

以貝氏網路分析程式設計測驗結果建構學習概念推薦系統

曾修宜

東吳大學資訊管理學系

sytseng@csim.scu.edu.tw

邱鉅強

東吳大學資訊管理學系

99356014@scu.edu.tw

摘要

在資訊科系的領域中，程式設計是一門非常重要的課程與技能。學習程式設計時，最重要的是實際進行上機編寫程式，但是上機編寫程式後，學生面對的執行結果只是正確或錯誤的回應，難以適當地瞭解不足的概念，造成在練習時面對大量的題目卻不知道該從何下手學習。

本研究根據程式設計上機測驗的結果，結合專家對題目概念權重的制定，運用貝氏網路分析技術，建構出題目之間的概念關係。藉由概念關係計算出條件機率，再根據學生的個人對錯推論最適合學習之題型及概念。最後透過相似度比對題庫中所有題目概念，以題型或概念為主推薦給學生練習。

關鍵詞：貝氏網路、程式設計、推薦。

以貝氏網路分析程式設計測驗結果建構學習概念推薦系統

壹、緒論

在資訊科系的領域中，程式設計是一門非常重要的課程與技能。學生們在學習程式設計時，最重要的便是實際進行上機編寫程式。然而在上機編寫程式時，面對程式設計多種繁雜且不容易靈活運用的邏輯概念，經常容易產生挫敗感。當上機編寫程式測驗後，學生面對的往往是直接的正確或錯誤的回應，無法得到適當的協助以加強概念所不足的地方，造成在練習時面對大量的題目卻往往不知道該從何下手學習。

過去在面對程式語言的概念補救教學時，Hyacinth S. Nwana(1990)已提出採用人工智慧的方式進行學生系統的建置。在程式語言學習方面，Chenn-Jung Huang 等學者(2006)曾經提出以文件探勘(Text Mining)跟機器學習技術(machine learning techniques)為學習診斷評估的主要技術，試圖找出學生編寫程式碼的問題。Yanqing Wang 等學者(2012)則提出了合作學習，以討論的方式進行共同編輯程式，進行學習。C.J. Butz, S. Hua, R.B. Maguire(2006)提出了使用貝氏網路進程式語言的輔助學習系統，透過學生在概念選擇題中的結果使用貝氏網路進行概念診斷。以此延伸，更有結合了 Van Hiele 認知模式進行輔助學習之研究(陳景蔚、洪盟宗，民 99)幫助學生深入學習基礎的概念，都是為了幫助學生進程式語言學習。依據 Eva Millán 等學者(2010)所提出之貝氏網路模組概念，透過題目與概念之間擁有貝氏網路之間的關係，藉由學生在測驗後對於編寫程式語言題目錯誤情況，將大量訓練資料進行彙整得到一個完整的貝氏網路推薦模組，而貝氏網路最大的特性便是可以藉由大量訓練資料進行逆向的推理。

在這些研究中，都是使用選擇題測驗的方式進行系統建置，以選擇題為主提供補救學習，所提供的概念回饋補救學習確實可以找出缺乏或不完整的概念，令學生提升學習成效；但程式設計在練習及學習時，必須實地進行編寫程式才能夠確實提升程式設計能力，若可以針對學生編寫程式語言提供概念補救回饋，讓學生實際編寫程式語言後，能夠對於認知錯誤之概念進行修正，方能加強程式設計實作之能力。

本研究目的在於透過學生在進程式語言編寫能力測驗後，透過測驗中題目的對錯機率進行學生的概念誤解診斷，找出學生合適的練習題型及學習概念，幫助學生進行有效的補救學習。因此，本研究建構一套測驗分析回饋系統，根據程式語言編寫能力測驗中大量學生答題資料，利用貝氏網路分析技術，建構出題目與題目之間的概念關係。針對學生個別答題情況，依據貝氏網路關係，判斷學生對測驗題目之概念誤解，推導出每個學生適當的練習題型及學習概念。再從題庫中用相似比對出最合適的練習題型及學習概念回饋給學生，使得受測學生能夠清楚概念學習方向。期望改善學生對於概念的釐清，進而做到概念靈活運用，再透過題庫的推薦，經過練習可以有效的提升程式語言編寫能力，確實幫助學生具備程式設計技能。

