

機器學習-人臉辨識

楊郁成

藉由過去的研究了解人臉辨識在機器學習中的運行方式，並且試著使用過去的方法將圖片中的雜訊或是一種新型的方式分階段重建人臉。在傳統的PCA 由主成份的線性組合擴展到非線性的特徵空間或是改進降為的技術，予以計算的主成份都可以獲得更好的性能或提高分群準確性。而在神經網路學習的過程中，傳統的過程透過地毯式的搜索最佳解，但是在大量數據的時代計算過程繁瑣，一個新的學習加快演算法數。其中一篇論文探討一個自動化辨別病因的實作，使用幾種流行機器學習方式，比較之間的差異。最後在近年對人臉辨識提出一個對個種階段全面性的改進最後融合。

I. 介紹

A. 論文一

Belhumeur et.al. (1997)[1] 開發了一種臉部識別算法，該算法對光照方向和臉部表情的總體變化較不敏感，可識別具有干擾的部份(如 Fig.1)。將圖像中的每個像素視為高維空間中的坐標。我們利用以下觀察的優勢：如果臉部是有自陰影的朗伯表面，則在變化的照明方向下特定面部的圖像位於高維特徵空間的 3D 線性子空間中。但是，由於面不是真正的朗伯曲面，並且確實會產生自陰影，因此圖像將偏離此線性子空間。與其顯式地建模該偏差，我們將圖像投影到子空間中的方式是將具有較大偏差的面部區域進行識別。我們的投影方法基於費雪線性判別式(Fisher's Linear Discriminant)，即使在光照和麵部表情發生嚴重變化的情況下(如Fig. 2)，也可以在低維子空間中產生良好分離的類。並且該論文討論了兩種流行的人臉辨識技術Eigenface 與 Fisherface 的比較。Eigenface 將圖像空間線性投影到低維子空間的方法。Fisherface 是類似的計算過程。



Fig. 1. 每個受試者皆有不同表情或是不同光線的干擾

在模擬過程，有以下結論 1. 如果在測試集中顯示與訓練集中的圖像相似的圖像，則所有方法的效果都很好。2. 儘管線性次空間法緊隨其後，但 Fisherface 方法似乎最適合於對光線變化進行插值。3. 在存在光照變化的情況下，刪除最初的三個主要成分確實可以提高 Eigenface 方法的性能，但並不能緩解問題，因為伴隨著前幾個主成份解釋較多比例的資料。4. 由於在 Eigenface 方法中使用了更多的主要成分，因此性能接近相關性。同樣，當刪除了前三個主要成分時，性能會隨著特徵空間尺寸的增加而提高。5. Fisherface 方法似乎是同時處理光照和表情變化的最佳方法。線性子空間方法在面對臉部表情變化時會受到影響。

B. 論文二

當前的許多人臉辨識都使用通過無監督統計 (Unsupervised Learning) 方法找到的臉部的相關訊息。這些方法通常會找到一組基礎圖像，並將人臉表示為這些圖像的線性組合。常見的方法主成分分析(PCA) 是此類方法的一個流行範例。PCA 找到的基礎圖像僅取決於圖像資料庫中像素之間的潛在因素。在諸如人臉識別之類的任務中，重要信息可能包含在像素之間的不同關係中，期望使用對這些高階統計量敏感的方法可以找到更好的基礎圖像似乎是合理的。Kim et al. (2002)[2] 提出獨立成分分析(Independent Component Analysis; ICA) 是PCA 的一種變形。ICA 是通過S 型神經元進行最佳信息傳遞的原理。ICA 是在

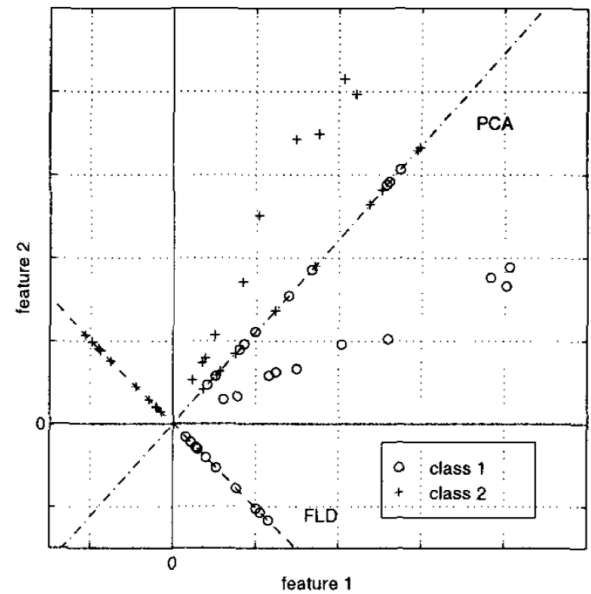


Fig. 2. 取前兩因子或主成份視為 x 與 y 軸。

兩種不同的架構下對數據庫中的面部圖像執行的，一種將圖像視為隨機變量，而像素作為結果，另一種將像素視為隨機變量，並將圖像作為結果。第一個體系結構找到了臉部的空間局部基礎圖像。第二種體系結構產生了階乘臉部數值。

