國立臺灣師範大學
資訊工程研究所碩士論文

指導教授：　葉梅珍　博士

基於角度的自拍照品質評估

Selfie Quality Assessment Based On Angle

研究生：　林曉薇　撰

中華民國　103　年　7　月

摘 要

近年來由於智慧型手機的興起，使得自拍成為流行事物之一。然而，對多數人來說要拍攝一張好看的自拍照並不容易。我們提出一個新的方法來幫助使用者拍攝好看的自拍照。本論文中所使用的方法是基於角度估測頭部姿態及三角形特徵作分析。我們的方法主要是從 400 張正妹自拍照中找出好看的自拍照共通特徵以評估自拍照分數。透過觀察我們發現，多數人自拍時不一定會正臉朝鏡頭，頭部會有傾斜及旋轉。因此，我們對自拍照頭部的 x、y、z 軸三個角度分別進行估測。除此之外，我們根據頭部姿態對正妹照作分群，從每個分群當中找出頻繁出現的三角形特徵，並利用 Labeled Faces in the Wild (LFW)人臉資料庫中 12973 張一般人臉照同樣頻繁出現的三角形特徵進行過濾。在實驗中，我們使用一組不同角度的 3D 模擬自拍照來評測效能。比較我們的方法及 25 位受測者對模擬自拍照的好看程度排序的相關係數，其中有 17 位受測者的排序與我們方法的排序呈中度相關及高度相關。我們的方法所排列前四名中必有一張存在於 25 名受測者排序的前四名中。我們的方法有助於使用者進行自拍及挑選自拍照。

關鍵字: 自拍照、頭部姿態評估、三角形特徵、品質評估

ABSTRACT

Taking selfies becomes popular in recent years. However, taking a good selfie is not easy for most people. We present a new approach to help user take a good selfie. Specifically, the proposed approach is based on angle analysis in which facial landmarks are used to estimate head pose and identify useful features named *triangle patterns*. One of the contributions of the thesis is the discovery of common patterns from 400 attractive selfies, based upon which a selfie is rated. We observed that people usually do not show a frontal face to the camera when taking selfies. Therefore, we calculated three angles of head pose, including pitch, yaw and roll. In addition, we used a clustering algorithm based on head pose to group attractive selfies and mined common triangle patterns from each cluster. We further filtered those triangle patterns frequently occurring in a general face dataset. In the experiments, we simulated a set of 3D selfies of different angles. We evaluated the performance of the proposed approach by comparing the ranking list obtained by the automatic approach and those from 25 subjects. 68% of the rankings reach moderately positive correlation by using the proposed method. The results demonstrate that our method can effectively help some users select good selfies.

Keywords *Selfie; head pose estimation; triangle patterns; quality assessment*

誌　謝

很快的兩年碩士生涯將進入尾聲，在誌謝中要感謝這一路上幫助我的人。首先，能完成這本論文，最要感謝的是我的指導教授葉梅珍老師，謝謝老師的教導及鼓勵，不管是修課時的專業知識或是論文的研究方向，在遇到困難瓶頸時給予適當建議，並且從老師身上學習到認真負責及努力的處事態度，讓我在研究所的兩年當中成長很多。感謝實驗室的學長姐：浩禎、嫈詞、淳卉在碩一時對我的照顧，當作業和研讀論文時遇到問題幫我解惑給予協助。感謝我的同學：晏瑋、尹廷、少廷，修課研究時的照顧，尤其在最後的幾個月大家一起趕實驗時的陪伴，讓我在這兩年學習的路上不孤單。感謝學弟妹：宜璁、玉婷、冠儀帶給實驗室許多歡樂及無私的幫忙，祝福學弟妹研究能順順利利。還有感謝口試委員陳祝嵩博士、王鈺強博士，對於論文上提供寶貴的意見，使我的論文能夠更加完善。最後也最重要的是感謝我的家人，不管是物質或是精神上給予無條件的支持和鼓勵，我才有辦法堅持完成論文。

曉薇 2014/08/21

目錄

附表目錄

附圖目錄

第一章　簡介

在本章節中,我們主要探討研究的背景動機及說明實驗目的。透過這些觀察，引領出關於此題目之想法以及解決此問題的方法。

1.1 研究背景與動機

自拍(selfie)這個單字在 2013 年成為牛津字典年度單字，其定義是「自己拍攝自己的照片，通常是透過智慧型手機或視訊攝影機上傳到網路社群」。根據牛津字典編輯的研究顯示，與前一年的同期相比，自拍這個單字的使用率增加了 170 倍。此外，自拍一詞也是 2012 年十大流行用語之一。數位相機和智慧型手機的普及，使得自拍成為近年來的流行趨勢。

隨著時代的變遷，科技的發展日新月異，以前需要透過電話、紙筆書信才能與許久未見的朋友聯絡上，現在社群網路以及智慧型手機的通訊應用程式的興起，我們可以透過這些社群軟體程式，將文字或是生活照片上傳到自己的空間，藉由分享這些內容給別人觀看，製造話題維繫彼此感情，亦或是來建立擴大交友圈。其中不乏有人分享了個人的自拍照，透過分享好看的自拍來展現自我，獲取他人讚美及關注，從中得到自我認同。

從無名小站的無名正妹到現在的臉書粉絲團，我們發現一些美女透過分享自拍照竟然可以成名爆紅，可見拍出好看的自拍照也是一門學問。生活中我們總會希望把自己最好的一面讓別人看到，因此網路上很多自拍達人傳授了一些自拍技巧，提出拍攝的背景、角度、光線、表情和姿勢都是自拍照好不好看的關鍵。其中拍攝的環境造成的因素（如光線不佳、路人入鏡等）可以用後製方式處理。然而，若是拍照角度不佳，拍出來的照片很難用後製工具調整。因此，我們提出一

個基於自拍角度的品質評估方法，用來幫助使用者調整出好的角度進行自拍，或是用來幫助使用者挑選不同角度的自拍照片。

我們蒐集「臉書正妹牆」[1]上的 400 張正妹自拍照。由於這些正妹的自拍照是網路上公認好看的，因此，我們的研究是從這些自拍照中找出它們共同的特徵規則。找出共同的規則後，利用這些規則產生評分方法。

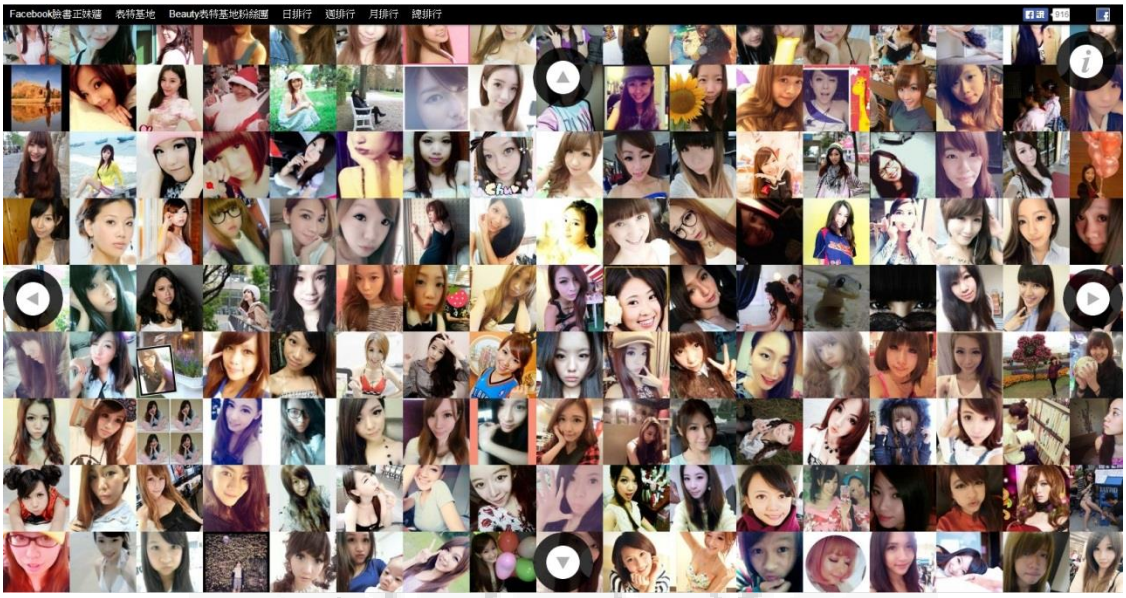


圖 1.1 臉書正妹牆之範例圖

1.2 系統架構

在我們的系統中，首先輸入一張自拍照，在經過前處理後取得自拍照中臉部特徵點。我們利用臉部特徵點計算頭部姿態估測，並且偵測三角形特徵。最後合併頭部姿態和三角形特徵的分數為自拍照預測分數。近年來的自動化照片品質評估都是針對風景人像照片，而我們提出一個針對自拍照評分的系統，利用現有的頭部姿態方式及分析臉部特徵點探勘出存在於正妹自拍照的三角形特徵，在最後結果顯示我們的方法與多數受測者呈中度相關以上，幫助使用者挑選自拍為最主要的貢獻。

