

第五章 實驗二：幾何形體特徵構成與相似性檢驗關係

有關視覺感官辨識物體最基本的課題，在於人類能夠基於兩個物體間之相似程度，而做適當之區分判斷。近年來許多理論都認為兩物體間相似判斷是基於物體特徵間的結構性關係。本章的實驗主要探討人類面對各種相同（common）與差異（distinctive）特徵組合之相似性比較時，其分析與判斷的依據。

相似性的判斷不只是在檢驗過程中一個不可缺少的要素，它更能使人類將多元資訊形成概念進行辨識與分類的主要關鍵。至於相似性的判斷是基於何種因素，則是一個相當複雜的問題。多年來的許多相關研究顯示，它會隨著相似性判斷情況之需要，而有不同層面之機制，例如可能是屬於較低階之純感官的視覺特徵之辨識，或是較高層次之抽象性意義的解釋。除此之外，如果從特徵間之組合關係來做相似性判斷時，則有些特徵會較以整體性（integrate）的方式來處理，例如色彩的彩度（saturation）與明度（brightness），而有些則傾向以分開（separate）方式來處理，例如大小（size）與顏色（color）之關係，除了特徵間之關係會影響整體性或分開性處理外，幼兒與成年人在心智成熟度差異亦會有上述兩種不同處理方式的差異。

此外，依據 Nosofsky（1989）的研究證明人類會因不同之特定需要，而調整對各個特徵差異注意的程度。例如要從諸多資訊中找出所要資訊的辨識（recognition），是一種 one to many 的情況，而將同質性分成一群的分類（categorization），則是 many to one，與兩個圖形間之比較的檢驗（identification）是 one to one。因為三者間之相似性比較對象不同，目的也不同，故各特徵受注意之程度也不同。

在面對要從中進行檢驗之成員具有各種的特徵，其彼此之間的比較方式，則有以特徵相似性 (Feature similarity) 的 contrast model (Tversky,1977) 比較；而 Nosofsky (1986) 則以 Medin(1978)的 Context Model 為基礎，並引用 Shephard(1964)以向度座標 (dimension coordinates) 代表一概念之位置，發展出之 General Context Model (GCM)，並以比較各概念之空間距離做為判斷差異性之依據；Ashby (1992) 則提出 General Recognition Theory (GRT) 以空間分佈之區域來代表一特定物體概念的分佈範圍，所以兩個物體之相似性則決定於其概念分佈範圍之重疊性來決定。

本章的實驗是以 32 個具有 5 種特徵的立方形體，每個圖形皆具有特定之特徵結構下，由不同訓練背景之受測者比較每兩個圖形間之相似性程度，並從 MDS 與聚群來分析，發現受測者皆能很明確的依據特徵之突顯性逐一地解析兩物體間的相似性程度。即便如此，不同訓練背景族群，對於特徵突顯性的認知仍有差異。本實驗發現物體間即使其特徵之組成在相當多元繁複情況下，人類仍能有效地依據特徵比對 (feature matching) 行為進行判斷，而這種特徵比對行為，和各種特徵間之顯著性的差異有關。從實驗分析結果，證明人類在視覺資訊檢驗物體相似性程度時，會運用相當結構性的處理能力，來有效地處理看似複雜但確具有特定特徵關係的視覺資訊。

5.1 分析方法

本實驗以圖形間相似性判斷，再利用多元尺度與聚群分析方法的方法，來探究受測者對立體圖形特徵組合的判斷之意向分佈。主要是先將刺激體以成對出現的方式，由受測者

做相似性判斷，再藉相似性判斷結果找出一群刺激體間的基本結構(向度)。其最大之意義是這類相似性判斷，並不需依賴主觀敘述，人類很多意象當無法用人類之敘述詞彙表達時，可以用 MDS 方式法找出該意向空間。再者，聚群分析則可以將多個具有同質性的圖形，將其凝聚成少數的代表群，從中了解各群間特徵關係的規則性，藉以反應出在受測者之概念空間中，對於圖形的解析特性。

