

# 行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

## 具有相關性回饋演算法之智慧型 3D 模型搜尋引擎

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC93-2213-E-216-014-

執行期間：93 年 08 月 01 日至 94 年 07 月 31 日

執行單位：中華大學資訊工程學系

計畫主持人：石昭玲

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 94 年 10 月 14 日

## 摘要

本計畫中我們提出一個具有相關性回饋（relevance feedback）並以形狀為基礎的 3D 模型搜尋系統。而關鍵就在於如何讓使用者可依照系統一開始所提供的初步搜尋結果，自由決定其與原始搜尋 3D 模型相似程度，而系統就可根據此一設定，進一步搜尋出更符合使用者需求的 3D 模型。因為若只使用單一種特徵向量來做搜尋，是無法達到上述的要求。所以我們在本計畫中將結合多種特徵向量，並利用相關性回饋以期達到使用者個人的最佳化搜尋結果。

## 一. 報告內容

### 1. 前言

如何建立一個有效的 3D 模型搜尋系統，讓使用者可以利用此一系統快速地找到在大型 3D 模型資料庫中符合使用者個人期待的相似 3D 模型，是本計畫的首要目標。因此在本計畫中提出一個全新的 3D 模型檢索系統。而關鍵就在於如何讓使用者可依照系統一開始所提供的初步搜尋結果，自由決定其與原始搜尋 3D 模型相似程度，而系統就可根據此一設定，進一步搜尋出更符合使用者需求的 3D 模型。因為若只使用單一種特徵向量來做搜尋，是無法達到上述的要求。所以本計畫結合多種特徵向量，並利用相關性回饋（relevance feedback）以期達到使用者個人的最佳化搜尋結果。

### 2. 研究目的與研究方法

一個好的檢索系統，不外乎就是必須擁有能夠區分不同類別模型的特徵向量與效果卓越的比對方法。一般而言，只單用一種特徵擷取的方法是無法對全部的 3D 模型都有很好的檢索效果，因此本計畫除了使用改良式 D2[1]以外，還加入了相關性回饋演算法（relevance feedback algorithm）[2]以便合併其他特徵向量，以期提升檢索的正確率。

一般而言，只單用一種特徵擷取的方法是無法對全部的 3D 模型都有很好的檢索效果，例如一些特別類別的 3D 模型，用某些特徵會有較好的效果。在這樣的前提之下，我們提出運用結合多種特徵向量擷取的方法，並依照使用者的回應用相關性回饋演算法（relevance feedback algorithm）決定最適合的擷取特徵的方法。

在資訊檢索領域中，有一種查詢模式稱為「相關性回饋」（relevance feedback）。其施行的方式是在前一階段找到的文件中，挑取重要的特徵，再回饋給系統，以期找到更多相關的資料。相關性回饋在資訊檢索中被認為對檢索成效助益甚大[3]。研究顯示，在一些全文資料庫中，可提昇檢索成效 20% [4]，而在醫學書目資料庫 MEDLINE 中，可提昇 16% 的檢索成效[5]。

相關性回饋乃資訊檢索領域的基礎與核心技術，過去幾乎沒有人運用相關性回饋在 3D 模型檢索的系統上，因此我們決定把相關性回饋這個技術帶進 3D 模型檢索的領域，以期能提升在 3D 模型檢索上的正確性。

在此介紹相關性回饋的定義。使用者根據系統對檢索條件的回應，將相關資料或條件回

饋給系統，以導引系統搜尋的方向，來逐漸逼近自己所要的資料。例如，使用者可以根據系統的初步回應，指出哪些模型跟他的檢索主題相關，或哪些又是完全不相關，將此訊息回饋給系統，系統根據此種訊息，再作進一步的搜尋。因此，相關回饋表現出來的常成為漸進式查詢（progressive query）的模式。

基於以上的想法，以及若只使用單一特徵是無法完全符合使用者個人的需求的這個概念，我們將依照使用者的回應用相關性回饋演算法決定最適合的特徵。在此，我們除了使用改良式 D2 特徵向量以外，將加入球型諧波[6]與 MPEG-7 的 3D 形狀頻譜描述 (SSD)[7]，以下將詳細介紹本計畫使用相關性回饋演算法的步驟。

