

無所不在學習環境之學習導引方法

陳朝祥

邱創楷

吳志祥

曾秋蓉

中華大學資訊工程系 中華大學資訊工程系 中華大學工程科學研究所 中華大學工程科學研究所
m09402307@chu.edu.tw d09524003@chu.edu.tw Paul.School@m2k.com.tw judyert@chu.edu.tw

摘要

隨著無線網際網路技術的迅速成長以及感應技術逐漸成熟，興起了「無所不在運算」(Ubiquitous Computing)技術的發展。這樣的技術將數位虛擬學習空間與現實世界教學結合後，發展出了新型態的學習方式—「情境感知無所不在學習」(Context-aware Ubiquitous Learning)。在這樣的學習環境中，學習資源就是現實中的物件，而物件的資源是有限的，因此如何規劃學習者使用學習資源的時程以提升整體學習效益，將會是十分重要的課題。

本研究嘗試找出影響學習的環境參數，並設計導引演算法規劃學習者學習路徑，以提升整體學習效益。在系統架構部份，本研究採用模組化設計，可依需求抽換模組，適應不同的學習環境。最後，為了評估不同導引方法是否適用情境感知無所不在學習環境，我們也嘗試設計實驗來比較各演算法間的執行效率與學習效率，未來將針對實驗結果進行分析、改良導引方法，並且導入個人化教學理論策略，提供更全面性的無所不在學習導引。

1. 簡介

「無所不在」(Ubiquitous)最早被用於形容網路無所不在的情況，這個概念是由美國全錄 Palo Alto 研究中心 Mark Weiser 博士提出的概念，他曾在 1988 年時指出「人們不再察覺到電腦的存在，因為它已融入我們的生活中」，更在 1991 年提出了「無所不在運算」(Ubiquitous Computing) (Mark, 1991)的構想。因為「無所不在運算」環境，能夠透過感測科技，將數位學習課程由原先的虛擬電腦網際服務與現實世界作結合(陳德懷, 民 95[1]; Sakamura, K. & Koshizuka, N., 2005[11])，更進一步的發展出了新的學習方式，「情境感知無所不在學習」(Context-aware Ubiquitous learning)。

在情境感知無所不在學習的環境中，現實中的物體與數位教材結合成為完整的學習資源。這個物體也許是一尊雕像、一個可操作的器具、一個展覽的空間，但不論是哪一種學習資源，皆會有使用人數上的限制。如在博物館中(Hua, L.S., 2004)[6]，一個展覽室只能容納 20 位遊客，所以 20 位遊客進入參觀時，其他遊客只能等待參觀結束後才能入場，

若是沒有事先的規劃，將會影響參訪行程。另一個例子，海洋博物館裡，學習者需要一邊觀察魚類的行為，一邊聆聽行動裝置的語音教材，但是聚集在觀察箱前的人數過多時，後方的學習者視線被遮蔽無法觀察到觀察箱的內容，影響學習效益。

由以上舉出的兩個例子可以看出，在情境感知無所不在學習的環境裡，動態的學習活動需要在不同地點間移動，如果學習者的學習路徑沒有視實際環境限制，動態地調整學習路線，常常會導致學習過程中的互相干擾，影響學習品質。因此如何動態感測學習者在環境中的位置，並即時規劃出最佳的學習路徑，是一個十分重要的問題。

目前有許多路徑規劃的方法，如：貪婪法、動態規劃、線性規劃、基因演算法。但在動態的情境感知無所不在學習環境中，這些現有演算法有些無法依照目前環境變動來改變學習路線；有些只考量單一學習者的狀況，無法有效的提升整體學習效益；有些方法無法同時針對時間與學習效益進行最佳化，於是本研究期盼能找出一個能夠解決上述問題，且適合「情境感知無所不在學習環境」的導引演算法。

本研究嘗試將問題轉化為圖學問題，並找出影響學習路徑的參數，初步嘗試以這些參數為基礎，設計一個快速且同時考慮到學習效益與時間花費的評估函數，再結合現有的演算法，改良成為適合「情境感知無所不在學習環境」的演算法。此外，為了預防學習者未按照規劃路線移動而造成未預期的等待，我們增加了預約式的飽和緩衝機制，讓未持有行動輔具學習者的影響降到最低。在實作設計中，為了使本導引演算法適用在各種不同需求的環境之下，設計了一套能夠依照不同需求抽換模組的系統架構。

