

**科技部補助**  
**大專學生研究計畫研究成果報告**

計 畫 名 稱	： 基於幾何圖形預訓練與VGG-16深度學習法之人臉膚質辨識系統
------------	----------------------------------

執行計畫學生：楊承勳

學生計畫編號：MOST 107-2813-C-040-026-E

研究期間：107年07月01日至108年02月28日止，計8個月

指導教授：秦群立

處理方式：本計畫涉及專利或其他智慧財產權，2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 108年03月29日

## (一) 摘要

毛孔粗大、細紋過多和臉上斑點長期以來困擾著愛美的人們，毛孔因為其本身細小且顏色和膚質相近的特性，通常需要使用高倍率和高解析的影像和儀器才能被找出來，本計畫欲使用經由專業醫生標示完成的人臉影像當作訓練影像集，將標定種類分為青春痘、毛孔及細紋，標定方式為加上不同顏色的幾何圖形在影像的特徵處，並將影像集輸入已訓練好的 CycleGAN 神經網路模型，系統便會自動學習並標示出臉部的特徵處。讓一般民眾在家中就可檢視自己的膚質狀況，並透過系統推薦適合的臉部保養品或清潔用品初步做改善，也可提供給醫美產業使用，讓醫生有更多參考資料，給予患者適切的治療方案。

## (二) 研究動機與研究問題

現今社會中，越來越多人注重外貌[1]，在歐美國家的調查資料中指出男女對於「花時間在外表上是重要的」之概念認知比例皆持續成長，其中男性成長幅度為 26%，高於女性的成長幅度(21%)[2]，因此不論性別，民眾皆透過尋求專業人士協助來得到膚質資訊，如向醫美診所詢問如何改善青春痘、毛孔及細紋，無法及時對症狀進行改善，若能立刻於家中自我檢定，並得知正在使用的臉部相關產品是否符合自身膚質，且以影像的方式分析檢測人臉肌膚部位的健康情況[3]，便能使辨識效果更加。本計畫因應了這樣的社會趨勢，透過循環式生成對抗網路(CycleGAN)[4]學習專業人士標定的青春痘、毛孔及細紋，並自動標示[5]使用者。在皮膚影像辨識方面，斑點與疤痕因為面積大和顏色變化明顯，容易用影像處理技術區分並偵測出來，而青春痘、細紋、毛孔偵測的技術上，因為其具有大小形狀不一致、容易受環境燈光影響以及顏色與膚色相近等特性，如圖 1 所示，因此不易使用影像處理的技術進行偵測和辨識。

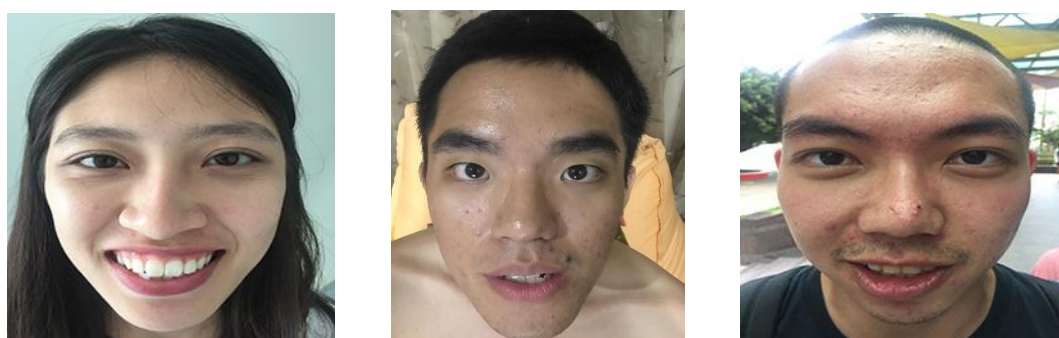


圖 1、大眾臉部影像

本計畫藉由系統會自行分析結果，並將有青春痘及細紋的地方依照顏色深淺標示出嚴重度，需要改善的毛孔也會標示出來，並顯示於介面中供使用者觀看，

希望可以讓使用者在家中即可初步的自我檢測，也可提供給醫生做參考。另外，系統也會將每次辨識的結果記錄下來，並利用折線圖繪出使用者長期的膚質狀況[8]，希望達到清楚檢視及提醒功用，簡易明瞭的圖形也能更吸引使用者使用此功能。最後，系統會分析出使用者的膚質，若膚質狀況佳且狀況穩定，則可持續原本的保養習慣及步驟；若否，則搜尋適合的臉部保養品或洗面乳給使用者，達到推薦的效果。

