

陳灯能、蘇柏銘 (2015),『結合腦波分析與內容導向過濾為基礎的文章推薦系統』,《中華民國資訊管理學報》,第二十二卷,第二期,頁 141-170。

結合腦波分析與內容導向過濾為基礎的 文章推薦系統

陳灯能*

國立屏東科技大學資訊管理學系

蘇柏銘

國立屏東科技大學資訊管理學系

摘要

推薦系統是一種基於使用者紀錄或偏好進行資料收集及分析,藉此分析結果逕行主動式資訊推薦的資訊系統,推薦系統在提昇個人化資訊服務品質上扮演重要的角色。傳統上推薦系統的設計著重於將資料庫中使用者的相關記錄進行分析,也因此衍生出內容導向、協同導向等不同演算法為基礎的推薦系統,在神經資訊學中,則是認為資訊系統的開發可以結合神經科學的理論與工具,以更貼近人類認知行為模式來開發資訊系統,也因此本研究嘗試將使用者的腦波訊號納入推薦系統的演算法設計之中,期望能提供更貼近使用者偏好的推薦服務。腦波是一種生物訊號,是人們大腦在進行某種活動時自然產生的一種訊號,可透過腦電波儀進行量測。本研究首先以實驗法收集受測者腦波訊號與其興趣偏好資料,並利用類神經網路建立腦波與使用者偏好之間的關聯模型,進而以此關聯資訊為核心,開發一套結合腦波與內容導向資訊過濾為基礎的文章推薦系統,最後並以實驗法驗證本推薦系統的推薦精準度。研究結果發現,本研究所開發的文章推薦系統能確實提昇推薦精準度,也證明了腦波能夠有效的被利用在推薦系統的設計上。

關鍵詞: 腦波、神經資訊學、文章推薦系統、內容導向過濾、類神經網路

* 本文通訊作者。電子郵件信箱: dnchen@mail.npust.edu.tw
2014/06/10 投稿; 2014/07/22 修訂; 2014/11/12 接受

Chen, D.N. and Su, P.M. (2015), 'A document recommendation system based on content-based filtering and brainwave', *Journal of Information Management*, Vol. 22, No. 2, pp. 141-170.

A Document Recommendation System Based on Content-based Filtering and Brainwave

Deng-Neng Chen*

Department of Management Information Systems, National Pingtung University of Science and Technology

Po-Ming Su

Department of Management Information Systems, National Pingtung University of Science and Technology

Abstract

Purpose— Recommender system is an information system that can recommend the most appropriate information to the user. In a recommender system, the user's logs and preferences are collected and analyzed to figure out the user's profile that can be used to develop the system. Brainwave is a kind of biological signal that can be used to indicate different mental condition of a human. In this research, we applied the brainwave information to identify the attention level of the experimental subjects to design and implement a document recommender system.

Design/methodology/approach— We applied electroencephalography (EEG) to collect the brainwave information, and the association model between users' brainwaves and preferences were constructed by neural network. In advance, the brainwave-preference model was applied to develop a document recommender system. We have also conducted an experiment to evaluate the effectiveness of our recommender system.

Findings— The results show that the recommender system based on brainwave-preference model has better recommendation precision rate than the traditional content-based recommender system. Brainwave can play an important role in the development of recommender systems.

* Corresponding author. Email: dnchen@mail.npust.edu.tw
2014/06/10 received; 2014/07/22 revised; 2014/11/12 accepted

Research limitations/implications—Due to the limitation of unstable brainwave information collected in the experiment, it is difficult to request the experimental subjects to read more documents as the training data, and effective experimental samples are also limited. By the advance of EEG and neuroscience, the measuring of brainwave will be getting more precise and stable and the development of brainwave-based information systems will be more feasible.

Practical implications—We have designed and implemented a brainwave-based recommender system in our research. The system architecture can be used in the developments of other information systems, such as merchandises recommender systems in e-stores. With the advance of wearable technology, the EEG will be getting more popular, and more brainwave-based information systems will be developed and applied.

Originality/value—We have highlighted a new research direction to design the recommender systems based on brainwave. With the development of NeuroIS, the applications of neuroscience in information systems research is getting popular. Our research provides a new methodology to design a brainwave-based information systems, and it is contributive to NeuroIS.

Keywords: brainwave, NeuroIS, document recommender system, content-based filtering, neural network

壹、緒論

隨著網際網路相關應用大量的普及，快速成長的網路資料、文件已經成為使用者在閱讀網路資料時最大的困擾之一，形成所謂資訊過載的問題。資訊過載意即人們被許多資訊所環繞包圍，然而卻無法迅速找到自己所需要的資訊，必須浪費大量的時間在巨量資料當中尋求自己所需要的資訊，造成使用者的困擾 (Blair 2010; Doomen 2009)，也因此，資訊擷取與資訊過濾相關的技術相繼受到重視。資訊擷取是透過使用者輸入一個或多個有關於所需項目的關鍵字後在資料庫當中尋找符合關鍵字的項目，最終將符合關鍵字的項目傳遞回給使用者瀏覽；資訊過濾則是經由使用者的瀏覽紀錄、偏好紀錄等為依據，建立使用者偏好模型，之後比對所有產品與使用者偏好之間的相似性，進而選取相似性較高的項目反饋回給使用者瀏覽，兩者都是的目的都在於減少不必要的資訊產生。推薦系統是以資訊過濾為基礎衍生出來，大致上又分為三種：內容導向、協同導向、混和式導向 (Balabanović & Shoham 1997)。其中內容導向為根據個人的瀏覽紀錄建立一個使用者偏好模型，從而比對所有產品與使用者偏好之間的相似性，並選擇相似性較高的項目反饋回使用者；協同導向則是計算出所有使用者偏好後，比對所有使用者與使用者之間的相似性進行群集分析，產生具有相同偏好的群組後在每個群集裡面選擇瀏覽次數最高者作為推薦項目，反饋回給群組內的所有使用者；混和式導向則利用權重的大小在不同的時間使用內容導向或者協同導向，亦或者同時使用但以權重來讓推薦清單較為偏向其中一個。在缺點方面，內容導向容易造成使用者負擔、協同導向則需要大量資料才能有效分析、混合式則在設計上較為複雜 (Shih & Liu 2008)。

傳統上不論是哪一種推薦服務，在系統設計上都必須仰賴使用者在電腦上曾經留下的蛛絲馬跡，例如購買記錄、瀏覽記錄等，才能有效的分析其偏好模式，進而提供資訊推薦服務。然而，隨著相關感測器的取得日漸容易，我們已經能夠藉由一些感測設備直接測量到人體的狀況，並評估其心理狀態，這些感測器所測得的數據直接反應受測者當時的生理、心理狀態，對於受測者的偏好模式的建立有相當大的幫助。Chang 等 (2010) 便利用血壓、心跳等感測器判斷使用者當下的情緒，並進而依照不同的情緒推薦合適的音樂給使用者，使得聽音樂這件事情變得相當的客製化並能提昇使用者滿意度。

在各種有關於人體的感測設備中，由於大腦掌管人類所有的認知行為，也因此對於大腦的感測特別受到研究者的注意，結合神經科學與及資訊系統所創建出來的新領域神經資訊系統 (neuro-information-systems; NeuroIS)，受到資訊領域相關學者的重視 (Liang 2012; Brocke & Liang 2014)。資訊學者嘗試與腦神經科學家

合作，利用不同的大腦活動量測設備，例如功能性磁振造影（functional magnetic resonance imaging; fMRI）、正子電腦斷層造影（positron emission tomography; PET）、腦電波儀（electroencephalography; EEG）等收集受測者的大腦認知訊號，並以此進行資訊系統相關研究。

相較於其他設備，腦電波儀相對上較為輕巧，使用者如同戴上耳罩式耳機一般，較不會產生負擔及干擾。此外，腦電波儀價格低廉且方便取得，而且它能夠在受測者一邊執行某項工作一邊量測其大腦反應，也因此受到部分學者的歡迎（Kuan et al. 2014）。腦電波儀可以偵測腦波數據，腦波是一種腦部活動時所散發的微電波變化，在經過後續學者研究後將腦波共分類為 α 、 β 、 δ 、 θ ...等波段，且各自波段皆具有不同意義存在如 α 波段為代表受測者處於放鬆的狀態， β 波段為則是代表專注等（Michel et al. 1993）。由於腦波訊號能夠反應出大腦的專注狀態，因此本研究嘗試以此腦波資訊為基礎，針對受測者處於專注或放鬆狀態，建立受測者腦波與偏好之間的關聯模型，並以此為基礎建立使用者輪廓開發文章推薦系統，系統可以由腦波訊號得知受測者對文章的偏好，並推薦相關文章給予閱讀的推薦系統。本研究主要分成兩階段進行，首先，本研究利用腦電波儀取得受測者閱讀文章時腦波變化數值與及受測者對於文章的主觀偏好評價，並利用類神經網路分析腦波與偏好資訊之間的關聯；其次，透過類神經網路所訓練出來的模型，結合內容導向方法開發文章推薦系統，並以實驗評估文章推薦服務的準確度。本研究提出了一套整合腦波資訊於推薦系統上的設計方法，研究將可為後續神經資訊學中的腦波相關應用研究提出參考。本文的第貳節為相關文獻探討，主要分為腦波與神經資訊學、推薦系統兩大部分；第參節提出兩階段的實驗系統架構，分別是第一階段的腦波與偏好關聯模型分析系統及第二階段的文章推薦系統；第肆節說明實驗設計與流程；第伍節則是陳述實驗數據的分析過程與結果；第陸節說明結論、研究限制與未來研究方向。

貳、文獻探討

本研究之目的主要在開發以腦波及內容導向為基礎之文章推薦系統，本研究利用類神經網路歸納腦波與閱讀者偏好之關聯，並以腦波與使用者偏好之間的關聯模型為基礎建立文章推薦系統，因此主要參考文獻包括腦波與神經資訊學及內容導向推薦系統，分別說明如下。

一、腦波與神經資訊學

生物訊號是一種基於人體生理反應的回饋，再經由特殊儀器的感測而取得的一種訊號，生物訊號分為許多種類，最為常見的如血壓、心跳...等經常運用在醫

學界的生理訊號。而在 19 世紀末由德國科學家 Hans Berger 發現人類頭皮層可以偵測到不間斷的微電波活動，將其記錄成表並命名為腦電波圖 (electroencephalogram, 簡稱 EEG) (Pizzagalli 2007)。腦電波 (或簡稱腦波) 的發現使得醫學界的學者感到相當的興趣，並且開始有大批的學者進行腦波相關研究，如腦波的頻率有何意義存在、腦波與人類的認知行為關係等，基於過去研究的基礎，大致上將腦波可以分類為 Delta、Theta、Alpha、Beta、Gamma 波，各別代表著一種腦波頻率。這五種腦波頻率並非可以穩定的持續出現且被量測，特別是相鄰類型的腦波更是常常相互交錯的出現在腦電波圖中，也因此不同的學者對於這五種腦波頻率範圍的定義會有些許的誤差，本研究彙整在不同學者的研究中各種腦波頻率所代表某種特殊的人類認知活動，整理如表 1。