2. 相關研究

在教育研究與認知科學的領域中，學習風格(Keefe, J.W., 1979 ; Keefe, J.W., 1991 ; Keefe, J.W., 1988)與適性化學習導引(Brusilovsky, P., 1996 ; Klausmeier, H.J. & Rossmiller, R.A., 1977)已被廣泛的討論與研究，但是在情境感知無所不在學習環境中，我們能夠獲取較傳統數位學習環境中更真實更多樣化的學習者資訊，然而現有的學習理論中，尚未善用這樣的環境特質。因此，如何將科學教育理

論結合新的學習環境，產生適合的學習導引策略，將會是一個十分具有挑戰性的問題(黃國禎,民94)[2]。於是本研究嘗試將學習路徑導引問題轉化成圖學問題，期望能以現有的圖學問題為基礎，找出問題的初步解法後，再加入科學教育理論，給學習者更完整周全的學習導引。

此外，在規劃路線前，需要知道各學習點對學習者的重要性，才能評估出整個學習路徑的學習效益。所以本研究將各學習物件對學習活動的重要性，列為規劃路線考慮的因素之一。且為了便於表達學習點的重要性，我們嘗試將重要程度定義為「學習目標權重值」，以數值的型態來代表之。假設每個學習者都可以完整的吸收學習點的知識，所以當學習者學習完畢時，就可以獲得該點的學習目標權重值，而總學習效益則以「學習路徑上學習目標權重總和」表示之。

目前的規劃路線演算法，大致可分成三類：

1. 「最大化個人目標規劃」類：僅考慮目前學習環境的狀況，給予學習者目前最適合前往的學習點。由一個評分函數來綜合考量目前整個環境的狀況，然後從中挑選得分最高(或最低)的學習點作為導引的目標，如：貪婪演算法(Greedy Method)，時間複雜度為 $O(n)$ ，路徑在學習者前往下一點時規劃，運算的「即時性」最佳為其優點，但整體學習效果提升有限。
2. 「個人完整學習規劃」類：依目前學習環境的狀況，給予學習者最適合的學習路徑。以學習者目前剩餘時間為限制，考量目前環境狀況，找出可行的學習路徑，再以一個評分函數為選擇路徑標準，選擇最適合的路徑給予使用者，如：動態規劃演算法(Dynamic Programming)，基因演算法(Genetic Algorithm)，時間複雜度皆為 $O(n^2)$ ，路徑在學習者前進時規劃，運算的「即時性」中等，整體提升尚未最佳化。
3. 「整體完整學習規劃」類：以最大學習時間為限制，將時間與學習目標權重值定為最佳化目標，依照系統所能容納的人數限度，規劃出相對的路徑個數，而學習者在學習前，只需挑選其中一條路徑，然後依此路徑學習即可。路徑規劃需加入多目標最佳化解法，如：線性規劃(Linear Programming)，時間複雜度為多項式時間 $O(n^c)$ ， $c > 1$ 。理論上可達到最佳的學習效果，但路徑已預先規劃完成，所以缺乏彈性無法依現狀即時的調整為其缺點。

由表二所列的現有路線規劃類型的特性比較表可知，現有的導引演算法皆有各自的優點。但是在學習者隨時可能移動的情況下，學習環境的變化十分的快速，韓世翔(民93)認為，學習流程需透過偵測學習者環境做適度的改變[3]，然而在隨時有可能發生變化的情況下，執行規劃的時間不能太久，於是本研究期望設計出一個評分函數，該函數以目

前學習環境的狀況為參數，計算出可前往學習點之的適合程度，提供路徑規畫演算法參考使用。所以本研究將以現有的三種演算法概念為基礎，搭配適合的評分函數，兩者結合成為「情境感知無所不在學習環境」的導引演算法。

表二、現有路線規劃演算法類型特性比較表

演算法類型	個人目前學習規劃	個人完整學習規劃	整體完整學習規劃
即時性	高	中	低
最佳化	低	中	高
執行效率	高	中	低
學習效益提升程度	低	中	高

3. 研究方法

3.1 問題定義與轉化

由於在無所不在的學習環境中，學習者從原本的虛擬數位學習環境，回歸到實際的空間中進行學習，若是缺乏適合的導引機制，學習者將不知何去何從，而且也可能因為沒有規劃適合的學習路徑，造成在有限時間內無法達成學習目標，導致學習成效不彰。因此本研究期望設計一個有效率的演算法提供學習者適合的學習引導，提升學習者在情境感知無所不在學習環境中的學習效益。

