

運用臉部動態表情辨識個性

Identify Personality From Dynamic Facial Expressions

專題組員:宋浩茹、陳臆玄

專題編號: 103001

指導老師:黃俊燕老師

摘要

本專題從受測者施作五大人格特徵心理測驗的結果，運用分類演算法分類受測者個性，然後紀錄受測者在固定內容下的對談影片，再使用軟體分析臉部動態表情的變化，並利用簡單貝氏分類法 (Naïve Bayesian Classifier) 從臉部的動態情緒來預測受測者個性，簡單貝氏分類法預測的結果優於普通朋友對其個性評估的結果，且與摯友評估的結果相去不遠。

1. 簡介

臉部情緒是人與人接觸的第一直覺，在我們尚未與對方交談前，我們無法得知對方的性格，所以本專題透過五大人格測驗的分類法，分類每一個受測者的個性，與臉部動態表情的分析，計算每一個受測者類別個性特徵的情緒跳躍機率模型，探討出臉部動態表情與個性上的關聯，並且評估此預測方法的準確性，將運用受測者朋友的評估結果與受測者自評作比較，了解本專題預測的可信度。希望藉由臉部動態表情在認識對方之前就可以預測對方的個性。

2. 專題研究方法

2.1 資料來源

2.1.1 人格測驗資料來源

本專題使用簡短版 120 題的五大人格測驗量表，五大人格測驗是包含經驗開放性 (Openness to experience)

盡責性(Conscientiousness)外向性(Extraversion)親和性(Agreeableness)情緒不穩定性(Neuroticism)之五大人格測驗，取得方式是由賓州大學心理學博士 Dr. Johnson 建製的 Short Form For The IPIP-NEO[1] (<http://www.personal.psu.edu/~j5j/IPIP/ipipneo120.htm>)，給予受測者填寫翻譯成中文的五大人格測驗，並製成 Google 的表單 (<https://goo.gl/forms/tioAJFV0QaBCAEqC3>)，從 Google 的試算表中下載 73 位受測的基本資料及 120 題答題結果，接著使用統計軟體 R 中的 httr 套件，自動將受測者的測驗結果上傳到 IPIP-NEO 這個網頁上，蒐集受測者與朋友評估的回傳報告中 35 項百分比分數作為人格測驗的分類依據。

2.1.2 臉部動態表情資料來源

我們使用桌上型攝影機錄製與中華大學 73 位受測者對話問答的過程，平均年齡為 20 歲(標準差為±1.6 歲)，將此樣本影片送上 Crowdemotion API(<http://www.crowdemotion.co.uk/>)做每個時間點的六種動態臉部表情快樂(Happy)、傷心(Sad)、厭惡(Disgusted)、生氣(Angry)、驚訝(Surprised)、害怕(Afraid)的分析，並把臉部主要情緒轉變的數據下載下來。

2.2 研究方法

2.2.1 五大人格測驗的個性分類

為衡量兩個受測者之間個性的相似性，我們利用受測者人格測驗的分數，定義兩種個性相似性距離，第一種是相關係數，第二種是歐基里德距離（Euclidean distance），距離越大代表個性越不相似，距離越小代表個性相似性較高，假設有兩位受測者所獲得人格測驗的分數為 X, Y

$$X = (X_1, \dots, X_{35})$$

$$Y = (Y_1, \dots, Y_{35})$$

相關係數距離定義如方程式（1）：

$$d(X, Y) = 1 - C_{xy} \quad (1)$$

其中 C_{xy} 為 X 與 Y 人格測驗的 35 項分數之相關係數（Correlation coefficient）。

歐基里德距離定義如方程式（2），

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{35} (x_i - y_i)^2} \quad (2)$$

再分別使用相關係數距離的階層式分類法（Hierarchical clustering）中的三種聚合演算法，完整連結聚合演算法（complete-linkage agglomerative algorithm）、平均連結聚合演算法（average-linkage agglomerative algorithm）和單一連結聚合演算法（single-linkage agglomerative algorithm）以及使用歐幾里德距離的 K-means 分群法，我們把 73 位受測者依上述分類法分為 C_1, C_2, \dots, C_k ， k 種個性。