表 1：腦波頻率及其代表意義

類型	頻率範圍	意義	相關文獻
Delta	1Hz ~ 4Hz	無意識、深度睡眠且沒有作夢時。	Wang (2010)
Theta	4Hz ~ 8Hz	夢境或冥想時，屬於潛意識的波，能觸發深層的記憶和情緒。	Wang (2010)
Alpha	8Hz ~ 13Hz	專注力下降、身體放鬆、神遊四方、放空、閉眼但清醒時。	Gerrard 與 Malcolm (2007)
Beta	13Hz ~ 30Hz	專注於思考、推理，注意力集中在外在的感官世界刺激上，或是壓力大、心情緊張、不自在、憂慮等。	Rangaswamy 等 (2002)
Gamma	36Hz ~ 44Hz	提高意識專注在某件事情，特別出現在人腦受到多重刺激時 (例如同時受到聽覺、視覺的刺激)，或是與短期記憶相關的認知行為。	Hughes (2008)

資料來源：Pizzagalli (2007) 及作者彙整

腦波在近年來逐漸受到資訊科技領域學者的關注，特別是在神經資訊學 (NeuroIS) 日益受到重視之後，各種相關的研究也愈來愈多 (Liang 2012; VomBrocke & Liang 2014)。神經資訊學一詞由 Dimoka、Pavlou 與 Davis (2007) 所提出，並被定義為是一種應用認知神經科學的理論、方法及工具於資訊系統的研究。神經資訊學利用神經科學 (neuroscience) 及神經生理學 (neurophysiology) 的理論與工具，協助研究者瞭解資訊系統的開發與使用問題，探討資訊系統對使用者所產生的影響，並能協助發展新的理論去探討資訊科技相關的使用者行為 (Riedlet al. 2010a)。

在神經資訊學的發展中，有許多傳統的神經科學常用的研究方法被引用進來，其中最受到資管領域學者重視的方法，則包括大腦造影 (Brain imaging) 及心理生理量測 (Psychophysiological measurement) 兩大類 (Liang 2012)。大腦造影主要應用在確認大腦的活動與特殊工作任務之間的關聯，主要的研究工具包括腦電波儀 (EEG)、正子電腦斷層造影 (PET) 及功能性磁振造影 (fMRI)；心理生理量測包括常見的生理指標對於受測者心理受到刺激時所產生的反應，例如心跳、血壓、皮膚電反應 (GSR)、瞳孔擴張反應等。神經資訊學的發展主要有五個目的，包括可以用來強化現存的資管理論、發展新的資管理論、強化資訊系統的設計、評估資訊系統的設計、提供更好的測量方法 (Liang 2012)。

目前已經有許多神經資訊相關的研究被發展出來，例如 Dimoka (2010) 利用 fMRI 來測量在資訊交換的過程中，受測者的信任與不信任態度在大腦中的造影反應；同樣是利用 fMRI，Riedl、Hubert 與 Kenning (2010b) 則是比較消費者對於 eBay 上網路賣家的信任度，在此研究中特別利用 fMRI 來比較男性與女性在面對網路賣家時大腦活動的差異。相較於 fMRI，腦電波儀也被應用在許多資管的研究中，例如 Kuan 等 (2014) 利用腦波來研究在團購過程中，不同資訊類型所帶來的影響；腦波相關的構面也被拿來作為科技接受模式中認知有用性及認知易用性的前置因子，用以探討受測者對於資訊系統接受意圖的影響，對於廣被使用的科技接受模式提供另一層次的思考 (de Guinea et al. 2014)；腦波也被拿來測量虛擬團隊中成員的認知差異所導致的團隊績效不彰問題 (Minas et al. 2014)；在使用資訊系統的過程中，情緒因素扮演了相當重要的角色，而腦波也用來當做情緒量測的工具 (Gregor et al. 2014)。

二、內容導向推薦系統

內容導向資訊過濾 (Content-Based Filtering) 是利用產品的特徵值當作依據，並且根據歷史紀錄來得知使用者曾經買過或看過的產品，依據這些產品之屬性值計算出該使用者的使用者偏好輪廓，最後比對使用者偏好與其他產品之間的相似性，選取相似程度最高的幾個產品當作推薦項目傳遞回給使用者 (Balabanović & Shoham 1997)。產品特徵值的採用從整個研究歷史上分為幾個不同的部分，如最早的内容導向認為利用產品的一些屬性例如類型、價格...等來計算使用者偏好可以得到良好的效應。但後來由於網路的發展迅速，音樂、小說...等較為多媒體化的產品越來越多，而這類的產品如果使用屬性當作依據的化較為不適合，有些學者認為這類產品它的內容更加重要，如小說的內文、音樂的旋律...等這類產品內容對使用者的影響比產品屬性的影響更甚，因此就小說來說可以使用關鍵字相似性 (keyword matching) 的概念，利用語意分析技術將一整篇的文章分析成有意義的

詞語，計算每一個詞語在每篇文章出現的次數作為該詞語的權重，從而可以得知整篇文章的向量空間模型（vector space model; VSM）（Liang et al. 2008）。計算公式通常會採用詞頻公式（term frequency-inverse document frequency; TF-IDF）如公式 1，之後透過這文章之間的向量空間來計算彼此間的相似性，最後將相似性最高的幾個項目做為推薦項目給使用者（Pazzani & Billsus 2007）。

$$\text{TF-IDF}(t_k, d_j) = \underbrace{\text{TF}(t_k, d_j)}_{\text{TF}} \cdot \underbrace{\log \frac{N}{n_k}}_{\text{IDF}} \quad (\text{公式 1})$$

上列公式當中 t_k 為詞語， d_j 為文章 j ， $\text{TF}(t_k, d_j)$ 代表著詞語 k 在文章 j 出現次數， n_k 為詞語出現在所有文章中的次數， N 為文章數量。經由上述公式可以知道若一個字在一百篇文章中出現了一百次時它的詞頻將會是 0，藉此可過濾些無意義又常出現的詞語。而文章的向量空間係用於與使用者偏好進行比對而建立的，使用者偏好則是根據使用者的瀏覽紀錄或購買紀錄中所有文章的詞頻所組合而成的向量空間模型，使用者偏好與文章之間的相似性採用餘弦相似公式來計算，其公式如下：

$$\text{sim}(u_i, d_j) = \frac{\sum_k W_{ik} * W_{jk}}{\sqrt{\sum_k W_{ik}^2} * \sqrt{\sum_k W_{jk}^2}} \quad (\text{公式 2})$$

上列公式 2 中 W_{ik} 為使用者偏好中 k 詞語的詞頻， W_{jk} 為文章中詞語 k 的詞頻，經由該公式可得知所有文章與使用者偏好之間的相似為何，並選取較高的幾篇文章作為推薦項目反饋為給使用者，這便是內容導向推薦系統的運作概念，其系統架構如圖 1 所示（Balabanović & Shoham 1997; Brusilovsky et al. 2007; Salton 1989）。

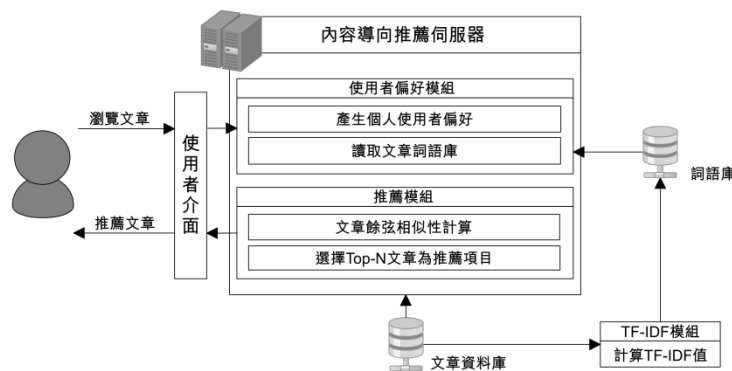


圖 1：內容導向式推薦系統架構圖

內容導向式的推薦技術已經被大量的實際應用在網路賣場上，許多相關的研究也陸續被提出，Bobadilla 等（2013）針對推薦系統做過完整的回顧性研究，其中特別提到內容導向式推薦方法的兩個主要問題，首先是受限制的內容分析技術，指的是研究者很難從不同的內容（影像、聲音、文字等）中擷取出可靠的資訊，這樣的問題可能會降低推薦結果的品質；其次則是過度特定化的問題，意指推薦系統依賴使用者所定義的偏好資訊來提供推薦服務，因此推薦內容侷限於已知使用者偏好的特定內容，這樣的結果卻也可能讓使用者無法得到目前未知但卻符合其偏好的內容。本研究透過腦波分析技術，直接從受測者的腦波分析結果得到其偏好，期望能夠提供內容導向式推薦系統相關研究一個新的研究方向。

參、系統架構

本研究分成兩個階段進行，第一階段主要利用類神經網路建立受測者腦波與閱讀偏好之間的關聯模型，第二階段則是以第一階段之結果開發文章推薦系統，並進行推薦準確度評估。本研究採用的腦波擷取設備為 NeuroSky¹公司的 Mindwave 腦電波儀，該設備為單點式 EEG 設備，具有價格便宜、設備輕便的優勢，使用者在使用該設備時如同戴上耳罩式耳機，不會產生太大的負擔，讓受測者較為輕鬆能呈現自然反應。以下分別說明兩階段實驗所設計之系統架構。

一、腦波與偏好關聯模型分析系統（實驗一）

本研究之實驗一主要目的為建立腦波訊號（專注值）與偏好之間的關聯模型，因此透過一個實驗網站來蒐集受測者在閱讀文章時的腦波資料以及對文章的主觀偏好評分，並進行類神經網路訓練藉此建立腦波與偏好之間的關聯模型，圖 2 為實驗系統一之系統架構圖。

主要系統模組說明如下：

（一）文章閱讀模組

文章閱讀模組為參考目前較為知名的文章閱讀網站如天下雜誌、商業週刊的外觀與流程進行設計，減少因網站差異性問題而造成的不良影響。並且加入追蹤模組，追蹤使用者進入、離開頁面的時間、文章編號及使用者編號等資料，主要目的在於抓取使用者閱讀文章期間的腦波資料。為了確認使用者對於文章的感受，本研究也建立了文章評分模組，評分的標準為五尺度量表：非常有興趣、有興趣、普通、沒有興趣、非常沒有興趣，透過使用者對於文章的評分結合使用者閱讀文章期間腦波資料，本研究將可以進行類神經網路訓練。

