍可能會因為設備廠商不同,而呈現不同的值。此步驟是要將上個步驟讀取出的原始值轉換成 HU 值 (Hounsfield Unit)來解決這個問題。HU 值是一種對 CT 掃描原始值進行標準化的方式,這個標準化的過程基於水和空氣的吸收係數。在 HU 尺度上,純水被定義為 0 HU,而純空氣被定義為 -1000 HU。使用這兩個參考點,我們可以對任何組織或物質的 CT 值進行標準化,這樣就可以在不同的掃描儀器和條件下進行一致性的比較,而這個轉換動作被稱為 Rescaling。

具體的轉換我們會使用 DICOM 中提供的 Rescale Slope 和 Rescale Intercept 參數來完成,你可以

在 info.csv 中找到它們,這兩個參數會隨著儀器及拍攝環境變化。我們可以使用這兩個參數對原始影像進行線性轉換,將原始值轉換為 HU 值。首先,我們定義一個矩陣 P 代表透過 imagePath 讀取到的原始影像,其元素 p_{ij} 是原始值。若進行線性轉換後得到的 HU 值矩陣為 H ,其元素 h_{ij} 可以使用以下公式獲得:

$$h_{ij} = p_{ij} \times \text{Rescale Slope} + \text{Rescale Intercept}$$

HU 值請使用浮點數型態運算及儲存,不要捨棄小數部分。每個 imagePath 讀取到的原始值都應該經過以上轉換,這個標準化動作確保了無論使用哪種 CT 儀器,同樣物質的 HU 值都會相同。

(3) 調整窗口 (Windowing)

CT 影像的位元深度為 16 bits · HU 值通常介於 -1000 到 3000 之間。而我們電腦螢幕在灰階影像上的位元深度只有 8 bits · 能顯示的像素值介於 0 到 255 之間。這個落差使得我們無法在電腦螢幕上完整顯示出這個 HU 值矩陣 · 因此我們會選取一個較小的 HU 值區間 · 將這個區間的值線性映射至 0 到 255 單獨檢視 · 這個動作稱為 Windowing。舉例來說 · 我們通常選擇 -10 至 90 HU 這個區間來檢視腦部 CT 影像的結構 · 這個區間因為涵蓋灰質、白質、血液及腦脊髓液等重要組織或物質的 HU 值 · 可看出基本的腦部結構 · 同時也可看到可能的腦內出血和腫瘤 · 如圖 6 所示。

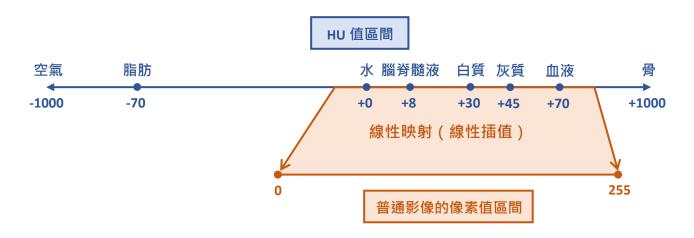


圖 6 Windowing 示意圖 擷取 -10 至 90 HU 區間,線性映射至 0 至 255 的像素值區間

然而在醫學上,我們並不是以端點來描述我們想要檢視的區間,而是以窗位(Window Level, WL)

及窗寬(Window Width, WW)來描述。Window level 表示區間中心的 HU 值,Window Width 則表示區間大小。舉例來說,檢視腦部軟組織時,通常會取 WL=40/WW=400,這就代表我們想檢視介於 $-160 \cong 240 \text{ HU}$ 的區間,如圖 7。

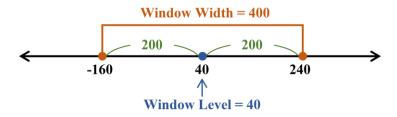


圖 7 Window Level 與 Window width

使用 Window Level 及 Window Width · 我們可以這麼描述 Windowing 的具體行為:首先 · 我們定義一個矩陣 H · 其元素 h_{ij} 是上個步驟線性轉換後得到的 HU 值 · 若 Windowing 後得到的矩陣為 W · 則 W 與 H 大小相同 · 且其元素 w_{ij} 是由以下公式獲得:

$$w_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{if } h_{ij} \leq \text{WL} - \text{WW}/2 \\ \\ 255 & \text{if } h_{ij} > \text{WL} + \text{WW}/2 \\ \\ \\ 255 \times \left(\frac{h_{ij} - \text{WL}}{\text{WW}} + 0.5\right) \end{bmatrix} & \text{otherwise} \end{cases}$$