其中的計算過程如 Fig3 表示兩種結構的計算過程。(a) 用於查找統計上獨立的基礎圖像的結構I。對臉部圖像進行信號源分離，在 U 裡生成IC 圖像。(b) 針對每個臉部圖像繪製像素位置處的灰度值。在架構中，我找到了像素位置之間統計相關性的權重向量。(c) 用於查找階乘代碼的體系結構II。對像素執行源分離會在輸出矩陣的列中產生階乘代碼。(d) 根據在每個像素位置處所取的灰度值繪製每個臉部圖像。在結構II 中的ICA 在面部圖像之間的統計依賴性的方向上找到權重向量。兩種結構為不同的出發點。並且一串模擬研究表示兩種ICA 表示都優於基於PCA 的表示，可以識別不同天的面部表情和表情變化。結合兩個ICA 表示的分類器表現最佳。

C. 論文三

在資料中,PCA 的線性組合過於強烈再人臉辨識中。Bartlett et al. (2002)[3] 提出新的PCA 可以適應非線性，作為PCA 的非線性的擴展，稱之為核主成分分析(kernel principal component analysis; kernel PCA)。基本思想是首先通過非線性映射將輸入

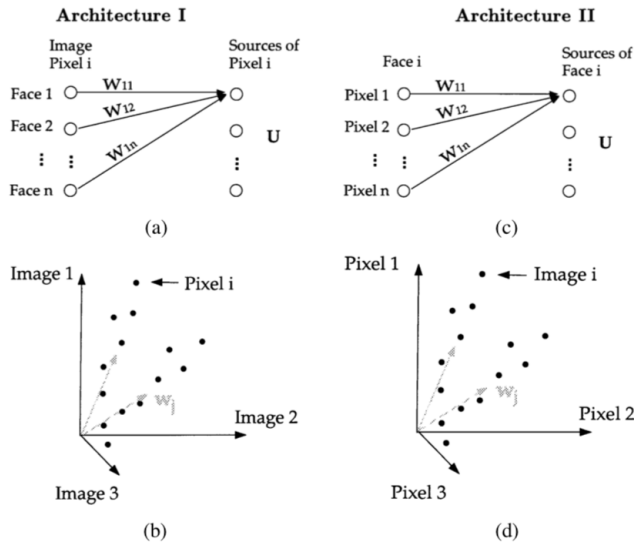


Fig. 3. ICA 兩種結構步驟圖

空間頭射到特徵空間，然後計算該特徵空間中的主成分。採用內 kernel PCA 作為提取面部特徵的機制。通過採用多項式 kernel，可以在構成面部圖像的輸入像素的高階相關所跨越的空間內計算主成分，從而產生良好的性能。

為了進行主成分提取，將的投影計算到特徵向量中。Fig. 1 顯示了用於臉部特徵提取的 kernel PCA 的結構，該結構包含三層完全不同的步驟。輸入層由將 kernel PCA 連接到其環境的節點組成。其激活來自臉部圖像的灰度值。隱藏層從輸入空間到要素空間應用非線性頭射在要素空間中計算內積。這兩個操作是使用 kernel 一步完成的。然後，使用權重對輸出進行線性組合，得出對應的非線性主成分。此後，第一主成分(假設特徵向量以其特徵值大小的降序排列)構成了臉部的特徵向量。

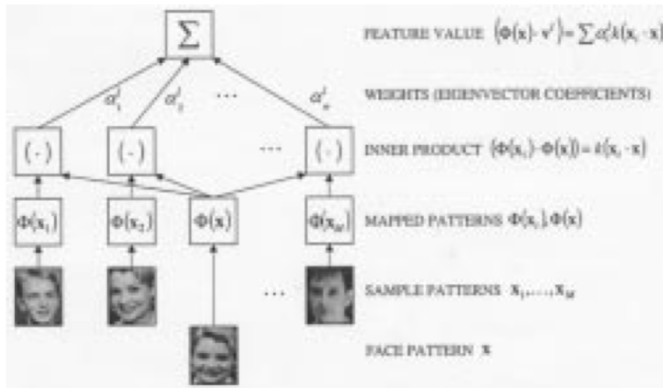


Fig. 4. ICA 兩種結構步驟圖

D. 論文四

現今神經網絡的學習速度慢於所需速度，並且在過去幾十年中一直是其應用的主要瓶頸，如今大數據科學的時代，這可能對於現實並不合理且常用。其背後的兩個關鍵原因可能是：(1) 學習參數的值較小，會使學習算法收斂緩慢，而學習參數 r 的值較高，則會導致不穩定和發散到局部最小值。(2) 過度訓練神經網絡。(3) 基於梯度下降的學習是一個非常耗時的過