本文共分為四個章節：第一節介紹動機、目的及相關研究；第二節將從系統架構敘述如何以貝氏網路為基礎進行系統的建置；第三節介紹透過大量數據訓練所產生之實驗

結果；第四節簡述本研究之結果及探討未來方向。

貳、系統架構

本研究所提出之系統架構，主要由三個處理模組架構而成，包括貝氏網路關係推論模組，貝氏網路機率計算模組，以及題目推薦模組。貝氏網路關係推論模組應用貝氏網路的關係，結合題庫的概念資料庫進行貝氏網路分析，找出一次考試中的每個題目與概念之關聯性。貝氏機率模組則是將貝氏網路關聯分析後之結果進行機率運算，並將之儲存於資料庫，而題目推薦模組則是將學生之作答情況依據所得到之貝氏網路進行推理，並且找出現有題庫中之相似題目進行學習推薦，於回饋畫面呈現予以回饋。

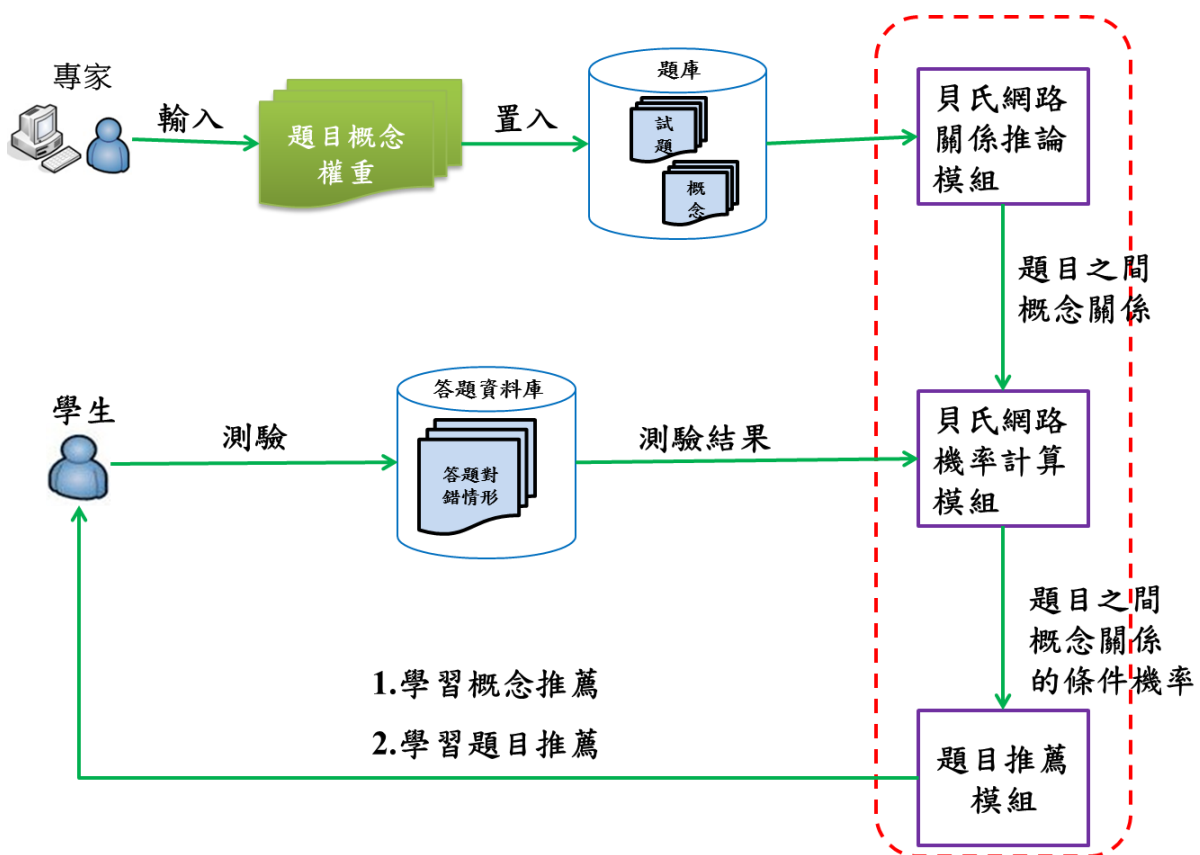


圖 1 系統架構圖

一、貝氏網路關係推論模組

貝氏網路關係推論模組是藉由在單次程式設計上機考試之數道題目中包含的概念推導出題目之間的前後關係，並以此建構出貝氏網路關係資料庫；學生在進程式考試之時，由於每道程式題目皆由不同的概念組合而成，當題目使用之概念較其他題目多，所需練習的題型難度也不同，較已通過測試題型的概念為多，所需學習之概念也為之較多。

首先每道題目必須先由專家進行概念權重的制定，表 1 為專家給定概念權重表格，

其中 Q 表示題目， C 表示概念。

表 1.專家給定概念權重表格

	C_1	C_2	C_3	C_4
Q_1	0	0.5	0.5	0
Q_2	0	0.4	0.3	0.3
Q_3	0.3	0.3	0.4	0

