

An ontology merge method: Fuzzy Formal Concept Analysis-Merge

模糊概念分析為基礎的本體論合併方法

陳榮靜

朝陽科技大學

資訊管理系

crching@cyut.edu.tw

葉峻儒

朝陽科技大學

資訊管理系

s9514634@cyut.edu.tw

摘要

目前建構本體論的工具與方法很多，而建構出來的本體論也會有所差異，在相同的領域下，如果直接使用已被建構好的本體論，可以節省相當多建構本體論的成本，而在相同領域下，本體論的合併便成為一項重要課題。本篇論文主要提出模糊正規概念分析為基礎的本體論合併方法 FFCA-MERGE (Fuzzy Formal Concept Analysis-Merge)，FFCA-MERGE 先將需合併的本體論進行模糊概念分析，之後進行模糊概念聚集，最後產生模糊本體論，目前領域本體論的合併方法主要還是針對不具有模糊概念的本體論，而透過 FFCA-MERGE 合併之後，可以轉換成模糊本體論。在處理不明確資料時，模糊本體論具有更強大的彈性與優勢。

關鍵字： 本體論合併、本體論對應、模糊理論、正規概念分析、模糊本體論。

Abstract

Many tools and techniques are used to construct a domain ontology. The structure and content of those constructed ontology exist many differences even they are in the same domain. If we can directly use the exist ontology, we can save a lot of time and cost. However, the

domain knowledge changes fast. The exist ontology maybe not suit to problem domain. How to reuse exist ontology is an important topic for the application ontology. So, the integration of exist domain ontology becomes an important subject. In this paper, we will propose a Fuzzy Formal Concept Analysis Merge (FFCA-MERGE) technique to merge domain ontology with the same domain. Through the FFCA-MERGE merge domain ontology, the ontology can be transformed into a fuzzy ontology. In addition, the new fuzzy ontology has stronger flexibility and advantage to deal with the uncertainly information.

Keywords: Ontology merge, Ontology mapping, Fuzzy theory, Formal Concept Analysis, Fuzzy ontology.

1. 前言

本體論的合併是近年來越來越熱門的研究主題，主要是因為建構本體論的工具越來越多，所建構出來的領域本體論也越多樣化，各有各的優劣。但是，不難發現同一領域中所被建構出來的本體論，會由於不同的建構者、不同的建構工具、不同的建構語言，所建構出來的領域本體論會不盡相同，甚至會有嚴重的差異，也就是兩個領域之本體論間有相同或相似

的詞，於是本體論對應(Mapping)為整合本體的重要工作。

本體論對應包含了本體論整合(Integration)、本體論合併(Merge)、本體論校正(Alignment)等工作。本體論畫分方式依不同觀點，有不同畫分方式，在[3]中將本體論分成全域本體論(Global ontology)、區域本體論(Local ontology)、領域本體論(Domain ontology)。全域本體論泛指具有各個領域綱要(Schema)之本體論，它包含各種領域，只有具體綱要並無詳細內容；區域本體論範圍較全域本體論小，為某一特定區域下本體論之綱要；領域本體論相較於上述全域本體區與區域本體論而言，領域本體論所包含的範圍更小，其針對某一特定領域之下，領域本體論具有詳細的概念分類，為一建構較完整之本體論。

在整合的部分針對全域本體論及區域本體論，而本體論之合併及校正則是針對領域本體論而言。

在本體論對應上，主要包含三大範疇：[3]

(1) 全域本體論與區域本體論二者間的本體論整合

在此類情形下之本體論對應，由於整合過的全域本體論下已有分享字彙，所以在區域本體論進行對應的情況下，其對應規則可以較簡單的被發掘及定義。但在現今高度動態變動的環境下，這類的本體論對應有延展性和維護性

的問題，延展性受限制的主要原因為，全域本體論中只要有一個區域本體論有更新、移除、新增的動作，就會影響到之後的本體論對應結果；維護性問題主要是因為在相同領域或相似領域中之本體論，可能存在不一致或互相矛盾的資訊。

(2) 區域本體論間之本體論對應

此類對應主要是當不同的區域本體論之間，具有不一致或矛盾之資訊而無法進行整合或合併時，可讓二區域本體論之間進行溝通。此類對應適合使用在現今高度動態、分散式的環境下，由於區域本體論對應是發生於區域上的，所以區域本體論之間的對應，也較全域本體論與區域本體論之間的對應更具延展性及維護性，但相對的，由於區域本體論間缺少全域本體論的分享字彙，所以在本體論對應的過程上較為困難。

(3) 本體論對應之合併(Merging)與校正(Alignment)