### (三) 文獻回顧與探討

大多民眾都會選擇自行前往藥妝店選購適合自身皮膚的產品或者是大廠保養品專賣店尋求專業建議。臉部皮膚表面最常見的特徵為青春痘、細紋和毛孔。雖然至今已有許多判斷臉部美容的論文被提出，但針對辨識膚質特徵影像仍極為少數。若能參考多篇文獻做為基礎，並發展出判斷膚質特徵影像，將更具意義。

在 2015 年，Yumnam Kirani Singh 和 Vanlal Hruaia 發表一篇關於偵測人臉區域的論文[7]，利用 MATLAB 所提供的工具來標記出左右兩側臉頰區域的青春痘，將 RGB 影像轉成灰階影像，使用低通濾波器(low-pass filter)進行去雜訊(noise reduction)，去雜訊後的影像採用視窗標準差進行轉換，然後採用自適應閾值法(adaptive thresholding method)進行二值化處理。找出較高強度的像素值後，以原 RGB 影像轉換成 HSV 影像的亮度 V 為門檻值，去除灰階影像中高於亮度 V 的區域，在最終結果影像中找到適合的青春痘影像進行標記。即使準確率高，但使用的方法是傳統影像處理法且並未提出如何辨識其他膚質特徵。

在 2014 年，Junying Gan 等學者發表了關於臉部美容的預測使用深度學習的論文[8]，本計畫提出利用機器結合深度網路的分層提取特徵之特性，學習脸部美容的概念並取代幾何特徵判斷人類脸部五官美觀之預測，為了選擇一種更有效的美容評分方法，也利用五種回歸方法證明深度學習網路比傳統 SVM 分類器有更準確的預測性能。此外，本計畫還提出深度學習在局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)和 Gabor 濾波器中的創新應用，並透過深度學習與 LBP 相結合的方式對脸部美容預測進行了改善。

在 2016 年，Mengjia Yan 等學者提出有關脸部美容評估的論文[9]，首先本計畫將局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)描述符進行人臉表示，且嘗試了不同類型的 LBP 方法來預測脸部美感，最終選擇將圖像分成 4x4 個子區域的方法，分別從這些子區域和整個圖像中獲取特徵。接著利用支持向量機(Support Vector Machine, SVM)分類器、隨機森林(Random Forest, RF)、神經網絡和線性回歸來進行美容評估，並對這些方法的性能進行比較。

Y. Eisenthal 等學者提出利用機器學習人類脸部吸引力的研究[10]，訓練好的預測指標與人均評分達到 0.65 的顯著相關性。結果清楚的顯示，由於脸部美醜是一項社會大眾都可以分辨的概念，因此利用機器學習的是相當可行的。在給定適當數量的數據集的情況下，可以獲得類似人類的分辨美觀程度的分類器。

在 2017 年，Shu Liu 等學者發表了一篇基於深度 CNN 的標籤分佈和幾何特徵計算人臉吸引力的論文[11]，內容提及臉部吸引力計算缺乏標記的數據和判別特徵，是一個具有挑戰性的任務，於是提出結合卷積神經網路與 LDL 的學習框架來解決此問題，提高學習正確率，並且發現選定的幾何特徵與 CNN 特徵是呈現互補的情況。

綜合以上文獻探討回顧，我們發現長期有研究團隊對於利用深度網路辨識人臉美觀程度的進行研究，但能分辨出毛孔、細紋和青春痘的系統則是相對稀少，然而作為容顏美觀程度的判斷，找到臉部膚質上的青春痘、毛孔以及細紋則是相當重要，因此提出了更完整的膚質偵測系統，利用機器學習的深度網路架構，讓青春痘偵測、毛孔偵測以及細紋偵測更加精準。

#### (四) 研究方法及步驟

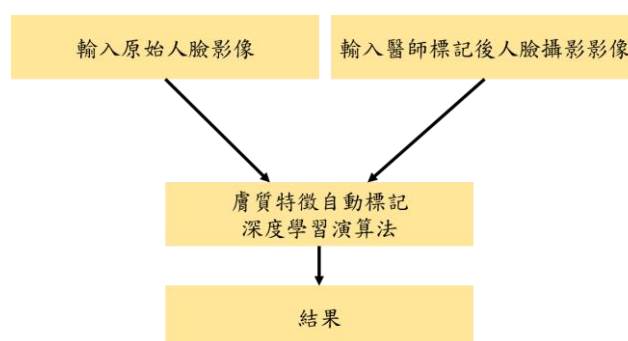


圖 2、系統流程圖

本計畫所提出之系統流程如圖 2 所示，主要可分為「輸入原始人臉攝影影像/輸入醫師標記人臉攝影影像」、「膚質特徵自動標記深度學習演算法」及「結果」，以下將針對各步驟詳細說明。