5.2 結果分析與討論

5.2.1 多元尺度分析

本分析是基於受測者所評估兩個圖形相異性(或相似性)的值，代表該兩個圖形的認知空間的距離。首先將各組 30 位受測者之 496 個數據平均，組成一個 32x32 的矩陣資料形式，因為假設它是對稱型的資料（即 a 相似於 b，等於 b 相似於 a），故只以矩陣的左下角三角形呈現。本實驗將評估時所用之差異尺度，假定其為等距性資料，故以阿基米德距離 (Euclidean Distance) 方式在 SPSS 進行分析，其 Convergence Criteria 定 S-Stress 為 0.001。兩組之 MDS 分析結果，其兩種符合度量數 Kruskal's Stress 及 RSQ 值之比較如表 5.1。兩組 MDS 五個向度與 Stress 值的分佈，如圖 5.1。受過訓練組之五個向度的 stress 值有相對對較小。表 5.2 是兩組之 MDS 分析後，得知 32 個圖形在 5 個向度的座標分佈。

表 5.1 兩組 MDS 分析之適合度檢定

Dimensions	Trained Stress	Trained RSQ	Untrained Stress	Untrained RSQ
Dimension1	0.463	0.493	0.501	0.386
Dimension2	0.244	0.692	0.249	0.674
Dimension3	0.148	0.817	0.152	0.805
Dimension4	0.083	0.917	0.092	0.898
Dimension5	0.069	0.935	0.071	0.928

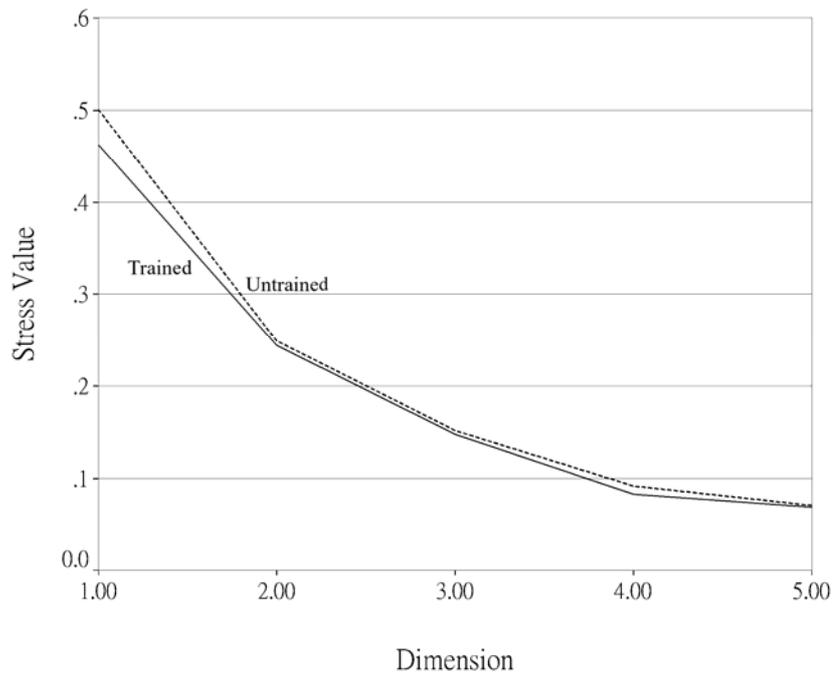


圖 5.1 兩組 MDS 五個向度與 Stress 分佈關係

30 位受過 3D 圖形訓練的受測者之分佈情形(表 5.2)，其五個向度之正負兩端各取四個極值的圖形如圖 5.2。第一個向度圖形分佈的差別上，其正負兩邊分佈圖形的特徵有明顯的規則性。所有分佈在負值的圖形，其頂面四稜邊圓角(特徵 D)皆為大圓角，即 D=2，圖 16，27，17，18 為偏負極值圖形。而分佈在第一向度的正值圖形，圖 1，2，8，22，為 D=1 的