1 NeuroSky: <http://www.neurosky.com.tw/>

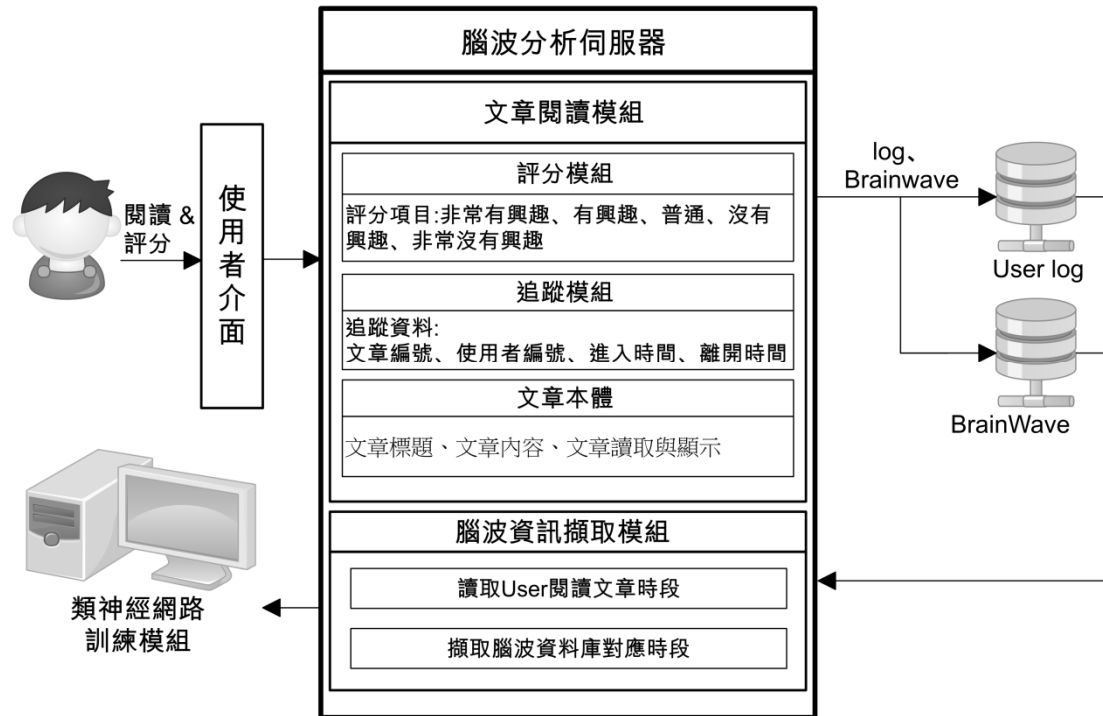


圖 2：腦波與偏好關聯模型分析系統架構圖

(二) 腦波資訊擷取模組

本實驗所採用的腦電波儀透過藍牙訊號將腦波資料傳輸至電腦後，藉由 C# 所開發應用程式接收由腦電波儀所傳送過來的腦波資料。目前實驗中能取得的資料有：時間、專注值、冥想值、theta、delta、alpha、beta、gamma，專注力以及冥想值是由設備廠商藉由腦波原始訊號進行分析所得的數據，範圍為零到一百，之後本研究為了使之與網站能夠進行溝通將其轉化成 XML 格式且記錄成檔。上述腦波資料擷取流程為圖 3 所示：

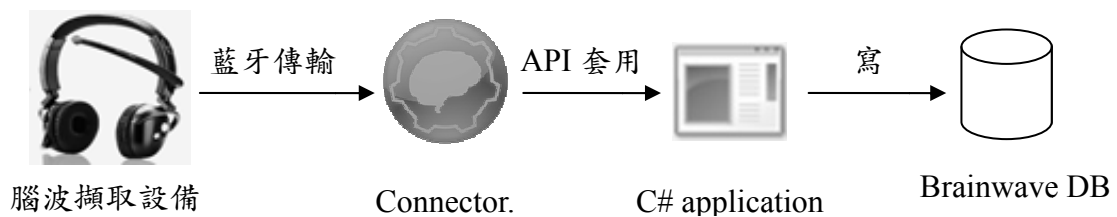


圖 3：腦波擷取流程圖

(三) 類神經網路訓練模組

類神經訓練模組最主要的目的是藉由類神經網路將腦波資料進行分類，建立腦波與受測者偏好之關聯模型，之後利用已訓練完成的類神經網路運用在預測實驗二中受測者已讀文章中有興趣的部分，詳細流程如圖 4 所示。本研究類神經網路程式的撰寫參考 Weka² 平台上所提供的程式碼，逕行改寫後並與其他自行撰寫的程式模組整合。

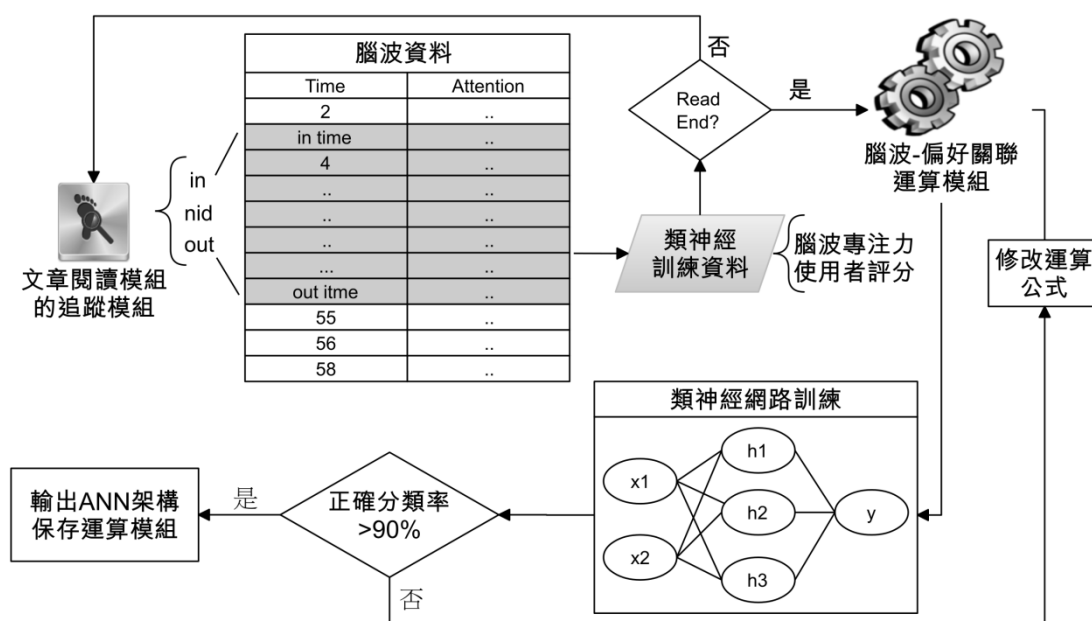


圖 4：類神經網路訓練模組

為達成以上目標將進行下列步驟：

1. 從追蹤模組中取得所有受測者閱讀文章時開始與結束的時間點，之後在腦波資料庫當中擷取時間內的腦波專注值。
2. 腦波專注值透過腦波與偏好關聯運算模組轉換成一個或多個值，由於每位受測者閱讀文章時間長度不一致，而在同一類神經網路當中輸入值是固定的，因此必須將受測者的腦波專注值轉化成固定一個或多個值作為類神經網路的輸入值來進行類神經網路訓練，詳細的轉換公式描述於本文第五章實驗數據分析。
3. 當腦波專注值經由腦波-偏好關聯運算模組轉化成一個或多個值之後將進行類神經網路訓練，而本研究的類神經網路採用多層感知器 (Multilayer

2 Weka 平台：<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

perceptron, MLP) 來做為本研究的類神經網路。多層感知器分為三個層級：輸入層、隱藏層、輸出層。在本研究當中輸入層的資料來自於經腦波-偏好關聯運算模組轉換腦波資料後所取得的數值，且將隨機設定權重連結與門檻值之初始值，之後輸入值透過連結權重計算所有隱藏單元節點，公式如公式 3、公式 4：

$$h_k = \frac{1}{1 + \exp(-net_k)} \quad (\text{公式 3})$$

$$net_k = \sum_i W_{ik} x_i - \theta_k \quad (\text{公式 4})$$

上列公式中 h_k 代表第 k 個隱藏節點的輸入值， net_k 則是第 k 個隱藏節點的加權乘積和， W_{ik} 為輸入節點 i 與隱藏節點 k 間的連結權重， X_i 為輸入節點 i 的輸入值， θ_k 為第 k 個隱藏節點的門檻值。經由上述公式將計算出所有隱藏節點輸入值，而在最終計算輸出值時採用公式 5、6，僅改變權重連結為 W_{ki} 與門檻值 θ_j 。公式中， δ_k 代表隱藏單元 k 與輸入層的誤差量，目的在於計算所有指向隱藏單元 k 的連結權重修正值， W_{ki} 是輸出單元 j 與隱藏單元 k 的連結權重， η 為學習率。門檻值的修正公式如公式 7。

$$\delta_k = (\sum_j \delta_j W_{kj}) \cdot h_k \cdot (1 - h_k) \quad (\text{公式 5})$$

$$\Delta W_{ik} = \eta \cdot \delta_k \cdot x_i \quad (\text{公式 6})$$

$$\Delta \theta_k = -\eta \cdot \delta_k \quad (\text{公式 7})$$

經由上述公式可以知道在初始計算時所得到的輸出值有極大的機率與期望輸出值不符合，因此必須將權重連結及門檻值進行一些調整，首先計算輸出層差距量與隱藏層差距量分別用於權重連結的修正，計算公式如公式 8、公式 9：

$$\delta_j = (t_j - y_j) \cdot y_j \cdot (1 - y_j) \quad (\text{公式 8})$$

$$\delta_k = (\delta_j \cdot W_{kj}) \cdot h_k \cdot (1 - h_k) \quad (\text{公式 9})$$

上述公式中 δ_j 是輸出單元 j 的差距量、 δ_k 是隱藏單元 k 的差距量， t_j 為第 j 個期望輸出值、 y_j 為第 j 個輸出節點的輸出值。藉此差距量來分別計算輸入層與隱藏層之間的權重連結以及隱藏層與輸出層之間的權重連結，修正公式如公式 10、公式 11：

$$\Delta W_{kj} = \eta \cdot \delta_j \cdot h_k \quad (\text{公式 10})$$

$$\Delta\theta_k = -\eta \cdot \delta_j \tag{公式 11}$$

上列公式中 η 為學習率，透過差距量、隱藏單元與學習率的乘積和來修改原本的權重連結，藉此有效的改進隱藏層的權重連結使得下次計算的結果可能會更加接近期望輸出值。而在輸入層與隱藏層之間權重連結的修改公式在原理與目的與上列公式相同。

經由權重連結、門檻值的反覆修正類神經網路將有可能收斂至將輸出值與期望值誤差小於 0.01，此時的類神經網路代表著能夠將資料進行正確的分類，最終便可以運用於預測未知分類的資料當中。當多層感知器能有效的分類且正確率大於 90% 以上將終止訓練且輸出權重連結值、門檻值、多層感知器架構以及保留腦波-偏好關聯運算模組以供實驗二使用。

二、基於腦波與偏好關聯模型之文章推薦系統（實驗二）

實驗一的結果可以建立使用者的腦波與偏好關聯模型，該模型中類神經網路能夠將腦波資訊有效的進行文章偏好的分類，在實驗二中則是以該類神經網路所建立的腦波-偏好關聯運算模組為基礎建立文章推薦系統，用於將受測者已閱讀文章進行分類，並且僅採用使用者有興趣的項目來建立使用者偏好輪廓，之後進行相似性計算且推薦相似性最高的五篇文章做為推薦清單給使用者，實驗二之文章推薦系統架構圖如圖 5 所示。