##### 1. 標定人臉影像

本計畫將標定標準分為嚴重、中度及輕度，並利用顏色深淺進行區分，色彩示意圖如圖 3 所示，青春痘為紅色色系，細紋為藍色色系，毛孔則用綠色標示，標定示意圖如圖 4 所示，除了給系統一個訓練標準外，也讓使用者對標示結果一目瞭然。

	嚴重	中度	輕微
青春痘			
細紋			
毛孔			

圖 3、標定示意圖



圖 4、標定示意圖

## 2. 膚質特徵自動標記深度學習演算法

本系統是以 CycleGAN[9]作為深度學習網路架構。本計畫蒐集 1250 張人臉影像，並將影像統一調整為 2448\*2448 像素，設成 DomainX，如圖 5 所示，由專業人士標示過的影像設為 DomainY，如圖 6 所示。首先將 DomainX 的影像輸入並通過生成器  $G_{X \rightarrow Y}$  產生一張轉換生成後的影像，並利用判別器  $D_Y$  偵測轉換後的影像是否屬於 DomainY 並給予相似度的評分。為了避免  $G_{X \rightarrow Y}$  忽略輸入之影像，直接生成符合判別器標準的 DomainY 影像，我們添加了另一個生成器  $G_{Y \rightarrow X}$ ，讓 DomainY 影像再轉回 DomainX，若能成功轉換，代表學習成功且可有效預測[12]。另外，為了判別  $G_{Y \rightarrow X}$  所產生的影像是否符合 DomainX，同時新增一條由 DomainY 轉換到 DomainX 的鏡像生成對抗網路流程，CycleGAN 流程圖如圖 7 所示。



圖 5、未標示的影像

圖 6、標示過後的影像

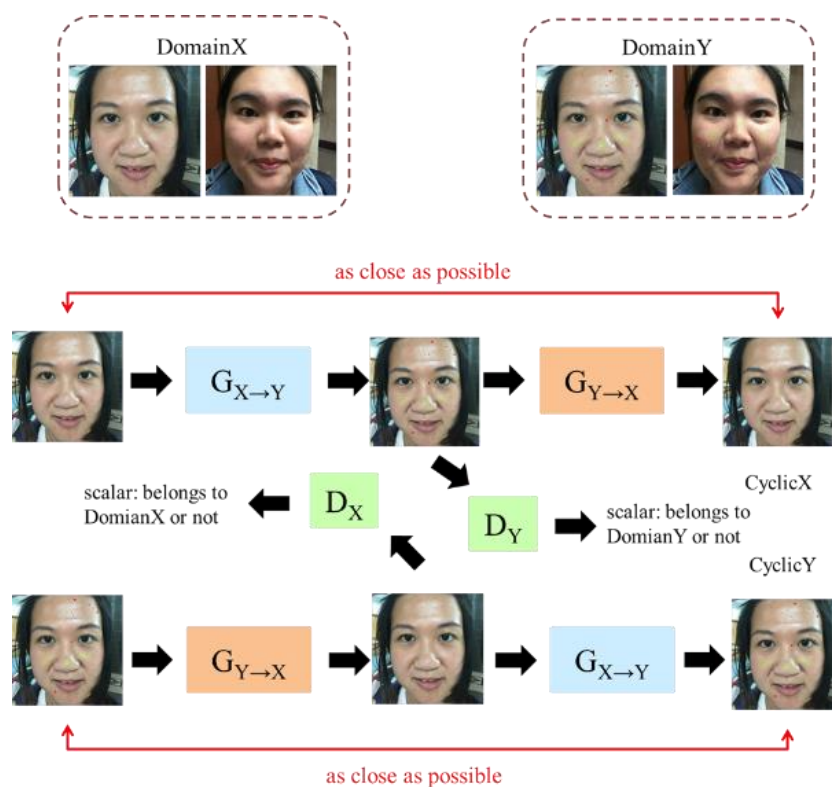


圖 7、CycleGAN 流程圖[11]



## (五) 實驗結果

### 5.1 開發工具

此系統是在 Jupyternotebook 上開發的，我們使用了 Python 的語法。在硬體配置的部分，使用 CPU 為 Intel® Core™ i7-3960X Proces-sor 3.3 GHz 雙核心處理器、GPU 為 Nvidia GTX2080 ，並配置 11GB 的 RAM；並利用 Python 的 Tkinter 套件進行使用者介面開發。