2.2.2 馬可夫模型（Markov Model）

我們使用馬可夫模型去描述動態情緒 $X = \{X_1 X_2 X_3 \dots X_t \dots X_T\}$ 的變化， $X_t = \{S_1, S_2, S_3, S_4, S_5, S_6\}$ ， X_t 為某個時間點的情緒，其中情緒狀態分為六種狀態， S_1 快樂、 S_2 生氣、 S_3 驚訝、 S_4 難過、 S_5 厭惡及 S_6 害怕。

我們將 X 動態情緒的轉移機率定義為

$$A_{S_i S_j} = P(X_{t+1} = S_j | X_t = S_i)$$

$A_{S_i S_j}$ 是當上個時刻情緒為 S_i 的條件下，

這個時刻情緒為 S_j 的機率。

我們假設受測者的臉部動態情緒，此刻情緒，只和上一個情緒有關聯，與不久之前的情緒無相關

$$X = \{X_1 X_2 X_3 \dots X_t \dots X_T\}$$

$$\begin{aligned} P(X) &= P(X_1)P(X_2|X_1)P(X_3|X_1 X_2) \times \dots \\ &\quad \times P(X_t|X_1 X_2 \dots X_{t-1}) \\ &\quad \times \dots \times P(X_T|X_1 \dots X_{T-1}) \\ &= P(X_1)P(X_2|X_1)P(X_3|X_2) \times \dots \\ &\quad \times P(X_t|X_{t-1}) \times \dots \\ &\quad \times P(X_T|X_{T-1}) \\ &= P(X_1)A_{X_1 X_2} \times A_{X_1 X_2} \times \dots \\ &\quad \times A_{X_{t-1} X_t} \times \dots \times A_{X_{T-1} X_T} \end{aligned}$$

$P(X_1)$ 情緒為 X_1 的先驗機率。

2.2.3 簡單貝氏分類(Naive Bayes Classifiers)

得知每位受測者情緒轉移機率矩陣後，結合人格測驗的個性分類，將相同個性的人，做平均情緒轉移機率

矩陣 $\left\langle A_{X_t X_{t+1}}^{(i)} \right\rangle$ ，作為該類人格特徵的情緒跳躍機率的模型

$$\begin{aligned} P(X|C_i) &= P(X_1)A_{X_1 X_2}^{(i)} \\ &\quad \times A_{X_2 X_3}^{(i)} \dots A_{X_{T-1} X_T}^{(i)} \end{aligned}$$

$A^{(i)}$ 為第 i 種個性類別的平均情緒轉移機率矩陣。

給定一個動態情緒時間序列，計算這筆動態情緒資料與各類 C_i 分別發生的機率，而個性分為 k 類

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{\sum_{j=1}^k P(X|C_j)P(C_j)}$$

計算後選擇與個性類別的情緒轉移機率模型，機率最大的個性類別，作為預測的結果

$$P(C_{\alpha}|X)$$

$$= \max \{P(C_1|X), P(C_2|X), \dots, P(C_K|X)\}$$

C_{α} 為預測結果是 α 類別的個性。

2.2.4 預測個性之方法

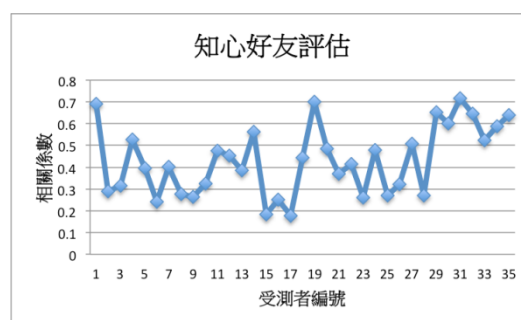
為了評估是否可從臉部動態表情預測個性我們會做 Leave One Out Test 與隨機子取樣(Random Subsampling)，Leave One Out Test 的做法是，我們從 73 個樣本數中，依序挑出一位受測者作為測試資料，其餘 72 位作為訓練資料；而 Random Subsampling 是從 73 個樣本數中抽取（5、10、15、20、25、30、35、40 位）作為測試資料，73 位受測者樣本扣除測試資料作為訓練資料，分別將兩種評估方法的訓練資料結合人格測驗的個性分類，利用馬可夫模型計算每個類別情緒跳躍機率的模型，取得模型後為了要預測受測者個性，再利用簡單貝氏分類法(Naive Bayes Classifiers)預測，並記錄回測成功的測試資料人數與測試資料的總數量相除，作為預測的準確度。