程。Huang et al.(2006)[4] 針對單隱藏層神經網絡(SLFN) 提出了一種稱為極限學習機(ELM) 的新學習算法，該算法隨機選擇隱藏節點並分析確定SLFN 的輸出權重。從理論上講，該算法傾向於以極快的學習速度提供良好的一般化性能。基於一些人工的和實際的基準函數逼近和分類問題的模擬研究表明，該新算法在大多數情況下可以產生良好的性能，並且比前饋神經網絡的傳統流行學習算法學習速度快數千倍。此篇論文對應論文五，想了解該ELM 是如何改進傳統的神經網路學習。

E. 論文五

Mohammed et al. (2011)[5] 提出了一種新的基於雙向二維主成分分析(Bidirectional Two Dimensional Principal Component Analysis; B2DPCA) 和極限學習機(ELM) 的人臉辨識眼算法。所提出的方法基於人臉的曲線波圖像分解，並且使用改進的降維技術來縮小呈現最大標準偏差的子帶的尺寸。使用B2DPCA 生成區分性特徵集，以確定分類準確性。其他顯著貢獻包括顯著提高了分類率，減少了多達一百倍的培訓時間以及對原型數量的最小依賴。使用具有挑戰性的資料進行了實驗，並將結果與最新技術進行了比較。

降維算法沿行和列方向獨立運行(如圖 5 所示)，以便更好地保留鄰域關係並生成獨特的特徵集。

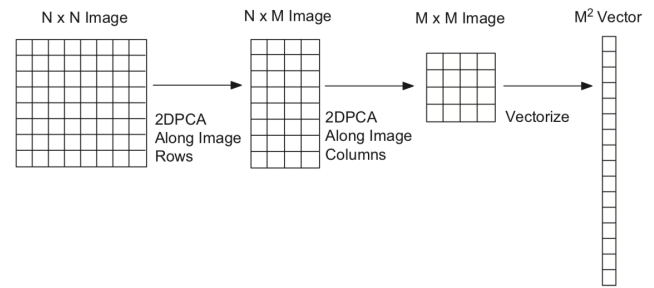


Fig. 5. B2DPCA 降維步驟

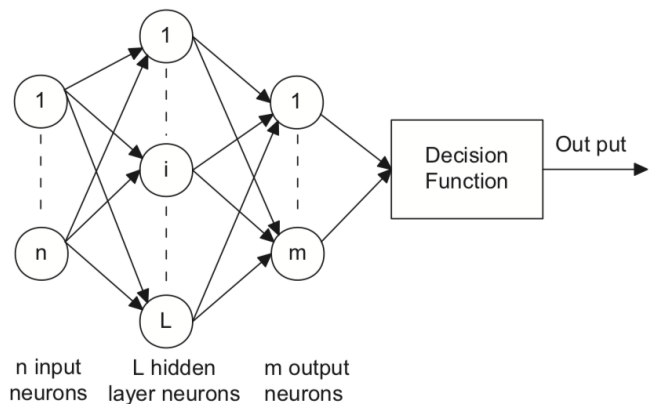


Fig. 6. ELM 結構

F. 論文六

想理解真實資料中，到底如何使用 ML 的方法對資料作分析。此篇論文 Kong et al. (2017)[6] 理論上可以從面部照片中自動進行肢端肥大症的自動早期檢測，從而降低患病率並提前治療提高治癒的可能。使用了多種流行的機器學習算法來訓練過去

的資料集,該資料由 527 名肢端肥大症患者和 596 名正常受試者組成。我們首先來檢測人臉邊界矩形框(如Fig 7),然後將其裁剪並調整為相同的像素尺寸。從檢測到的面部中,提取出潛在的臨床指標面部標誌的位置。然後採用正面化來合成正面視圖以改善性能。使用機器學習方法包括LM,KNN,SVM,RT,CNN 和 EM,被用來從檢測到的面部照片,提取的面部標誌和合成的正面臉部自動識別肢端肥大症。使用單獨的數據集評估訓練後的模型,其中一半通過生長激素抑制試驗診斷為肢端肥大症。