表 5.2 兩組 32 圖形在五個向度之座標分佈

Configuration derived in 5 dimensions						Configuration derived in 5 dimensions							
Stimulus Coordinates		Extreme negative Value					Stimulus Coordinates		Extreme negative Value				
		Extreme positive Value							Extreme positive Value				
		Dimension							Dimension				
Stimulus Number	Stimulus Name	1	2	3	4	5	Stimulus Number	Stimulus Name	1	2	3	4	5
1	P11111	1.5541	-0.6252	-1.5292	0.5824	0.5111	1	P11111	0.9764	-1.0135	-1.4765	1.0216	0.4018
2	P21111	1.5271	1.1910	-0.6816	1.2222	0.7875	2	P21111	1.5890	1.0101	-0.8563	1.3656	0.8307
3	P12111	1.2156	-0.1029	-0.6918	-1.3560	1.0059	3	P12111	1.0343	-0.8755	-1.2498	-1.1274	0.5655
4	P11211	1.1732	-0.9938	-1.0792	0.5169	0.8357	4	P11211	0.4473	-1.2710	-1.0969	0.6455	1.2668
5	P11121	-1.4411	-0.0152	-1.8461	0.1427	-0.3943	5	P11121	-1.5442	0.0817	-1.5937	0.2790	-0.4312
6	P11112	1.1134	-1.6281	0.2834	0.1062	-0.3977	6	P11112	0.4286	-1.7455	0.7472	0.4094	-0.1969
7	P22111	0.8956	1.7448	0.5886	-1.0873	1.0126	7	P22111	1.5040	1.3554	-0.0769	-1.0971	1.1526
8	P21211	1.6569	0.8866	-0.5744	1.0904	0.5839	8	P21211	1.7481	0.4680	-0.6019	0.9898	1.0552
9	P21121	-0.9497	1.6336	-1.0366	1.2574	-0.2049	9	P21121	-0.3598	1.8701	-0.8354	1.2890	-0.3628
10	P21112	1.4153	0.4835	0.5734	1.2655	-0.3405	10	P21112	1.4230	0.2446	0.7979	1.3312	-0.4380
11	P12211	1.2315	-0.6328	-0.5600	-1.2452	0.6858	11	P12211	0.8461	-1.3635	-0.9942	-0.9449	0.2368
12	P12121	-1.4511	0.0141	-1.2780	-1.0101	-0.3061	12	P12121	-1.4560	-0.0093	-1.1360	-0.9740	-0.4531
13	P12112	1.2170	-1.5845	0.5513	-0.3847	-0.5603	13	P12112	0.5735	-1.8259	0.7250	-0.2479	-0.5189
14	P11221	-1.2982	-0.6866	-1.5583	-0.5260	-0.3687	14	P11221	-1.4733	-0.4920	-1.2146	-0.3595	-0.9718
15	P11212	1.4371	-1.6333	0.0680	0.1628	-1.4382	15	P11212	0.8307	-1.9705	0.4878	0.1909	-1.6596
16	P11122	-1.7263	-1.0843	0.4759	0.6232	0.4325	16	P11122	-1.9150	-0.6800	0.5537	0.4072	0.6714
17	P11222	-1.4708	-1.4513	0.4863	0.3860	0.6899	17	P11222	-1.7061	-0.8762	0.6032	0.3575	1.0535
18	P12122	-1.4530	-1.2409	0.4530	-0.5814	0.5387	18	P12122	-1.5085	-0.7971	0.5477	-0.5847	0.6648
19	P12212	1.1025	-1.5938	0.7120	-0.3721	-0.6334	19	P12212	0.4194	-1.9374	0.8620	-0.2225	-0.5073
20	P12221	-1.4755	-0.7138	-0.9998	-0.7353	-0.2375	20	P12221	-1.5951	-0.4107	-0.8680	-0.7426	-0.3995
21	P21122	-1.1106	0.3647	0.9564	1.4719	0.4003	21	P21122	-0.7821	1.0610	1.0046	1.2411	0.2974
22	P21212	1.7194	0.0171	0.6104	0.9686	-0.6540	22	P21212	1.5643	-0.3325	0.7246	0.8898	-0.8471
23	P21221	-1.0245	1.2325	-0.9815	0.6864	-0.8596	23	P21221	-0.3142	1.4242	-0.8990	0.7931	-1.0740
24	P22112	1.1799	0.8737	1.0463	-1.1260	-0.4259	24	P22112	1.4103	0.4426	0.9224	-1.3980	-0.0300
25	P22121	-1.0412	1.6885	-0.1927	-0.9221	-0.7991	25	P22121	-0.2741	1.8839	-0.2863	-1.1005	-0.7607
26	P22211	1.1446	1.2758	0.3166	-0.9786	-0.9562	26	P22211	1.4638	0.9362	-0.1248	-1.3264	0.5435
27	P12222	-1.5387	-1.3698	0.7020	0.2330	0.4477	27	P12222	-1.9118	-0.8283	0.6296	0.0297	0.5356
28	P21222	-1.2567	0.3546	0.9172	1.3153	0.1230	28	P21222	-0.8698	0.7622	1.0105	1.1959	-0.1448
29	P22122	-1.3198	0.7830	1.4528	-0.3396	0.2861	29	P22122	-0.7494	1.5027	1.0884	-0.4437	0.5031
30	P22212	1.3409	0.6663	1.0964	-0.5186	-0.9863	30	P22212	1.5025	0.4132	1.1293	-0.8217	-0.3724
31	P22221	-1.2170	1.5826	0.0394	-0.7634	-0.5624	31	P22221	-0.6195	1.7903	-0.0238	-0.7768	-0.5617
32	P22222	-1.1502	0.5639	1.6799	-0.0847	-0.1283	32	P22222	-0.6828	1.1828	1.5001	-0.2686	-0.0487