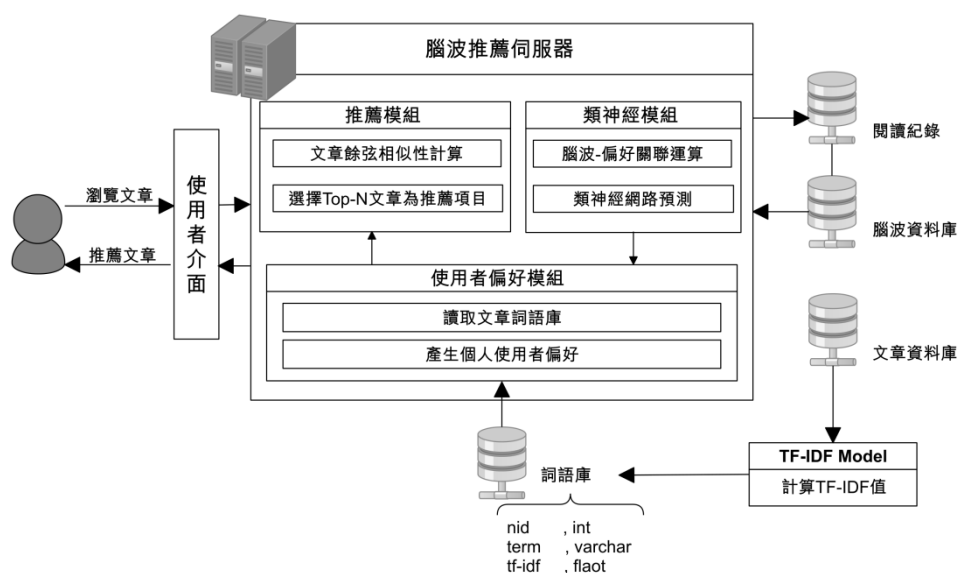


圖 5：基於腦波與偏好關聯模型之文章推薦系統架構圖

各模組說明如下：

(一) 類神經預測模組

類神經預測模組首先透過追蹤模組取得時間、文章編號，之後從腦波資料庫中取得時間內的腦波專注值，且經由實驗一最終所保留的腦波-偏好關聯運算模組將腦波專注值轉換成類神經網路的輸入單元，並且透過實驗一最終輸出的類神經網路架構進行預測與分類。根據分類結果可以區分為有興趣或者沒有興趣，且僅採用歸類為有興趣項目傳遞給使用者偏好模組。綜合上述程序可以歸納為以下流程：(1)從追蹤模組中取得開始與結束時間、(2)從腦波資料庫中擷取時間內的腦波資料、(3)將腦波資料經由實驗一最終保留的腦波-偏好關聯運算模組轉化成一個或多個的值、(4)進行類神經網路預測、(5)反饋被分類為有興趣之項目清單。圖 6 為類神經預測模組之詳細流程圖：

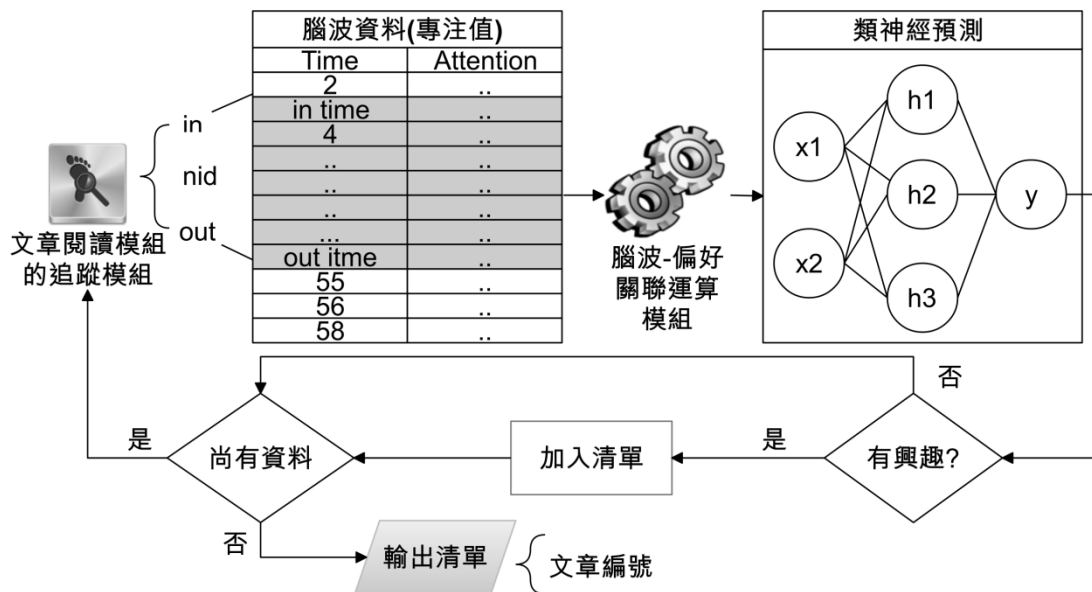


圖 6：腦波與偏好關聯類神經預測模組流程圖

(二) 使用者偏好模組

從類神經預測模組可以取得瀏覽紀錄當中屬於受測者有興趣的項目，使用者偏好模組將會根據使用者有興趣的項目來建立使用者偏好。首先透過在實驗開始之前便已經處理好的詞語庫選取受測者有興趣之項目的詞語，且僅選取每篇文章詞頻最高的 200 個詞語，因此可以確定每篇文章最多為 200 個向量空間大小，之後將受測者有興趣之文章的詞語所組成的向量空間集成一個向量空間視為使用

者偏好。因為詞頻越高代表該詞語對文章的代表能力越強，所以在建立使用者偏好的時候便會根據詞頻高的項目來組合，所有文章具有代表能力的詞語所組成的空間便為使用者偏好。圖 7 為使用者偏好模組的詳細流程圖。

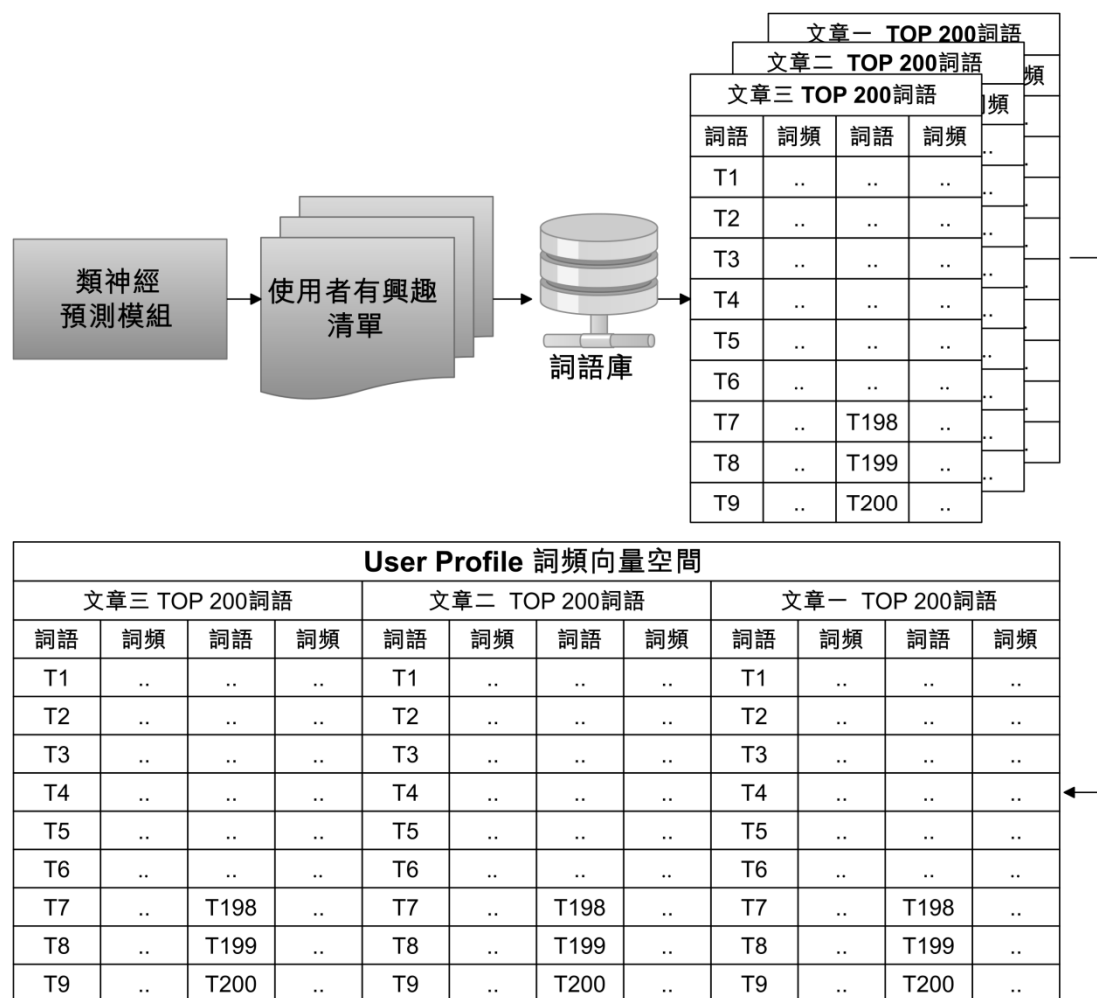


圖 7：使用者偏好模組詳細流程圖

(三) 推薦模組

本實驗的推薦模組採用的是內容導向為基礎，因此本推薦模組會將使用者偏好模組所計算的使用者偏好與所有文章進行相似性計算，而採用的公式為餘弦相似性，如前公式 2 所示。在公式 2 中， d_i 、 d_j 分別為文章 i 、文章 j ， W_{ki} 、 W_{kj} 代表詞語 k 在文章 i 、文章 j 的詞頻， k 為文章 i 與文章 j 詞語的集合，經由該公式計算

將會得到一個 0~1 之間的值，值越高代表文章間的相似性越高，在本文中文章 i 或文章 j 將會是使用者偏好，而另外一個為其他文章，藉此來計算使用者偏好與其他文章之間的相似性。在計算完所有文章與使用者偏好的相似性之後，會將根據文章與使用者偏好間相似性的值將文章進行由大到小的排序動作，並選取所有文章當中與使用者偏好相似性最高的 5 篇文章作為推薦清單反饋為給使用者。圖 8 為推薦模組的詳細流程圖。