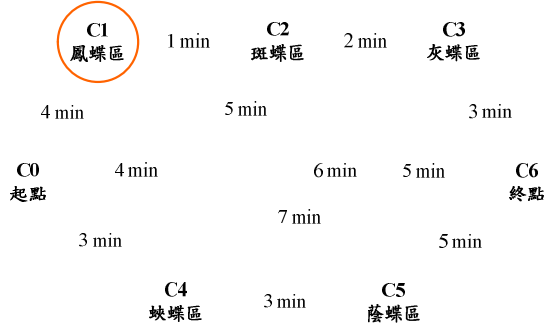
在演算法說明前，我們必須先將整個學習環境作明確的定義。假設在一個學習環境中，散佈著許多個學習點，每個學習點同一時間有使用人數的上限，而兩個學習點之間，有路徑直接相通，學習者在其上移動需要一段的時間。當學習者到達新的一個學習點時，需要停留一段時間進行學習活動，而學習完畢後，就可以獲得一定的學習目標權重值。在此假設每個學習者學習獲得效益為百分之百。

我們以蝴蝶生態園區為例子說明之。假設園區依照不同種類的蝴蝶生態需求劃分為五個生態區域，分別為「鳳蝶區」、「斑蝶區」、「灰蝶區」、「蛱蝶區」、「蔭蝶區」，其學習環境示意圖如圖一。

每個學習者身上都配戴了一個可攜式上網設備，且已建構一個學習導引系統，此系統可以依照學習者目前所在的位置、各學習點即時的學習人數負載情況，透過可攜式上網設備導引學習者前往下個學習點，讓學習者在限制的總學習時間內，得到最大的學習目標權重值。

而由以上敘述可知，此問題可簡化成一個圖學(Graph)上的問題：將每個學習點視為圖上的一個頂點(Vertex)，而學習點之間的路徑視為圖上的一個邊

(Edge)。且每個學習點之間都有路徑(path)相通，那麼整個環境即可視為一個無向的連通圖(Complete Connected Graph)。



圖一 蝴蝶生態園區之學習環境示意圖

在無所不在學習環境圖中，目標是在條件限制下，找出學習獲益極大化的路徑。即 $ET_i + VT_i \leq LT_i$ 的條件限制下，極大化 $Avg(\sum_{v \in V'} Gain(v))$ 。

- $G = (V, E)$ 為一個連通的無向加權圖。
- $P_i = (V', E')$ 為 G 上的學習者 i 的學習路徑(Path)。
- $ET_i = \sum_{e \in E'} Cost(e)$ 為 P_i 上所有邊的時間花費和。
- $VT_i = \sum_{v \in V'} Cost(v)$ 為所有學習點的時間花費和。
- $\sum_{v \in V'} Gain(v)$ 為所有學習點的目標權重值之和。

接著分析可能會影響學習路徑的參數，根據黃國禎(2006)[5]的研究發現，在一般的情境感測無所不在的環境中，可歸納出五類型的參數，「學習者個人情境的感知」、「學習環境參數的感知」、「行動學習載具的感應器所回傳的信息」、「資料庫取得的個人資料與學習歷程」、「資料庫取得的環境資料」，而本研究中將最直接影響到學習路徑導引的參數分為三類，「學習環境參數」、「學習點參數」以及「學習者參數」，詳述如下：

1. 學習環境參數：

這類參數是與整個學習環境相關的全域參數，且在學習環境開始啟動後為常數型態，主要有以下六個參數：

- (1) n ：學習點總數。在學習環境中學習點的數目，且 $n \in \mathbb{N}$ 。
- (2) C_k ：學習點編號。代表在學習環境中編號為 k 的學習點，且 $k \in \mathbb{N}$ ， $k \leq n$ 。
- (3) $E_{i,j}$ ： C_i 與 C_j 中間相連的路徑，且 $i, j \in \mathbb{N}$ ， $i, j \leq n$ ， $i \neq j$ 。
- (4) $T_{i,j}$ ： C_i 到 C_j 的移動時間。基本單位為分鐘，