1.3 論文架構

本論文在第二章中，會對於人臉特徵點相關研究和應用做討論。在第三章，說明我們自拍照頭部姿態估測方法。在第四章，說明三角形特徵的定義及選取方法，並且說明特徵的合併方式。在第五章，說明實驗方式及實驗結果。最後，在第六章的部分提出我們的結論。

第二章　相關研究探討

在電腦視覺中，自動評估照片品質為目前一大挑戰。其中針對人像美感品質評估的研究有[2][3]。[2]利用一般民眾非專業含有人像的照片為主軸做照片評估，方法流程如圖 2.1 所示。首先，利用群眾外包蒐集一般民眾拍攝的人像照片並且對其評分作為真值(ground truth)。然後，擷取照片中的三類特徵：(1)技術性特徵：包含亮度及清晰度對比、顏色相關性等，這一類的特徵與環境因素及相機設備品質有關。(2)感知性特徵：以人類視覺對藝術的觀念所做的描述，包含對稱性、鮮豔度等。(3)人際關係特徵：考慮臉部表情、頭部姿態及照片中所有人的相對位置作為特徵，來描述照片中人物的關係。根據這三類特徵做訓練。最後，將預測結果和真值做比對。

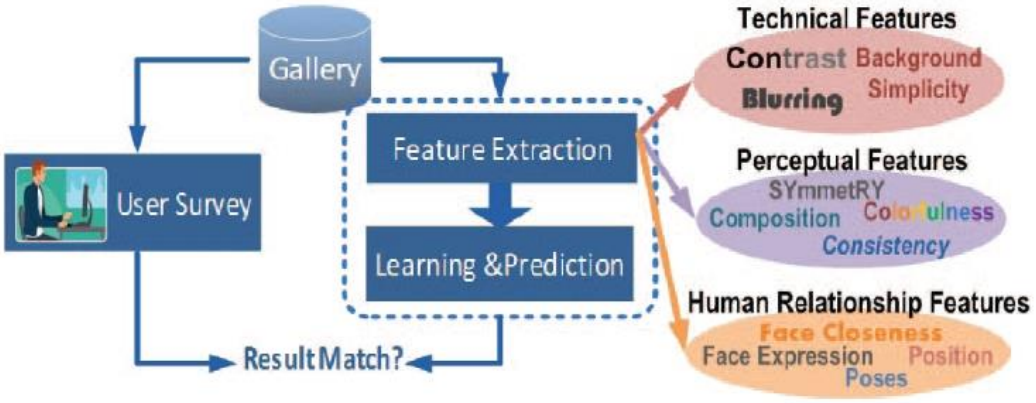


圖 2.1 人像照片美感評估的系統流程圖

近年來有許多頭部姿態估測的相關方法，[4]提出一項調查，將過去頭部姿態估測的研究方式分為八類：(1) 外觀樣板法(Appearance template methods)：根據每個角度去產生一個模板，比較人臉照片與每個模板的相似度，相似度最高即為該角度。(2)偵測陣列法(Detector array methods)：對特定幾個角度來訓練分類器，利

用這些分類器來做角度分類。(3)非線性回歸法(Nonlinear regression methods)：利用已知角度的人臉照訓練非線性回歸函式，進行角度估測。(4) 流形嵌入法(Manifold embedding methods)：利用降維方式，將高維影像投影到低維度空間進行角度估算。(5) 彈性模型(Flexible models)：利用人臉特徵點建出 non-rigid 模型（例如：Active Appearance Model），比對人臉照片與模型的吻合程度做角度計算。(6) 幾何法(Geometric methods)：利用人臉特徵點，計算各特徵點相對配置，像是當人臉水平旋轉時，左眼和右眼眼寬會不相等，我們就可以利用這樣的特徵點固有的比例去計算出人臉旋轉角度。(7) 追蹤法(Tracking methods)：追蹤視訊影像中頭部姿態移動的變化，進行角度估測。(8) 混合法(Hybrid methods)：結合上述一或多種方法。我們的方法希望套用到手機當中可以即時偵測頭部姿態，其中，(6)的方法是最簡單又快速的，因此我們研究採用此方法。在頭部姿態估測有許多有趣的相關研究， [5]將人臉角度用於校正臉部特徵點位置，以提高人臉辨識率。[6]主要以正面人臉來做辨識，利用人臉角度估測來排除非正面人臉。不同於先前其他的研究，我們利用頭部姿態估測來進行自拍照品質評估。

第三章　自拍照頭部姿態評估

我們提出的系統流程如圖 3.1 所示。首先，輸入一張自拍照的系統。系統會先擷取人臉特徵點，利用人臉特徵點進行頭部姿態估測，包含計算頭部以 x、y、z 軸為旋轉中心的旋轉角度及比例。利用正妹自拍照分析出的三角形特徵(將在第四章說明)，計算自拍照中所偵測到的三角形特徵個數。最後結合頭部姿態及三角形特徵的分數作為預測分數。接下來，說明我們所用到的特徵點及如何對自拍照做頭部姿態估測。一般自拍時，相機位置和頭部姿態為不固定。我們為了評估頭部姿態，因此，假設每張自拍照拍攝時的相機位置為固定的，僅頭部在做移動。

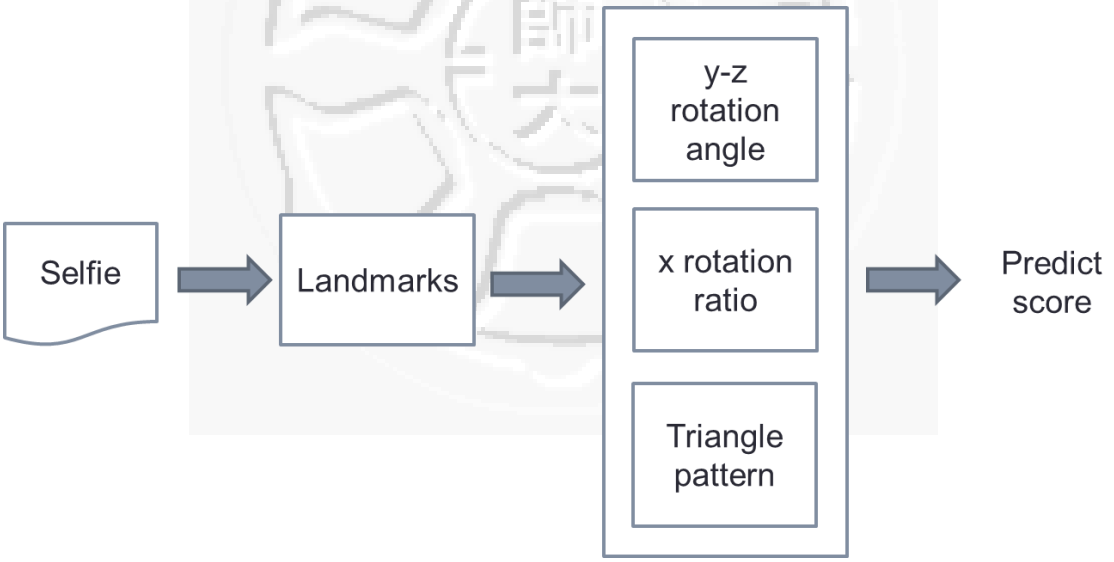
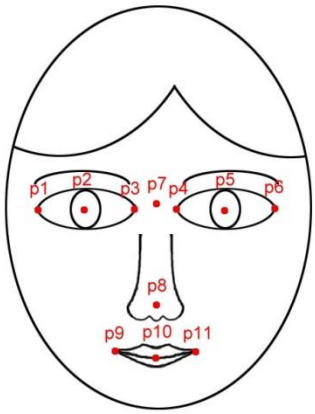