2.3 自評與朋友評估

我們請 73 受測者給朋友依照自己對受測者的看法填寫五大人格測驗的表單

(<https://goo.gl/forms/UJUGJ08iZijbamMx1>)，一共有 35 位受測者的朋友給予回饋，為了評估受測者朋友辨識受測者個性的準確率，我們分別利用 35 位受測者的自評分數與朋友評估分數，分別計算出 35 位受測者與知心朋友 120 題答題結果的相關係數[圖一]，同時也計算出 35 位受測者與朋友 120 題答題結果的相關係數[圖二]，知心好友

評估的相關係數平均準確度為 0.431，而朋友的相關係數平均準確度為 0.287。



[圖一] 知心好友評估的相關係數

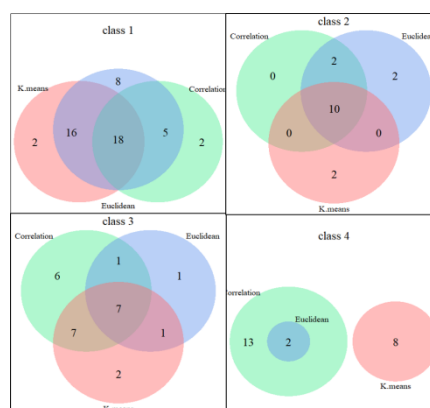


[圖二] 朋友的相關係數

3. 結果與討論

3.1 較佳的人格測驗個性分類法

以分類人數重疊率[圖三]發現三種人格測驗分類受測者個性中較佳的分類法，以個性分為四組來說，第一種是距離為相關係數，群聚距離為 complete 的階層式分類法，第二種為距離為歐基里德，群聚距離 complete 的階層式分類法，以及第三種為歐基里德距離的 K-means 分群法。

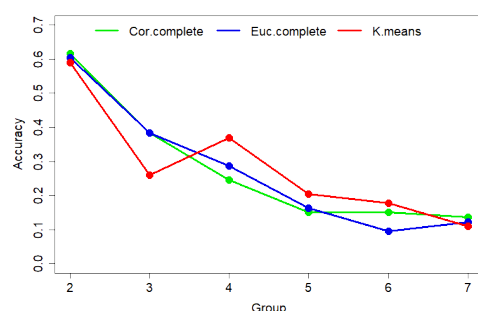


[圖三]: 分類法的人數重疊率

class 為分類組群，K-means 分群法為紅色區塊，相似性距離為歐基里德的階層式法為藍色區塊，相似性距離為相關係數的為綠色區塊

3.2 Leave One Out Test 預測結果

73 個樣本情緒跳躍機率矩陣，結合五大人格測驗結果，運用我們探討出來三個較為合理的分類方式距離為 $1 - C_{xy}$ 和 Euclidean distance，而族群距離分別設為完整連結聚合與 k-means，將個性分為 2、3、4、5、6、7 組，進行 Leave One Out Test。發現當樣本數固定在 73 位時，隨著組群數愈分愈多，因為每個組群裡訓練資料的不足，導致正確率下降。一來是因為訓練資料的不足，二來我們計算受測者的平均相關係數為 0.3，可以說是來參與實驗的受測者相似程度很大，當硬要將個性類似的一群人，將族群愈分愈細時，也就導致準確率下降的原因[圖四]。

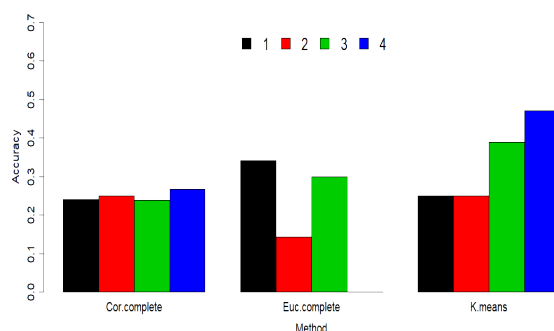


[圖四]: Leave One Out Test 準確率

綠色線為 $1 - C_{xy}$ 的完整連結聚合，藍色線為 Euclidean distance 的完整連結聚合，紅色線為 k-means clustering。