如表 1， Q_1 具備了 C_2 及 C_3 概念，而 Q_2 具備 C_2 、 C_3 及 C_4 概念，而 Q_2 具備的概念包含了所有 Q_1 具備的概念，可以判斷 Q_1 為 Q_2 之前置關係題目； Q_1 具備了 C_2 及 C_3 概念，而 Q_3 具備 C_1 、 C_2 及 C_3 概念，而 Q_3 具備的概念包含了所有 Q_1 具備的概念，可以判斷 Q_1 為 Q_3 之前置關係題目，並將其進行儲存於資料庫中。

經過單次測驗所有題目的計算之後，便會產生一組網路關係圖，如圖 2。

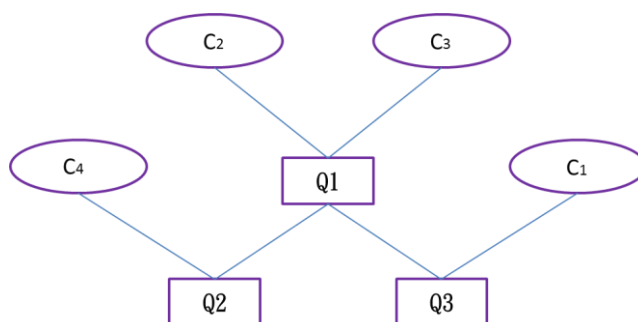


圖 2.概念關係建立之網路關係圖

二、貝氏網路機率計算模組

貝氏網路機率計算模組是為了進行貝氏網路推論，必須使用貝氏定理之條件機率，透過由貝氏網路關係推理模組產生出之關係以及測驗結果進行機率運算，將具備前後關係題目的機率計算並儲存於資料庫。

首先必須計算測驗中每道題目的錯誤機率，機率公式為：

$$P(Q_i) = \frac{Q_i \text{ 錯誤數量}}{\text{全部受測學生數}} \quad (1)$$

將測驗中所有學生在每道題目的回答對錯情況透過機率公式進行運算，產生對錯機率資料表，如圖 3。

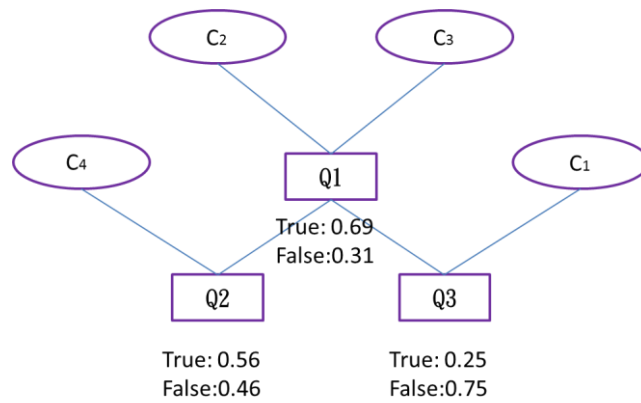


圖 3 各題對錯機率

計算出每題對錯機率之後，需再進行當前置題目為正確或錯誤，後續題目回答的對錯情況，也就是兩個題目之間的條件機率。條件機率定義為若 Q_i 、 Q_j 為測驗中的兩道題目，且 $P(Q_j) > 0$ 。在 Q_j 確定發生之情況下， Q_i 之條件機率表示為 $P(Q_i|Q_j)$ ，定義如下：