此類合併乃是針對相同、重覆領域之本體論，如何找出本體論間之相關性及相似性，以進行合併及校正之動作，這在現今本體論中，是一個重要議題。

本篇研究中，主要是針對相同領域本體論間的合併進行探討。表 1 為相同領域本體論間合併、校正技術之比較表。

表 1 各合併、校正技術之比較表

文獻	主要目的	方法	優缺點
1.SMART[8]	合併校正	- 語言學上之相似度(同義字、共用之子字串、句首、句尾)。 - class-name 之比對。	- 半自動化。 - 將語義分析後之結果呈現給使用者，利於進行合併。
2.PROMPT[9]	合併校正	語言學上相似度之比對。	- 半自動化。 - 將語義分析後之結果呈現給使用者，利於進行合併。
3.OntoMorph[2]	合併	- 提供強力的規則語言。 - 結合二種技術：語法改寫和語義改寫。	以強大的規則語言來敘述其本體合併，這對使用者來說可能需要較高的知識門檻。
4.CHIMAERA[7]	合併校正	- 基於 Ontolingual ontology editor 此工具下之合併技術。 - 如果能找出語言學上的配對就能達到自動化合併。	- 全自動化。 - 在不明確的資料中，要完全的找出全部的語言學配對，以達到其全自動化，會有其困難性。
5.HICAL[5]	合併	- 為一 machine-learning 的方法。 - 擷取資料中之實例。	由於不是比較二個字之間的相似度，所以可能將不同的字元分類到同一個概念下。
6.Anchor-PROMPT[10]	合併校正	找出有關聯的關鍵字集合，進行深入研究，以驗證相關性及找出新的相關關鍵字。	- 半自動化。 - 將語義分析後之結果呈現給使用者，利於進行合併。
7.FCA-Merge[13]	合併	- 例子擷取並產生本文。 - 利用 TITANIC 演算法計算出刪減過後之概念點陣。 - 透過專家的知識將刪減過後之概念點陣轉換成本體。	- 半自動化。 - 由概念點陣轉換為本體時，需要人工介入。
8.CMS[6]	校正	- 為一結構化的配對系統在具有語義知識的 OWL 語言中進行探索。 - 參考外部的語言學的資源、特徵之產生/選擇、多種的相似度整合比較。	僅能達到校正之目的，合併的部分較欠缺。

從表1中可以發現，現今的合併及校正技術，整體來看有三大缺點：(1) 自動化程度不高、(2) 合併後本體論不具有模糊本體論之概念。本研究中將利用隸屬值資訊，來達到自動

化合併的目的。

論文其他部分包括第二節相關技術的介紹，第三節模糊正規概念為基礎的本體論合併方法之詳細流程架構，第四節實例說明模糊正

規概念為基礎的本體論合併方法，最後第五節為結論。

2. 相關技術

本論文提出的FFCA-MERGE主要是要可以將來源本體論進行合併，進而轉換為模糊本體論，使用到的相關技術主要都是基於正規概念分析發展出來的，而正規概念分析的應用相當廣泛像是文件分析、本體論合併、線上學習、專家系統等。相關技術說明如下：

2.1. 正規概念分析 (Formal Concept Analysis)

正規概念分析[4]的主要功能在分析資料，使資料形象化、結構化，分析過後之資料將更具有意義及結構。

正規概念分析是根據點陣理論(Lattice theory)[1]所發展出來的，而正規概念分析的建構步驟大致如下：

(1) 建構本文

(2) 建構概念點陣

本文的定義，包含三個元素 (G, M, I) ， G ：本文的物件群； M ：本文的屬性集合； I ：物件和屬性間的關係。本文中屬性可視為關鍵字(Terms)或特性(Properties)；物件可視為文件(Documents)或輸入(Entities)。而建構本文的目的為找出物件和屬性間的關聯。

在正規概念中還有延伸出二個概念，分別為屬性的內涵(Intent)及物件的延伸(Extent)。

其中屬性的內涵是指一組物件應共同具有的屬性集合。若 A 為一組物件的集合並滿足 $A \subseteq G$ ， A' 稱為 A 的內涵， A' 是指一組屬性的集合，為 A 中所有物件均有的屬性，以下式表達：

$$A' := \{m \in M \mid (g, m) \in I \text{ for all } g \in A\}$$

物件的延伸(Extent)是指滿足特定屬性的物件集合。若 B 為一組屬性的集合並滿足 $B \subseteq M$ ， B' 稱為 B 的延伸， B' 是指一組物件

的集合，為滿足所有在 B 中共同的屬性，以下式表達：

$$B' := \{g \in G \mid (g, m) \in I \text{ for all } m \in B\}$$

建構本文後即可建構出概念點陣，概念點陣主要是建構出概念間的繼承關係(Inheritance relation($\leq$))。若從本文中取出二個概念 $(E1, I1)$ 、 $(E2, I2)$ 並建立其之間的繼承關係， $(E1, I1) \leq (E2, I2)$ ，可稱 $(E1, I1)$ 繼承 $(E2, I2)$ ，在概念點陣中稱 $(E1, I1)$ 為子概念(SubConcept)，而 $(E2, I2)$ 為全概念(SuperConcept)。

而建構概念點陣的目的，則為找出概念間的階層關係，具有越多相關物件的屬性，視為越重要，隸屬於越高的層級。底下利用表2及圖1來說明正規概念分析的步驟。

表2 FCA-本文

屬性 文件	球類	足球	武術	柔術
D1	×	×		
D2	×			
D3			×	×
D4			×	×
D5			×	

從表2中可以發現只要文件與屬性間具有相關性，在本文中以 $\times$ 號表示之，經過本文之建立後就能進一步的建構概念點陣。

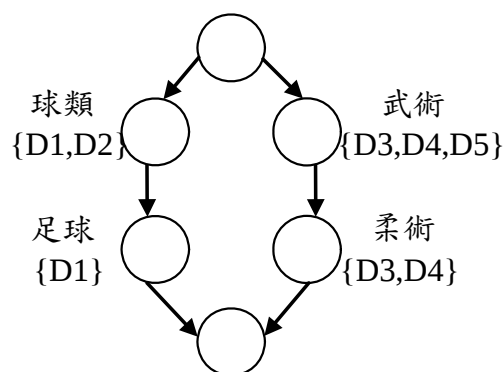


圖 1 FCA-概念點陣

由圖 1 概念點陣中可以發現，本文中具有越多物件相關之屬性，會隸屬於越高層級。

例：球類為足球之全概念，而足球為球類之子概念。

2.2. 模糊正規概念分析 (Fuzzy Formal Concept Analysis)