由於想了解個性分為幾類較恰當，因此選擇預測正確率較高的類別，但準確率最高的為 2 類，由於個性的複

雜性，如果分為兩類會太過單調與模糊，又避免因為過度分類，導致群組的各分類樣本數不足，因此正確率很低甚至為零的狀況，最後本專題將個性的分類分為較為合理的四大類，並計算每個分類法對於每個組群預測的準確率，發現中間的為 Euclidean distance 的完整連結聚合的第四類別的回歸率為零，探討後了解到，原本 73 個樣本中利用 Euclidean distance 分類後，被分在第四類別的只有兩個人導致做 Leave One Out Test，抽出第四組的一人當測試資料時，訓練資料只有另外一人，因為訓練資料的缺乏，而回歸率為零[圖五]。



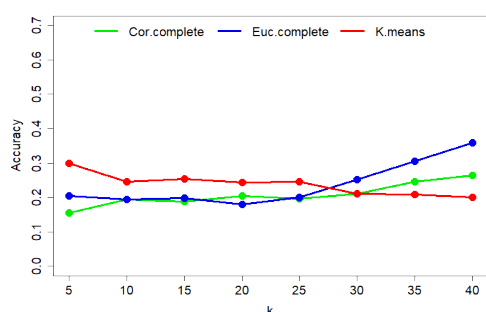
[圖五]: Leave One Out Test 固定分類為四組群

最左邊的為 $1 - C_{xy}$ 的完整連結聚合，中間的為 Euclidean distance 的完整連結聚合，最右邊的為 k-means，群組準確率又分別為黑色為第 1 類別、紅色為第 2 類別、綠色為第 3 類別與藍色為第 4 類別。

3.3 Random Subsampling 預測結果

當我們進行 Random Subsampling 時，抽取 k 個人做測試資料(5、10、15、20、25、30、35 和 40 人)，剩下扣除測試資料的樣本數最為訓練資料，並重複隨機抽取 100 次後，從結果探討出 Random Subsampling 回測的準確率

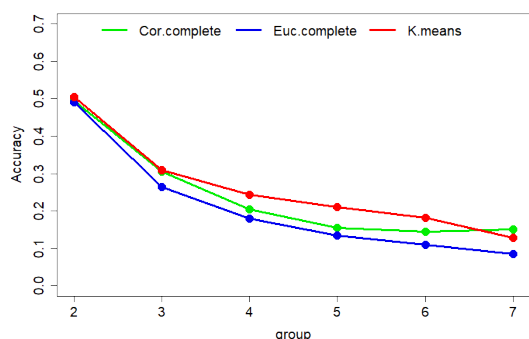
[圖六]。



[圖六]:測試資料的多寡探討回測率

綠色線為 $1 - C_{xy}$ 的完整連結聚合，藍色線為 Euclidean distance 的完整連結聚合，紅色線為 k-means。兩種完整連結聚合會因 k 抽取的人數越多，正確率上升，而 k-means 會因抽取的人數越多，而正確率下降。

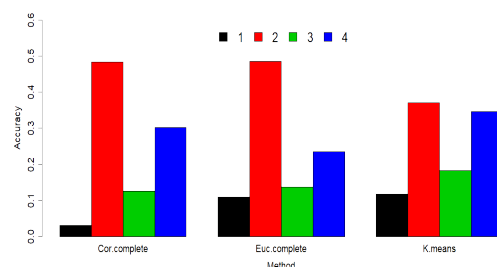
當 k 固定為 20 人，隨機抽取 100 次後，三種分類法所分的群組數量與正確性的關聯性 [圖七]。