$$P(Q_i|Q_j) = \frac{P(Q_i \cap Q_j)}{P(Q_j)} \quad (2)$$

根據貝氏網路關係模組結合條件機率的公式，在 Q_j 確定為對或錯時， Q_i 的對錯情況進行條件機率運算，結果如表 2。

表 2 條件機率資料表

前置	後續	前置(對錯)	後續(對錯)	機率
Q_1	Q_2	True	True	0.64
		True	False	0.36
		False	True	0.4
		False	False	0.6
Q_1	Q_3	True	True	0.82
		True	False	0.18
		False	True	0.8
		False	False	0.2

三、題目推薦模組

題目推薦模組則根據學生的答題對錯情況進行條件機率運算，將適合學習之題目及概念透過貝氏網路機率進行診斷，根據貝氏定理在診斷中，為了推估未知的因素，必須藉由大量的訓練資料得到已知的 $P(Q_i|Q_j)$ 、 $P(Q_j)$ 、 $P(Q_i)$ ，以此估算出在 Q_i 已發生的情況下， Q_j 發生的機率，也就是 $P(Q_j|Q_i)$ 的計算，見公式(3)。題目推薦模組會將以此判斷出適合學生練習之題型找出並進行題庫比對予以推薦，並且建議進行所需加強之概念推薦。

$$P(Q_j|Q_i) = \frac{P(Q_i|Q_j)P(Q_j)}{P(Q_i)} \quad (3)$$

透過使用貝氏定理找出條件機率，找出最適合每個學生進行學習之該題目類型，再透過曼哈頓距離公式(Manhattan Distance)(Jiawei Han and Micheline Kamber, 2006)進行計算，其中以 C_i 表示所找出的題目概念權重， C'_i 表示題庫中的題目概念權重，當計算出之數值越小表示題目本身與題庫中之題目越為相似，越適合進行推薦學習。

$$dist(C_i, C'_i) = \sum_{i=1}^n |C_i - C'_i| \quad (4)$$

首先給予某學生錯誤的題目，進行條件機率的分析，當計算出之機率越大，表示該學生應先從該類型題目進行學習。當找出題型之後，推薦模組便會進行前置題目的判斷，進行適合學習之概念推理。若此關係中前置題型學生回答為正確，進行推薦概念判斷將後續題型較前置題型多出之概念進行推薦，題型的推薦也將推薦以該項概念為主以及後續題型為主之題型進行推薦；當此關係前置題型學生回答為錯誤，若此前置題型並沒有更上層之關係題目，便直接以該前置題型之概念為主軸進行推薦，而若找出此前置題型更上層之關係題目，便再進行推薦概念判斷，將後續題型較前置題型不同的概念進行推薦，題型的推薦也將推薦以該項概念為主以及後續題型為主要題型進行推薦。

從表 1 來看，當學生錯誤題目為 Q_2 時，由於 Q_2 與 Q_1 具備前後關係，透過貝氏網路機率模組找出 Q_1 及 Q_2 的錯誤機率分別為：

$$P(Q_1) = 0.31$$

$$P(Q_2) = 0.46$$

而條件機率則為：

$$P(Q_1|Q_2) = \frac{P(Q_2|Q_1)P(Q_1)}{P(Q_2)} = 0.404$$

推薦模組便會進行前置題目的判斷，此假設中 Q_1 題目作答正確，於是進行推薦概念判斷。 Q_1 具備了 C_2 及 C_3 概念，而 Q_2 具備 C_2 、 C_3 及 C_4 概念，根據替系統判斷，找出主要優先學習概念為 C_4 ，系統將進行距離公式運算找尋題庫。假設題庫中之專家給定的題目概

念權重如表 3，其中 Q'_i 表示題庫中的題目， C'_i 表示題庫中題目的概念。使用距離公式計算出與 C_4 概念以及 Q_2 題型概念權重最相似之題目推薦給予學生。