圖 3.1 系統流程圖

3.1 人臉特徵點

我們使用 IntraFace[8]標出臉部特徵點。IntraFace 提供 66 個臉部特徵點偵測。由於我們的工作從自拍照中算出五官相對位置關係，為了簡化計算，我們從 66 個特徵點選出 11 個。圖 3.2 為我們方法所使用的 11 個特徵點。



p_1:右外眼角
P2:右眼球中心
P3:右內眼角
P4:左內眼角
P5:左眼球中心
P6:左外眼角
P7:山根
P8:鼻頭
P9:右嘴角
P10:嘴唇中心
P11:左嘴角

圖 3.2 十一個人臉特徵點

3.2 頭部姿態計算

透過觀察我們發現，多數人自拍頭部會有傾斜及旋轉。因此，我們對自拍照頭部的三維空間 x、y、z 軸分別進行角度估測，如圖 3.3 所示。

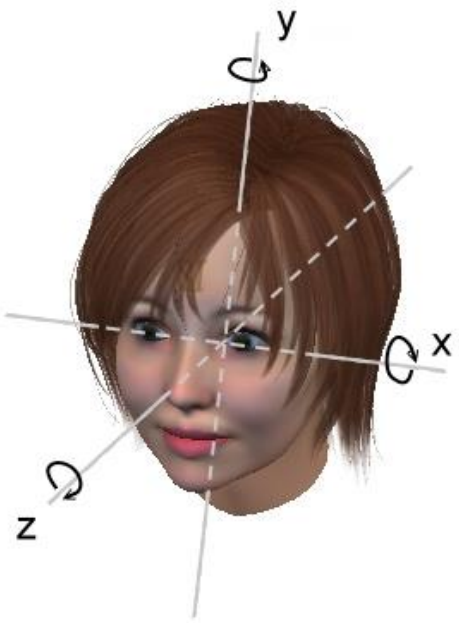


圖 3.3 頭部姿態的三個角度

3.2.1 頭部 y 軸旋轉角度計算

假設人臉的左右邊五官是對稱相等的。人臉正向前方時，左右眼寬應該要相同。當兩眼眼寬不相等時，表示人臉以 y 軸轉動。可以利用特徵點算出兩眼眼寬的比例，求得頭部 y 軸旋轉角度[3]。如圖 3.4 所示， O 為頭頂 y 軸旋轉軸。α為外眼角∠P1OP6 夾角，且$\alpha = \alpha 1 + \alpha 2$。根據上述假設實際眼寬$d = \overline{p1p3} = \overline{p4p6}$。$l$ 和 r 為頭部旋轉θ度之後的左右眼寬。

$$r = d \times cos\left(\alpha_1 - \frac{\beta}{2}\right)$$

$$l = d \times cos\left(\alpha_2 - \frac{\beta}{2}\right)$$

$$\frac{r}{l} = \frac{\cos\left(\alpha_1 - \frac{\beta}{2}\right)}{\cos\left(\alpha_2 - \frac{\beta}{2}\right)} = \frac{\cos\left(\alpha_1 - \frac{\beta}{2}\right)}{\cos\left((\alpha - \alpha_1) - \frac{\beta}{2}\right)} = \frac{\cos\left(\alpha_1 - \frac{\beta}{2}\right)}{\cos\left(\alpha - \beta - \left(\alpha_1 - \frac{\beta}{2}\right)\right)}$$

$$= \frac{\cos\left(\alpha_1 - \frac{\beta}{2}\right)}{\cos(\alpha-\beta)\cos\left(\alpha_1 - \frac{\beta}{2}\right) + \sin(\alpha-\beta)\sin\left(\alpha_1 - \frac{\beta}{2}\right)}$$

$$= \frac{1}{\cos(\alpha-\beta) + \sin(\alpha-\beta)\tan\left(\alpha_1 - \frac{\beta}{2}\right)} \quad \text{公式 3.1}$$

透過人體計測二維頭部尺寸資料庫[9]可以計算平均眼寬夾角β以及外眼夾角α。由兩眼眼寬比$\frac{r}{l}$算出 α1(公式 3.1)，可以求得我們所要的 y 軸旋轉角度$\theta = \alpha 1 - \frac{\alpha}{2}$。這邊我們算出來如果是正值，表示頭部以 y 軸為中心往右轉；如果是負值，則表示往左轉。

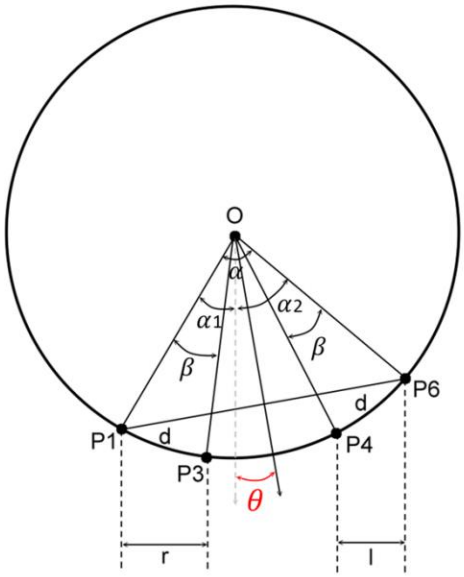


圖 3.4　y 軸變化俯視圖

3.2.2 頭部 z 軸旋轉角度計算

透過人臉特徵點偵測，我們可以得到眼球中心的座標。如圖 3.5 所示，

$e_L(x_L, y_L)$和 $e_R(x_R, y_R)$分別表示左右眼球座標。當頭部沒有做任何旋轉時，座標 y 軸應該為相等的，也就是$y_R = y_L$。當$y_R \neq y_L$時，表示頭部以 z 軸做旋轉，其所旋轉的角度：

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \qquad \text{公式 3.2}$$

其中，$\Delta x = x_L - x_R$，$\Delta y = y_L - y_R$。

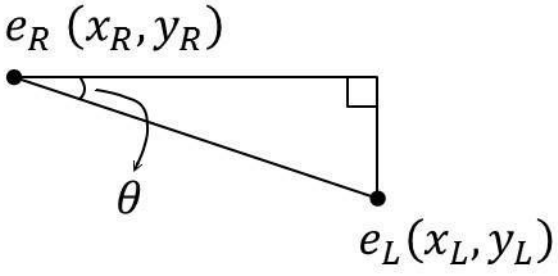


圖 3.5 以 z 軸旋轉時，旋轉角度示意圖

在進行 x 軸旋轉比例計算前，我們必須根據 z 軸角度 θ 做自拍照頭部校正。將 11 個特徵點對 z 軸作-θ，旋轉矩陣 $R(\theta) = \begin{bmatrix} cos\,\theta & -sin\,\theta \\ sin\,\theta & cos\,\theta \end{bmatrix}$，旋轉後校正的座標 (x', y')可以利用校正前的座標(x, y)和旋轉矩陣$R(\theta)$求得：

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} cos\,\theta & -sin\,\theta \\ sin\,\theta & cos\,\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \qquad \text{公式 3.3}$$

3.2.3 頭部 x 軸旋轉比例計算

我們利用對z軸校正後的座標來計算x軸旋轉比例。選取臉部垂直特徵點 p_7 、p_8 、p_{10}，我們將 x 軸旋轉比例定義為 $\frac{l_f}{l_m} = \frac{y_8 - y_{10}}{y_7 - y_{10}}$。其中，$y$ 表示特徵點的 y 座標。

