**建構個人音樂環境在提升數學學習能力之影響**

**楊雄斌a, 梁丁文b, 吳志峰c, 戴莉蓁d**

**文藻外語大學數位內容應用與管理系**

**a\*98010@mail.wzu.edu.tw, bdevin@mail.wzu.edu.tw, ccfwu@mail.wzu.edu.tw, d96005@mail.wzu.edu.tw**

**摘要**

數學學習成效與學生之數學理解能力與專注度有很大的關係，但因每個人在思考數學時的腦波有差異化，所以本研究提出遺傳演算法以自動方式找出每位學習者在數學理解力與專注力的腦波的變化率權重關係，另本研究藉此個人腦波的權重關係，完成一個自動點選與篩選背景音樂的系統，透過這個系統可以自動判讀哪一個背景音樂可以有效提升個人數學理解力與專注力等，此個人化背景音樂將有助於訓練學習者提升數學理解力，並探討腦波影響學習數學理解力的程度。

**關鍵字:** 腦波特徵分析, 遺傳演算法, 腦波訊號辨識

1. **簡介**

有關大腦認知功能的探討，在各種心生理測量儀器的進步下，使得這方面的研究更為多元與完整，其中以腦波(electroencephalogram，簡稱EEG)具有可以直接測量腦部活動的特性，可幫助我們了解大腦神經與認知功能表現([1]-[2])。近期有關透過EEG腦波儀器偵測學習者在進行學習活動時腦波的變化研究情況如下([3]-[5])，探討國民中學學生在做數學幾何試題的解題過程對腦波變化率之影響，但只探討β波在數學學習力方面的腦波變化，並沒有考慮其他腦波變化率(例如α和θ波)，並且沒有探討學生所處之外在環境的影響。音樂治療能使α波能量上升，專注力不集中的情況也能獲得改善，所以營造一個音樂背景的學習環境，不僅能提供治療的效果，也能夠對專注力帶來改善。

許多研究([6]-[8])發現腦波特徵的變化與專注力集中程度息息相關，α、β、θ波的振幅、頻率的變化都可直接呈現不同的專注力程度。發現α 波減少及θ 波的增加對工作負荷及專心有明顯的相關，當受測者專心於心算的測驗時，其α波的振幅比平時較為減少，且當θ波及低頻β 波的增加，對於專注力集中、記憶力增加有明顯的提升效果。

本研究的主要目的是針對不同的學習者的腦波變化率，透過遺傳分類方法自動方式找出每個學習者的理解力與專注力與腦波頻率的權重關係，針對每個人的理解程度與專注程度，因為每個人腦波之差異，找出腦波頻率的權重關係有助於建立個人化情境學習環境，達到提升對數學的理解力與專注力。並且本研究透過透過背景音樂的影響，建立個人化情境學習環境，完成一個自動點選與篩選背景音樂的系統，透過這個系統可以自動判讀哪一個背景音樂環境可以有效提升數學理解力與專注力等。

1. **腦波訊號自動分類方法**

本研究提出一個遺傳演算法作為腦波分類的方法，透過遺傳演算法找出腦波資料中適合的分類個數,遺傳演算法如下所述,遺傳演算法包括有初始階段和一連串地迴圈，每一次的迴圈包括有複製階段、交換階段與突變階段。在初始階段中，假設共有*m*個腦波訓練向量，每個向量有*q*個特徵，如下,,我們必須從這些*m*個腦波向量中分類出幾個重要的腦波訊號代表,並同時找出每個特徵的權重關係,在初始階段遺傳演傳法,以隨機方式產生出N條位元字串,每條位元字串代表一個染色體,每條位元字串的長度為*m*個位元,當位元=1時表示相對應的腦波訓練向量為初始種子並產生出一個群聚,也就是說,如果位元字串包含有k個位元為1時,代表該位元字串會產生k個群聚,每個群趣的中心點即為腦波代表向量。

在複製階段中, 最重要的是定義每條位元字串的適應度函數(fitness function),假設字串,, 假設  中含有r個bit=1, 則其他bit=0的訓練樣本依照距離(Euclidean distance)遠近進行歸類到r個群聚中，歸類完後即會產生r個群聚, ,,則群聚中心 並且群聚中心為, 則適應度函數定義為:

 (1)

適應度越高的位元字串在下一代被複製的機率越高。

在交換階段，每次交換的過程是以隨機的方式挑選多組的兩條位元字串,再隨機產生兩個切割點,我們將兩條位元字串在兩個切割點區域範圍的位元進行交換,就完成一次交換過程，交換階段所代表的意義是交換兩條位元字串的部分解，這對於遺傳演算法找到最佳解是有幫助的。在突變階段,隨機挑選許多位元字串進行突變,方法是以一個機率隨機挑選幾個位元,然後將位元“0”轉成“1”(或將“1”轉成“0”)。在遺傳演算法第一階段中,適應度最高的位元字串即是分類的結果，假設我們得到*u*個群聚,,則群聚中心,最為輸出。

1. **腦波特徵加權方法**

本研究提出透過遺傳演算法找出腦波間不同頻率特徵的權重關係,此權重關係將被利用來建立個人化的背景音樂情境學習環境。遺傳演算法的地是找出一組權重向量使得*u*個群聚,,的每個群聚可以更緊密, 假設且其中群聚包含有個訓練樣本,且, 接著在初始階段是定義字串的組成,因為腦波向量是由一個*q*個特徵組合的向量,所以每條字串都是由*q*個權值所構成，, 且。

在複製階段中,適應度函數定義如下, 假設字串 則適應度函數定義為:

 (2)

在(2)中, 每一個屬於群聚的樣本都去計算與其所屬群聚的中心點的距離,如果群聚越緊密,表示該群聚的中心點更能代表中的每一個樣本, 則權重向量 為腦波的特徵權重向量,在(2)中適應度越高的位元字串在下一代被複製的機率越高。

在交換階段，以隨機的方式挑選兩條位元字串的兩個切割點區域範圍的權重值進行交換,就完成一次交換過程，在突變階段,隨機挑選許多權重值進行突變,方法是隨機產生一個值0<θ<1,則突變計算如下:

 (3)

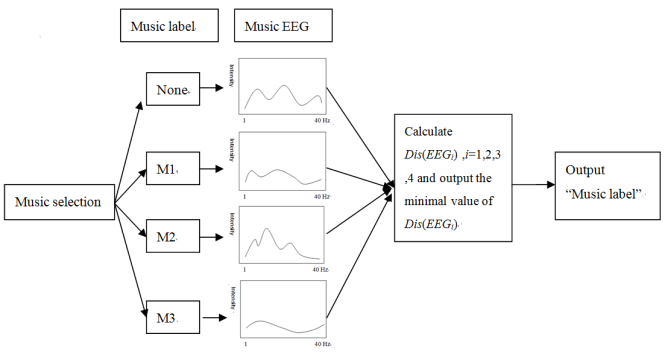
1. **個人化背景音樂環境設計**

建立個人化背景音樂環境的目的是探討當測試者在不同的背景音樂環境的腦波變化影響，是否可以有效提升測試者的數學理解力與專心度。首先我們必須找出何謂在高數學理解力與高專心度情況下的腦波與腦波頻率特徵加權,本研究的做法是讓多個測試者透過腦力數學測驗，測試出每一個人的數學能力的差異性,並依照成績高低擷取前20%高分數測試者的腦波資訊,將這些腦波資訊當成訓練樣本輸入到腦波訊號自動分類方法中,假設自動找出*u*個群聚,則這些*u*個群聚中心向量,, 即是定義為高數學理解力與高專心度情況下的“最佳腦波”資訊,接著我們再將這些*u*個 ,其中腦波資訊透過腦波特徵加權方法找出腦波頻率的加權特徵 。

個人化背景音樂環境設計概念是事先產生數個背景音樂，包括測試者平常喜歡的音樂,M1和M2,與隨機挑選的音樂M3,如圖1所示, 其中 “None”表示在安靜環境底下情況,接著測試者開始進行事先安排好的數學測驗題目,背景音樂輪流播放M1,M2與M3, 每次播放一段30分鐘時間, 並且同時監看與紀錄測試者腦波資訊,其中,最後將不同背景音樂的腦波訊號透過權重與訊號計算差異值如下:

,  (4)

則有最小差異值的的背景音樂即是定義為該背景音樂最適合使用者學習數學的背景音樂。



**圖1. 個人化背景音樂環境設計概念**

1. **實驗結果**

本研究採用快速傅立葉轉換（Fast Fourier transform）軟體，將大腦前列腺該點所產生的腦波訊號轉換成1Hz-40Hz腦波功率，傅立葉變換是一種線性的積分變換，常在將信號在時域（或空域）和頻域之間變換時使用，取樣頻率為512取樣率，取512點作快速傅立葉轉換，可以得到1Hz-40Hz腦波功率向量，本研究將1-40Hz每隔4Hz的區域切割成10個區域，每個區域的頻率加總後，每個腦波可以得到10個特徵向量，另外本研究所使用的數學題目來自腦力數學測驗(http://www.morningrefresh.com/iq/category/12/)，共有5位訓練者在安靜情況下產生5320個訓練樣本,透過遺傳演算法自訓練樣本中得到13個最佳腦波訊號與一組權重向量，另外10位測試者使用兩組數學題組,A與B,以測試個人化背景音樂環境系統自動選取出背景音樂的相同比率關係,則5位訓練者在數學題組A與B尋找出相同背景音樂比例有4人,另外10位測試者在數學題組A與B尋找出相同背景音樂比例有8人,我們可以得到個人化背景音樂環境系統自動選取出背景音樂的正確率約80%以上。

1. **結論**

本研究提出一個建置個人化背景音樂環境有助於協助學習者提升數學理解力與專心度，並探討腦波影響學習數學理解力的程度,在個人化背景音樂環境設計方法中,我們提出一個遺傳演算法作為腦波分類的方法以找出數學理解力與專心度最佳的腦波資訊，透過腦波分類方法也可以自動找出最佳腦波的個數,並透過所提出的腦波特徵加權方法,可以將每個最佳腦波的特徵透過加權方式使得最佳腦波可以更有效突顯特徵,由本研究實驗中可以得到個人化背景音樂環境設計可以有效找出適合個人的最佳背景音樂。

**致謝**

本論文為行政院科技部計畫之相關成果，計畫編號105-2511-S-160 -002 -。

**參 考 文 獻**

1. Petrantonakis, P. C., & Hadjileontiadis, L. J. (2010, August). " Adaptive extraction of emotion-related EEG segments using multidimensional directed information in time-frequency domain". In 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology (pp. 1-4). IEEE, 2010.
2. Lin, Y. P., Wang, C. H., Wu, T. L., Jeng, S. K., & Chen, J. H. " EEG-based emotion recognition in music listening " : A comparison of schemes for multiclass support vector machine. In Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009. ICASSP 2009. IEEE International Conference on (pp. 489-492). IEEE, 2009.
3. Singh, B., Mishra, S., & Tiwary, U. S. "EEG based biometric identification with reduced number of channels ". In 2015 17th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT) (pp. 687-691). IEEE, 2015.
4. Chakroborty, S. "Accurate Arrhythmia classification using auto-associative neural network". In 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (pp. 4247-4250). IEEE, 2013.
5. Murugappan, M., Nagarajan, R., & Yaacob, S. "Comparison of different wavelet features from EEG signals for classifying human emotions ". InIndustrial Electronics & Applications, 2009. ISIEA 2009. IEEE Symposium on(Vol. 2, pp. 836-841). IEEE, 2009.
6. Pfurtscheller, G., and Klimesch, W. “Functional topography during a visuoverbal judgment task studied with event-related desynchronization mapping,” Journal of Clinical Neurophysiology (9:1), 1992, pp. 120-131.
7. Prinzel, L. J., Pope, A. T., Freeman, F. G., Scerbo, M. W., and Mikulka, P. J. “Empirical analysis of EEG and ERPs for psychophysiological adaptive task allocation,” NASA Technical Report, 2001.
8. Mecklinger, A., Kramer, A. F., and Strayer, D. L. “Event related potentials and EEG components in a semantic memory search task,” Psychophysiology (29), 1992, pp. 104-119.