以 C_4 概念為推薦之題目進行計算，給定 C_4 概念權重為 1，其餘為 0；此時 C_4 概念之集合可表示為 (0,0,0,1)：

$$\text{dist}(C_4, Q'_1) = |0 - 0.2| + |0 - 0.3| + |0 - 0.5| + |1 - 0| = 2$$

$$\text{dist}(C_4, Q'_2) = |0 - 0.1| + |0 - 0.2| + |0 - 0.4| + |1 - 0.4| = 1.3$$

$$\text{dist}(C_4, Q'_3) = |0 - 0| + |0 - 1| + |0 - 0| + |1 - 0| = 2$$

$$\text{dist}(C_4, Q'_4) = |0 - 0.3| + |0 - 0.3| + |0 - 0| + |1 - 0.4| = 1.2$$

最近距離之題目可視為最相似之題目，此時與 Q_2 最相似之題目為 Q'_4 ，距離為 1.2，

從題庫中推薦題目則為 Q'_4 。

以 Q_2 題型為推薦之題目進行計算，此時 Q_2 題型之概念權重如表 1 可表示為 (0,0.4,0.3,0.3)：

$$\text{dist}(Q_2, Q'_1) = |0 - 0.2| + |0.4 - 0.3| + |0.3 - 0.5| + |0.3 - 0| = 0.8$$

$$\text{dist}(Q_2, Q'_2) = |0 - 0.1| + |0.4 - 0.2| + |0.3 - 0.4| + |0.3 - 0.4| = 0.5$$

$$\text{dist}(Q_2, Q'_3) = |0 - 0| + |0.4 - 1| + |0.3 - 0| + |0.3 - 0| = 1.2$$

$$\text{dist}(Q_2, Q'_4) = |0 - 0.3| + |0.4 - 0.3| + |0.3 - 0| + |0.3 - 0.4| = 0.8$$

最近距離之題目可視為最相似之題目，此時與 Q_2 最相似之題目為 Q'_2 ，距離為 0.5，

於是從題庫中推薦題目則為 Q'_2 。

表 3 題庫概念權重表

	C'_1	C'_2	C'_3	C'_4
Q'_1	0.2	0.3	0.5	0
Q'_2	0.1	0.2	0.3	0.4
Q'_3	0	1	0	0
Q'_4	0.3	0.3	0	0.4

參、 實驗結果

本實驗採用東吳大學資訊管理學系 100 學年度上學期程式設計能力檢定考之結果為實驗樣本，此項測驗為東吳大學資訊管理學系為使學生具備程式能力所施行之程式編寫能力測驗。每次測驗題型為五題上機題目，學生作答之程式可以執行並通過五組測試資料檢驗皆正確者，該題才算作答正確，否則皆以作答錯誤計算。在該次測驗中，有 160 位學生報名測驗，有 5 名學生缺席，總計實際參加測驗學生為 155 位學生，以此 155 位學生測試結果為實驗數據進行。

本系統實作環境為 SQL Server 2008 作為後端資料庫，採用 Microsoft 2010 ASP.NET 打造個人學習回饋統。以回饋介面給予學生個人的學習回饋補救建議。

表 4 為從題庫中所彙整出的概念列表，大致可分成十項，表 5 為依據表 4 之概念所整理出來的測驗中概念權重列表。由貝氏網路關係推論模組可以得到：

Q_3 具備 2 項概念，而 Q_1 、 Q_2 、 Q_4 及 Q_5 具備的概念皆比 Q_3 多，而 Q_3 的概念亦全部包含於 Q_1 、 Q_2 、 Q_4 及 Q_5 中，可以得到 Q_3 為 Q_1 、 Q_2 、 Q_4 及 Q_5 之前置關係題目；

Q_5 具備 4 項概念， Q_2 具備 3 項概念，而 Q_5 具備的概念包含了所有 Q_2 具備的概念，得到 Q_2 為 Q_5 之前置關係題目；

Q_1 具備 4 項概念， Q_4 具備 3 項概念，而 Q_1 具備的概念包含了所有 Q_4 具備的概念，得到 Q_4 為 Q_1 之前置關係題目，並且將所推導出之關係圖存入資料庫中。