模糊正規概念分析[11][12]在本文中之定義，包含三個元素 $(G, M, I = \alpha(G, M))$ ， G ：本文的物件群； M ：本文的屬性集合； I ：物件和屬性間的關係，其中 I 關係包含了物件和屬性間隸屬值的概念。

模糊正規概念分析與正規概念分析最大的不同點在於，每一個物件和屬性間之相關性都是具有隸屬值的概念存在，在一個物件中出現頻率越高的屬性就給予越高的隸屬值，而概念間的關聯也可以利用模糊理論來計算出其相似度。

以下利用表3、表4及圖2來說明模糊正規概念分析的步驟。

表3 FFCA-本文中所有隸屬值資訊

屬性 文件	球類	足球	武術	柔術
D1	0.9	0.7	0.4	0.12
D2	0.8	0.33	0.15	0.3
D3	0.11	0.25	0.85	0.7
D4	0.21	0.13	0.85	0.6
D5	0.18	0.1	0.95	0.25

設 $\alpha - cut = 0.6$ ，將數值高於 0.6 的隸屬性視為較有意義：

表 4 FFCA-將本文中低於 0.6 之隸屬值去除

屬性 文件	球類	足球	武術	柔術
D1	0.9	0.7		
D2	0.8			
D3			0.85	0.7
D4			0.85	0.6
D5			0.95	

模糊正規概念分析中具有其隸屬值之概念，可經由 $\alpha - cut$ 的設定，將隸屬值較低之

正規概念去除，進一步的得到概念點陣。

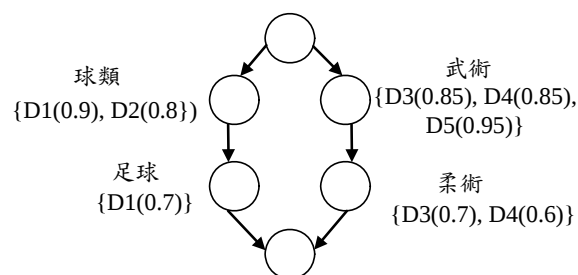


圖 2 FFCA-根據表 4 建構之概念點陣

概念點陣間的每一個正規概念，其包含和物件間的隸屬值資訊，透過這些資訊可以更彈性的分類其正規概念，也可以利用這些隸屬值資訊，計算出正規概念間之相似度。

2.3. FCA-MERGE (Formal Concept Analysis -Merge)

Gerd Stumme, Alexander Maedche 在 2001 年提出了 FCA-MERGE 這個技術[13]，主要是將二個相同領域本體進行合併，此方法會進行三個步驟：

- (1) 對二個相同領域之本體進行語意分析並各自產生本文。
- (2) 合併二個領域本體之本文後，產出被修整過之概念點陣。
- (3) 根據修整過之概念點陣產出一個新的本體。

FCA-MERGE 詳細流程如圖 3：

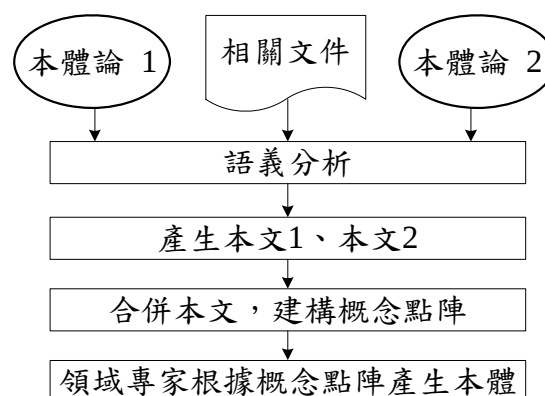


圖 3 FCA-MERGE 流程圖

從上述流程可以發現，FCA-MERGE 在最後一個流程，必須花費大量的人工，需要經由

領域專家的背景知識根據概念點陣進行最後的本體論產生；相對而言，我們提出的 FFCA-MERGE 具有隸屬值的概念點陣，將可以大幅度的降低其人工作業，再藉由門檻值之設定，可將相關性低的概念去除，使合併後之本體論更有彈性，而整個流程已接近自動合併本體論之目的。

3. FFCA-MERGE

我們提出的 FFCA-MERGE 系統架構如圖 4 所示，包括如下：

- (1) 找出相同領域本體論，這其中包含許多重覆或相似的概念。
- (2) 進行 FFCA-MERGE 合併。
- (3) 得到具有隸屬值資訊的模糊本體論。
- (4) 建構出模糊本體論之後需要轉換為 OWL(Web Ontology Language)語言，而 OWL 是目前 W3C 所推廣描述本體論的語言格式，OWL 可以將本體論中概念的階層關係及隸屬關係表達出來。
- (5) 透過 OWL 語言的轉換，可將建構完成的本體論應用於網際網路之中。