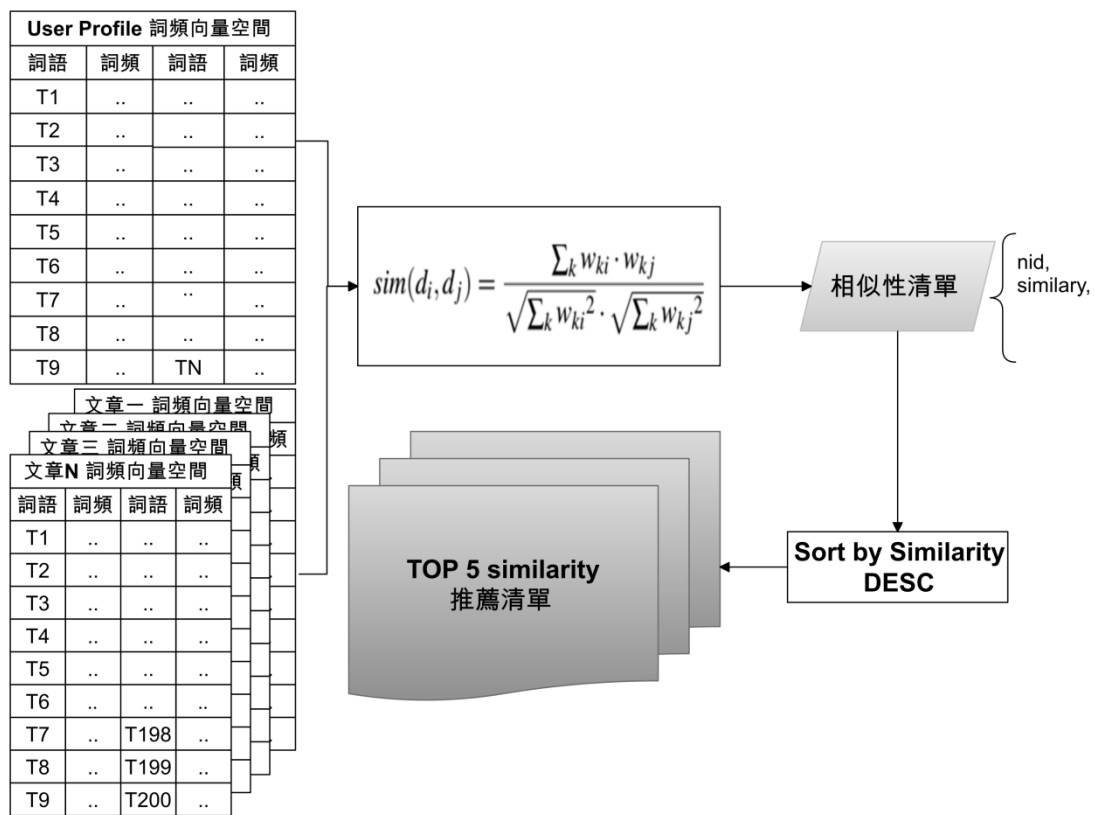


圖 8：推薦模組詳細流程圖

肆、實驗設計

本研究實驗共分為兩個部分，第一個部分為分析腦波專注值與使用者偏好興趣之間的關聯性，第二部分將延續研究一所訓練好的類神經網路來推測使用者對於文章的感受，且結合內容導向推薦技術來進行文章推薦。本研究將分為兩大實驗進行，以下將分別說明實驗流程設計。

實驗一：腦波與偏好關聯模型分析流程

在實驗一的時候，本實驗邀請受測者到一個相對安靜的環境，請受測者戴上腦波儀器且確認腦波接收值正常，完成以上前置作業後本實驗會請受測者閱讀三篇文章，其中有兩篇文章為隨機選取，一篇文章為受測者選取感興趣的文章進行閱讀，目的在於防止受測者閱讀的文章當中沒有任何一篇感到有興趣。當蒐集到足夠的樣本之後便可以開始進行類神經網路訓練，此步驟將會隨著正確率未達要求而反覆進行且盡可能的改良處理公式，直到類神經網路的正確率達到實驗要求。圖 9 為實驗一詳細流程圖。

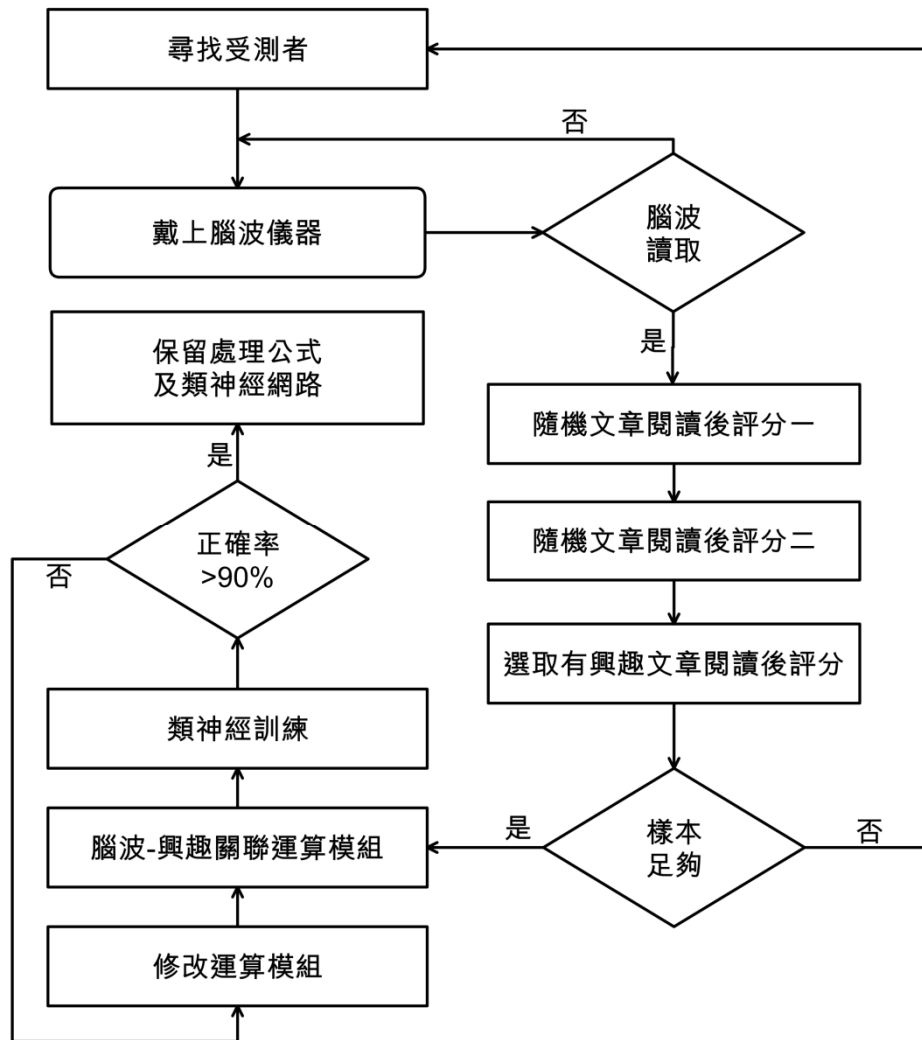


圖 9：實驗一流程圖

實驗二：基於腦波與偏好關聯模型之文章推薦系統流程

在實驗二時如同實驗一會請受測者至相對安靜的環境，避免腦波因受到吵雜環境所干擾，之後請受測者戴上腦波設備且確認接收值正常，完成前置作業後會請受測者閱讀三篇隨機的文章，當受測者閱讀三篇文章之後會被隨機分配為對照組或實驗組，實驗組會採用本實驗所設計的推薦系統進行文章推薦，對照組則採用傳統內容導向推薦系統，圖 10 為實驗二流程圖。實驗組會先收集受測者的腦波資料，利用類神經網路來對受測者閱讀的文章進行偏好高低歸類，且僅傳送被歸類為有興趣之項目集合給使用者偏好模組，再透過內容導向機制建立推薦清單；而對照組採用傳統的內容導向過濾技術，由受測者直接點選三篇文章是否有興趣之後，將有興趣的文章內的關鍵字（TF-IDF 分析結果）與資料庫中其他文章的關鍵字進行比對，將相似性最高的 5 篇文章列入推薦清單，逕行推薦給受測者。

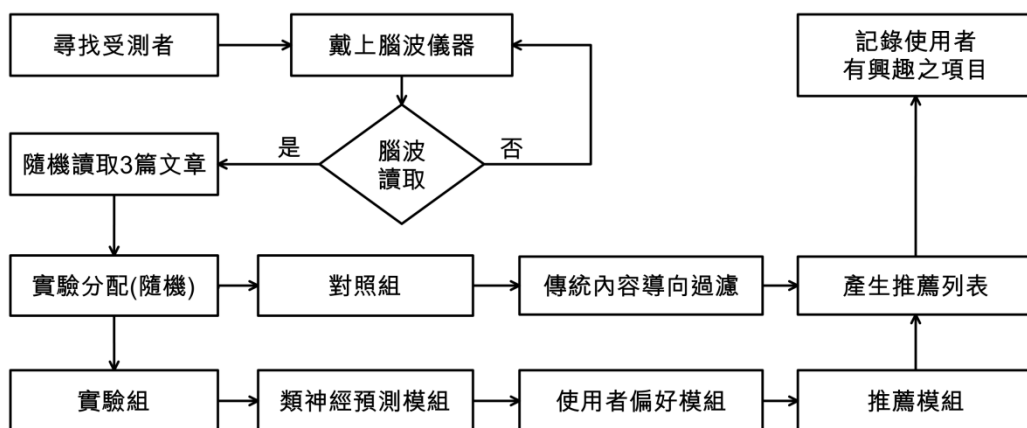


圖 10：實驗二流程圖

伍、實驗分析

一、資料蒐集

在本研究當中首先建立了文章閱讀網站，所有的文章皆來自於天下雜誌及商業週刊可在網路上公開取得的文章，且共具有 11 種類型包括：職場力、財經、時事、科技、生活、理財、產業、兩岸全球、環境、教育、經營管理與人物觀點，每篇文章的字數大約都是一千個中文字上下，每種分類文章數量皆具有 10 至 20 筆，文章總數量為 143 筆。當文章全部蒐集完畢後，文章會先由中研院所提供的

中文斷詞系統³將文章進行斷詞，再將所有文章進行詞頻分析並建立系統所需之詞語庫。

在實驗一總共邀請了 45 位受測者來進行腦波專注度與使用者興趣之間的關聯性，而每位受測者有三筆資料可用於分析，因此總樣本數量為 135 筆，經剔除無效樣本之後共有 102 筆資料。受測者男生比率為 56%，女生為 44%，受測者年齡位於 22~26 歲，學歷則是涵蓋大四及碩一、二學生，每位受測者實驗時間 10 分鐘。實驗二的部分本研究邀請了 64 位受測者來協助本研究進行測試，其中男生比例為 42%、女生為 58%，年齡同樣分布於 22~26 歲，大四學生佔 32%，研究所學生佔 68%，受測者的實驗時間約為 15 分鐘，依照受測者閱讀文章的速度不同而有所差異。而為了使受測者願意擔任本研究的實驗對象，本研究會在結束實驗之後給予受測者一張雜排兌換券作為實驗誘因。