受過訓練組

未受過訓練組

小圓角。繼續在第 2 個向度圖形分佈的情形，幾乎所有圖形之分佈皆與代表長寬比之 A 特徵有關，第 2 向度正值之圖形，A 特徵皆為修長形，即 $A=2$ ；而負值圖形皆為短胖形，即 $A=1$ 。至於正向一方的極值，代表性圖形有編號 7、9、25、31 等，而朝負極值的另一方，代表性圖形有編號 15、6、19、13。這兩類圖形最明顯之差異除了代表長寬比之 A 特徵影響外，各形体垂直四稜邊圓角大小的 E 特徵，也似乎在影響極值形体，但中間值圖形則不受影響。例如正極值之修長體必會在垂直四稜邊上具有銳利的小圓角，即 $E=1$ ，而負值端形体不但短胖($A=1$)，且在垂直四稜邊上具有圓潤的大圓角($E=2$)。

向度/主要特徵	偏正值圖形	偏負值圖形
第一向度 (D)	(D)=1  22: P21212 8: P21211  2: P21111 1: P11111	(D)=2  16: P11122 27: P12222  17: P11222 18: P12122
第二向度 (A)	(A)=2  7: P22111 9: P21121  25: P22121 31: P22221	(A)=1  15: P11212 6: P11112  19: P12212 13: P12112
第三向度 (E)	(E)=2  32: P22222 29: P22122  30: P22212 24: P22112	(E)=1  5: P11121 14: P11221  1: P11111 12: P12121
第四向度 (B)	(A, B)=(2, 1)  21: P21122 28: P21222  10: P21112 9: P21121	(B)=2  3: P12111 11: P12211  24: P22112 7: P22111
第五向度 (D,E)	(D, E)=(1, 1)  3: P12111 7: P22111  26: P22211 4: P11211	(D, E)=(1, 2) (2, 1)  15: P11212 30: P22212  23: P21221 25: P22121

圖 5.2 受過訓練組 5 個向度極值分佈之圖形及其主要影響特徵

第三個向度的圖形分佈，幾乎都與垂直四稜邊圓角大小的 E 特徵有關，所有負值形体 E 特徵皆為小圓角(E=1)，而正值圖形皆大圓角(E=2)。如果再從此向度分佈之極值來看，在負極端值的圖形為編號 5，14，1，12 等項，它們共同的特徵是都屬於短胖型(A 特徵)，而再加上垂直四個稜邊(特徵 E)上皆為小圓角，且稜角分明；另一端屬正值極值的圖形，有編號 32，29，30，24 等，它們都屬修長型(A 特徵)，且垂直稜邊(E 特徵)為大圓角。如果從 A 特徵的短胖或修長差異來看，它似乎是從第二個向度的 A 特徵分出來的，但它又多出垂直稜邊的圓角處理之 E 特徵因素在影響，而整體有正值端之圓潤(E 為大圓角)，與負值端之稜角分明(E 為小圓角)的效果差異。從第三個向度的分析結果來看，仍是同樣以 A 特徵(長短比)與 E 特徵(垂直稜線圓角處理)的特定組合關係形成極值形体，但主要是以 E 特徵為最主要之影響因素，而 A 特徵只對極端值形有影響，中間圖形則沒影響。