且 $i, j \in \mathbb{N}$ ， $i, j \leq n$ ， $i \neq j$ 。

- (5) LT ：學習時間總限制。學習者在學習環境中停留的時間限制，基本單位為分鐘， $LT \in \mathbb{N}$ 。
- (6) S_v ：預約飽和率限制。代表所有學習點的預約限制，以學習點的飽和百分比為判斷基準，若目前飽和率大於或等於預約飽和率限制，則不接受預約，且 $S_v \in \mathbb{N}$ ， $S_v \leq 100$ 。

2. 學習點參數：

這類型的參數是與學習點有相關性的，可分為兩種參數—靜態參數以及動態參數。學習環境開始啟動後，固定參數數值不再變動，而動態參數在學習者進出任何一個學習點時，將會有所變動，學習點的五個參數如下：

- (1) PL_k ：學習點限制人數。代表學習點 C_k 人數限制，一個學習者以一個單位來表示，為固定參數且 $k \in \mathbb{N}$ ， $k \leq n$ 。
- (2) PRI_k ：學習點學習目標權重。代表學習點 C_k 學習目標權重，越重要的學習點學習目標權重數值越大，為固定參數且 $k \in \mathbb{N}$ ， $k \leq n$ 。在本研究中也代表此「可獲得的學習效益」。
- (3) DLT_k ：預估學習時間。代表學習點 C_k 的預估學習時間，基本單位為分鐘，為固定參數且 $k \in \mathbb{N}$ ， $k \leq n$ 。
- (4) M_k ：目前點上人數。代表學習點 C_k 目前點上人數，一個學習者以一個單位來表示，為動態參數且 $k \in \mathbb{N}$ ， $k \leq n$ ， $M_k \leq PL_k$ 。
- (5) SR_k ：目前點上飽和率。代表學習點 C_k 目前點上飽和百分比，為動態參數且 $k \in \mathbb{N}$ ， $k \leq n$ ， $SR_k = \left\lceil \frac{M_k}{PL_k} \right\rceil * 100$ ， $SR_k \in \mathbb{N}$ ， $SR_k \leq 100$ 。

3. 學習者參數：

與學習者相關的基本參數，包括：

- (1) CT ：已花費時間。代表使用者目前花費時間，基本單位為分鐘，為動態參數且 $CT \in \mathbb{N}$ ， $CT \leq LT$ 。
- (2) TP_k ：學習點已學習時間。代表使用者目前在學習點 C_k 已花費時間，基本單位為分鐘，為動態參數且 $k \in \mathbb{N}$ ， $k \leq n$ 。

以上敘述的 13 個參數，是整個學習導引演算法中主要考量的因素。而本研究嘗試以學習目標權重值與時間花費為考量，設計出學習評估函數。再以學習評估函數與貪婪演算法結合成為「目標極大化學習導引演算法」Maximized Objective Learning Guiding Algorithm(簡稱 MOLGA)，下節將會對此演

算法做詳細的介紹。

3.2 目標極大化學習導引演算法(MOLGA)

MOLGA 在本研究中歸類為第一類演算法，其基本概念來自於執行時間迅速的貪婪法，且結合本研究設計的學習評估函數，設計成為適合在情境感知無所不在學習環境的導引演算法。

MOLGA 在逐一挑選成員來尋求解的過程中，只挑選目前具備最大利益的成員。明確地說，若是一個具有 n 個 input 的問題，我們要在某種「限制條件」下，也就是評分函數的限制下，在其中選出一個合乎此限制的子集合，而這個子集合就稱為可行解(feasible solution)。這個方法很明顯的只是找出一個近似最佳解，不一定是最佳解。

而學習評分函數為整個演算法的核心，將會影響到整體之學習效益，因此定義一個合適的評分機制來選擇導引的目標是很重要的。評分函數的目標有二：

1. 「即時」提供「時間花費小」、「學習目標權重大」的學習點給單一學習者。
2. 提升所有學習者之整體平均學習目標權重值。

根據以上目標，選擇以下的環境參數來定義評分函數：

(1) 「時間成本」

- 學習點：學習點預設時間 DLT_k 、點與點移動時間 $T_{i,j}$ 。
- 使用者：學習總時間限制 LT 、已花費時間 CT 、各學習點已學習(停留)時間 TP_k 。

(2) 「空間成本」

- 學習點：點上目前人數 M_k 、目前飽和率 SR_k 、預設飽和率限制 S_v 、每點人數限制 PL_k 。

(3) 「學習目標權重值」

- 各點學習目標權重 PRI_k ，目前是由系統預先給定的權重值，將來能依個人知識背景的不同，給予不同的權重值。

本研究在上述 10 個參數中選取出最具直接影響力的 5 個參數，依照其特性設計評分函數，其評分標準為「評分數值越小者，學習效益越高」。假設一學習者從學習點 C_i 欲前往另一學習點 C_j ，則 C_j 的評分數值可以下列評分函數 $Score(i,j)$ 計算：