表 4 概念對照表

代號	概念
C_1	字串(String)
C_2	基本運算
C_3	條件(If/Switch)
C_4	迴圈(For/While)
C_5	陣列(Array)
C_6	讀寫(File I/O)
C_7	遞迴(Recursion)
C_8	排序(Sort)
C_9	日期時間計算
C_{10}	數學函式

表 5 測驗題目概念權重表格

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}
Q_1	0	0	0.2	0.4	0.3	0	0	0	0	0.1
Q_2	0	0	0.3	0.3	0	0.4	0	0	0	0
Q_3	0	0	0.4	0.6	0	0	0	0	0	0
Q_4	0	0	0.2	0.4	0.4	0	0	0	0	0
Q_5	0.4	0	0.2	0.2	0	0.2	0	0	0	0

根據表 5，推導出貝氏網路關係圖後，進入貝氏網路機率計算模組，根據學生在該次題目中所回答之對錯情況，計算出每道題目之對錯機率，根據表 6，學生在測驗中的作答情況，沒作答人數以錯誤作答計算，可以計算出每道題目的對錯機率，將所計算出來之機率填入網路關係圖中，即產生貝氏網路關係與機率圖，如圖 4。

表 6 100 學年度測驗結果

整體作答狀況	Q_1	Q_2	Q_3	Q_4	Q_5
作答錯誤人數	54	85	38	84	84
作答正確人數	91	51	70	63	31
沒有作答人數	10	19	47	8	40
$P(Q_i)$	0.413	0.671	0.548	0.594	0.8

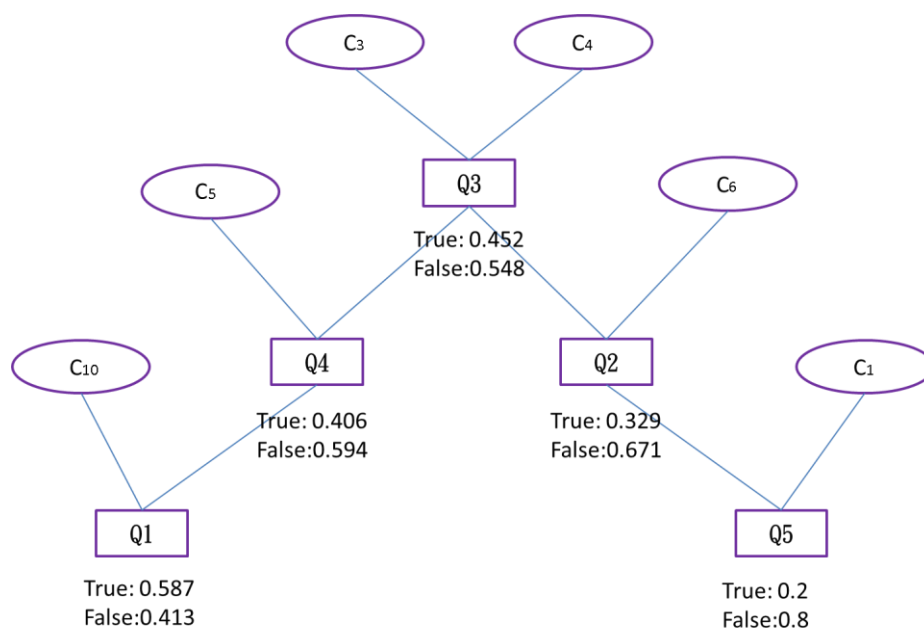


圖 4 貝氏網路機率

接著根據條件機率，透過資料庫的比對運算後，可以計算出所有具備貝氏網路關係的題目之間的條件機率，如表 7。資料輸入完成後，便能進行推理。

表 7 題目之間概念關係的條件機率

考試	前置	後續	前置(對錯)	後續(對錯)	機率
1002	Q_2	Q_5	True	True	0.216
1002	Q_2	Q_5	True	False	0.784
1002	Q_2	Q_5	False	True	0.192
1002	Q_2	Q_5	False	False	0.808
1002	Q_3	Q_1	True	True	0.843
1002	Q_3	Q_1	True	False	0.157
1002	Q_3	Q_1	False	True	0.376
1002	Q_3	Q_1	False	False	0.624
1002	Q_3	Q_2	True	True	0.371