首先，先用改良式 D2 特徵擷取演算法 (AD2) 查詢模型  $s$ ，檢索出前  $g$  個最相似的結果，之後將他們各別給予  $g, g-1, g-2, \dots, 1$  不同的分數，假設為  $G_{AD2_{q,s}}$ 。其中最相似的圖形則給予最高的分數，另外，將沒有列到前  $g$  名的所有模型分數設定為 0。然後我們將球型諧波 (SH) 以及 MPEG-7 的 3D 形狀頻譜描述 (SSD)，這些擷取特徵的方法也套用上述的步驟，每個特徵的分數分別設為  $G_{SH_{q,s}}$ 、 $G_{SSD_{q,s}}$ 。對於每個匹配的模型，將他的分數總和起來，定義成

$$Grade_{q,s} = \omega_1 G_{AD2_{q,s}} + \omega_2 G_{SH_{q,s}} + \omega_3 G_{SSD_{q,s}}$$

其中  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$  為權重。最初  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$  均設定成 1， $Grade_{q,s}$  越高，表示模型  $g$  與模型  $s$  越相似。要注意的是，這些權重將會影響檢索的結果，所以我們提出一個簡單的相關性回饋演算法，經由使用者的回應自動產生權重。使用者可以從檢索結果選擇  $p$  個相似的圖形，

$l_1, l_2, \dots, l_p$ 。根據這些模型的分數，新的  $\omega_1$  可定義成

$$\omega_1 = \sum_{j=1}^p G_{AD2_{g,l_j}}$$

$\omega_2, \omega_3$  的計算則以此類推。之後只要使用最恰當的特徵向量來檢索，將可比使用合併特徵的方法更為正確，這最恰當的特徵向量將代替合併特徵的方法，可以將  $\omega_i$  定義成

$$\omega_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \omega_i = \max\{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

使用這些新的權重，使用者將可以得到更好的檢索結果。以下將舉個簡單的例子來說明整個檢索流程。

以圖 1 為例，我們想要檢索狗的 3D 模型，首先用不同的特徵作搜尋，假設所得到的結果分別如圖 1 所例，之後將所搜尋出的排名分別依照順序給予 5 分至 2 分的分數。之後我們將這些分數依照相同的模型分別加總起來，然後按照分數作遞減排列，之後將此順序展示給使用者。使用者會依照個人的喜好挑選自己覺得與檢索模型為最接近的 3D 模型回饋給系統，例如在此挑選了如圖 2 中第 1、3、5 這三個模型回饋給系統，則我們在這三個模型上分別將特徵 1 至特徵 3 的分數加總起來當作其權重值，然後採用權重值最高的那個特徵再來檢索一次，之後將檢索結果展示在使用者面前，如圖 2。本計畫採用此方法可以考慮每位使用者的個人需求及改善 3D 模型搜尋的效能跟準確性。