### 5.2 系統實作與介面

此步驟包含輸入原始影像以及醫師標記後影像，醫師需針對乳房攝影影像進行手動標記，而本計畫也開發介面供專業的皮膚科醫師進行標記，如圖 8 所示。

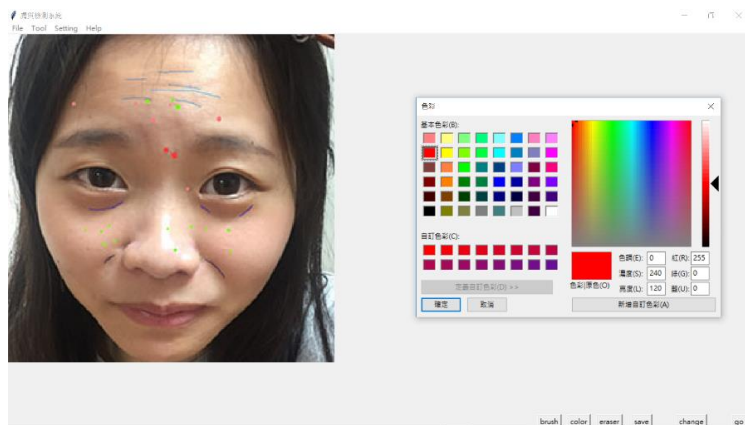


圖 8、醫師標記影像之介面

首先，開啟一張人臉影像並輸入至系統，系統會產生筆刷、筆刷顏色選擇、筆刷粗細大小等按鈕，醫師可直接透過此介面在人臉影像上進行毛孔、細紋和青春痘的膚質特徵標記，並將標記後的影像存入資料集中，作為深度學習演算法訓練之影像，如圖 9 所示，其中藍色標記、紅色標記、綠色標記分別表示為細紋、青春痘及毛孔。而本計畫在過程中持續與皮膚科醫師進行討論，藉以提高本計畫判斷的準確性。

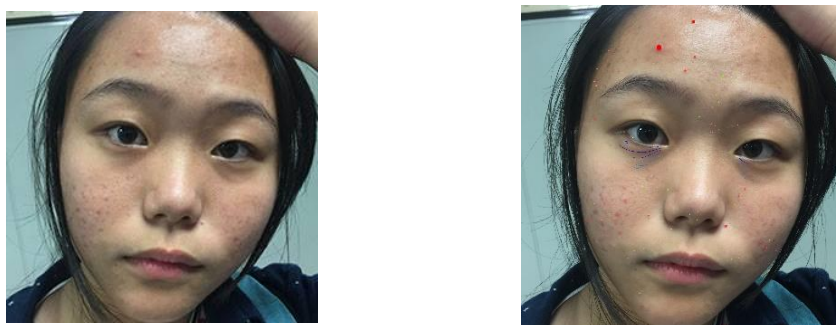


圖 9、人臉膚質特徵影像(左欄為原始影像、右欄為醫師標記後影像)

## 5.3 結果比較

在實驗結果的部分進行資料集、迭代次數兩種比較。

### 1. 資料集

#### a. 背景複雜度

在人臉擷取的部分，由於使用者自行拍攝臉部區域的距離不同，造成不同的背景複雜度，也使得在相同的參數中，CycleGan 進行畫風轉換時困難度。在背景複雜度較高時，結果如圖 10 所示；在背景複雜度相對較低時，轉換風格情況有所改善，如圖 11 所示。



#### b. 壓縮

不僅背景複雜度，經過實驗也發現在相同的參數下，不同次數儲存影像造成壓縮失真也會對影像的清晰度造成影響，如圖 12、圖 13 所示，即使肉眼對於輸入影像的差異度感受不大，卻在輸出影像產生相當大的差異。

