

應用 SVM 於腦波情緒辨識

SUPPORT VECTOR MACHINE to EMOTIONAL EEG RECOGNITION

陳有圳¹ 朱姍姍² 陳志昌²

Yeou-Jiunn Chen¹ Shan-Shan Ju² Chih-Chang Chen²

¹南台科技大學 電機工程系

²工業技術研究院

¹Department of Electrical Engineering, Southern Taiwan University

²Industrial Technology Research Institute

一、中文摘要

在人機介面整合中情緒是主要的一項重要的因素，而腦波(Electroencephalogram, EEG)在臨床上的應用已經非常廣泛，本研究針對腦波情緒辨識，首先蒐集長時間情緒反應之腦波訊號，應用 ICA 進行雜訊濾除，透過碎形維度參數取得具情緒特性之腦波參數，運用支持向量機器進行情緒類別辨識，初步平均辨識率為 65.47%。

關鍵詞：腦波情緒辨識、獨立成分分析、碎形維度、支持向量機器

Abstract

Emotion expression is one of essential issues in human-machine interface. Besides, EEG had been widely used in many applications. With EEG based emotion recognition is also very important in affective computing. In this study, we developed an EEG based emotion recognition. Independent component analysis is applied to remove the noise generated from EOG and ECK. Then, the Fractal dimension is used to represent the parameters of emotional EEG. Finally, the types of emotion are identified by support vector machine. In the preliminary experimental results, the recognition rate is 65.47%.

Keywords: emotional EEG recognition, independent component analysis, Fractal dimension, support vector machine

二、緣由與目的

在人機介面整合中情緒是主要的一項重要的因素，而腦波(Electroencephalogram, EEG)在臨床上的應用已經非常廣泛，近年來已具有經濟、安全和方便的特性，因此極為方便應用於偵測使用者的情緒反應。

情緒是一個複雜的生理過程與心理現象，當人們面對客觀事物與自己的需要而產生的態度體驗時候，情緒是人們反映了這些內在心理活動的

狀態的外在表現，在遇到外界環境或社會活動的影響時，人體的大腦皮質對各種事物、事件或環境變化必然會出現各種不同反應，包括喜、怒、哀、樂、愛、惡、憂、懼等，這些反應程度會依據個人的習慣、知覺、意識與經驗等有所不同，可能輕微無比，也可能十分激烈。

在人類的情緒理解/辨識方面，目前主要的研究乃針對語音/聲音[1-3]、臉部表情[4]、生理訊號[5, 6]與肢體動作[7]等等，這些方法乃針對人類的語音與肢體語言，透過語音訊號處理與影像處理後，進行情緒辨識。

Picard 等人[8]採用臉部表情肌肉、心跳、皮膚組抗與呼吸等生理參數進行情緒辨識，並針對單一個人進行測試達八個情緒類別 81%的正確率；Kim 等人應用心電圖(electrocardiogram, ECG)、(electromyography, EMG)、脈搏與皮膚溫度進行情緒辨識，在四個情緒類別中的辨識率達 61.76%。這些研究乃針對自律神經的特性進行，近年來腦波(Electroencephalography, EEG)已可直接被量測，這訊號代表人類大腦的直接活動狀況，也就是大腦的皮質層的電位變化可以被紀錄起來，因此依據頻率的頻帶分佈位置可以將 EEG 分成主要的四個成分：delta (0-4 Hz)、theta (4-8 Hz)、alpha (8-13 Hz)與 beta (13-30 Hz)，然而真正能反映情緒的還是要整合大腦皮質層的反應[9, 10]，相關研究顯示，EEG 的 alpha 頻帶的訊號反應之頻帶能量比其它頻帶反應明顯，故能取得較佳的辨識結果，其辨識率達 69.7%。這些研究多針對固定的短時間音樂誘發情緒之 EEG 進行辨識，但情緒反應為長時間的反應，在固定短時間內的情緒並無法非常明顯。本研究針對腦波情緒辨識，首先蒐集長時間情緒反應之腦波訊號，應用 ICA 進行雜訊濾除並取得情緒參數，透過 SVM 進行情緒類別辨識。