放射科醫師通常會以多個 Window 來檢視一組 CT。舉例來說,當檢視腦中風病患的 CT 時,通常會以 Brain Window (WL=40 / WW=80)、Stroke Window (WL=40 / WW=40) 和 Bone Window (WL=600 / WW=2800) 三組 Window 來檢視,如下圖 8。

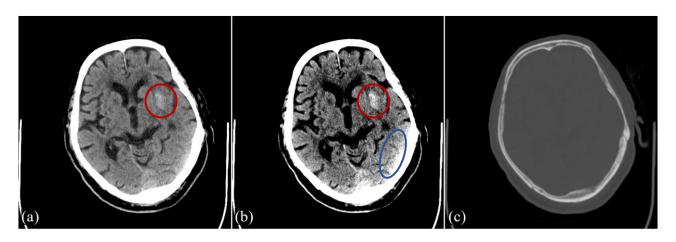


圖 8 以多個 Window 檢視 CT (a) Brain Window 可以清楚看見腦內結構,是一種一般性的 Window,然而其出血處,如紅圈,較不明顯;(b) Stroke Window 專門用來檢視腦內出血,然而其靠近頭骨處,如藍圈,可能會呈現白色而無法分辨組織 (c) Bone Window 可看出頭骨狀況,判別頭骨是否有因外力而斷裂的情形

請你根據 input.txt 所指定的 Window Level 及 Window Width,設定 WL = level1 / WW = width1,在進行完 Windowing 後<mark>寫檔輸出</mark>在 outputPath1。此外,Windowing 過程中請使用浮點數型態進行運算,在經過最終的 Floor function 後才以 CV_8U 儲存影像的像素值。

2.2. 第二部分: CT 影像的預處理(共 50 分)

阿茲海默症沒有單一的實驗室測試可以直接進行診斷·目前診斷上會以神經心理測驗判斷患者的認知功能是否有明顯的下降·再配合 MRI 影像的輔助。因為診斷困難·據統計·英國只有 33% 的患者被診斷出阿茲海默症·而在較為落後的國家情況更為嚴重。有許多研究嘗試以更易取得且成本更低的 CT 影像·配合深度學習模型進行初步診斷·試圖改善這個情況·診斷出潛在的阿茲海默症患者。然而由於 CT 的解析度和敏感度不如 MRI·通常這些研究會透過多步驟的預處理來彌補·以下我們將實作其中 4 步驟的預處理。

(1) 使用 3D U-Net 分割影像

影像分割是電腦視覺領域的一個核心技術,其目的是將影像分割成多個區域或子集,如圖 9。而 U-Net 則是一個專為醫學影像分割而設計的深度學習模型,我們使用 Cai 等人提出的 3D U-Net 模型 對 CT 影像進行分割,獲得 3D 腦部結構的資訊,如圖 10。同樣的,為了簡化流程,**我們已經將模型** 的輸出寫在 maskPath 的 csv,mask 影像的尺寸為 512×512,對應 csv 中的 512 行與 512 列,每一格 即代表一個像素值。像素值可能由 0 至 16,代表著 16 種不同組織以及背景。

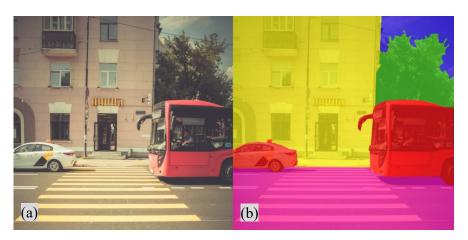


圖 9 影像分割示例 (a) 原圖 ; (b) 模型輸出,將原圖分割為「馬路」、「房屋」、「車子」、「樹木」與「天空」

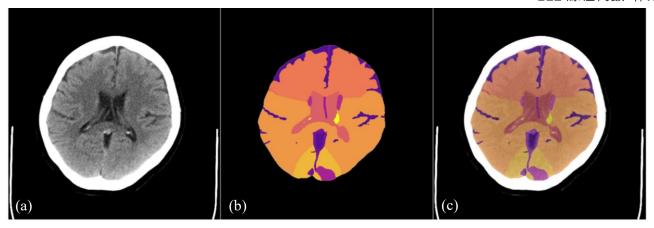


圖 10 對 CT 影像分割 (a) 原圖; (b) 模型輸出,不同顏色表示不同組織; (c) 兩圖片疊合

(2) 對 mask 進行線性映射

mask 影像的值介於 $0 \ge 16$ 之間,為了視覺化,我們將其線性映射到 $0 \ge 255$ 的區間上。我們定義一個矩陣 M 代表透過 maskPath 讀取到的 mask 影像,其元素 m_{ij} 是 U-Net 模型對像素的分類。若映射後的矩陣為 M',其元素 m'_{ij} 定義為:

$$m'_{ij} = \left\lfloor \frac{255}{16} m_{ij} \right\rfloor$$

請注意,因為我們想用 CV_8U 方式儲存像素值,公式中包含一個 Floor function 以截斷小數。

(3) 將三張灰階影像作為三通道合併

醫師通常會以數個窗口來檢視單組 CT 影像,我們將模擬這個動作,提供兩個窗口的影像給深度學習模型。首先,以 WL = level1 / WW = width1 進行 Windowing 得到 image1。然後,以 WL = level2 / WW = width2 進行 Windowing 得到 image2。最後,我們將視覺化的 mask 作為藍色通道,image1 作為綠色通道,image2 作為紅色通道,合併成為 RGB 三通道圖像,如圖 11。

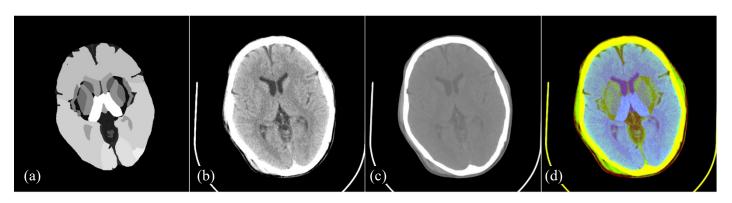


圖 11 合併三張灰階影像 (a) 將視覺化的 mask 作為 B 通道; (b) 將第一個窗口作為 G 通道; (c) 將第二個窗口作為 R 通道; (d) 合併後的三通道影像

(4) 傾斜校正

拍攝時若患者姿勢不正,可能導致 CT 影像的歪斜,歪斜角度保證介於 ±40° 間。而大腦鐮 (Falx Cerebri)是分隔左右腦的組織,可視為腦部的中線。請利用影像處理技術,在 U-Net 模型輸出的 mask 中取出大腦鐮區塊 (value = 3),並尋找其近似直線,如圖 12。最後依照這條直線的傾斜角度,以影像中央 (256,256) 為旋轉中心,將上步驟得到的三通道影像轉正,如圖 13。

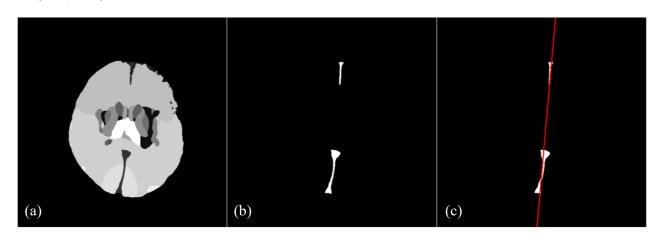


圖 12 大腦鐮近似直線 (a) mask 影像原圖; (b) mask 影像的大腦鐮區塊; (c) 在 b 影像上繪製近似直線

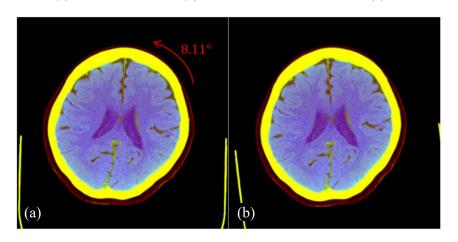


圖 13 轉正 CT 影像 (a) 原始的三通道影像; (b) 轉正後的影像

尋找近似直線與 y 軸夾角有多種方法,但請留意以下兩種可能發生的情況:

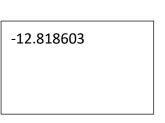
- a. $\theta = \cos^{-1} x$:當 θ 很接近 0° · x 可能因為浮點數的計算誤差累積而超過 1 · 例如 1.00001 · \Rightarrow 通常會改用其他方法 · 確保 x 一定在函數的定義域內 ·
- b. $\tan \theta = \frac{a}{b}$:當 θ 很接近 90° · b 會很接近 0 · $\frac{a}{b}$ 可能會損失精度 · 甚至 overflow 為 \inf ·
 - ⇒ 通常用 if 單獨處理 $|b| \le 10^{-8}$ 的情況,或改用其他方法。

要特別注意的是,若 CT 影像中有血塊或腫瘤,U-Net 模型可能會誤判一些微小區域為大腦鐮,請利用其面積較小的特性判別,並在求近似直線時不將這些誤判納入考慮,如圖 14。

(a) (b) (c)

圖 14 U-Net 模型誤判示例 (a) 在 U-Net 模型輸出的 mask 中取出大腦鐮區塊 (value = 3)·藍圈處為真實的大腦鐮 · 綠圈處可見一些微小的區域被誤判為大腦鐮 ; (b) 將誤判區域納入考慮求得的近似直線 · 可見其並不準確 ; (c) 將誤判區域去除後求得的近似直線 · 是正確的做法