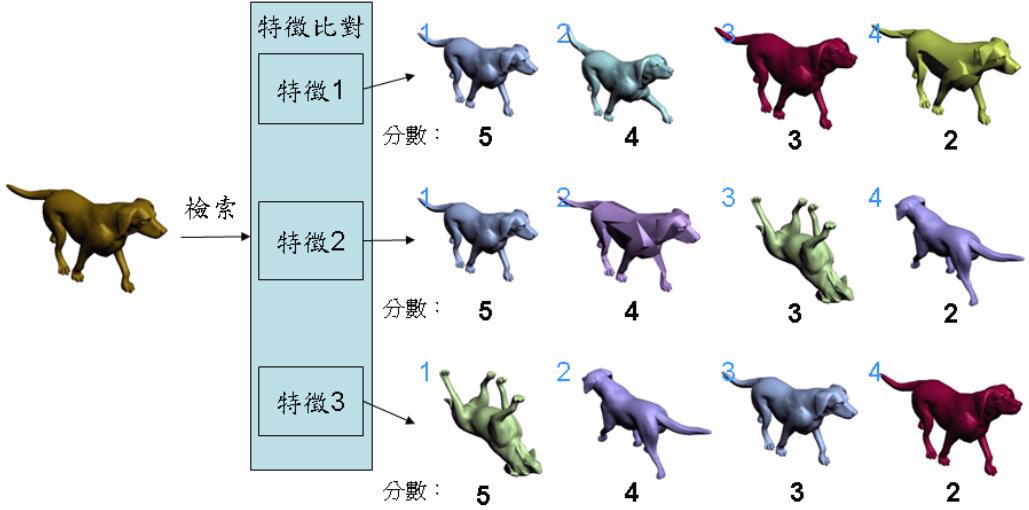


圖 1：相關性回饋演算法第一步驟的例子。

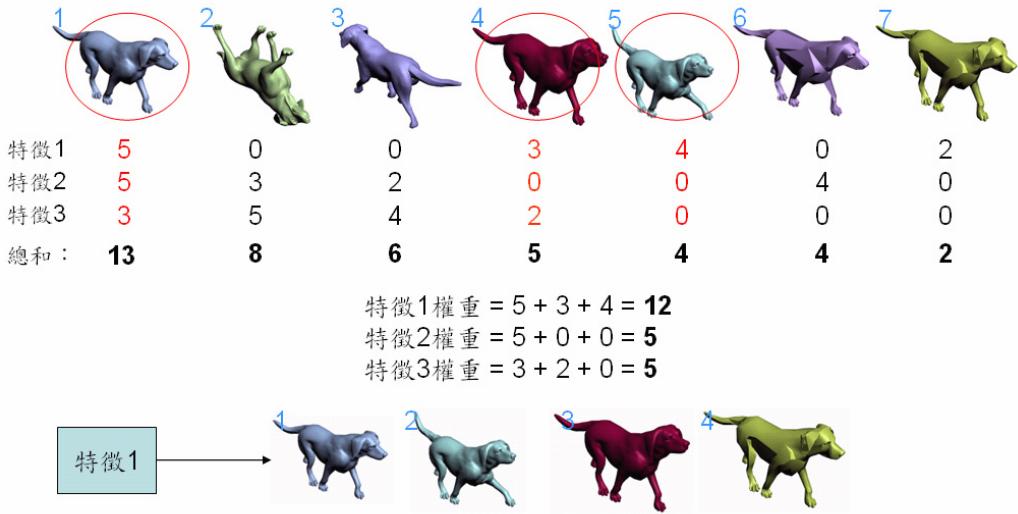


圖 2：相關性回饋演算法第二步驟的例子。

### 3. 實驗結果與討論

將介紹我們所採用的資料庫以及所做的實驗。實驗裡使用的量測標準為 Recall 與 Precision [8]，定義為

$$recall = \frac{N}{T} \quad \text{與} \quad precision = \frac{N}{K}$$

其中  $N$  是檢索結果中與搜尋目標有相關的個數， $T$  是全部與搜尋目標相關的個數， $K$  是所有被檢索出的 3D 模型個數。

實驗所採用的資料庫是「普林斯頓形狀基準資料庫 (Princeton Shape Benchmark)」[9, 10]，此資料庫是提供給對 3D 模型檢索研究有需求的使用者免費使用，大部分的 3D 模型

特徵擷取[6, 11-17]都有用此資料庫來做檢索研究。此資料庫含有 1814 個 3D 模型，包含 161 個不同的類別，如圖 3。

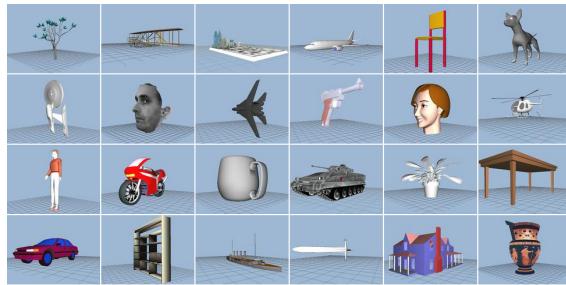


圖 3：普林斯頓形狀基準資料庫中的一些類別。

使用的特徵向量有以下五種：改良式 D2 (AD2)、球型諧波 (SH)、MPEG-7 的 3D 形狀頻譜描述 (SSD)、3D 幾何形狀分佈的 D2、相關性回饋演算法 (RF)。