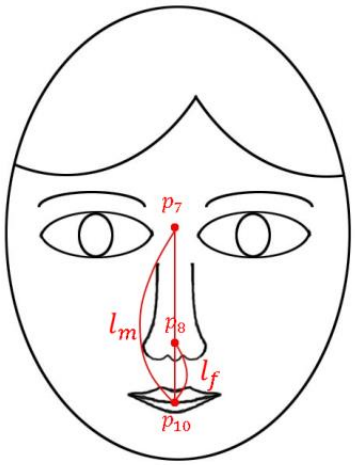


圖 3.6　x 軸旋轉比例示意圖

第四章 三角形特徵選取及評分

在本章節中，我們主要的目的是選取存在於正妹自拍照的三角形特徵。在選取三角形特徵之前，我們將對 400 張正妹自拍照[1]計算頭部姿態，根據頭部姿態對其做分群。接下來，我們將說明並利用三角形特徵對每個分群內的正妹自拍照及 LFW[7]一般人臉照做特徵選取。最後，說明我們如何利用頭部姿態及三角形特徵做自拍照評分。

4.1 分群

首先，利用第三章的頭部姿態估測方法計算出每張正妹自拍照的 x、y、z 軸旋轉比例和角度。再利用相似性傳遞(Affinity Propagation, AP)分群演算法[10]，將正妹自拍照依據頭部姿態做分群。和 k-means 不同的地方是 AP 分群演算法不需要事先定義群的個數，且所有的資料點都是可能為潛在的聚類中心。我們只需要提供資料點的相似度矩陣 s 及參考度 p。以 $p(i)$ 表示第 i 點成為聚類中心的參考度。根據頭部姿態的比例和角度，我們利用馬氏距離(Mahalanobis distance)來計算正妹照之間的相似度。最後，將 400 張正妹照分為 16 群。圖 4.1 是我們將每個分群裡的正妹照作平均人臉。

圖 4.1 正妹自拍照根據頭部姿態分群的平均人臉

4.2 三角形特徵

在自拍照當中，五官位置是相當重要的。如圖 4.2 所示，臉部朝正面時的特徵點位置和臉部偏側面時的特徵點位置有所不同。我們欲從正妹自拍照中的 11 個特徵點(圖 3.1)找出讓自拍照好看的五官相對位置關係。利用三點不在同一線上的特徵點兩兩相連，可成為一個三角形的幾何學概念用於我們的研究中。我們從每張人臉照片中取出 11 個特徵點，因此可定義出 165 個不同的三角形。每個三角形我們可以經由座標計算出兩點之間的歐式距離(Euclidean distance)，以及利用餘弦定理(Low of cosines)計算出三角形中的三個角度。這邊將每個三角形，作為我們的自拍屬性(attribute)。

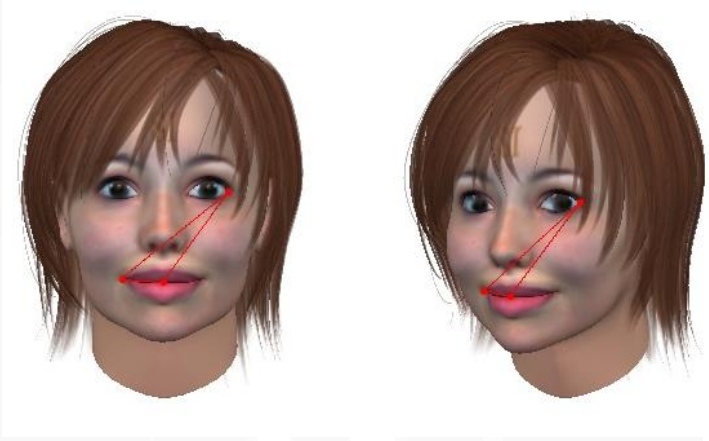


圖 4.2 不同角度臉部特徵點示意圖

接下來，要量化三角形中的角度。我們從 400 張正妹自拍照[1]和 12973 張 LFW[7]一般人臉照，將每個三角形的角度做量化。我們統計 13373 張照片中每個三角形的角度分布情形，計算出每個角的標準差。經過觀察發現一些三角形角度會呈現高斯分布。圖 4.3 為我們的一個角度量化範例，此角度平均值落於 μ，我們利用標準差 σ 作為角度範圍，定義出 7 個量化角度。每個三角形有 343(7^3)種特徵樣式(pattern)。屬性對應的特徵樣式出現於我們的資料庫即為一個項目集。我

們的目標是找出只存在正妹自拍照的項目集作為自拍三角形特徵。所使用到的方法是先驗演算法(Apriori algorithm)。先驗演算法是一種從大量交易資料中找出頻繁項目集(frequent itemset)和關聯法則(association rule)的演算法。根據先驗演算法的定義，每個項目集的出現次數作為支持度(support)，資料中的項目集必須大於等於定義的最小支持度(minimum support)才可作為頻繁項目集。我們項目集的表示方式為$[P_i,P_j,P_k]=R_xR_yR_z$，$[P_i,P_j,P_k]$表示一個屬性，P_i、P_j、P_k表示人臉特徵點，$1\leq i<j<k\leq 11$，R_x、R_y、R_z表示量化角度，$1\leq x,y,z\leq 7$。如圖 4.4 所示。

我們對 4.1 節中的 16 個分群正妹照分別去探勘頻繁項目集，考慮到在正妹自拍照中的頻繁項目集，可能也出現於一般人臉照當中，所以我們找出 LFW 的 12973 張人臉照的頻繁項目集，這兩個步驟的最小支持度設定會在下一章節做說明。然後將屬於正妹自拍照且也屬於 LFW 人臉照的頻繁項目集篩除，將得到的頻繁項目集作為我們的三角形特徵。

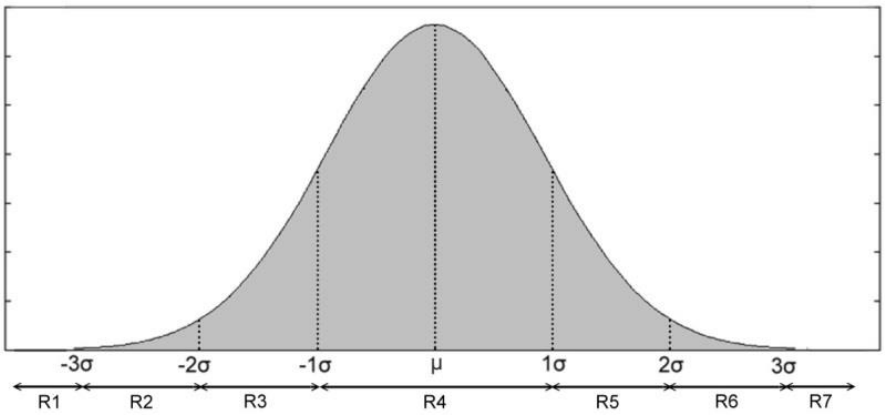


圖 4.3 自拍角度量化範圍定義

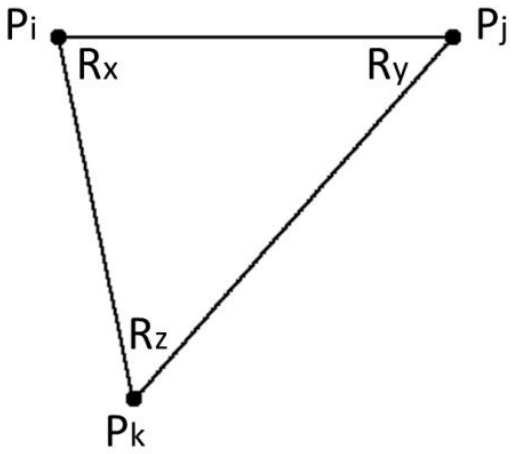


圖 4.4 項目集示意圖

4.3 參數設定

我們利用接收者操作特徵曲線（receiver operating characteristic curve, ROC curve）為最小支持度設定的依據。ROC 曲線是用來作為判斷某一分類器是否準確的工具。ROC 曲線根據不同的分界值或決定閾進行二分類，以真陽性率(True positive rate, TPR)為縱座標，假陽性率(False positive rate, FPR)為橫座標所繪製的曲線。我們以三角形特徵個數作為分界值，正妹自拍照偵測到的三角形特徵數除以正妹自拍照總張數作為真陽性率，LFW 一般人臉照偵測到的三角形特徵數除以 LFW 一般人臉照總張數作為假陽性率。透過設定不同的最小支持度來定義三角形特徵個數。表 4.1 為分別對一般人臉照及正妹自拍照設定不同的最小支持度計算 ROC 曲線下面積(Area under the Curve, AUC)的結果，括號內的值為三角形特徵個數。由於三角形特徵個數多寡會影響計算時間，我們選取 AUC 值相近但三角形特徵個數最少的組合設定最小支持度。