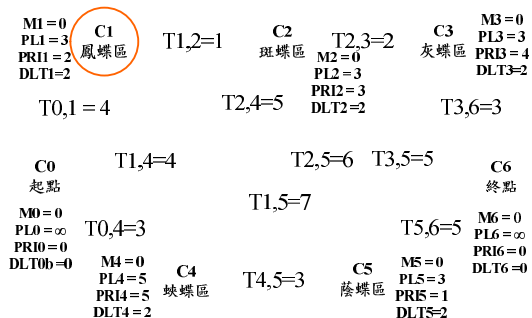
$$Score(i,j) = \frac{T_{i,j} + DLT_j}{PRI_j * \ln\left[\frac{(S_v - SR_j)}{100} + 1\right]} \dots\dots\dots (1)$$

其中 $T_{i,j}$ 為「 C_i 到 C_j 的花費時間」， DLT_j 為「學習點 C_j 之預估學習時間」， PRI_j 為「學習點 C_j 的學習目標權重值」， SR_j 為「學習點 C_j 目前飽和率」， S_v 為「環境限制飽和率」。

假設尋找最佳學習路徑演算法為 MOLGA，也就是在所有學習點 C_j 中，選擇最小評分數值者作為導引的目標。若學習點總共有 n 個，則學習點 C_j 則有 $n-1$ 個選擇，而每執行評分函數一次所花費時間複雜度為 $O(1)$ ，整個演算法的時間複雜度則為 $O((n-1)*1)=O(n-1)=O(n)$ 。以圖一所示意之蝴蝶園學習導引為例，假設五個生態區的參數狀態如下：

1. 「鳳蝶區」：代號 C_1 ，最大容納學習人數為 3，學習點目標權重值為 2，需要 2 分鐘的學習時間，與「斑蝶區」、「蔭蝶區」、「蛺蝶區」有路可通，且移動所花費時間分別為 1 分鐘、7 分鐘、4 分鐘。
2. 「斑蝶區」：代號 C_2 ，最大容納學習人數為 3，學習點目標權重值為 3，需要 2 分鐘的學習時間，與「斑蝶區」、「灰蝶區」、「蔭蝶區」、「蛺蝶區」有路可通，且移動所花費時間分別為 1 分鐘、2 分鐘、6 分鐘、5 分鐘。
3. 「灰蝶區」：代號 C_3 ，最大容納學習人數為 3，學習點目標權重值為 4，需要 2 分鐘的學習時間，與「斑蝶區」、「蔭蝶區」有路可通，且移動所花費時間分別為 2 分鐘、5 分鐘。
4. 「蛺蝶區」：代號 C_4 ，最大容納學習人數為 5，學習點目標權重值為 5，需要 2 分鐘的學習時間，與「鳳蝶區」、「斑蝶區」、「蔭蝶區」有路可通，花費時間為 4 分鐘、5 分鐘、3 分鐘。
5. 「蔭蝶區」：代號 C_5 ，最大容納學習人數為 3，學習點目標權重值為 1，需要 2 分鐘的學習時間，與「斑蝶區」、「灰蝶區」、「蛺蝶區」有路可通，花費時間為 6 分鐘、5 分鐘、3 分鐘。

除了五個生態區之外，特別設定「起點」 C_0 、「終點」 C_6 。終點與起點容納學習人數不限，學習點目標權重值為 0，學習時間為 0。起點與「鳳蝶區」、「蛺蝶區」有路可通，且移動所花費時間分別為 4 分鐘、3 分鐘。終點與「灰蝶區」、「蔭蝶區」有路可通，且移動所花費時間分別為 3 分鐘、5 分鐘。本蝴蝶園學習環境之參數設定如圖二所示，而各學習點之最短路徑如表一所示。



圖二 蝴蝶生態園區之學習環境參數設定圖

表一、最短路徑距離紀錄表

	C0	C1	C2	C3	C4	C5	C6
C0	0	4	5	7	3	6	10
C1	4	0	1	3	4	7	6
C2	5	1	0	2	5	6	5
C3	7	3	2	0	7	5	3
C4	3	4	5	7	0	3	8
C5	6	7	6	5	3	0	5
C6	10	6	5	3	8	5	0