首先的實驗是五種特徵向量之間對不同類別的 3D 模型之正確率的比較，我們挑選普林斯頓形狀基準資料庫中的一些類別來做檢索，挑選的類別都是包含 15 個模型以上的類別，有 barren、biplane、city、commercial、dining\_chair、enterprise\_like、face、fighter\_jet、handgun、head、helicopter、human、human\_arms\_out、military\_tank、potted\_plant、rectangular、sedan、shelves、ship、sword、two\_story\_home 與 vase 以上幾個類別，如圖 3。將以上類別的每個 3D 模型都當成檢索目標在普林斯頓形狀基準資料庫中做檢索，並計算其正確率，圖 4 為實驗結果。

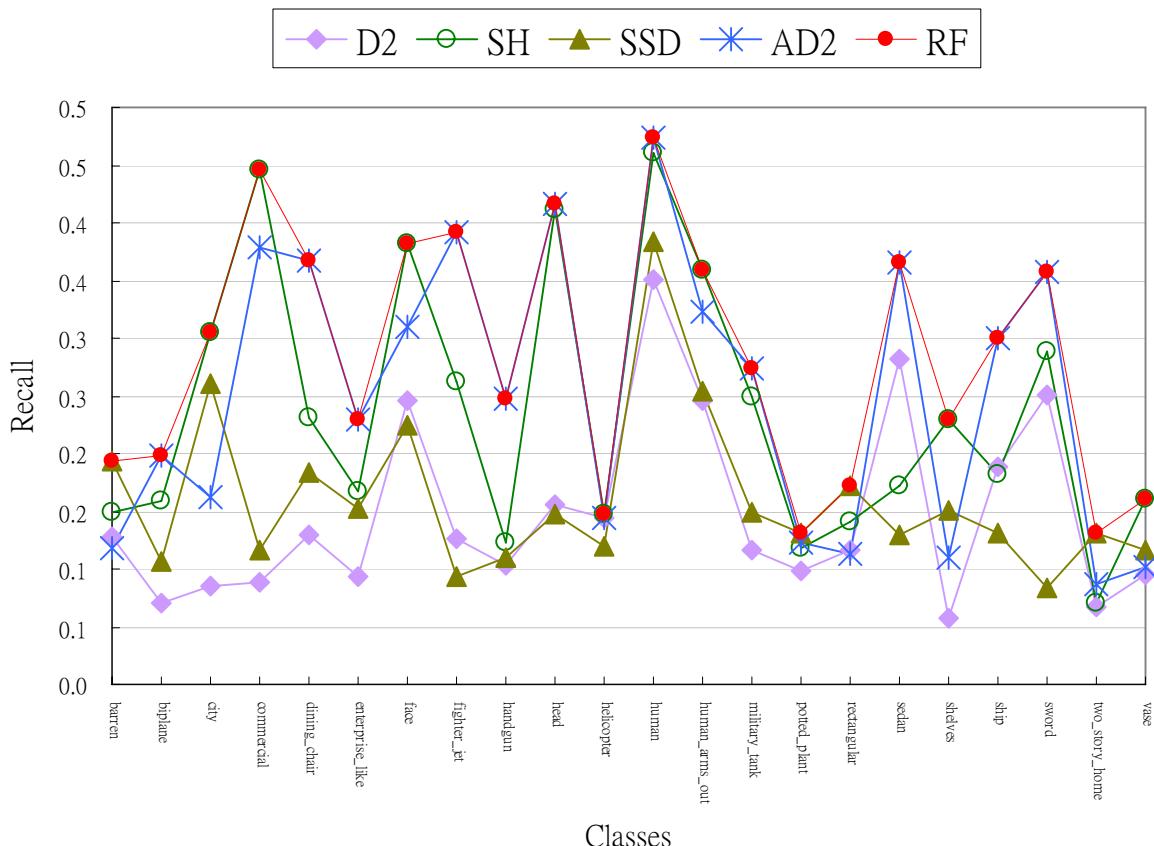


圖 4：不同類別的模型之正確率的實驗結果。

可以很明顯的看出改良式 D2 特徵向量在大部分的類別擁有最好的正確率，而只有少部分的類別是別的特徵向量較好。由此驗證不同類別使用某些特徵擷取演算法將得到較好的結果。故本計畫以此論點採用相關性回饋演算法來結合不同的特徵擷取演算法，以期達到較好的效果。