三、研究方法與步驟

本研究主要涵蓋情緒分類與腦波訊號擷取、雜訊濾除、參數擷取與情緒辨識，將分別說明如下：

1. 情緒分類與腦波訊號擷取

依據 Paeschke 與 Engber 等人的研究結果[11, 12], 本研究將情緒的類別分成高興、生氣、傷心、振奮、感恩、放鬆及中性七種情緒。在 EEG 訊號擷取方面, 採用 Neuroscan 系統進行訊號前極處理並擷取即時訊號, 此系統具備 32 個通道(圖一其腦波擷取示意圖), 首先 EEG 訊號通過 1-100Hz 頻帶的濾波器, 並經由 Notch Filter 將 60Hz 的交流電雜訊濾除, 最後利用 500Hz 的取樣頻率取得 EEG 數位訊號。



圖一、腦波擷取示意圖

此外依據額葉的電極反應, 本研究依據 12 對稱的電極進行參數擷取, 其電極對為 Fp1-Fp2、F7-F8、F3-F4、FT7-FT8、FC3-FC4、T7-T8、P7-P8、C3-C4、TP7-TP8、CP3-CP4、P3-P4 及 O1-O2, 且針對不同的電極亦進行參數擷取, 此 24 個電極為 Fp1、Fp2、F7、F8、F3、F4、FT7、FT8、FC3、FC4、T7、T8、P7、P8、C3、C4、TP7、TP8、CP3、CP4、P3、P4、O1 及 O2。

2. 雜訊濾除

長時間腦波訊號擷取中, 訊號會受到眼動與心跳的影響, 因此本研究應用獨立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 進行眼動訊號與心跳訊號的濾除, 假設有 n 個 EEG 之腦波訊號為 x_1, \dots, x_n 與 n 個獨立成分 s_1, \dots, s_n 為, 因此腦波訊號與獨立成分之關係為

$$x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + \dots + a_{jn}s_n, \text{ for all } j \quad (1)$$

且可以寫成矩陣格式 $X=AS$, 因此透過非監督過程, 可由 EEG 資料 X 計算出混合密度矩陣 A 與獨立成分 S [13]。

3. 情緒特徵參數分析

在腦波情緒參數中, 研究採用 Fractal Dimension, 首先 $f(t)$ 表示 EEG 訊號序列, $d(\tau)$ 為 $f(t)$ 至 $f(t+\tau)$ 訊號間的變異數, 其定義如下:

$$d(\tau) = \langle f(t+\tau) - f(t) \rangle^2 \quad (2)$$

此外, EEG 的 Scaling property 可表示成 Hurst exponent 如下所示:

$$H = \frac{1}{2} \frac{\Delta \log(\sigma(\tau))}{\log(\tau)} \quad (3)$$

因此, Fractal dimension D 可以計算如下:

$$D = 2 - H \quad (4)$$

4. 情緒辨識

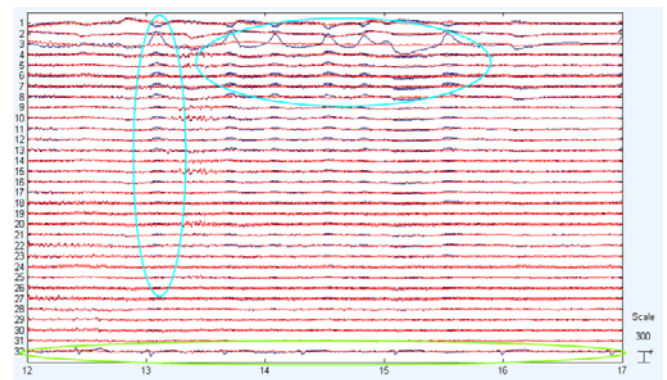
在辨識模組中, 我們採用 SVM 進行辨識, SVM 乃要找出一個超平面(hyperplane), 使之將不同的集合分開, 且此超平面能距離這兩個集合的邊界(margin)越大越好。假設有腦波訊號與對應類別為 $\{x_i, y_i\}, i=1, \dots, n$, 且 $x_i \in R^d$ 與 $y_i \in \{+1, -1\}$, 因此 SVM 將找出一個 $f(x) = w^T x - b$ 分開不同的集合, 透過 Lagrange Multiplier Method 可轉換成一個二次方程式 L :

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i (w^T x_i - b) - 1] \quad (5)$$