至於第四個向度分析中，觀察其分佈正負值圖形的情形，幾乎全部正值圖形在長側邊之圓弧面的 B 特徵皆為直線形(B=1)，而負值的圖形長側邊皆為大圓弧面(B=2)。如果進一步再從極值兩端的代表性圖形來看，代表正值極端的編號 21, 28, 10, 9 等，而代表負值之極端的有編號 3，11，24，7 等形体，其共同的特徵差異除了長側邊(特徵 B)的曲度外，正值端之圖形的長短寬比例全部都是修長形(A=2)；至於在負值端的這類圖形，則長短區分較不一致。因此，第四向度主要是由長側邊圓弧處理的 B 特徵在主導，而決定整體長短比例的 A 特徵，只對某一端極值(直線形側邊)會有影響。

第五個向度的正負兩向極值圖形，分別為正值端的編號 3，7，26，4 等，負值端的編號 15，30，23，25 等圖形。此兩類圖形，屬於正值一端的頂面與垂直方向各四條稜線的

圓角，全部為小圓角，即 $D,E=(1,1)$ ，而正值端偏向中間值的圖形為 $D,E=(2,2)$ ；負值一端的 $D、E$ 特徵分佈雖沒那麼明確，但卻可看出只有 $D,E=(1,2)$ 或 $(2,1)$ 的情形。從正值極端的圖形特徵分佈為 $D,E=(1,1)$ 來看，感覺上是從第一向度，淬取出來一個更嚴苛的條件，就是 D 與 E 特徵皆小圓角，此些特徵在許多新近家電與電子產品等藉由塑膠模具成型的產品皆有此類特徵，它們皆有在各面之轉折的稜線有做小圓角處理的習慣。綜合以上的討論，第五個向度是 D 與 E 特徵的特殊組合關係。

從本分析可以看出各圖形在特定軸向的分佈，會與某特定特徵變化有相當大之關係性。其中特徵 $D、A、E、B$ 及最後的 D 與 E 組合等，其向度的解釋量之影響情形。我們也可以依向度的解釋量之大小，推測本系列研究中，操弄各圖形間 5 個特徵之變化，其特徵的變化項目，與其所決定之向度的解釋量大小有關。也就是說解釋量最大的向度，是主要依據特徵差異最容易被注意到的項目，也就是說其影響力最大。依此原則，故本實驗之結果代表此 5 種特徵，其對圖形辨識差異性的影響程度，分別從最大到最小為 $D>A>E>B>C$ 特徵。

至於 30 位未受過 3D 圖形訓練者的相似性評估值，同樣做 CMDS 分析。從其中正負值的分佈來看，無論在各向度解釋量與特徵的關係，及各圖形在各向度的大小排序，皆和受過訓練族群有相當大之一致性。從 30 位受過訓練族群與 30 位未受過訓練族群，分別用平均數做 CMDS，以兩個族群之所有 MDS 分析比較，其模式適合度量數的兩個指標：STRESS 及 RSQ 值來看（表 5.1），皆可看出受過訓練族群的評估資料，相對地比未受過訓練族群較佳，代表受過訓練族群較適合用 MDS 模式。這或許可透露出之訊息是受過訓練