1002	Q_3	Q_2	True	False	0.629
1002	Q_3	Q_2	False	True	0.294
1002	Q_3	Q_2	False	False	0.706
1002	Q_3	Q_4	True	True	0.586
1002	Q_3	Q_4	True	False	0.414
1002	Q_3	Q_4	False	True	0.259
1002	Q_3	Q_4	False	False	0.741
1002	Q_3	Q_5	True	True	0.343
1002	Q_3	Q_5	True	False	0.657
1002	Q_3	Q_5	False	True	0.082
1002	Q_3	Q_5	False	False	0.918
1002	Q_4	Q_1	True	True	0.762
1002	Q_4	Q_1	True	False	0.238
1002	Q_4	Q_1	False	True	0.467
1002	Q_4	Q_1	False	False	0.533

假設某學生於本次測驗之結果錯誤題目為 Q_2 及 Q_5 ，我們可以由貝氏網路關係模組找出關係為：

Q_2 與 Q_5 具備前後關係、 Q_3 與 Q_2 具備前後關係、 Q_3 與 Q_5 具備前後關係，

透過貝氏網路機率模組找出此三題錯誤機率分別為：

$$P(Q_2) = 0.671$$

$$P(Q_3) = 0.548$$

$$P(Q_5) = 0.8$$

而條件機率分別為：

$$P(Q_3|Q_2) = \frac{P(Q_2|Q_3)P(Q_3)}{P(Q_2)} = 0.577$$

$$P(Q_2|Q_5) = \frac{P(Q_5|Q_2)P(Q_2)}{P(Q_5)} = 0.677$$

$$P(Q_3|Q_5) = \frac{P(Q_5|Q_3)P(Q_3)}{P(Q_5)} = 0.629$$

其中 $P(Q_2|Q_5)$ 之機率為 0.677 最高，此時前置關係題目對錯情況判斷， Q_2 之前置關係題目為 Q_3 ，而學生 Q_3 為正確的，便找出 Q_2 及 Q_3 不相同之概念 C_6 進行主要推薦。

在題庫中有 97 道題目為專家所制定之題庫概念權重列表，其中部分題目概念權重如表 8。以 Q_2 題型概念為推薦時，根據表 5，將 Q_2 概念與題庫內的題目進行距離公式運算，將結果排序如表 9。 Q_2 題型與題庫內第 4 題及第 41 題的題型概念計算出來為 0，表示題型概念完全一樣，於是便推薦第 4 及第 41 題。

而以 C_6 概念為主進行推薦時，將 C_6 概念以權重 1 表示，其餘概念為 0，與題庫內的題目進行距離公式運算，將結果排序，如表 10。 C_6 概念與題庫內第 4 題及第 41 題的題型概念計算出來僅為 1，為題庫中與 C_6 概念最為接近之題目，於是便推薦第 71 題、第 80 題、第 89 題以及第 97 題。

表 8 專家所制訂題庫題目概念權重表格

題目	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}
1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0.2	0.3	0.5	0	0	0	0	0	0
21	0	0.3	0	0.7	0	0	0	0	0	0
31	0.3	0	0	0.3	0.4	0	0	0	0	0
41	0	0	0.3	0.3	0	0.4	0	0	0	0
51	0	0.2	0.3	0.5	0	0	0	0	0	0
61	0	0	0.1	0.2	0.3	0	0	0.4	0	0
71	0	0	0.3	0.2	0	0.5	0	0	0	0
81	0.5	0	0.2	0.3	0	0	0	0	0	0
91	0	0	0.1	0.2	0.4	0	0	0.3	0	0