表 4.1 最小支持度設定之 AUC

General / Beauty	10%	20%	30%	40%	50%	60%
10%	0.966(1089)	0.9651(1093)	0.9644(1095)	0.9638(1100)	0.9667(1107)	0.9228(1202)
20%	0.9681(553)	0.9671(557)	0.9662(559)	0.9651(564)	0.9672(571)	0.7668(666)
30%	0.969(292)	0.9677(296)	0.9662(298)	0.9644(323)	0.9659(330)	0.6708(418)
40%	0.9687(153)	0.9678(155)	0.9659(157)	0.9612(161)	0.9627(167)	0.5788(250)
50%	0.9664(66)	0.9652(68)	0.9621(70)	0.9526(73)	0.9513(79)	0.5047(152)
60%	0.9191(24)	0.9191(24)	0.9153(26)	0.9013(28)	0.8896(34)	0.452(99)

4.4 加權

由於三角形特徵是從正妹自拍照 16 個分群分別探勘出來的，每個三角形特徵實際在 400 張正妹照出現次數的百分比不等於最小支持度。前一小節參數設定最後我們選擇的組合為正妹自拍照最小支持度 50%，LFW 一般人臉照最小支持度 10%，三角形特徵為 66 個。我們認為越常出現於全部正妹自拍照的三角形特徵越為重要。因此，計算 66 個三角形特徵在 400 張正妹照出現次數的百分比作為加權。

4.5 特徵合併

將頭部姿態估測和三角形特徵合併，用以評估自拍照是否在好的拍攝角度。首先，計算欲評估自拍照的頭部姿態估測及其三角形特徵。我們將頭部姿態估測部分的分數分為兩部分。第一部分，計算欲評估的自拍照和 400 張正妹自拍照的 y-z 軸旋轉角度的歐式距離。我們認為 y-z 軸旋轉角度落與正妹自拍照越相近則照片越好看。因此，選取前 10 個最近鄰居並取其平均d_{yz}，計算 y-z 軸旋轉角度的

分數如下列公式所示：

$$S_{angle} = e^{(-d_{yz})} \quad \text{公式 4.1}$$

圖 4.5 為 400 張正妹自拍照 y-z 軸旋轉角度分布情形。若自拍照分布於正妹自拍照密集分布的地方，其平均後的 y-z 軸旋轉角度的分數則越低。

第二部分，我們統計 400 張正妹照的 x 軸旋轉比例，發現其分布呈現常態分布(圖 4.6)。將此常態分布曲線轉為標準常態分布曲線，以標準常態分布曲線作為我們的分數，欲評估的自拍照即可利用標準常態分布曲線對應出 x 軸旋轉比例的分數。公式如下所示：

$$S_{ratio} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\left(\frac{x_{input}-\mu}{\sigma}\right)^2}{2}} \quad \text{公式 4.2}$$

三角形特徵的分數為自拍照所偵測到的三角形特徵的加權分數加總。公式如下所示：

$$S_{TP} = \sum_{i=1}^{n} W_i \times A_i \quad \text{公式 4.3}$$

其中，W_i為第 i 個三角形的權重值，A_i為第 i 個三角形是否在自拍照中被偵測到，被偵測到則$A_i = 1$，否則$A_i = 0$。n 為特徵三角形個數，在我們實驗當中特徵三角形有 66 個，則 n = 66。

最後我們使用下面的公式來評估一張自拍照：

$$score = S_{TP} \times S_{ratio} \times S_{angle} \quad \text{公式 4.4}$$

其中，S_{TP} 表示這張自拍照得到的三角形特徵分數，S_{ratio} 表示 x 軸旋轉比例分數，S_{angle} 表示 y-z 軸旋轉角度分數。當一張自拍照的評估評估分數越高，代表其拍攝角度越好。

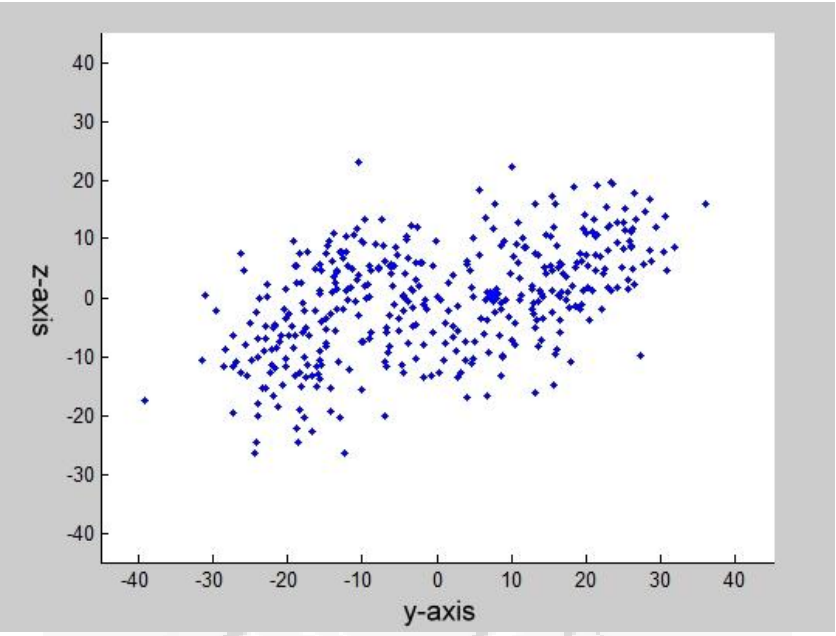


圖 4.5 正妹自拍照 y-z 軸旋轉角度分布情形

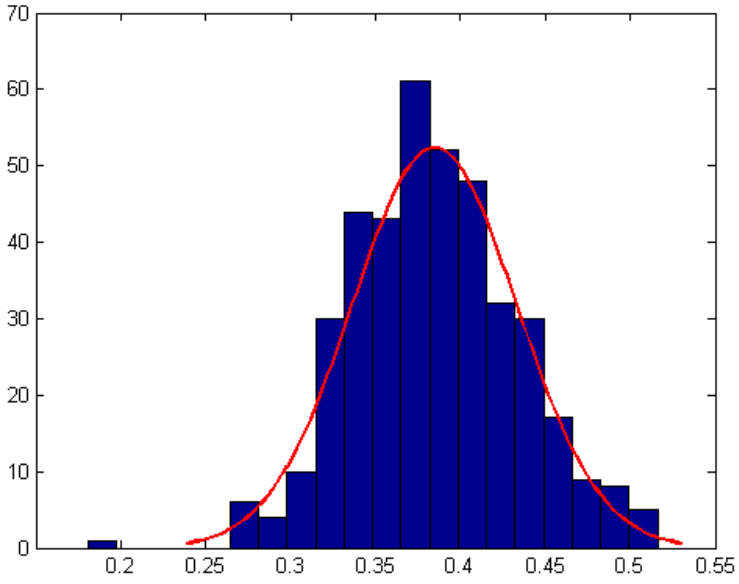


圖 4.6 正妹自拍照 x 軸旋轉比例分布及其常態曲線

第五章　實驗結果

這一章節，我們比較使用者對於自拍照喜愛的角度是否與我們方法的角度是否一致。我們分別使用等級相關係數、排名交集比率、相關位置排序準確度來做評估。

5.1 實驗設置

由於個人隱私及環境因素，我們利用 FaceGen[11]模擬出十張人臉自拍照，如圖 5.1 所示。為了評估使用者對自拍照角度的喜愛程度，我們固定十張模擬自拍照的背景及表情，只改變其拍攝角度。我們讓二十五位使用者觀看我們的十張模擬自拍照，並請他們對十張自拍照根據自己的喜愛程度作排序。我們將二十五個排序作為我們的 ground truth。