假設在某一個時間點，同時有 3 個學習者進入蝴蝶園，令學生代號為：S1、S2、S3，學習點代號為：C0(起點)、C1(鳳蝶區)、C2(斑蝶區)、C3(灰蝶區)、C4(蛺蝶區)、C5(蔭蝶區)、C6(終點)。假設總學習時間限制為 LT = 18 分鐘，起始點為 S，終點為 E，每個學習點限制飽和率 Sv = 60。如某點已學習過則僅路過不停留學習，最後當剩餘時間不足以學完任何學習點則導引學習者回到 C6 終點。

以 MOLGA 選擇分數最低的學習點進行導引，其步驟如下：

Step 0：S1、S2、S3 皆在起點 C0。

Step 1：已花費時間 CT = 0，S1、S2、S3 同時出發開始學習，系統選擇下一個學習點，而依照評分函數計算 S1 前往各學習點之分數如下：

$$\begin{aligned}
 \text{Score}(0,1) &= \frac{T_{0,1} + DLT_1}{PRI_1 * \ln\left[\frac{(Sv - SR_1)}{100} + 1\right]} = \frac{4 + 2}{2 * \ln\left[\frac{(60 - 0)}{100} + 1\right]} \\
 &= 6.383 \\
 \text{Score}(0,2) &= \frac{T_{0,2} + DLT_2}{PRI_2 * \ln\left[\frac{(Sv - SR_2)}{100} + 1\right]} = \frac{5 + 2}{3 * \ln\left[\frac{(60 - 0)}{100} + 1\right]} \\
 &= 4.965 \\
 \text{Score}(0,3) &= \frac{T_{0,3} + DLT_3}{PRI_3 * \ln\left[\frac{(Sv - SR_3)}{100} + 1\right]} = \frac{7 + 2}{4 * \ln\left[\frac{(60 - 0)}{100} + 1\right]} \\
 &= 4.787 \\
 \text{Score}(0,4) &= \frac{T_{0,4} + DLT_4}{PRI_4 * \ln\left[\frac{(Sv - SR_4)}{100} + 1\right]} = \frac{3 + 2}{5 * \ln\left[\frac{(60 - 0)}{100} + 1\right]} \\
 &= 2.128 \\
 \text{Score}(0,5) &= \frac{T_{0,5} + DLT_5}{PRI_5 * \ln\left[\frac{(Sv - SR_5)}{100} + 1\right]} = \frac{6 + 2}{1 * \ln\left[\frac{(60 - 0)}{100} + 1\right]} \\
 &= 17.021
 \end{aligned}$$

因學習點 4 之分數最低，因此導引 S1 前往學習點 C4。在 S1 預約前往 C4 的狀況下，S2 前往評分數值最小的 C4，S3 選擇前往 C3。

Step 2：已花費時間 CT = 5 時，S1、S2 同時完成蛺蝶區的學習，系統選擇下一個學習點，而依照評分函數計算結果，導引 S1 前往評分數值最小的學習點 C2，S2 前往評分數值最小的 C1。

Step 3：已花費時間 CT = 9 時，S3 到達學習點 C3 灰蝶區且已學習完畢，因為 C1、C4 學習完畢後剩餘時間不足以回到終點，系統推薦下一學習點 C2 斑蝶區。

Step 4：已花費時間 CT = 11 時，S2 已學習完畢學習點 C1 鳳蝶區，因為學習完 C2、C3、C5 後皆無法在時間限制內回到終點，系統推薦 S2 回到終點 C6，此時 S2 之學習路徑為「C4 -> C1 -> C6」。

Step 5：已花費時間 CT = 12 時，S1 學習 C2 完畢，因為學習完 C1、C3、C5 後皆無法在時間限制內回到終點，推薦 S3 前往終點 C6。此時 S1 之學習路徑「C4 -> C2 -> C6」。

Step 6：已花費時間 CT = 13 時，S3 學習 C2 完畢，因為學習完 C1、C4、C5 後皆無法在時間限制內回到終點，系統推薦前往終點 C6，此時 S3 之學習路徑為「C3 -> C2 -> C6」。