在 FCA-MERGE 中，合併後產生之本體論只能處理明確之資訊，資料庫中如含有許多不明確之資料，在最後本體論的應用將有所限制，將模糊理論的概念加入其中，可以協助處理不明確之資料，而此方法乃是基於 FFCA 技術，將二個建構出來之本體論進行合併，再根據概念點陣，建構出合併後之模糊本體論，FFCA-MERGE 流程如下圖 5：

FFCA-MERGE 流程主要是將需進行合併之來源本體論中的概念，做為模糊正規概念中之屬性，並收集相關領域本體論之網頁做為物件，用以模糊概念分析後得到概念點陣，再進行模糊概念聚集，最後產生模糊本體。

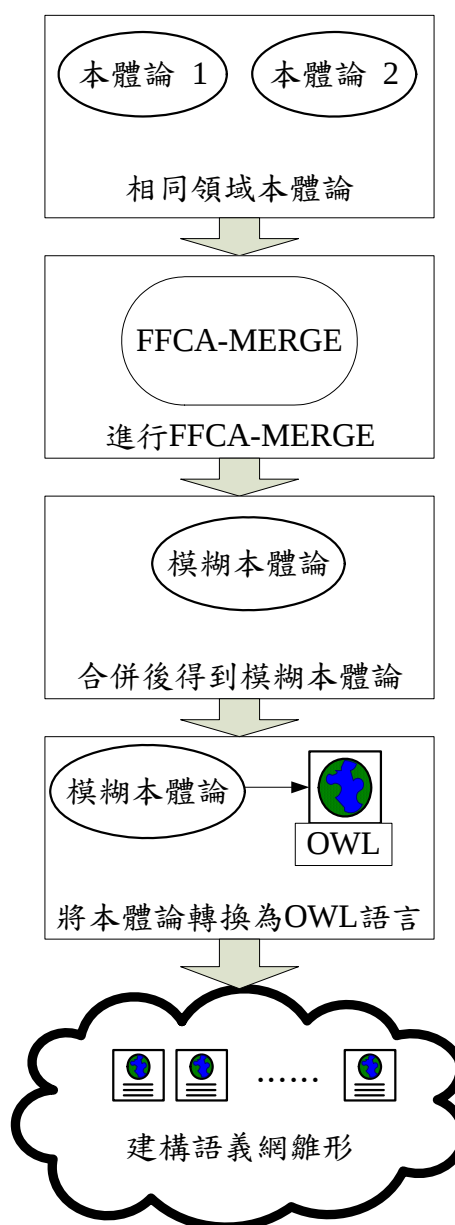


圖 4 FFCA-MERGE 系統架構

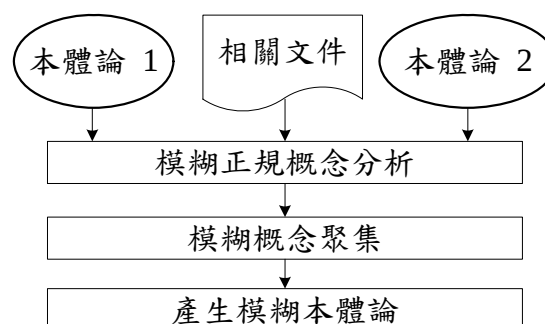


圖 5 FFCA-MERGE 流程圖

以下分別說明各流程步驟：

3.1. 模糊正規概念分析：

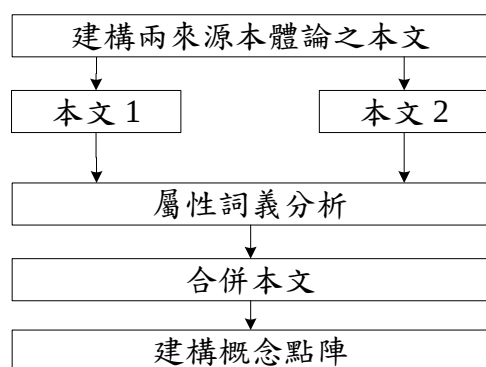


圖 6 FFCFA 流程圖

圖 6 FFCFA 流程圖中，首先分別建構來源本體論之本文，再進行詞義分析，將同義異名、同名異義的概念分別處理，才可以將二相異本文合併，根據合併後之本體論建構概念點陣。

(1) 建構兩來源本體之本文

將來源本體之概念做為屬性值，相關網頁做為物件，分別建構出來源本體之本文 1 及本文 2。

計算物件與屬性間的隸屬值，我們使用公式(1)，區間介於[0,1]。

$$\mu(O, a) = \frac{freO(a)}{MAX\{freO(A) | \forall freO(a)\}} \quad \dots(1)$$

$freO(a)$ ：一個物件中某一屬性的總出現次數； $MAX\{freO(A) | \forall freO(a)\}$ ：一個物件中全部屬性中最大的出現次數。