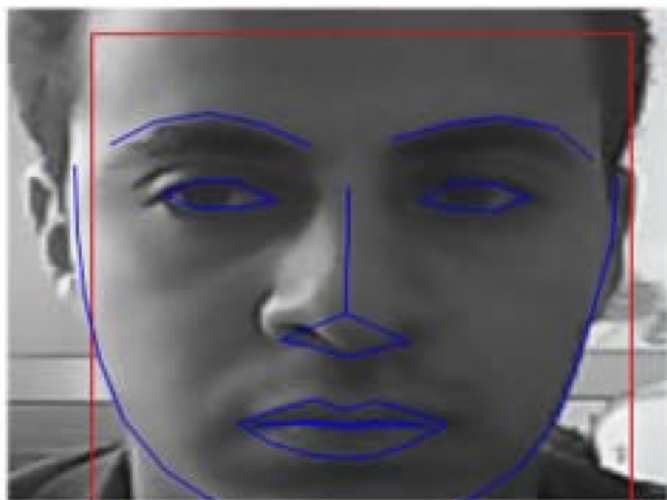


Fig. 7. 裁剪臉部相關位置

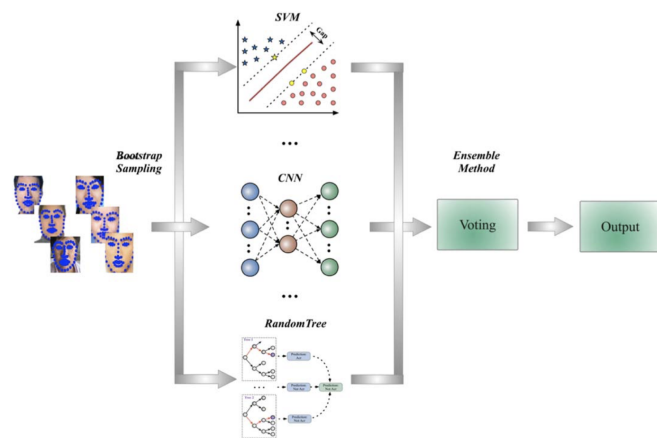


Fig. 8. ML 使用不同種方式判別是否患病

G. 論文七

Umer et al. (2019)[7] 提出了一種既人臉識別系統。所提出的系統包括人臉辨識中的三種步驟,(1) 預處理,(2) 特徵提取(3) 分類。在預處理期間,提取臉部區域的感興趣部份,該面部標誌點是通過樹結構部分模型獲得的。在特徵提取期間,根據檢測到的面部區域上的色塊計算比例不變特徵變換描述指標。這些描述指標經歷了不同的特徵學習技術,以獲得輸入圖像的不同特徵表示。這些特徵表示的性能是在分類過程中使用多類線性支持向量機分類器獲得的。最後,將來自不同特徵學習技術的分數進行融合,以做出識別受試者。表明了所提出的人臉識

別系統的有效性。與現有的ORL,IITK,CVL,AR,CASIA-Face-V5,FERET 和CAS-PEAL 臉部資料庫的現有方法進行比較,顯示了所提出系統的優越性。

REFERENCES

- [1] P.N. Belhumeur, J.P. Hespanha and D.J. Kriegman, "Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection," *IEEE Transl. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 19, pp. 711–720, Jul. 1997.
- [2] K.I. Kim, K. Jung and H.J. Kim, "Face recognition using kernel principal component analysis," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, pp. 40–42, Feb. 2002.
- [3] M.S. Bartlett, J.R. Movellan and T.J. Sejnowski, "Face recognition by independent component analysis," *IEEE Transl. Neural Networks*, vol. 13, pp. 1450–1464, Nov. 2002.
- [4] G.B. Huang, Q.Y. Zhu and C.K. Siew, "Extreme learning machine: Theory and applications," *Neurocomputing*, vol. 70, pp. 489–501, Dec. 2006.
- [5] A.A. Mohammed, R. Minhas, Q.M. Jonathan Wu and M.A. Sid-Ahmed, "Human face recognition based on multidimensional PCA and extreme learning machine," *Pattern Recognition*, vol. 44, pp. 2588–2597, Oct. 2011.
- [6] X. Kong, S. Gong, L. Su, N. Howard and Y. Kong, "Automatic Detection of Acromegaly From Facial Photographs Using Machine Learning Methods," *EBioMedicine*, vol. 27(c), pp. 94–102, Dec. 2017.
- [7] S. Umer, B.C Dhara, and B. Chanda, "Face recognition using fusion of feature learning techniques," *Measurement*, vol. 146, pp. 43–54, Nov. 2019.