在以上範例中，學習者 S1 之學習路徑為 C4 -> C2 -> C6，總學習目標權重值為 8；學習者 S2 之學習路徑為 C4 -> C1 -> C6，總學習目標權重值為 7；學習者 S3 之學習路徑為 C3 -> C2 -> C6，總學習目標權重值為 7。三位學習者之平均學習目標權重值為 7.33。在 Step 1 中 S1 選擇前往 C4 後，S2 也選擇前往 C4，原因為 C4 學習效益遠大於其他學習點，在 S1 預約位置後預設飽和仍在限制內，於是 MOLGA 計算出來的評分數值仍為最小，故 S2 選擇 C4。

由以上的執行範例可以知道，MOLGA 十分的簡單快速，也同時將學習效益與時間花費納入考慮，在往後的研究中將與其他演算法比較，調整學習評估函數，達到最佳的學習效益。

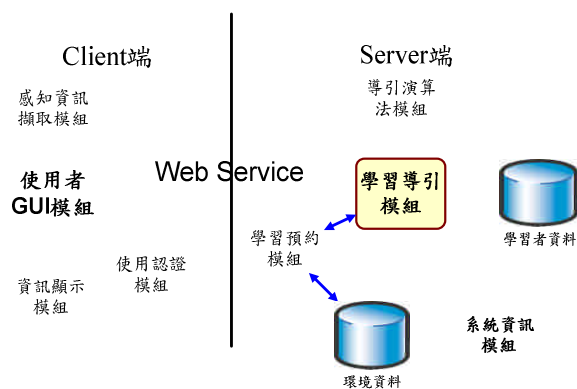
4. 系統架構

至今情境感知無所不在學習環境標準尚未制定全備，所以環境的大小、感測裝置、學習者行動裝置，規格都尚未標準化。倘若每個不同導引需求的環境都需要重新規劃系統架構，就造成設計成本的浪費。因此設計出能應用在不同的導引方法以及不同學習需求環境之系統架構，對往後情境感知無所不在學習環境的建置，能節省大量的系統設計成本，加速情境感知無所不在學習的普及速度。

有鑑於此，本研究規劃出一個系統架構，如圖二。本架構的特色是「功能模組化」，在不同需求的環境中，採用不同的感測元件與導引演算法，但是在每個功能模組化的設計之下，只需要更換模組

即可應用在新的學習環境上。

由於考慮到行動載具電力有限的問題，所以將需要花費大量計算與資料傳輸的功能模組放置在 Server 端，Client 端只需要擷取學習物件資訊及顯示導引資訊。而 Client 與 Server 之間的資料傳輸，採用 Web Service 呼叫模組的方式傳遞資料，可適用底層不同無線通訊技術。以下將對系統架構的模組一一說明：



圖二、情境感知無所不在學習導引架構圖

一、Server 端：

1. 學習導引模組：為 Server 端最主要的模組，主要功能是接受 Client 傳送過來的參數，再傳遞到「導引演算法模組」、「系統資訊模組」、「學習預約模組」中，而這三個模組運算出最佳的學習路徑之後，會將結果回覆給 Client 端。
2. 系統資訊模組：主要的功能為蒐集環境資訊。搜集在各個點上的人數資訊與學習點學習相關資訊，並且提供這些資訊給導引演算法運算使用。
3. 導引演算法模組：以系統資訊模組提供的資訊為基礎，使用路徑規畫演算法為核心，運算出最佳的學習路徑，提供給學習導引模組使用。
4. 學習預約模組：在學習者確定前往學習點時，協助學習者預約訂位，到達時更新該點學習人數。

二、Client 端：

1. 使用者介面模組：為 Client 端最主要的控制模組，用來接收感知資訊擷取模組的觸發資訊。在使用者認證成功後，進行與 Server 端的資料交換，將收到的資料，透過資訊顯示模組導引學習者。
2. 感知資訊擷取模組：使用感測元件接收物件資訊，解析感測資訊後，提供使用者介面模組使用。
3. 使用認證模組：協助學習者身分認證。
4. 資訊顯示模組：接收來自 Server 端的資訊，在 Client 端顯示導引資訊。

5. 結論與未來發展

在本研究中，分析出在情境感知無所不在學習環境中，進行導引所需要的環境參數，可提供後續新的導引方法參考使用，我們也提出一套適用於情境感知無所不在環境中的學習導引方法，不僅提高未來新型態學習型態的學習效益，更能夠在無所不在運算的硬體環境更成熟時，應用於不同的主題的環境上面，如：旅遊路線規劃、商店街購物路線導引...等。搭配本研究模組化的系統架構設計，只需針對不同的需求更換不同功能的模組，如在國立自然科學博物館中，已有 Zigbee 無線傳輸環境，配合本論文系統架構將其模組化，便可利用其無線感測的特性，修改成無所不在感測學習環境，可大大的降低重覆設計成本，有利於情境感知無所不在學習的普及與發展。