二、建立腦波與偏好關聯模型實驗資料分析（實驗一）

在實驗一當中進行了許多次類神經網路訓練，且多次修正處理公式來提升分類正確率，以下將進行詳細說明。在第一次的訓練當中，本研究認為受測者在閱讀文章時如果專注值呈現逐漸向上的變化，很有可能代表著受測者對該文章是有興趣的。因此本研究認為將腦波變化值得加總應該可以有效地進行類神經訓練，所以本研究透過下列公式 12 來抓取專注值變化值，且形成一個參數稱為變化值 (diff)。

$$diff = \sum_{i=3}^{T-3} b_{i+1} - b_i \quad (\text{公式 12})$$

b_i 代表的是第 i 秒的腦波專注值， T 則是受測者閱讀文章時間的長度。因此第一次類神經網路訓練的輸出入單元如表 2。

表 2：第一次類神經網路訓練輸出入單元

輸入單元	輸入單元定義	輸出單元
<i>diff</i>	腦波專注變化值總和	非常沒興趣、沒興趣、普通、有興趣、非常有興趣

圖 11 為第一次類神經網路訓練結果。在資料訓練過程中，本研究嘗試了不同的類神經網路結構，在圖 11 中，首列縱軸代表不同的類神經網路結構，三個數字

3 中文斷詞系統：<http://ckipsvr.iis.sinica.edu.tw/>

分別代表類神經網路的輸入層-隱藏層-輸出層的節點數量，例如 1-2-5 代表採用的是一個輸入節點、兩個隱藏層節點、五個輸出層節點的網路結構。從圖 11 可以發現除了「有興趣」類別達到 80%以上的準確度，其他分類的準確度卻差強人意，無法達成本研究要求。探究原因本研究認為人對於有興趣的文章可能是對某段落有興趣，而不是對整篇文章都有興趣，雖然可能在某些時後腦波有逐漸成正向增長的情形，卻無法利用腦波變化值加總的方式來表現。

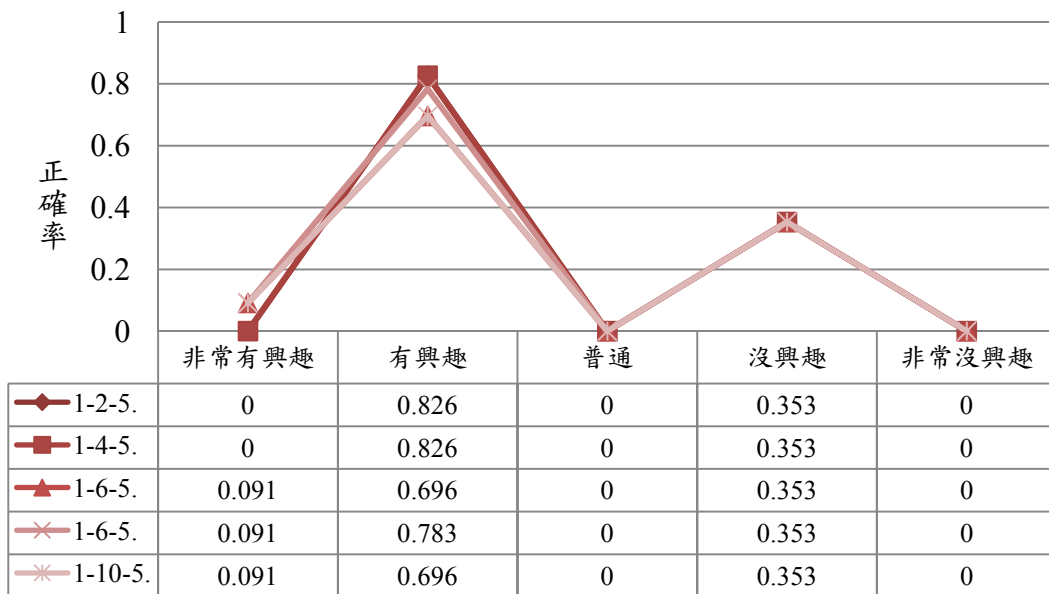


圖 11：類神經網路針對腦波與偏好關聯模型第一次訓練結果

為了找到一些規律，本研究觀察腦波訊號折線圖，發現到如果使用者腦波訊號在一定時間內逐漸向上提升且這樣的情況次數越多的話使用者有興趣的可能性越大，因此根據這樣的規則來抓取腦波資料且將該參數稱為上升次數，抓取公式如公式 13：

$$upTimes = \sum_{i=3}^{T-3} f(t) = \begin{cases} 1, & i+20 \left| \frac{b_{i+20} - b_i}{20} \right| > 0.8 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (\text{公式 13})$$

T 為閱讀時間長度， b_i 為第 i 秒的專注值，目的在於加總第 i 秒與第 $i+20$ 秒之間的斜率大於 0.8 的次數，且當條件成立時下次從 $i+20$ 秒開始計算。同時計算每筆腦波資料可切割成幾段，計算公式如公式 14。計算該參數的原因主要是因為每

個人閱讀文章的時間長度不一致，因此單純的抓取上升次數可能會又誤判的情況發生，例如一筆閱讀時間長達 120 秒、另外一筆僅閱讀 60 秒，相信這兩者之間應該存在一些差異性，因此利用公式 14 來給予區別性。而選擇 20 秒作為一組切割點則是因為根據折線圖觀察後本研究認為 20 秒是最適合的選擇。

$$TotalTimes = \frac{T-6}{20} \quad (公式 14)$$

將運算公式改良後第二次的類神經網路訓練的輸入單元與輸出單元如表 3 所示。

表 3：第二次類神經網路訓練輸出入單元

輸入單元	輸入單元定義	輸出單元
<i>upTimes</i>	每 20 秒斜率大於門檻值 (0.8)	非常沒興趣、沒興趣、普通、有興趣
<i>TotalTimes</i>	閱讀時間 / 20	非常沒興趣、非常有興趣

圖 12 為第二次類神經網路訓練結果，結果顯示本次訓練正確分類率雖然在「有興趣」當中下降許多，但「普通」、「沒興趣」類別都有明顯的增長，且在 2-8-5 的類神經模型底下訓練出來的效果最好，但此次訓練的結果依然沒有達到本研究預期的效果。

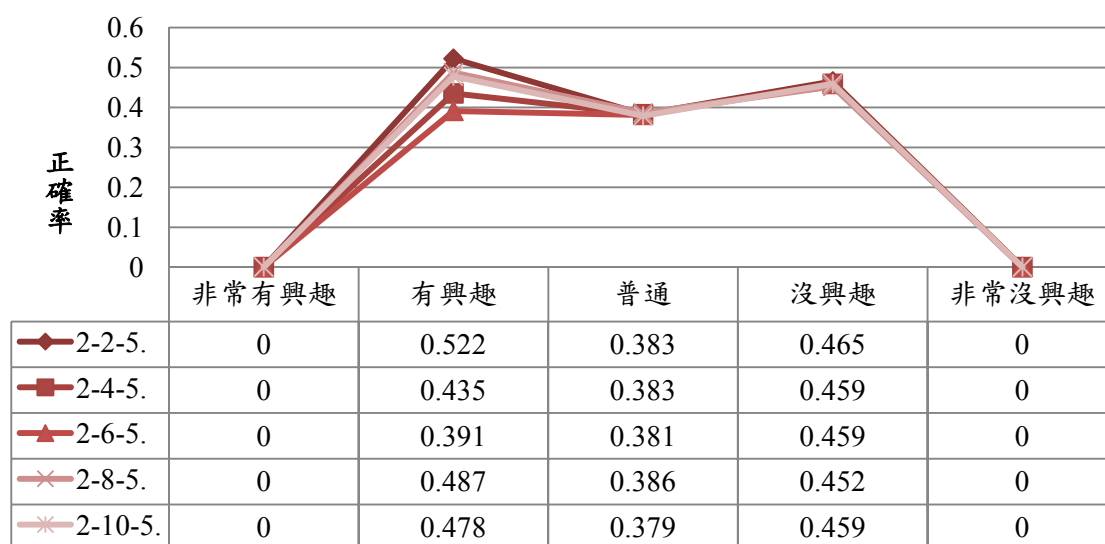


圖 12：類神經網路針對腦波與偏好關聯模型第二次訓練結果

第二次訓練的分析中本研究了解到逐漸上升這樣的情況是有一定的可信程

度，既然腦波變化在 20 秒之內是呈現正斜率即代表著人對目前所看到的東西是感興趣的，那反過來說呈現負斜率應可代表受測者對目前眼前所閱讀的文章不感興趣，基於這樣的想法本研究又加入一個參數稱為下降次數，其公式與上升次數相似，計算 i 秒與 $i+20$ 秒的斜率值小於 -0.8 的次數，如公式 15：

$$downTimes = \sum_{i=3}^{T-3} f(t) = \begin{cases} 1, & i+20 \left| \frac{b_{i+20} - b_i}{20} \right| < -0.8 \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (\text{公式 15})$$

再加入下降次數後，第三次的類神經網路訓練的輸入單元與輸出單元如表 4 所示。

表 4：第三次類神經網路訓練輸出入單元

輸入單元	輸入單元定義	輸出單元
$upTimes$	每 20 秒斜率達到門檻值(0.8)	非常沒興趣、沒興趣、普通、有興趣、非常有興趣
$downTimes$	每 20 秒斜率達到門檻值(-0.8)	
$TotalTimes$	閱讀時間 / 20	

圖 13 為第三次類神經網路訓練結果，從中發現到原本的「非常有興趣」從 0 提升到 0.09，而除了「非常沒興趣」之外的其他類別也有些許增長，其中以 3-4-5 類神經模型的訓練效果最佳，但整體看來依舊沒有達到本研究所想要達到的正確率。

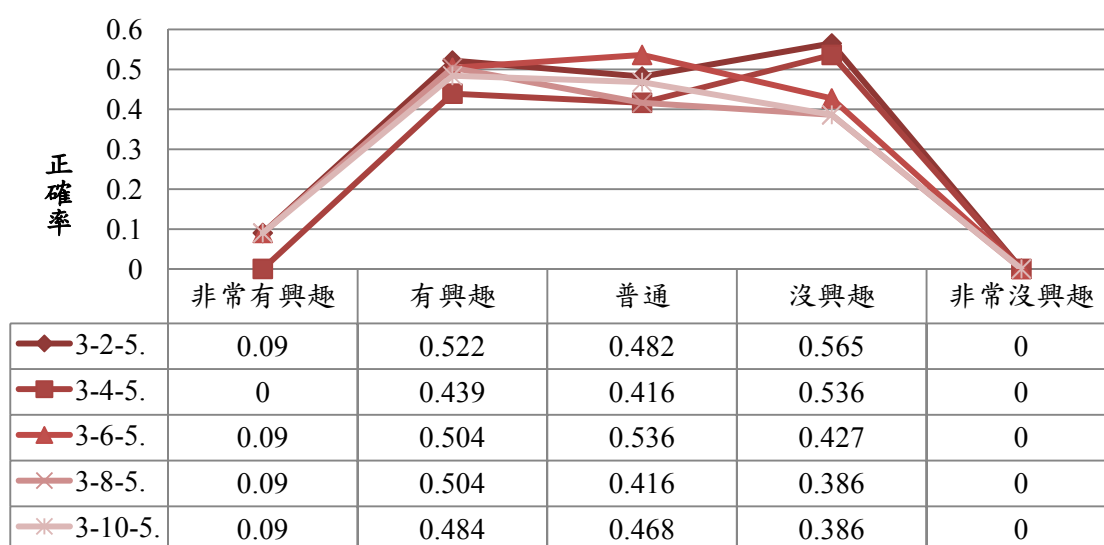


圖 13：類神經網路針對腦波與偏好關聯模型第三次訓練結果

在前幾次的訓練當中本研究發現了三個有效的腦波數值訊號，如：總次數、上升次數、下降次數，但整體來說效果依然有待加強，本研究為了瞭解問題所在反覆觀看腦波折線圖，發現到有些時候腦波變化呈現正斜率且大於 0.8，但其腦波上下波動非常不平穩，並不是一個穩定的逐漸向上的腦波變化。因此本研究開始過濾掉一些腦波斜率大於門檻值且在 20 秒內腦波變化幅度異常的腦波訊號，以下圖 14 為例，雖然初始值至終點值斜率大於門檻，但由於中間變化幅度並不是一個平穩向上增長的狀態，因此該筆資料將被忽略不予計算，根據這樣的原則以及前幾次研究所得的參數再進行一次類神經網路訓練，在剔除異常變化的次數後，第四次類神經網路訓練的輸出單元如表 5。