接下來進行的實驗是五種不同的特徵向量之正確率的比較，將普林斯頓形狀基準資料庫中的每個 3D 模型都當成檢索目標在資料庫中做檢索，並計算其正確率，表 1 與圖 5 為實驗結果。

表 1：不同特徵向量之間正確率的比較。

|                           | Recall       |
|---------------------------|--------------|
| 相關性回饋演算法 (RF)             | 0.2975781716 |
| 改良式 D2 (AD2)              | 0.2576262804 |
| 球型諧波 (SH)                 | 0.2451209359 |
| MPEG-7 的 3D 形狀頻譜描述符 (SSD) | 0.2010285473 |
| 3D 幾何形狀分佈的 D2             | 0.1745288704 |

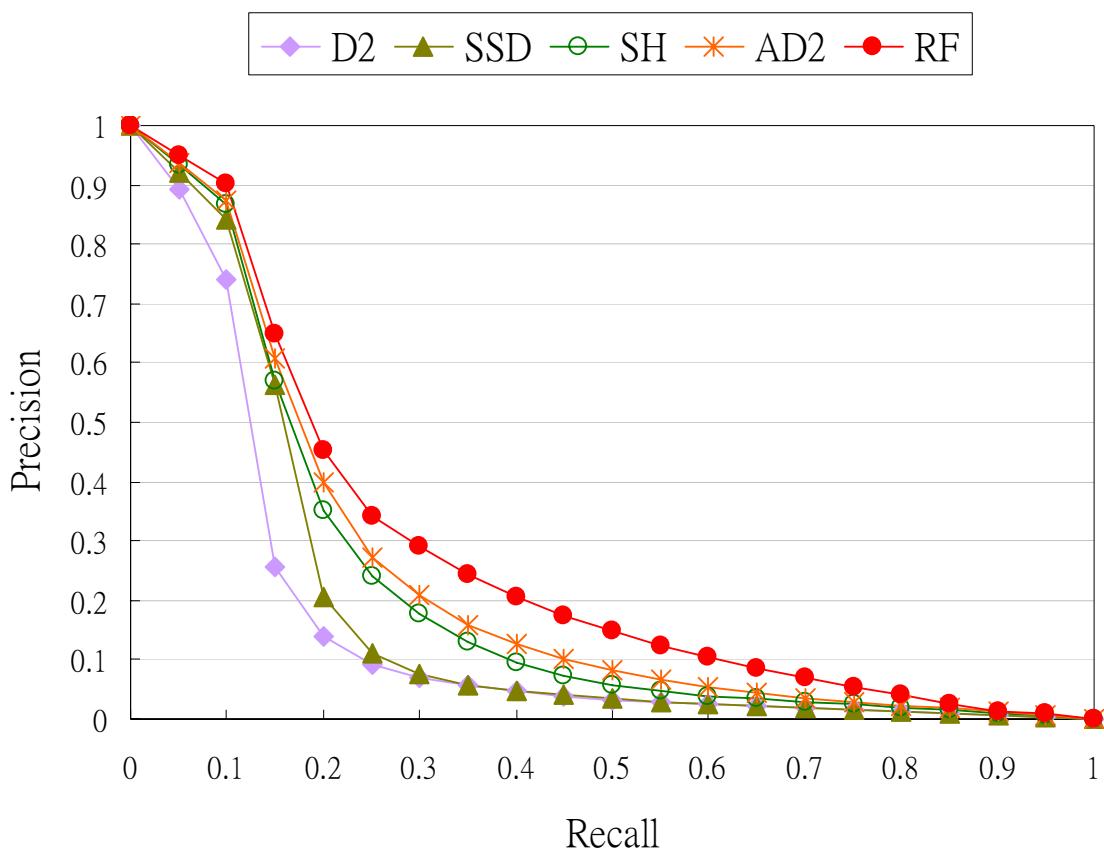


圖 5：不同特徵向量之間正確率的比較。

以上，我們所提出的相關性回饋演算法在普林斯頓形狀基準資料庫中都有很不錯的檢索效果，並更加符合使用者的需求，且提高了檢索的正確率，所以由此實驗可說明本計畫所提出的方法是非常有成效的。