藉由此方程式，便可計算出其隸屬值，也就等同於出現頻率越高之屬性，其隸屬值越高。

(2) 屬性詞義分析

針對本文 1 及本文 2，找出兩來源本體間同義異名及同名異義之概念，並分別儲存下來，以進行下一步的合併。

(3) 合併本文

合併的過程之中，同義異名及同名異義的概念，需要另外處理。

同義異名：兩概念隸屬值交集後，得到其隸屬值。

$$C1 \cap C2 = \mu(O, a1) \cap \mu(O, a2)$$

例：柔道{D3(0.9)} $\cap$ 柔術{D3(0.75)} = 柔術{D3(0.75)}

同名異義：將兩個概念分離，以可區別之名稱取代。

例：有二概念，足球與美式足球，他們皆以足球此概念分別儲存於兩本體間，此時需將兩概念進行分離，隸屬值的部分也需分別重新計算。

(4) 建構概念點陣

根據合併後之本文，可以找出概念間之階層關係，可以進一步的建構出概念點陣。

3.2. 模糊概念聚集[11][12]

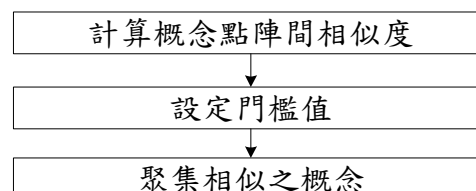


圖 7 模糊概念聚集流程

經過模糊概念分析後，可以產生合併後之概念點陣，接下來進行圖 7 中的模糊概念聚集流程，將計算概念點陣中正規概念間的相似度，並設定門檻值，將較相似之概念進行聚集，聚集後之概念點陣，以利理解及判讀。

(5) 計算概念點陣間相似度

概念陣點間相似度之計算方式，是使用模糊理論中的相似度計算，如公式(2)：

$$similarity(C1, C2) = \frac{|C1 \cap C2|}{|C1 \cup C2|} \quad \dots(2)$$

$C1$: 正規概念 $C1$ 之隸屬值; $C2$: 正規概念 $C2$ 之隸屬值。

(6) 聚集相似之概念

將高於門檻值之數值視為相似程度較高的概念，進行概念聚集的動作，此步驟主要目的為簡化概念點陣之複雜度，合併後之概念點陣將更易於判讀。

最後以聯集方式算出聚集後概念之隸屬值：

$$C1 \cup C2 = \mu(O, a1) \cup \mu(O, a2)$$

3.3. 產生模糊本體論

模糊本體論中之概念包含了屬性及含有隸屬值資訊之物件，例如：球類此概念中含有項目、規則、比賽時間、比賽時期等屬性，及所包含之文件 $D1(0.9)$ 、 $D2(0.8)$ ，在每個概念間之關聯也包含其種類，在概念間可能具有屬於 (Belong-to)、組成 (Consist-of)、實例 (Instance-of) 等關聯資訊，而在關聯之中可計算全概念及子概念間的相關程度 (Subsethood)，可利用其相關程度的數值來判斷子概念隸屬於全概念的相關程度高低。

最後一個步驟主要是根據合併後之概念點陣，產生具有隸屬值之模糊本體論。主要分為二個部分：建立模糊本體論中之概念及關聯、建立實例及實例與概念中之關聯。

(7) 根據概念點陣，建立模糊本體論中之概念與關聯

根據合併後產生之概念點陣，可建構出具有階層關係之概念，而概念間的相關程度可使用模糊理論計算相關程度之公式(3)：

$$\text{subsethood}(C1, C2) = \frac{|C1 \cap C2|}{|C2|} \quad \dots(3)$$

建構概念間的相關程度之後，即可更有彈

性的運用模糊本體論來處理不明確之資訊。

(8) 建立實例層

在本體論的定義中，大致上可分為四層，由上而下的關係分別為：領域層、分類層、概念層、實例層。經過上述流程後已能建構出領域層、分類層、概念層，接下來則要建構本體論中的實例層，透過實例層的建構，當新文件出現時，更新其本體論，可以讓本體論更趨完整，以利處理日益繁雜的資料量。

實例層中每個例子和概念間之隸屬值，亦經由模糊理論計算相關程度公式(3)來計算。

4. 實例說明

以下以一個實例來說明 FFCA-MERGE 之流程：

- (1) 分別對兩來源本體論建構表 5 的本文 1 及表 6 的本文 2

表 5 進行合併之本文 1

屬性 文件	球類	足球	武術	柔術	巴西 柔術
D1	0.9	0.7			
D2	0.8				
D3			0.85	0.8	0.7
D4			0.85	0.8	
D5			0.95		

表 6 進行合併之本文 2

屬性 文件	球類	足球	柔道
D1	0.9	0.7	
D2	0.8		
D3			0.7
D4			0.6
D5			

- (2) 找出同義異名及同名異義的概念：

柔術與柔道是屬於同義字，將隸屬值進行交集可得到：

$$C1 \cap C2 = \text{柔術} \{D3(0.7), D4(0.6)\}。$$

而足球在本體 2 之中是代表著美式足球，與本體 1 中之足球概念相異，故需要用美式足球取代本體 2 中之足球概念，合併後美式足球之隸屬值需重新計算。

(3) 合併本文

表 7 合併後之本文

屬性 文件	球類	足球	武術	柔術	巴西柔術	美式足球
D1	0.9	0.7				0.5
D2	0.8					
D3			0.85	0.7	0.7	
D4			0.85	0.6		
D5			0.95			