圖 14：腦波異常折線圖範例

表 5：第四次類神經網路訓練輸出單元

輸入單元	輸入單元定義	輸出單元
<i>upTimes</i>	每 20 秒斜率達到門檻值 (0.8)，且剔除異常	非常沒興趣、沒興趣、普通、有興趣、非常有興趣
<i>downTimes</i>	每 20 秒斜率達到門檻值 (-0.8)，且剔除異常	
<i>TotalTimes</i>	閱讀時間 / 20	

圖 15 為第四次類神經網路訓練的結果表，可以發現「非常有興趣」類別的正確率提高了一倍以上，且除了「非常沒興趣」之外的分類也些許的增長，而本次訓練當中以 3-4-5 的類神經模型訓練效果最佳，不過離本研究所設定的正確率依然有 30%的差距。

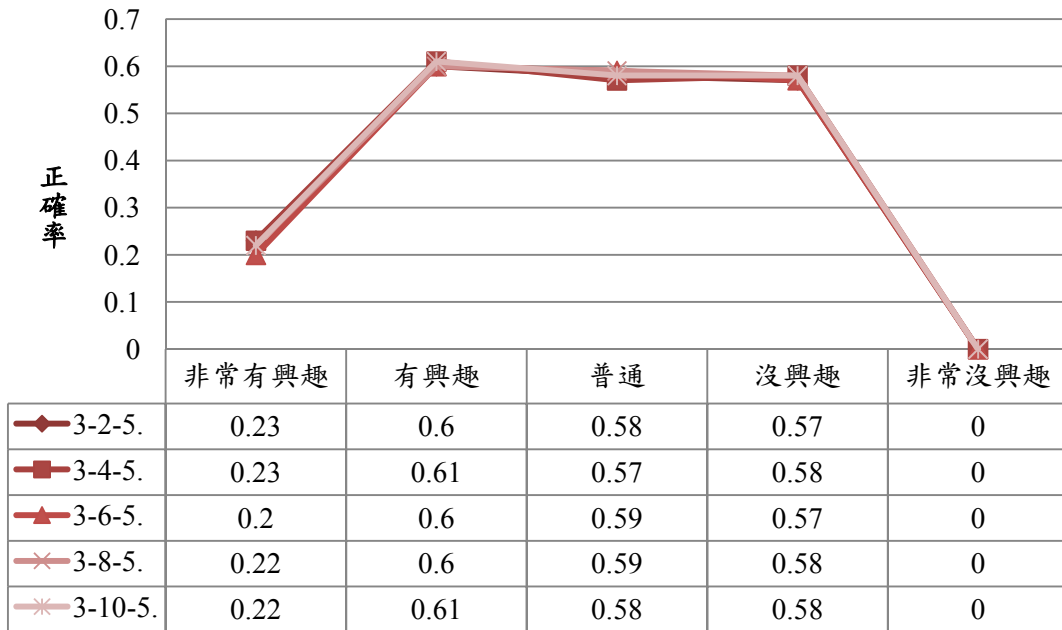


圖 15：類神經網路針對腦波與偏好關聯模型第四次訓練結果

在前面的實驗當中本研究都是利用「次數」作為依據，如此雖然具有一定的準確性，但依然沒有達到本研究的目的，後來本研究認為是否可以將達成門檻條件的初始值以及終點值做個紀錄，計算這些點所形成的斜率值，如公式 16：

$$slope = \sum_{p=0}^p \frac{b_{p+1} - b_p}{t_{p+1} - t_p} \quad (\text{公式 16})$$

上列公式中 b_p 代表著第 p 個紀錄的腦波值， t_p 為第 p 個紀錄腦波值的時間，藉由這個公式來計算達成條件之初始點與終點所形成的線之斜率，爾後在將此做為參數列入類神經網路訓練當中，且將之前的次數參數進行整合成一個參數，如公式 17。經由上述處理後，第五次類神經網路訓練的輸出入單元如表 6 所示：

$$Times = \frac{upTimes - downTimes}{TotalTimes} \quad (\text{公式 17})$$

表 6：第五次類神經網路訓練輸出入單元

輸入單元	輸入單元定義	輸出單元
<i>Times</i>	(上升次數-下降次數) / 總次數	非常沒興趣、沒興趣、普通、有興趣、非常有興趣
<i>Slope</i>	所有達門檻值(0.8/-0.8)的點所形成的斜率積和	

圖 16 為第五次類神經網路訓練結果，可以明顯的看到「非常有興趣」在 2-6-5 模型底下的正確率達到 47%，「有興趣」也達到 73%，已經具有一定的可信程度了，但是也可以看到「非常沒興趣」還是無法分類成功。

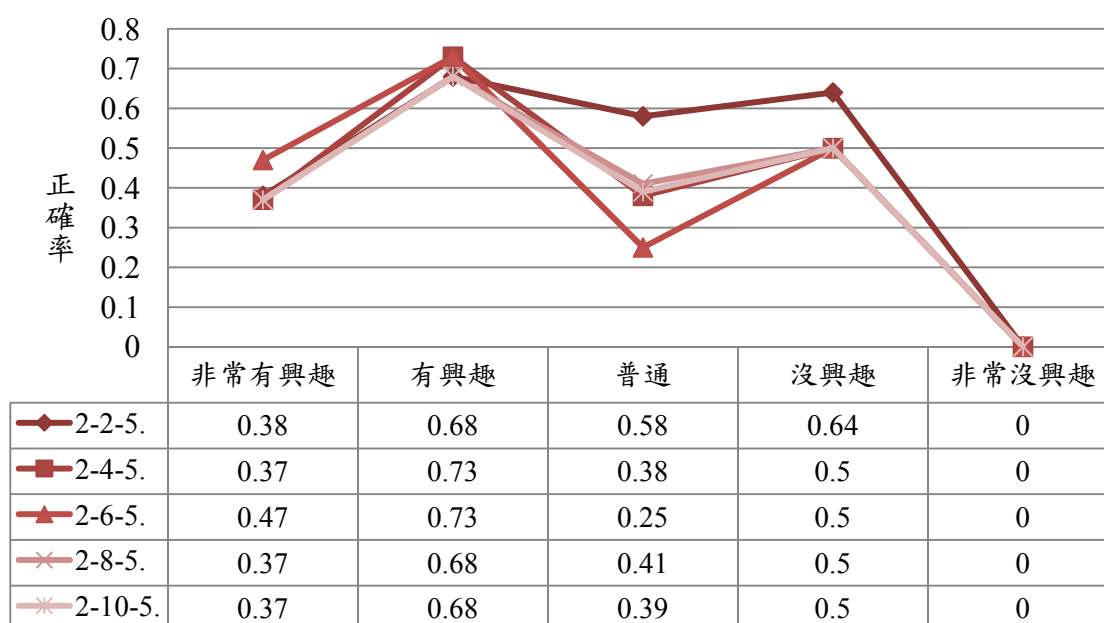


圖 16：類神經網路針對腦波與偏好關聯模型第五次訓練結果

本研究再次重新觀看腦波數據，發現到其實人在點選評分的時候趨向於點選「有興趣」、「沒興趣」兩者較多，其他三類則資料量較為稀少，類神經在訓練上採用的是隨機抽取樣本訓練，因此在訓練上會偏向於「有興趣」及「沒興趣」的類別。為了解決這樣的情況本研究退而求其次將五個分類重新融合成兩個分類，「非常有興趣」、「有興趣」歸納為「有興趣」、其餘則歸納至「沒有興趣」，再根據第五次訓練的腦波-興趣關聯運算模組再次進行類神經訓練。因此第六次訓練的輸入單元如表 7：

表 7：第六次類神經網路訓練輸出入單元

輸入單元	輸入單元定義	輸出單元
<i>Times</i>	(上升次數-下降次數) / 總次數	有興趣、沒有興趣
<i>Slope</i>	所有達門檻值(0.8/-0.8)的點所形成的斜率積和	

圖 17 為第六次類神經網路訓練結果，從表中可以看到所有類神經架構的正確率都比以往的訓練效果還要好，其中以 2-4-2 類神經模型的訓練效果最好，達到本研究的門檻 90% 正確率，因此本研究最終採用了第六次的運算公式作為最終的腦波-偏好關聯運算模組，且將保留本次所訓練的類神經模型（2-4-2）作為第二階段的類神經預測模組。

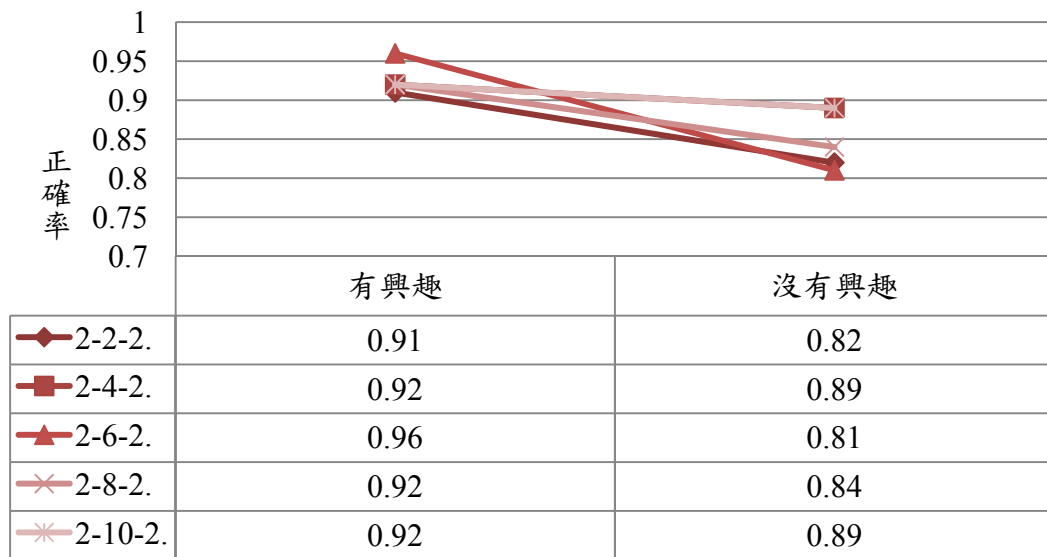


圖 17：類神經網路針對腦波與偏好關聯模型第六次訓練結果

三、基於腦波與偏好關聯模型之文章推薦系統實驗資料分析（實驗二）

實驗二總共請了 64 位受測者來協助實驗，每位受測者均在一個相對安靜的環境底下且戴上腦波儀器來進行實驗，由系統隨機分配為實驗組與對照組，最終 64 位受測者當中有 31 位被隨機分配到本研究所設計之推薦系統（實驗組），另外 33 位受測者則被分配到傳統內容導向架構的推薦系統（對照組）。無論是實驗組或是對照組的受測者，在接受到系統所推薦的五篇文章之後，即被詢問該文章是否符合