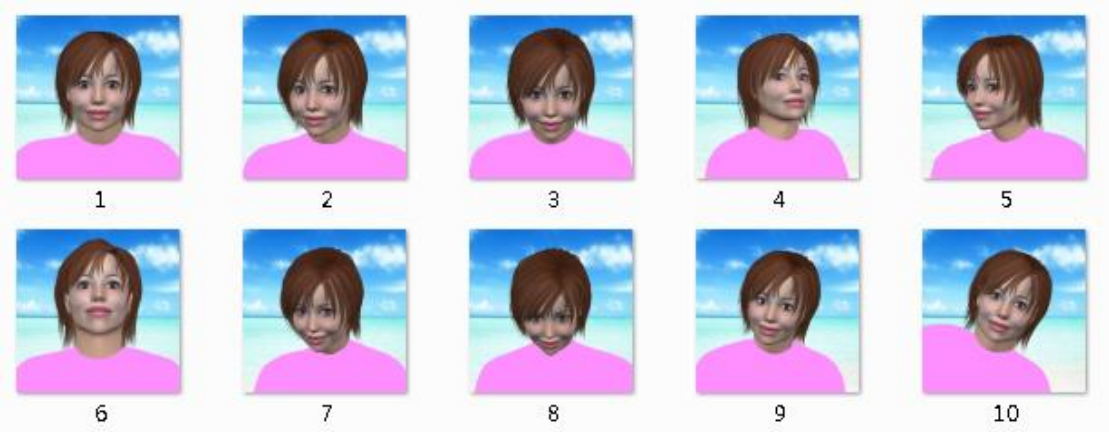


圖 5.1 實驗使用的十張模擬自拍照

5.2 實驗結果與分析

我們提出的方法對十張模擬自拍照評估分數，根據分數做出的排序。我們利用斯皮爾曼等級相關係數(Spearman's rank correlation coefficient)來評估 ground truth 和我們方法的排序的相關性。相關係數為統計分析中的一個概念，我們想用一個數來表示兩者之間的關係度大不大及影響的方向為何時，即可以相關係數來做表示。此係數範圍落在-1 與 1 之間，值為-1 時代表負相關。相關係數若為 1，表示兩個變數為完全相關；相關係數若為 0.7~0.99，表示兩個變數為高度相關。相關係數若為 0.4~0.69，表示兩個變數為中度相關。相關係數若為 0.1~0.39，表示兩個變數為低度相關。相關係數若為 0.1 以下，表示兩個變數為微弱或無相關。

首先，我們對特徵分別做相關係數評估。圖 5.2 為三角形特徵(TP)未加權的排序與 ground truth 的相關係數，有 9 筆呈中度相關，4 筆呈高度相關。圖 5.3 為三角形特徵加權後的排序與 ground truth 的相關係數，有 8 筆呈中度相關，4 筆呈高度相關。圖 5.4 為 y-z 軸頭部旋轉角度的排序與 ground truth 的相關係數，有 2 筆呈中度相關。圖 5.5 為 x 軸頭部旋轉比例的排序與 ground truth 的相關係數，有 9 筆呈中度相關，4 筆呈高度相關。圖 5.6 為頭部姿態(y-z 軸頭部旋轉角度+ x 軸頭部旋轉比例)的排序與 ground truth 的相關係數，有 14 筆呈中度相關，2 筆呈高度相關。