如表 7 合併本文後，就可以根據其合併結果，進一步的建構出概念點陣。

(4) 建構概念點陣

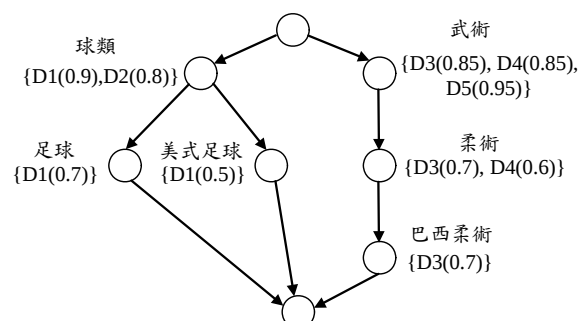


圖 8 根據表 7 建構之概念點陣

由圖 8 的概念點陣中可以發現，具有越多文件隸屬值的概念，位於越高的階層，如：球類與武術。

(5) 計算概念點陣間之相似度：

利用公式(2)計算出正規概念間之相似度，例如球類概念與足球概念間之相似度計算方式：

$$\text{similarity}(C1, C2) = \frac{0.7}{0.9 + 0.8} = 0.41$$

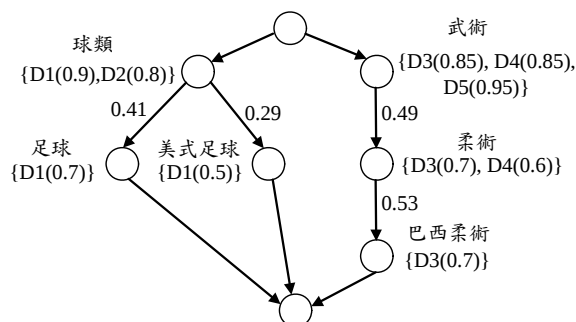


圖 9 概念點陣中之相似度

圖 9 中分別計算出概念間之相似度，接著設定門檻值，以進行聚集之動作。

(6) 聚集後之概念點陣

其中進行聚集之概念進行聯集，求出聚集後之隸屬值：

$C1 \cup C2 = \text{柔術、巴西柔術} \{D3(0.7), D4(0.6)\}$ 。

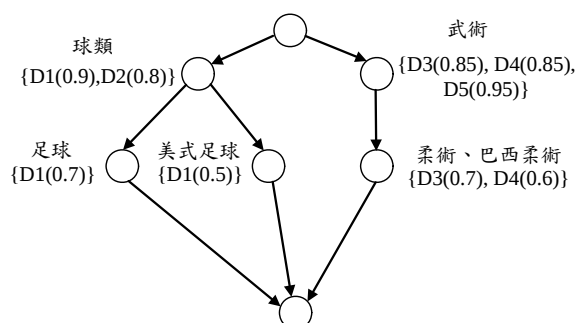


圖 10 門檻值=0.5，聚集後之概念點陣

圖 10 為聚集後之概念點陣，在龐大的概念點陣中，進行模糊聚集後，其概念點陣會較利於判讀，也會簡化在最後產生模糊本體論的複雜度。

(7) 產生模糊本體間之概念與關聯

首先進行合併的來源本體論中，每個概念皆有其屬性，例如武術類和球類這個二個概念中包含了項目、規則、比賽時間、比賽日期屬性值集合；柔術(柔道)概念中包含了立技、寢技、投技、捨身技屬性值集合；足球概念中包含了鏟球、黃牌、紅牌、越位、12 碼球屬性值集合；美式足球概念中包含了達陣、射門、越位、阻擋屬性值集合。

建構出概念及其所包含的屬性值及物件

隸屬值，根據這些資訊後就能計算出父子概念間的相關程度。

利用公式(3)可以計算出其相關程度，例如武術類概念 C2 與柔術概念 C1 間的相關程度計算方式：

$$\text{subsehood}(C1, C2) = \frac{0.6 + 0.7}{0.85 + 0.85 + 0.95} = 0.49$$

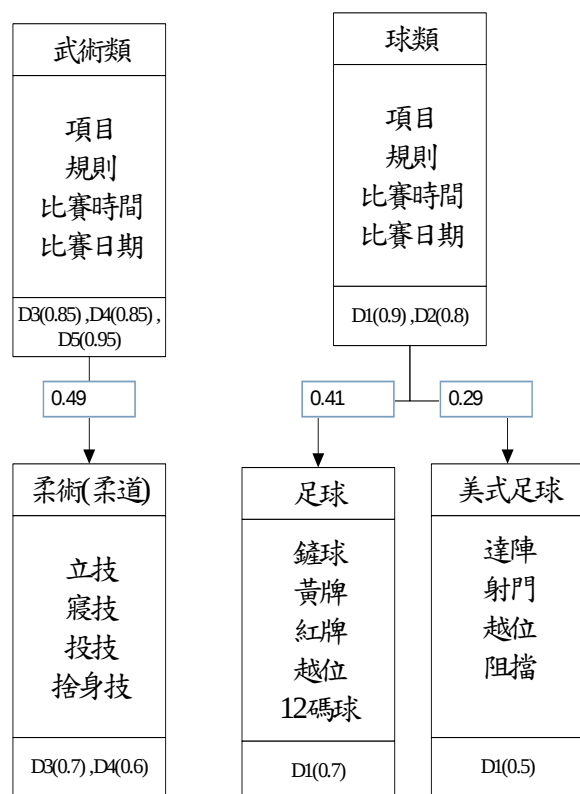


圖 11 建立概念及其關聯

圖 11 中可以發現，每個模糊概念皆具有屬性及其物件的隸屬值，而概念間的關聯也具有相關程度數值的資訊存在。

(8) 建立實例層

根據加入的新文件，找出實例及其所屬之概念，計算出其所屬概念之相關程度。

圖 12 中概念層和實例層中之關係具有實例(Instance-of)的關聯資訊，實例層取得來源有二種：(1)由合併的來源本體論取得實例層(2)從新加入的文件中取得實例層，透過新加入文件所產生的概念，與概念層中的正規概念有相同文件，可將這些概念視為一個實例，進而建