並找出使 L 最小值的 w 、 b 與 α_i 。

四、初步結果與討論

在實驗測試方面, 本研究收集 12 位男性的受測者, 受測者之年齡 20 歲至 25 歲, 且均為身心健全無任何重大疾病史。在情緒誘發設計方面, 使用了 17 種情緒誘發影片, 影片平均長度為 2 分 19 秒, 誘發完成後, 資料需要經過主觀評分, 才能決定訊號是否正確。收集之 EEG 訊號皆經過 ICA 去除眼動與心跳訊號之影響, 其結果如圖二所示, 訊號 1、訊號 2 與訊號 3 為眼動訊號, 訊號 32 為心跳訊號, 藍色與紅色的線條分別為去除前與去除後的結果, 其中圖中圈圈分別標示出為眼動與心跳訊號影響較大的訊號部分。初步蒐集 EEG 腦波資料段落為 173 段, 採用 Leave-One-Out 方式進行模組訓練與辨識, 初步辨識結果為 65.47%。



圖二、去除雜訊後之 EEG 訊號

致謝

本研究感謝工研院 98 年度學界分包計畫補助部份經費, 計畫編號: 120970183; 感謝國科會補助部分研究經費, 計畫編號 NSC 98-2221-E-218-020-MY2。

參考文獻

- [1] Wu, T., Yang, Y., Wu, Z., and Li, Z. (2007) MASC: A Speech Corpus in Mandarin for

- Emotion Analysis and Affective Speaker Recognition*, The Speaker and Language Recognition Workshop, San Juan, Puerto Rico.
- [2] Murray, I. R. and Arnott, J. L. (1993) *Toward the simulation of emotion in synthetic speech - a review of the literature on human vocal emotion*," Journal of the Acoustical Society of America, vol. 93, pp. 1097-1108.
- [3] Kao, Y. H. and Lee, L. S. (2006) *Feature Analysis for Emotion Recognition from Mandarin Speech Considering the Special Characteristics of Chinese Language*, in Proceedings of International Conference on Spoken Language Processing, Pittsburgh, USA.
- [4] Cohen, I., Sebe, N., Garg, A. Chen, L.S., and Huang, T.S. (2003) *Facial expression recognition from video sequences: temporal and static modeling*, *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 91, pp. 160-187.
- [5] Kim, K. H., Bang, S. W., and Kim, S. R. (2004) *Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals*, *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 42, pp. 419-427.
- [6] Frantzidis, C.A., Lithari, C.D., Vivas, A.B., Papadelis, C.L., Pappas, C., and Bamidis, P.D. (2008) *Towards emotion aware computing: A study of arousal modulation with multichannel event-related potentials, delta oscillatory activity and skin conductivity responses*, 8th IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering, 2008.
- [7] Kapur, A., Virji-Babul, N., Tzanetakis, G., and Driessen, P.F. (2005) *Gesture-based affective computing on motion capture data*, *Affective Computing and Intelligent Interaction*, vol. 3784, pp. 1-7.
- [8] Picard, R.W., Vyzas, E., and Healey, J. (2001) *Toward Machine Emotional Intelligence: Analysis of Affective Physiological State*. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 23, No. 10: 1175-1191.
- [9] Aftanas, L. I. and Golocheikine, S. A. (2001) *Human Anterior and Frontal Midline Theta and Lower Alpha Reflect Emotionally Positive State and Internalized Attention: High-Resolution EEG Investigation of Meditation*, *Neuroscience Letters*, vol. 310, pp. 57-60.
- [10] Schmidt, L. A. and Trainor, L. J. (2001) *Frontal Brain Electrical Activity (EEG) Distinguishes Valence and Intensity of Musical Emotions*, *Cognition & Emotion*, vol. 15, pp. 487-500.
- [11] Paeschke, A. and Sendlmeier, W. (2000) *Prosodic characteristics of emotional speech: measurements of fundamental frequency movements*. In: Proc. ISCA ITRW on Speech and Emotion. Belfast: 75-80.
- [12] Engberg, I.S. and Hansen, A.V. (1996) *Documentation of the Danish emotional speech database (DES)*. Internal AAU Report, Center for Person Kommunikation, Denmark.
- [13] A. Hyv^oarinen and E. Oja. (2001) *Independent component analysis: Algorithms and applications*. *Neural networks*, 13(4):411-430.