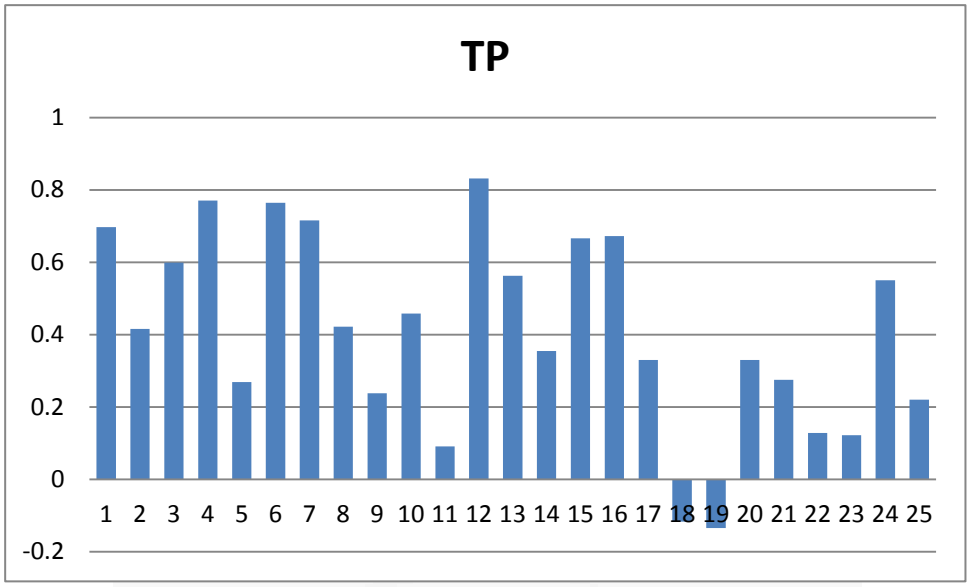


圖 5.2 三角形特徵未加權的排序和二十五筆 ground truth 的相關係數

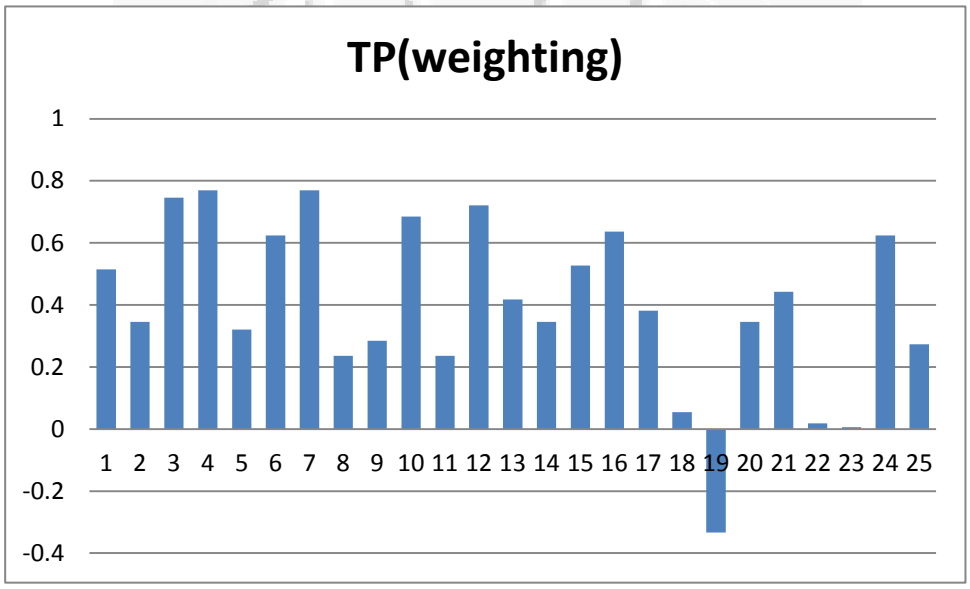


圖 5.3 三角形特徵加權後的排序和二十五筆 ground truth 的相關係數

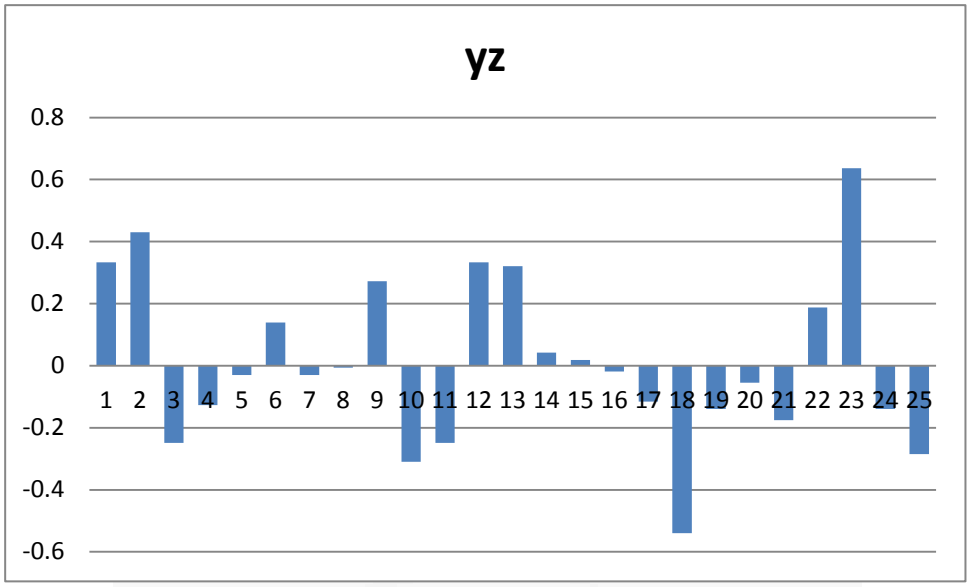


圖 5.4 y-z 軸頭部旋轉角度的排序和二十五筆 ground truth 的相關係數

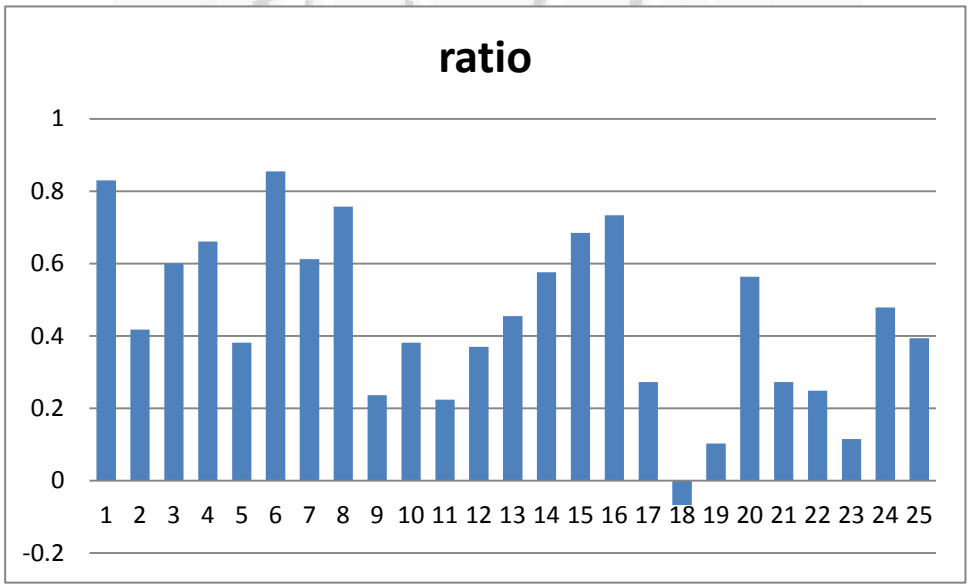


圖 5.5x 軸頭部旋轉比例的排序和二十五筆 ground truth 的相關係數

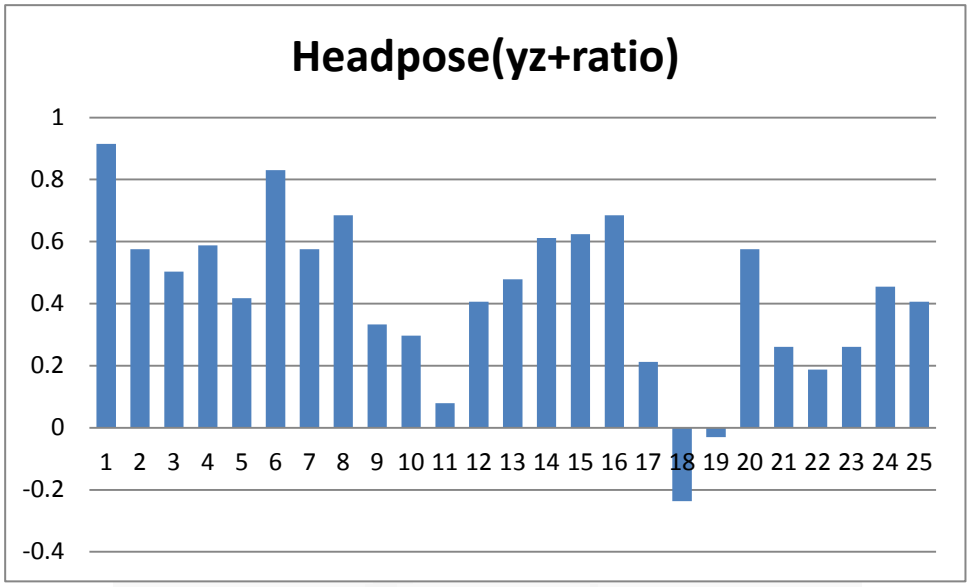


圖 5.6 頭部姿態的排序和二十五筆 ground truth 的相關係數

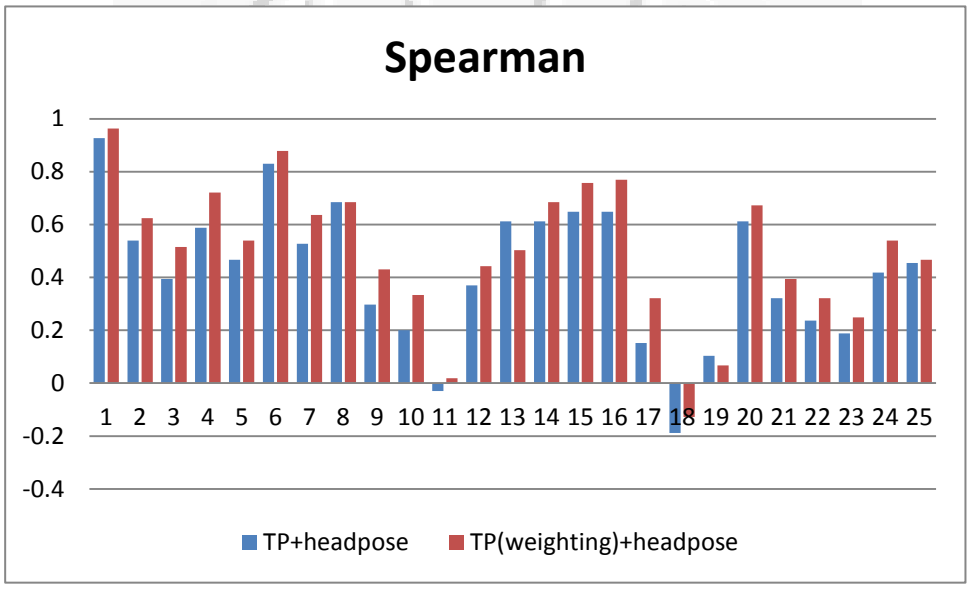


圖 5.7 三角形特徵未加權與加權的排序與 ground truth 的相關係數比較

圖 5.7 為比較三角形特徵未加權與加權後結合頭部姿態的相關係數。未加權前，在 25 筆 ground truth 中有 2 筆呈高度相關，9 筆呈中度相關。經過加權後，在 25 筆 ground truth 中有 5 筆呈高度相關，12 筆呈中度相關。除了顯示三角形特徵加權的重要性，相關程度也顯示我們的方法對使用者是有幫助的。

我們利用相關位置排序來評估準確度(Accuracy)。假設我們方法的為第 *i* 張的自拍照排名在第 *j* 張的前面且 ground truth 排名的第 *i* 張的自拍照也排名在第 *j* 張的前面，則 *i* 和 *j* 的相關位置分數加一，否則為零。我們有十張自拍照，總共有 45 個相關位置分數，每筆 ground truth 會有一個 45 個相關位置分數加總後的準確度分數。準確度的計算方式為平均 25 筆 ground truth 的準確度分數。圖 5.8 為我們的方法以不同特徵的排序與 ground truth 比對後的精準度。三個特徵分別使用時，以 x 軸頭部旋轉比例的準確率最高，達 65.8%。在所有組合當中，以三角形特徵結合 x 軸頭部旋轉比例的準確率最高，達 71.6%。由於 y-z 軸頭部旋轉角度在三個特徵單獨使用時準確率最低，因此，x 軸頭部旋轉比例與 y-z 軸頭部旋轉角度結合的頭部姿態準確率(65.6%)反而比 x 軸頭部旋轉比例(65.8%)來得低。三角形特徵結合頭部姿態的準確率(68.9%)也比三角形特徵結合 x 軸頭部旋轉比例(71.6%)來得低。整體來看，加入 y-z 軸頭部旋轉角度這個特徵會造成準確率下降。