立概念層與實例層中的關聯。

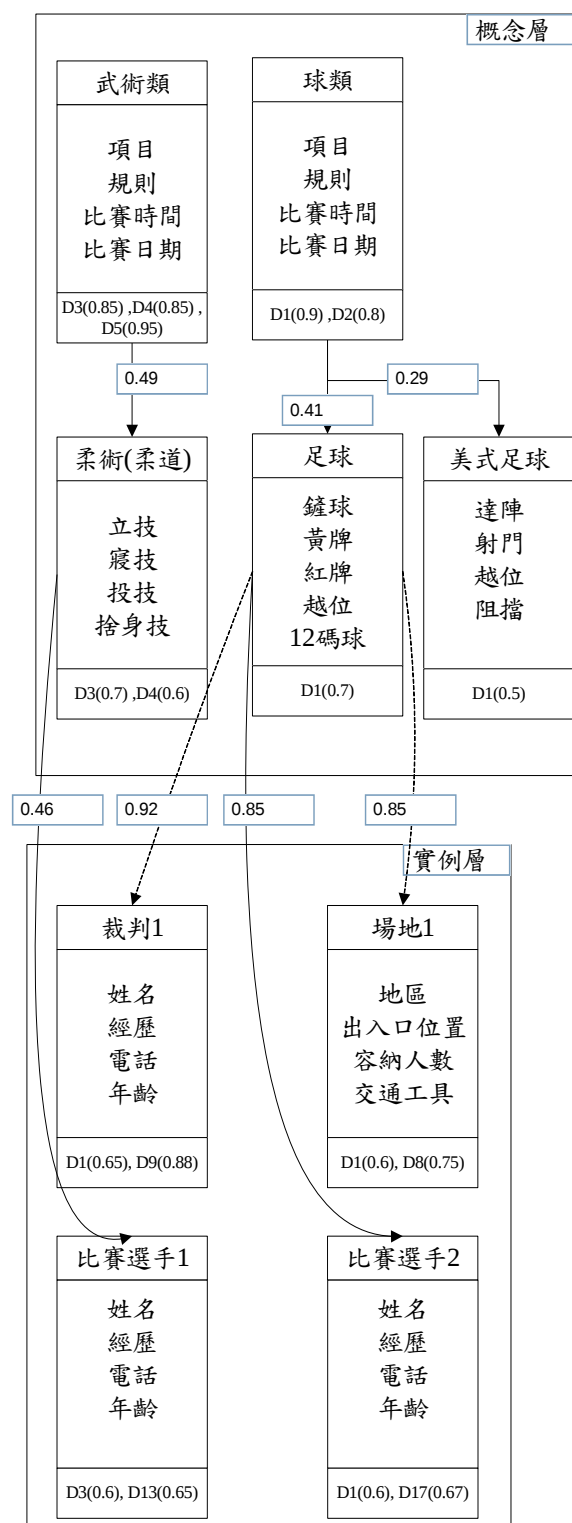


圖 12 建立實例層

圖 13 為一個建構完成之本體論實例，其中包含了完整本體論的四個層級，分別為領域層、分類層、概念層、實例層。

(9) 建構完成之本體論

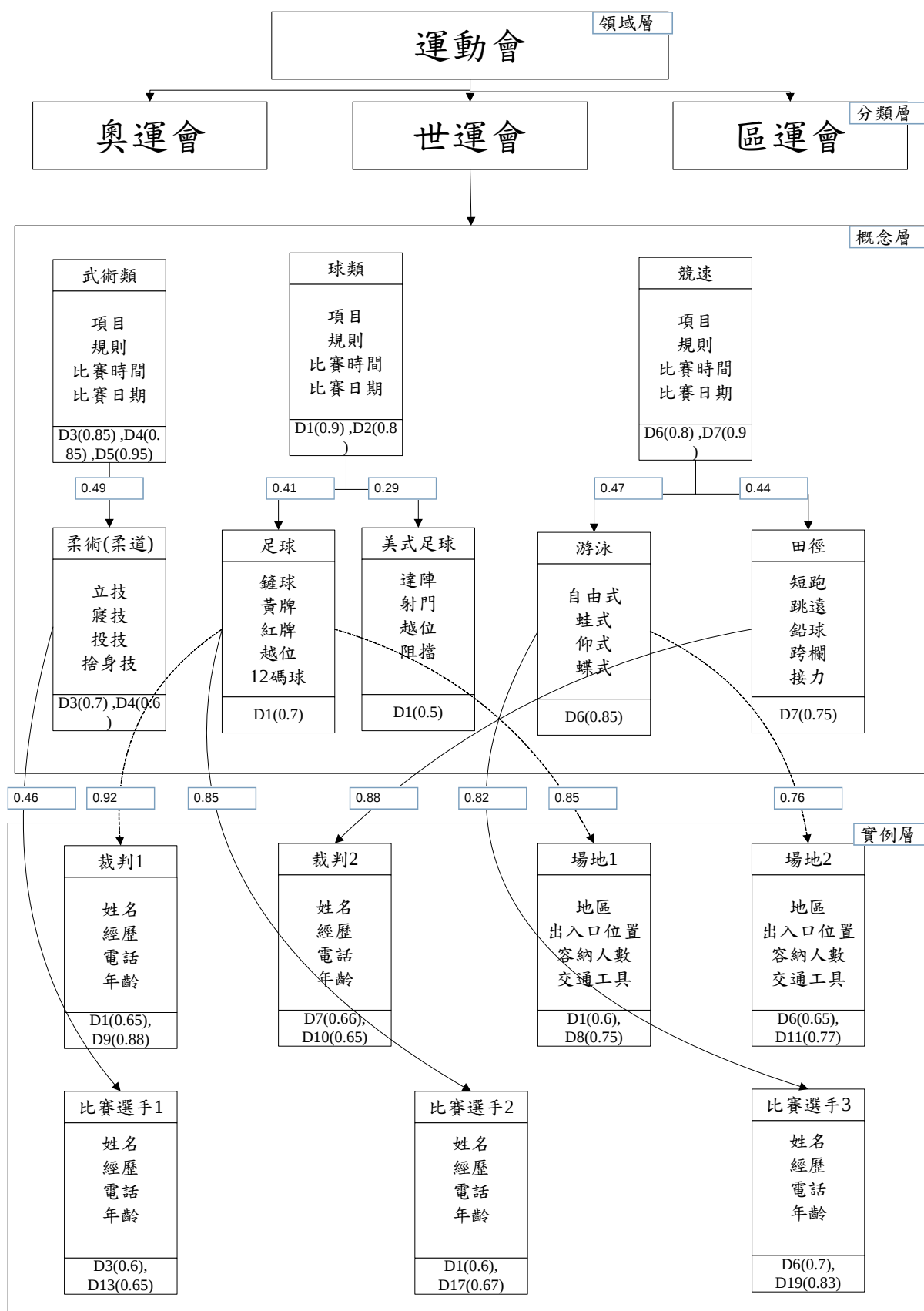


圖 13 建構完成本體論實例

5. 結論

本篇主要提出了基於模糊正規概念分析(FFCA)技術為基礎的 FFCA-MERGE 合併相同領域本體論的方法。

FFCA-MERGE 主要流程步驟：模糊概念分析、模糊概念聚集、產生模糊本體論，經過此合併架構即可建構出具有隸屬值資訊及關聯間相關程度的模糊本體論。此方法主要優勢為將不具有模糊概念之本體論，經由 FFCA-MERGE 合併後，可以建構出具有模糊概念之本體論，在未來有足夠的能力面對現今資料庫中日益龐大的不明確資訊。

參考文獻

- [1] Birkoff, G., "Lattice Theory," **American Mathematical Society, Providence**, 1967.
- [2] Chalupsky, H. C., "Ontomorph: A Translation System for Symbolic Knowledge," **Principles of Knowledge Representation and Reasoning**, 2000.
- [3] Choi, N., Song, I. Y. and Han, H., "A Survey on Ontology Mapping," **SIGMOD Record**, Vol. 35, No. 3, 2006.
- [4] Ganter, B. and Wille, R., "Formal Concept Analysis: Mathematical Foundations. Berlin-Heidelberg," **Germany: Springer-Verlag**, 1999.
- [5] Ichise, R., Takeda, H. and Honiden, S., "Rule Induction for Concept Hierarchy Alignment," **Proceedings of the Workshop on Ontology Learning at the 17th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)**, 2001.
- [6] Kalfoglou, Y. H. and Hu, B., "CROSI Mapping System (CMS) Results of the 2005 Ontology Alignment Contest," **K-CAP Integrating Ontologies Workshop**, 2005.