[圖七]:Random Subsampling 準確率

綠色線為 $1 - C_{xy}$ 的完整連結聚合，藍色線為 Euclidean distance 的完整連結聚合，紅色線為 k-means。

當把個性分為四大類後，k 固定為 20 人，每次抽樣為 20 人去做預測，並計算每個分類法對於每個組群預測的準確率 [圖八]。



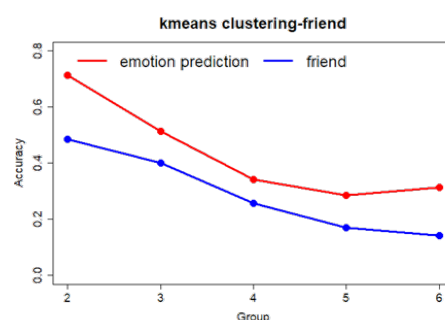
[圖八]: Random Subsampling 固定分類為四組群

最左邊的為 $1 - C_{xy}$ 的完整連結聚合，中間的為 Euclidean distance 的完整連結聚合，最右邊的為 k-means。

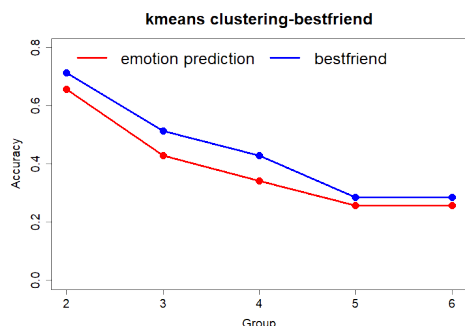
3.4 預測結果與評估

為了要評估我們運用臉部動態表情辨識個性的可信賴度，我們從 73 位受測者中，取得 35 位受測者的知心好友與朋友的評估結果，並且加入摯友與普通朋友的評估結果後重新分群，探討朋友填寫的結果是否與受測者自評結果分類到同一個組群，並計算其分為同組群的正確率。

運用臉部動態表情預測的準確度與朋友評估的準確度結果，探討臉部動態表情預測可靠度，結果發現臉部動態表情預測準確度優於受測者的普通朋友評估的準確度 [圖九]，雖然預測的結果無法到達像受測者知心好友長期與受測者相處的認識程度 [圖十]，但仍然可以在短暫的五分鐘之內達到和普通朋友一樣了解受測者的效果。



[圖九]:普通朋友評估與脸部動態表情預測結果比較



[圖十]:知心朋友評估與臉部動態表情預測結果比較

使用 k-means 分類法，隨者組群數的增加，預測的準確度變化，紅色線為臉部動態表情預測的準確度變化，藍色的為知心好友評估準確率。

4. 評估與展望

分為兩個部分，第一我們目前預測的方法是結合五大人格測驗的 35 項分數與臉部的動態表情，未來希望用回歸分析，可以只透過受測者的臉部動態表情就可以準確地回推出受測者的 35 項人格分數之後，第二是透過臉部動態表情校正影片的分析，我們發現此軟體在表情轉換過程夾雜著許多雜訊，我們嘗試著是否能將在一個時間點的情緒變化，取前後各 15 筆資料，總共 30 筆六個情緒之間變化的關係，並取平均值後，權重最高的做為該時間點的主要情緒，達到去除掉突然跳出的情緒雜訊。

5. 結論

針對臉部動態表情預測個性的結果和 35 筆受測者與受測者朋友做人格測驗的準確度比對，比對出的結果，組群分為 2 到 6 群時，預測受測者個性的準確度和受測者朋友評估的準確度，對於知心好友對受測者的了解雖然跟臉部動態表情預測正確率接近，但還是知心好友略勝一籌，但勝過了

對於受測者朋友對受測者的了解，因此得知本專題利用臉部動態表情辨識個性的預測結果可信賴度有一定的程度。藉由本專題，探討出不一定需要透過長時間與受測者相處，利用五分鐘的對話，透過臉部動態表情，便可和對方朋友一樣了解受測者個性。

而目前我們樣本數只有 73 個人，且過半的受測者為同系的學生，相關係數為 0.3，可能不夠且相似性高的關係，導致無法到達穩定的狀況，之後可以嘗試蒐集更多受測者，增加樣本數，來達到更穩定的訓練資料，來進行預測。

6. 銘謝

謝謝黃俊燕老師給予我們專題上的指導，也很謝謝每一位撥空錄影及填寫表單的每一位受測者，最後謝謝組員們能在遇到困難時互相討論與解決讓專題順利完成。

7. 參考文獻

[1]C. Robert Cloninger, Harrison G. Gough ,Lewis R. Goldberg,John A. Johnson,Herbert W. Eber, Michael C. Ashton, and Robert Hogan. 2005. The international personality item pool and the future of public-domain personality measures . Journal of Research in Personality **40**, 84–96, (2006).