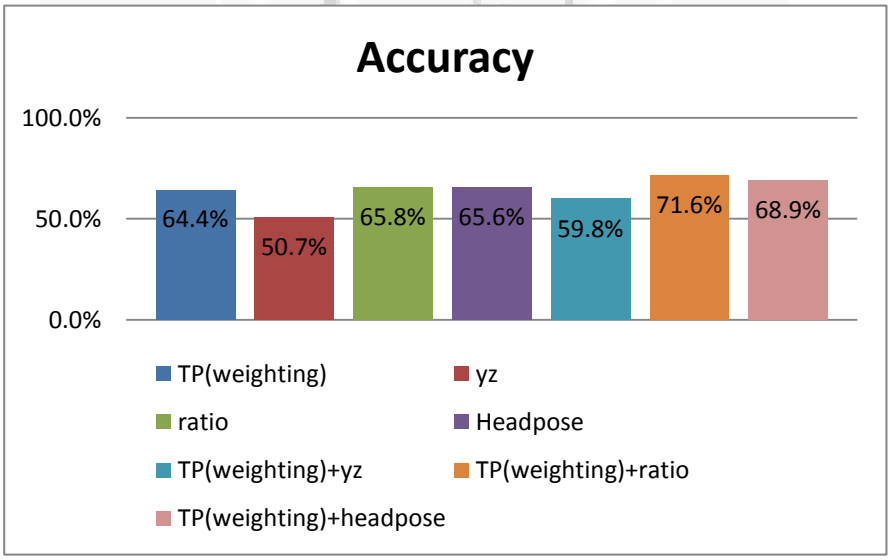


圖 5.8 不同特徵之相關位置排序準確度比較，TP(weighting)為加權後三角形特徵，yz 為 y-z 軸頭部旋轉角度，ratio 為 x 軸頭部旋轉比例，headpose 為 yz+ratio

除此之外，我們為了計算我們方法的前 *n* 名是否存在 25 筆 ground truth 中的前 *n* 名，定出排名交集比率。首先，我們排序的前 *n* 名如果其中一張自拍照也存在於 ground truth 的前 *n* 名，則交集分數加 1 分。排名交集比率為前 *n* 名的交集分數加總除以 25。圖 5.3 為比較三角形特徵結合頭部姿態的排名交集比率的曲線圖。我們方法排名的第一名的自拍照也存在於 25 筆 ground truth 中的第一名的比率為 8%，顯示我們方法排名的第一名與和 2 筆 ground turth 中的第一名相同。我們方法排名的第二名的自拍照也存在於 25 筆 ground truth 中的第一名的比率為 84%，顯示我們方法排名的第二名與和 21 筆 ground turth 中的前二名相同。我們方法排名的前四名自拍照存在於二十五個 ground truth 中的前四名的比率為 100%，顯示我們方法排名的前四名必有一張存在於 ground truth 中的前四名。另外，比較只使用頭部姿態排名的交集比率，發現在前二名時的比率較未結合三角形特徵來得低許多。三角形特徵對於選取好看角度的自拍照是很重要的。

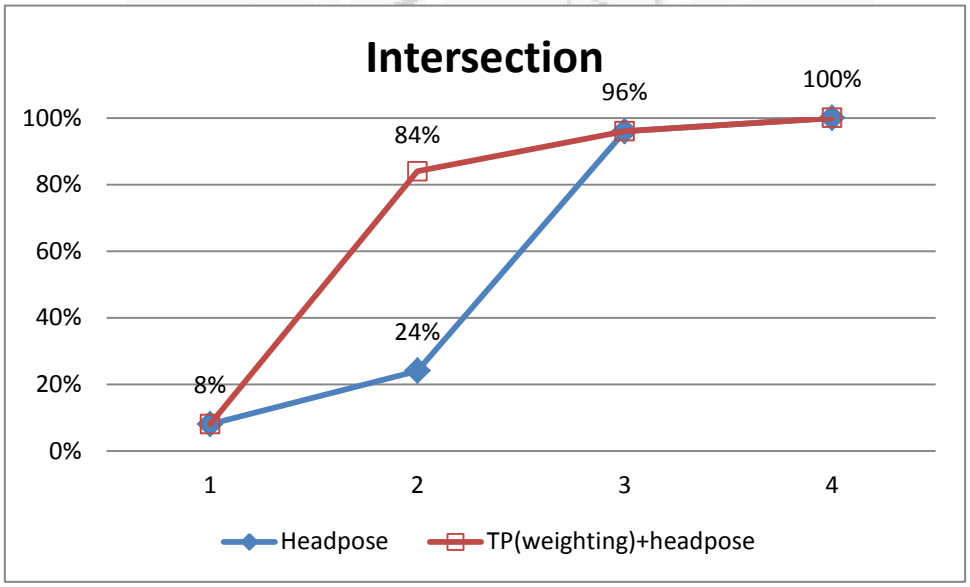


圖 5.9 三角形特徵結合頭部姿態的排名交集比率曲線圖

第六章　結論

本研究提出了一個新的方法，針對角度來幫助使用者進行自拍。我們根據頭部姿態將 400 張正妹自拍照做分群，分析每一群中的特徵點探勘出三角形特徵，並利用 LFW 人臉資料庫中 12973 張一般人臉照同樣頻繁出現的三角形特徵進行過濾。結合頭部姿態評估，建構一個預測自拍照的評分機制。在實驗結果中顯示，頭部姿態評估及三角形特徵是有用的，三角形特徵加權對於評估有明顯地幫助，而 y-z 旋轉角度的計算比較沒有幫助。由於，現階段我們的方法還未實作在手機上。在未來的工作當中，我們希望結合加速傳感器的資料，建置一套能夠完整的幫助使用者自拍的軟體於智慧型手機上。

參考著作

[1] 臉書正妹牆 The Beauty of Facebook

http://beauty.zones.gamebase.com.tw/wall

[2] Congcong Li, Andrew Gallagher, Alexander C. Loui, and Tsuhan Chen, " Aesthetic Quality Assessment of Consumer Photos with Faces", *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 2010.

[3] Matija Males, Aam Hedi, and Mislav Grgic, "Aesthetic Quality Assessment of Headshots", *Proceedings of ELMAR, Zadar, Croatia, pp. 89-92,* 2013 .

[4] Arno Schödl, Richard Szeliski, David H. Salesin, and Irfan Essa, "Head Pose Estimation in Computer Vision: A Survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* VOL. 31, NO. 4, 2009.

[5] Poliang Shih, "Feature-Vector Based Face Recognition System for Mobile Photos", *Master Thesis, Department of Electronic Engineering, National Chung Cheng University, Taiwan*, 2004.

[6] Jia-ji Huang, "Automatic Face Recognition based on Head Pose Estimation and SIFT Features" *Master Thesis, Department of Computer Science and Information Engineering, National Chung Cheng University, Taiwan*, 2009.

[7] Gary B. Huang, Manu Ramesh, Tamara Berg, and Erik Learned-Miller, "Labeled Faces in the Wild: A Database for Studying Face Recognition in Unconstrained Environments" *University of Massachusetts, Amherst, Technical Report 07-49,* October, 2007.

[8] Xuehan Xiong and Fernando De la Torre, "Supervised Descent Method and its Applications to Face Alignment", *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,* 2013.

[9] 人體計測資料庫

http://www.ilosh.gov.tw/wSite/lp?ctNode=665&mp=11

[10] R. Agrawal and R. Srikant, “Fast Algorithms for Mining Association Rules in Large Database,” *Proceedings of International Conference on Very Large Data Bases*, pp. 487-499, 1994.

[11] http://www.facegen.com/