- [7] McGuinness, D., Fikes, R., Rice, J. and Wilder, S., "The Chimaera Ontology Environment," **In Proceedings of the 17th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI)**, 2000.
- [8] Noy, N. F. and Musen, M. A., "Smart: Automated Support for Ontology Merging and Alignment," **Proceedings of the Twelfth Banff Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling, and Management**, 1999.
- [9] Noy, N. and Musen, M., "PROMPT: Algorithm and Tool for Automated Ontology Merging and Alignment," **Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence (AAAI)**, 2000.
- [10] Noy, N. and Musen, M., "Anchor-PROMPT: Using Non-Local Context for Semantic Matching," **Proceedings of the Workshop on Ontologies and Information Sharing at the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)**, 2001.
- [11] Quan, T. T., Hui, S. C., Fong, A.C.M. and Cao, T. H., "Automatic Fuzzy Ontology Generation for Semantic Web," **IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering**, Vol. 18, No. 6, pp. 842-856, 2006.
- [12] Quan, T. T., Hui, S. C. and Fong, A.C.M., "Automatic fuzzy ontology generation for semantic help-desk support," **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, Vol. 2, No. 3, pp 155 – 164, 2006.
- [13] Stumme, G. and Maedche, A., "FCA-Merge: Bottom-Up Merging of Ontologies," **In proceeding of the International Joint Conference on Artificial Intelligence IJCAI101**, 2001.