進行完以上四步驟預處理後,請將轉正後的影像在 outputPath2 <mark>寫檔輸出</mark>為 png,並將原始 CT 影像的歪斜角度在 anglePath <mark>寫檔輸出</mark>為 txt。歪斜角度以順時針方向為正,值是近似直線與 y 軸的夾角,表示到小數點後六位,示例如圖 **15**。



angle.txt 轉正前的 CT 影像

圖 15 歪斜角度的寫檔輸出 左方 angle.txt 為正確的輸出,值是負的表示原始 CT 影像是逆時針的歪斜。 右圖則為轉正前的 CT 影像在某個窗口下的樣貌,以及繪製於影像上的近似直線

3. 輸入與輸出

程式執行一次只要處理一張圖片,需要接收三個命令列引數。在自己電腦嘗試時,讀寫圖片請使用 png 檔,並確保路徑中沒有中文,以避免一些常見錯誤。

4. 評分標準

本次作業共有 10 張圖片測資,皆為隱藏測資。每筆測資佔 10 分,共 100 分。使用線上批改系統自動批改,採分段給分:

- (1) 「檢視 CT 影像」的輸出正確,佔5分。
- (2)「CT影像的預處理」的輸出正確,佔5分。(傾斜校正部分設有容錯範圍)

【BONUS】在9月25日23:59前繳交(最後一次上傳), 且分數達90分者, 會再額外加10分。

作業程式碼將會進行相似度比對,雖然允許討論但請不要從頭到尾的影像處理方法都相同。而對於較為相似的程式,我們也會現場 Demo 確保不是抄襲。此外,透過大量上傳批改系統,試圖直接猜測隱藏測資的轉正角度視同作弊。對於抄襲或作弊的程式,一律視為 0 分。

5. 線上批改系統與環境

請將程式碼上傳至老師的線上批改系統 http://dslab.csie.org/course/1121LA/。執行環境如下表。本作業限定使用 C++ 撰寫,且不提供 OpenCV 以外的第三方函式庫。

作業系統	Ubuntu 22.04
編譯器	g++ 11.4.0
OpenCV 版本	opency 4.5.3

6. 公開測資解釋

本作業提供六個難易度與隱藏測資相似的公開測資,並且提供範例輸出及過程,檔案解釋如表 2。

表 2 公開測資檔案解釋

檔案	解釋
01_viz_mask.png	完成「2.2 (2) 對 mask 進行線性映射」得到的影像。
02_windowing1.png	完成「2.1 (3) Windowing」得到的影像。
03_windowing2.png	步驟「2.2(3)將三張灰階影像作為三通道合併」的 image2。
04_merged.png	完成「2.2 (3) 將三張灰階影像作為三通道合併」得到的影像。

檔案	解釋
05_falx_cerebri.png	步驟「2.2 (4) 傾斜校正」中·擷取出的大腦鐮(value=3)部分。
06_midline1.png	將步驟「2.2 (4) 傾斜校正」中的近似直線繪製出來(功課不用做這步)。
07_midline2.png	將步驟「2.2 (4) 傾斜校正」中的近似直線繪製出來(功課不用做這步)。
08_done.png	完成「2.2 (4) 傾斜校正」得到的影像。
09_total.png	同時呈現以上8張影像。
angle.txt	步驟「2.2 (4) 傾斜校正」的歪斜角度輸出檔案。

7. 繳交期限

2023/10/09 23:59 •

8. 附註

若有成績的相關疑慮,請回報至 <u>yzu1607a@gmail.com</u> (標題: [線性代數] sXXXXXXXX 作業一問題)或課堂上找助教討論。

9. 引用

- [1] 圖 1: http://www.artandsciencegraphics.com/new-dual-head-ct/
- [2] 圖 2:https://www.carlsonstockart.com/photo/ct-computed-tomography-brain-scan-illustration/
- [3] 圖 9: https://blog.paperspace.com/unet-architecture-image-segmentation/
- [4] Gao, X. W., Hui, R., & Tian, Z. (2017). Classification of CT brain images based on deep learning networks. Computer methods and programs in biomedicine, 138, 49–56. https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.10.007
- [5] Cai, J. C., Akkus, Z., Philbrick, K. A., Boonrod, A., Hoodeshenas, S., Weston, A. D., Rouzrokh, P., Conte, G. M., Zeinoddini, A., Vogelsang, D. C., Huang, Q., & Erickson, B. J. (2020). Fully Automated Segmentation of Head CT Neuroanatomy Using Deep Learning. Radiology. Artificial intelligence, 2(5), e190183. https://doi.org/10.1148/ryai.2020190183