壓縮存檔次數：1



圖 12、左圖為輸入、右圖為輸出

壓縮存檔次數：2

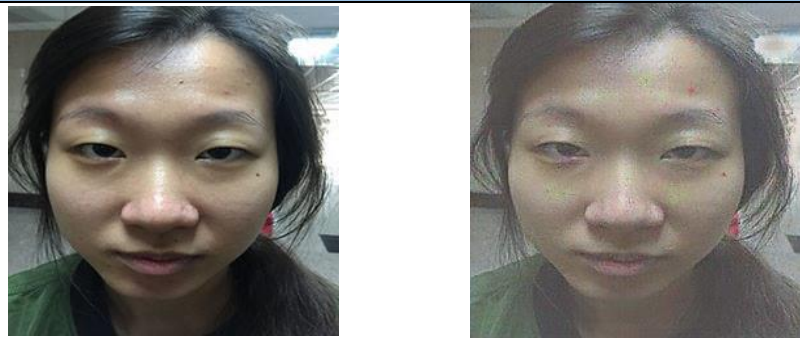


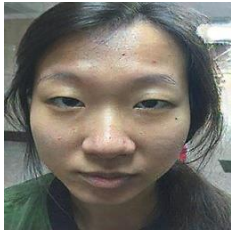

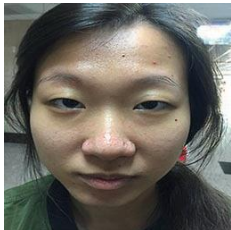
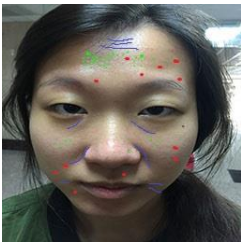
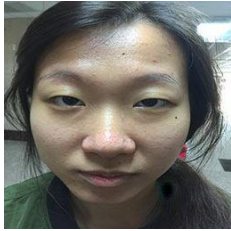
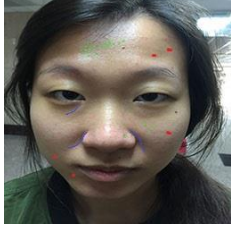
圖 13、左圖為輸入、右圖為輸出



## 2. 迭代次數

在不同迭代次數下進行比較，如表 1 所示。發現在相同的輸入影像下，迭代次數越多，輸出結果影像更佳接近專家標定影像。

表 1、迭代次數與結果圖

影像來源 迭代次數	輸入影像	輸出影像	專家標定
150000			
200000			
250000			
300000			

## (六) 結論

本研究提出的「膚質偵測系統」給予使用者一個簡單、方便且智慧化的體驗，也給予皮膚科或醫學美容醫師一個可信度高的參考資料。利用大眾皆有的智慧型手機即可達到立刻檢測膚質狀況的功能，有如貼身小護士般，提供使用者最精確的辨識結果及最貼心的建議，方便性高且智慧化的系統。

未來希望可以架設雲端運算伺服器，利用計算速度快上千倍的圖行處理器 GPU 來進行影像分析的步驟，即可在雲端上完成高速運算並回傳分析結果，甚至使用深度學習技術來提高系統的準確率。

## (七) 參考文獻

- [1] Matthew Fuller-Tyszkiewicz, Julie Chhouk, Lorie-Ann McCann, Geovanny Urbina, Hao Vuo, Isabel Krug, Lina Ricciardelli, Jake Linardon, Jaclyn Broadbent, Kristin-Heron and Ben Richardson, "Appearance comparison and other appearance-related influences on body dissatisfaction in eve-ryday life," *Body Image*, vol. 28, pp.101-109, 2019.
- [2] Yun-Ju Chen, "A study of consumers' preference for attributes of facial skincare product-An application of conjoint analysis," Master's Thesis of National Chung Hsing University's Marketing Department, 2014.
- [3] Sangwook Lee, "Automated defect recognition method by using digital image processing," *Proceedings of the 46th Annual International Conference by Associated Schools of Construction (ASC)*, 2010.
- [4] Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola and Alexei A. Efros, "Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks," *CoRR*, abs/1703.10593, 2017.
- [5] Yuliang Liu, Lianwen Jin and Songxuan Lai, "Automatic labeling of large amounts of handwritten characters with gate-guided dynamic deep learning," *Pattern Recognition Letters*, vol. 119, pp.94-102, 2019.
- [6] Chang Sup Park, "Examination of smartphone dependence: Functionally and existentially dependent behavior on the smartphone," *Computers in Human Behavior*, vol. 93, pp. 123-128, 2019
- [7] Yumnam Kirani Singh and Vanlal Hruaia, "Detecting Face Region in Binary Image," *Intelligent Computational Systems*, pp. 10-12, 2015.
- [8] Junying Gan et al. "Deep self-taught learning for facial beauty prediction," *Neurocomputing*, vol. 144, pp. 295-303, 2014.
- [9] Mengjia Yan et al. "Facial beauty assessment under unconstrained conditions," *Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI)*, 2016.
- [10] Eisenthal Y et al. "Facial attractiveness: beauty and the machine," *Neural Computation*, vol. 18, pp. 119-142, 2006..
- [11] Shu Liu et al. "Facial attractiveness computation by label distribution learning with deep CNN and geometric features," *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, pp. 1344-1349, 2017.
- [12] M. Mathieu, C. Couprie and Y. LeCun, "Deep multiscale video prediction beyond mean square error," *ICLR*, 2016.