未來發展主要分「演算法係數最佳化」、「演算法測試評估」與「適性化學習導引」等三個方向。首先在 3.2 節的範例中，可以發現 MOLGA 的目標是提升整體學習效益，對單人的路徑學習總效益，並不是最好的選擇。於是未來將以最佳化方法去訓練演算法參數的係數值，使得單人學習路徑效益也獲得最佳化。

在演算法測試評估方面，本研究將採用程式模擬學習環境、感測元件與 Client 端的學習者行為，並且在不同的環境設定下，針對目前現有的路徑規劃演算法進行分析、比較。為了避免實驗結果因為特殊環境有所偏差，我們以隨機的方式產生環境資料進行模擬測試，並透過效能驗證評量指標——「演算法平均運算時間」與「學習者平均學習權重」進行分析。「演算法平均運算時間」著重在演算法執行效率；「學習者平均學習權重」著重在整體總學習效益。

在演算法比較部份，在初期會先選擇三種演算法「隨機亂數選擇法」、「最短路徑演算法」(Greedy Method)、「動態規劃法」(Dynamic Programming) 來與「目標極大化學習導引演算法」做比較，希望藉由在不同學習點數、人數的環境模擬測試下，比較出各個演算法的優缺點，對本研究提出之演算法加以改進，而透過模擬證實演算法的可行性後，實作於實際的系統上。為了驗證學習者學習吸收的程度，將會設計學前評量與學後評量，藉由學習前後差異的數據，調整 MOLGA 的係數使其最佳化。

此外，在適性化學習導引部份，我們可以透過將較重要、關鍵性的學習點設定為較高的權重，來進行「主題式學習」，例如在博物館中，教學課程主題為認識古代文物，而該學習者對“唐代文物”的知識較為缺乏，我們就能依此需求調整學習點的權重值，讓路線規劃演算法可優先考慮唐代相關文物，使學習者在學習歷程中對“唐代文物”有較多的認識，更貼近學習者的需求。因此我們將來也希望將更多個人化的資訊納入考量，更落實無所不在情境感知學習的目標。

參考文獻

- [1] 陳德懷(民 95):愛麗絲夢遊學習仙境。台北市:遠流出版公司。
- [2] 黃國禎(民 94)。U-Learning 時代的來臨與挑戰。2005 年 10 月 28 日,取自 <http://www.elearn.org.tw/KMC/ExpertDefaultArticles/U-Learning時代的來臨與挑戰.pdf>
- [3] 韓世翔(民 93):考量環境智慧之適性化行動學習平台。私立中原大學資訊管理學系碩士學位論文,未出版。
- [4] Brusilovsky, P. (1996). Methods and techniques of adaptive hypermedia. User Modeling and User-Adapted Interaction, 6 (2-3), 87-129.
- [5] Hwang, G.J. (2006). Characters, Characteristics and Strategies of Ubiquitous Learning . IEEE International Conference on Sensor Networks, Ubiquitous, and Trustworthy Computing (SUTC 2006), June 5-7, 2006 , Taichung, Taiwan.
- [6] Hua, L.S.(2004). Mobile Museum Guiding System. Unpublished master dissertation, Yuan-Ze University.
- [7] Keefe, J.W.(1979). Learning style: an overview, NASSP's Student learning styles: Diagnosing and prescribing programs, pp. 1-17
- [8] Keefe, J.W.(1991). Learning style: Cognitive and thinking skills. National Association of Secondary School Principals.
- [9] Keefe, J.W.(1988). Profiling and utilizing learning style. National Association of Secondary School Principals.
- [10] Klausmeier, H.J., Rossmiller, R.A., & Saily, M. (Eds.).(1977). Individually guided education: concepts and practices. New York: Academic Press.
- [11] Sakamura, K., & Koshizuka, N.(2005). Ubiquitous Computing Technologies for Ubiquitous Learning. Proceedings of the 2005 IEEE International Workshop on Wireless and Mobile Technologies in Education (WMTE'05).
- [12] Weiser, M.(1993). Hot Topics: Ubiquitous Computing. IEEE Computer, October 1993.