合受測者的偏好興趣，依此結果，實驗二即可採用精準度 (precision) 做為有效性的驗證，如下列公式 18。

$$precision = \frac{\text{correct recommended items}}{\text{recommended items}} * 100\% \quad (\text{公式 18})$$

表 8 為實驗二經蒐集受測者資料後進行精準度計算之結果表，從表中可以發現到實驗組的精準度明顯高於對照組達高於 20%，但由於本研究所推薦的項目只有 5 項，因此轉換為實際數字的話大約每個實驗組受測者均比對照組受測者高出一個推薦項目。以此結果透過獨立樣本 T 檢定得到 T 值為 6.003，達到顯著水準，因此可以說明本研究所發展之基於腦波與偏好關聯的文章推薦系統，能夠提供有效的推薦精準度，在訓練文章數量偏少時，傳統的內容導向推薦系統可能無法達到一定的精準度水準，然而利用腦波訊號為核心的推薦系統卻可達到 68% 的推薦精準度，足以證明腦波確實可被應用於推薦系統的設計與開發之中。

表 8：實驗二文章推薦精準度

組別	精準度
實驗組	68%
對照組	46%

陸、結論

本研究結合使用者腦波資訊與傳統內容導向資訊過濾技術，設計一套文章推薦系統，本研究首先利用類神經網路技術建立受測者腦波訊號與文章閱讀偏好興趣之間的關聯模型，其次利用該關聯模型預測使用者所閱讀過的文章中那些是有興趣的，採用經腦波分析後覺得有興趣的項目進行內容導向資訊過濾來推薦文章清單給受測者，實驗結果也顯示增加腦波資訊所開發出來的推薦系統，能夠提昇推薦的準確率，確實能夠改善傳統的內容導向式推薦技術。其原因在於在本研究所設計的文章推薦系統中，腦波訊號代表著受測者對文章的偏好，以此為基礎的推薦系統能夠有效的過濾受測者不喜歡看的項目，如此便能夠過濾受測者比較不喜歡看的文章，自然能夠提高推薦系統的推薦精準度。

隨著神經資訊學日益受到重視，如何將傳統資訊系統設計方法與腦神經認知科學結合在一起，已經成為資訊系統開發者的熱門議題。除了較為精確但相對上體積龐大、取得成本較高的 fMRI 之外，可移動式的 EEG 設備成本低廉取得容易，且穿戴起來對受測者來說並不會造成負擔，顯然能夠變成另一種穿戴式設備用以收集腦波資料，相信以此為基礎，程式設計師能夠有效的開發更多符合個人偏好

的資訊系統。本研究以文章推薦系統為例，有效的結合腦波數據與傳統的推薦技術，落實在使用者的生活中，使用者將可藉由一台如同耳機一般輕便的腦電波儀，不需要任何的手動輸入資料，系統即可藉由腦波分析的結果主動推薦文章給使用者參閱，同樣的概念也將可用在推薦影片、商品上，為神經資訊學提供一個新的研究方向。

受限於腦波訊號不穩定，甚至有些受測者無法偵測到腦波訊號等問題，本研究的實驗操控相對複雜，也因此本研究只以三篇文章提供給受測者取得其偏好資訊，未來隨著腦電波儀的技術愈來愈成熟、穩定，實驗的進行也勢必更為簡易，如此便可大幅增加受測者閱讀的文章數量，提升文章偏好資訊的精準度。此外，由於神經科學相關的研究方興未艾，研究者有時候很難對於大腦訊號提供精確的解讀，以腦波為例，光是定義不同的腦波的訊號範圍，不同學者的定義就有所誤差，更遑論不同腦波頻率範圍對於人類認知活動的關聯，學者們的意見也常會出現一些歧異，有時候則是證明了腦波與某種認知行為有關係，但到底是哪些認知行為則很難被精確的定義出來 (Liang 2012)。但隨著神經科學相關研究、技術的進步，相關的設備的取得也將愈來愈容易，採用這些直接由人身上所發出來的生物訊號來提供資訊服務，將會是愈來愈可行的研究議題，也能夠對資訊系統研究帶來全新的思維。

參考文獻

- Balabanović, M. and Shoham, Y. (1997), 'Fab: Content-based, collaborative recommendation', *Communications of the ACM*, Vol. 40, No. 3, pp. 66-72.
- Blair, A. (2010), 'Information Overload, Then and Now', *The Chronicle Review*, available at <http://chronicle.com/article/Information-Overload-Then-and/125479/> (accessed 14 October 2014).
- Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A. and Gutiérrez, A. (2013), 'Recommender systems survey', *Knowledge-Based Systems*, Vol. 46, pp. 109-132.
- Vom Brocke, J. and Liang, T.P. (2014), 'Guidelines for Neuroscience Studies in Information Systems Research', *Journal of Management Information Systems*, Vol. 30, No. 4, pp. 211-234.
- Brusilovsky, P., Kobsa, A. and Nejdl, W. (2007), *The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization*, Springer Verlag, New York.
- Chang, C.Y., Lo, C.Y., Wang, C.J. and Chung, P.C. (2010), 'A music recommendation system with consideration of personal emotion', *Proceedings of the International Computer Symposium (ICS)*, Taian, Taiwan, December 16-18, pp. 18-23.

- Dimoka, A. (2010), 'What does the brain tell us about trust and distrust? Evidence from a functional neuroimaging study', *MIS Quarterly*, Vol. 34, No. 2, pp. 373-396.
- Dimoka, A., Pavlou, P. and Davis, F. (2007), 'Neuro-IS: the potential of cognitive neuroscience for information systems research', *Proceedings of the International Conference on Information Systems(ICIS)*, Montreal, Canada, December 11-14, pp. 122.
- Doomen, J. (2009), 'Information Inflation', *Journal of Information Ethics*, Vol. 18, No. 2, pp. 27-37.
- Gerrard, P. and Malcolm, R. (2007), 'Mechanisms of modafinil: a review of current research', *Neuropsychiatric Disease and Treatment*, Vol. 3, No. 3, pp. 349-364.
- Gregor, S., Lin, A.C., Gedeon, T., Riaz, A. and Zhu, D. (2014), 'Neuroscience and a nomological network for the understanding and assessment of emotions in information systems research', *Journal of Management Information Systems*, Vol.30, No. 4, pp. 13-48.
- Hughes, J.R. (2008), 'Gamma, fast, and ultrafast waves of the brain: their relationships with epilepsy and behavior', *Epilepsy & Behavior*, Vol. 13, No. 1, pp. 25-31.
- Kuan, K.K.Y., Zhong, Y. and Chau, P.Y.K. (2014), 'Informational and normative social influence in group-buying: evidence from self-reported and EEG data', *Journal of Management Information Systems*, Vol. 30, No. 4, pp. 151-178.
- Liang, T.P. (2012), 'Cognitive Neuroscience in Information Systems Research', *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, Vol. 4, No. 1, pp. 1-3.
- Liang, T.P., Yang, Y.F., Chen, D.N. and Ku, Y.C. (2008), 'A semantic-expansion approach to personalized knowledge recommendation', *Decision Support Systems*, Vol. 45, No. 3, pp. 401-412.
- Michel, C.M., Henggeler, B., Brandeis, D. and Lehmann, D. (1993), 'Localization of sources of brain alpha/theta/delta activity and the influence of the mode of spontaneous mentation', *Physiological Measurement*, Vol. 14, No. 4A, pp. A21-A26.
- Minas, R.K., Dennis, A.R. and Potter, R.F., Bartelt, V. and Bae, S. (2014), 'Putting on the thinking cap: Using NeuroIS to understand information processing biases in virtual teams', *Journal of Management Information Systems*, Vol. 30, No. 4, pp. 49-82.
- de Guinea, A.O., Titah, R. and Léger, P.M. (2014), 'Explicit and implicit antecedents of users' behavioral beliefs in information systems: A neuropsychological investigation', *Journal of Management Information Systems*, Vol. 30, No. 4, pp.

- 179-210.
- Pazzani, M.J. and Billsus, D. (2007), 'Content-based recommender systems', in Brusilovsky, P., Kobsa, A and Nejdl, W. (Eds.), *The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization*, Springer Verlag, New York., pp. 291-324.
- Pizzagalli, D.A. (2007), 'Electroencephalography and high density electrophysiological source localization', in Cacioppo, J.T., Tassinari, L.G. and Berntson, G. (Eds.), *Handbook of Psychophysiology*, Cambridge University Press, New York, pp. 56-84.
- Rangaswamy, M., Porjesz, B., Chorlian, D.B., Wang, K., Jones, K.A., Bauer, L.O., Rohrbaugh, J., O'Connor, S.J., Kuperman, S., Reich, T. and Begleiter, H. (2002), 'Beta power in the EEG of alcoholics', *Biol Psychiatry*, Vol. 52, No. 8, pp. 831-842.
- Riedl, R., Banker, R.D., Benbasat, I., Davis, F.D., Dennis, A.R., Dimoka, A., Gefen, D., Gupta, A., Ischebeck, A., Kenning, P., Müller-Putz, G., Pavlou, P.A., Straub, D.W., vomBrocke, J. and Weber, B. (2010), 'On the Foundations of NeuroIS: Reflections on the Gmunden Retreat 2009', *Communications of the Association for Information Systems*, Vol. 27, No. 1, pp. 243-264.
- Riedl, R., Hubert, M. and Kenning, P. (2010), 'Are there neural gender differences in online trust? An fMRI study on the perceived trustworthiness of eBay offers', *MIS Quarterly*, Vol. 34, No. 2, pp. 397-428.
- Salton, G. (1989), *Automatic text processing: the transformation, analysis, and retrieval of information by compute*', Addison-Wesley, Boston.
- Shih, Y.Y. and Liu, D.R. (2008), 'Product recommendation approaches: Collaborative filtering via customer lifetime value and customer demands', *Expert Systems with Applications*, Vol. 35, No. 1, pp. 350-360.
- Wang, X.J. (2010), 'Neurophysiological and computational principles of cortical rhythms in cognition', *Physiol reviews*, Vol. 90, No. 3, pp. 1195-1268.