## 二. 參考文獻

- [1] J. T. Wang and J. L. Shih, "Shape-based 3D model retrieval system,"NSC 92-2213-E-216-023-, 2004.
- [2] Y. Rui, T. S. Huang, M. Ortega, and S. Mehrotra, "Relevance feedback: A power tool in interactive content-based image retrieval," IEEE Tran. Circuits Systems Vedio Technol (Special Issue on Interactive Multimedia Systems for the internet), Vol. 8, No. 5, pp. 644-655, Sept. 1998.
- [3] W. B. Frakes and R. Baeza-Yates, "Information Retrieval: Data Structure and Algorithms," Prentice Hall, 1992.
- [4] D. Harman, "Overview of the third Text REtrieval Conference (TREC-3)," in Proc. of the Third Text Retrieval Conference, pp.1-19, 1994.
- [5] P. Srinivasan, "Query Expansion and MEDLINE," Information Processing & Management, Vol. 32, No. 4, pp. 431-443, 1996.
- [6] T. Funkhouser, P. Min, M. Kazhdan, J. Chen, A. Halderman, D. Dobkin, and D. Jacobs "A Search Engine for 3D Models", ACM Transactions on Graphics, Vol. 22(1), pp. 83-105, January 2003.
- [7] B. S. Manjunath, P. Salembier, and T. Sikora, "Introduction to MPEG-7 Multimedia Content Description Interface." John Wiley & Sons Ltd., pp. 247-260, 2002.
- [8] Y. Deng and B. S. Manjunath, " An efficient low-dimensional color indexing scheme for region-based image reitrieval," in Proc. of IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 6, pp. 3017-3020, 1999.
- [9] Princeton Shape Benchmark, <http://shape.cs.princeton.edu/benchmark/>.
- [10] P. Shilane, P. Min, M. Kazhdan, and T. Funkhouser, "The Princeton Shape Benchmark," in Proc. of Shape Modeling International, Genova, Italy, pp. 167-179, June 2004.
- [11] R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle, and D. Dobkin, "Matching 3D models with shape distributions," Shape Modeling International, pp. 154-166, May 2001.
- [12] M. Ankerst, G. Kastenmüller, H.P. Kriegel, and T. Seidl, "3D shape histograms for similarity search and classification in spatial databases," in Proc. Int. Symposium on Spatial Databases (SSD), Hong Kong, China, pp. 207-226, 1999.
- [13] D. Saupe and D. V. Vrani, "3D model retrieval with spherical harmonics and moments," DAGM 2001, pp. 392-397, 2001.
- [14] B. Horn. "Extended Gaussian images," in Proc. of the IEEE, Vol. 72(12), pp. 1671-1686, December 1984.
- [15] S. Kang and K. Ikeuchi. "Determining 3-D object pose using the complex extended Gaussian image," in Proc. of CVPR, pp. 580-585, June 1991.
- [16] D. V. Vranic. "An improvement of rotation invariant 3D shape descriptor based on functions on concentric spheres," in Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2003), vol. 3, pp. 757-760, September 2003.
- [17] D. Y. Chen, M. Ouhyoung, X. P. Tian, and Y. T. Shen. "On visual similarity based 3D

model retrieval," Computer Graphics Forum, Vol. 22, No. 3, pp. 223-232, 2003.

### 三. 計畫成果自評

相關性回饋乃資訊檢索領域的基礎與核心技術，過去幾乎沒有人運用相關性回饋在 3D 模型檢索的系統上，我們把相關性回饋這個技術帶進 3D 模型檢索的領域，並且提升了 3D 模型檢索上的正確性。此相關性回饋演算法非常適合在學術期刊發表，在 3D 檢索系統方面有一定的研究價值。未來的計畫要加大 3D 模型資料庫，且我們深信某些特別類別的 3D 模型，用某些特徵會有較好的效果，所以未來還可以加入其他檢索效果也不錯的特徵擷取方法，讓其檢索結果更佳。