表 9 與 Q_2 題型概念最為相似之題目列表

題目	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}	與 Q_2 題型概念距離
4	0	0	0.3	0.3	0	0.4	0	0	0	0	0
41	0	0	0.3	0.3	0	0.4	0	0	0	0	0
42	0	0.1	0.2	0.3	0	0.4	0	0	0	0	0.2
58	0	0.1	0.2	0.3	0	0.4	0	0	0	0	0.2
68	0	0.1	0.3	0.2	0	0.4	0	0	0	0	0.2
71	0	0	0.3	0.2	0	0.5	0	0	0	0	0.2

表 10 與 C_6 概念最為相似之題目列表

題目	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}	與 C_6 概念距離
71	0	0	0.3	0.2	0	0.5	0	0	0	0	1
80	0	0	0	0.2	0.3	0.5	0	0	0	0	1
89	0.3	0	0	0.2	0	0.5	0	0	0	0	1
97	0	0.3	0	0.2	0	0.5	0	0	0	0	1
4	0	0	0.3	0.3	0	0.4	0	0	0	0	1.2
41	0	0	0.3	0.3	0	0.4	0	0	0	0	1.2
83	0	0	0.1	0.1	0.2	0.4	0	0.2	0	0	1.2
90	0	0.1	0.3	0.2	0	0.4	0	0	0	0	1.2

肆、 結論

學習程式設計，最重要的便是進行上機編寫程式，當上機編寫程式測驗後，學生面對的往往是直接的正確或錯誤的回應，無法適當加強概念所不足的地方，造成在練習時面對大量的題目卻不知道該從何下手。本研究內容透過貝氏網路的概念建構出三個模組，以貝氏網路關係的概念，藉由條件機率進行，期望幫助學生在程式上機實作後能進行概念補救學習。

由實驗結果來看，結合貝氏網路之概念回饋，確實可以讓學生得到適合進行練習之題目類型以及最需要加強之題目概念，藉此學生可以藉由實地上機編寫程式得到學習的回饋，並且改進自己概念錯誤的部分。

未來期望能夠進行學生滿意度調查，根據學生滿意度進行概念補救學習後的調查，以此了解學生在概念補救學習後是否有確切解決學生的概念釐清問題。

伍、 參考文獻

1. Hyacinth S. Nwana, Intelligent Tutoring Systems: an overview, *Artificial Intelligence Review*, 1990 , pp. 251-277
2. Chenn-Jung Huang, Chun-Hua Chen, Yun-Cheng Luo, Hong-Xin Chen, Yi-Ta Chuang, Developing an Intelligent Diagnosis and Assessment E-learning Tool for Introductory Programming, *Educational Technology & Society*, 2008, pp.139-157.
3. Yanqing Wang, Hang Li, Yuqiang Feng, Yu Jiang, Ying Liu, Assessment of programming language learning based on peer code review model: Implementation and experience report, *Computer & Education*, 2012, pp. 412-422.
4. 陳景蔚，民 99，結合 Van Hiele 認知模式與貝氏網路之 Java 程式語言診斷系統，南台科技大學資訊管理研究所碩士論文。
5. C.J. Butz, S. Hua, R.B. Maguire, A Web-based Bayesian Intelligent Tutoring System for Computer Programming, *Journal Web Intelligence and Agent Systems*, Volume 4 Issue 1, January 2006.
6. Eva Millán, Tomasz Loboda, Jose Luis Pérez-de-la-Cruz, Bayesian networks for student model engineering, *Computers & Education*, 2010, pp. 1663-1683.
7. Jiawei Han and Micheline Kamber, *Data Mining: Concepts and Techniques* (2nd Ed.), Morgan Kaufmann Publishers, 2006, pp. 388.

Analysis of Test Results using Bayesian network for Recommending Learning Concepts System

Shou-Yi Tseng

Department of Computer Science and Information Management, Soochow University
sytseng@csim.scu.edu.tw

Chu-Chiang Chiu

Department of Computer Science and Information Management, Soochow University
99356014@scu.edu.tw

Abstract

Computer Programming is a very important skill for Information Technology students. The most important who need to do is coding on computer. After a coding test on computer, students don't know what they lack. They can't practice when they face a large number of examination questions. Base on Bayesian networks, we find out the relationship between examination questions and concepts. Recommend the most appropriate examination question for students.

Keywords: Computer Programming, Bayesian network, Recommend.