族群，較適於用此模式呈現，並以特徵區別機制，來進行兩個圖形差異性判斷時的評估依據，且受過訓練受測者，比較能掌握此種辨識與區分原則來進行評估。

5.2.2 聚群分析

本實驗希望能進一步以聚群(cluster)分析的方法，再去重新檢驗兩受測族群對特徵抽取過程的變化。我們可以經由聚群分析，來了解從少到多個聚群條件下，受測者之評估是由那些特徵在主導，及是否造成不同層次的聚群。此觀念的假設，就很類似在現實生活中，若有 32 個圖形要做分群，當要分群的群數條件較少時，受測者會先以其認為較優先的特徵差異來做分群依據，當分群數目允許較多時，才會再加入次優先的特徵差異條件做為再細步分群的依據，而此處所謂優先的特徵差異條件，指的是此種特徵之差異發生時，較易引起受測者之注意，代表其特徵差異之突顯性最強。聚群分析的分群過程中，其受特徵之影響，即使在理論上應和 MDS 所分析之現象相同，但是其間最主要的差異指的是分析目標不同，但最後的解釋應能相呼應。MDS 著重於變數的簡化，而達到代表性軸向度的抽取目的；聚群(cluster)分析雖和 MDS 同樣是以計算樣本間意象空間的距離，但卻是以相似樣本之凝聚所做之分群的分析(Medin, 1981)。從聚群過程中各分群之依據，也可容易看出其受測者之概念群化原則，而此些原則，如果配合先前之 MDS 分析所抽聚出之軸向度，即可很容易看出此分群原則所依據之特徵特性，是否和在本實驗透過先前之 MDS 分析時，所指的個別特徵或複合性特徵的分類，有相類似的情況。

5.2.2.1 資料處理

首先，必需將先前 CMDS 所採用兩組各 30 位受測者所做評估差異的平均值，據此整理出之 32 x 32 的左下三角矩陣數據再做轉換整理。因為本分析將採用 SPSS 裡階層式聚群 (Hierarchical cluster) 分析的工具進行，其資料的基本形式是以 32 個圖形中，每個圖形對所有 32 個圖形的認知感應強度，在此是以兩個圖形間之同質性的強烈程度，依此觀念所進行之聚群分析，以相關性(同質性)較高的圖形，會分為一群的概念原則，因此需將原本代表差異性之平均值(平均值越大，代表越大差異)，轉換為同質性(即相似性)的資料形式，其轉換方式即是以原本 1 到 7 量表的最大值 7 做為基數，以 7 減去各差異性平均數，則成為相似性平均數，也就是說原本差異性平均值較大者，轉換成相似性的平均數則較小；反之，如原本差異性平均值較小者，則相似性平均值較大。除了做此轉換外，聚群分析需要的是



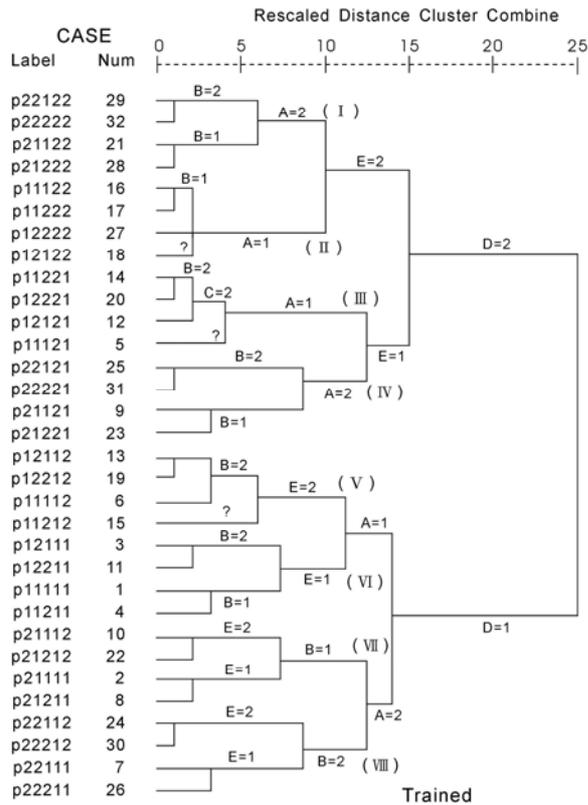
一個 32 x 32 的方形矩陣，代表每個圖形對 32 個圖形相比的相似性平均值，因此原本轉換過之 CMDS 分析所用的矩陣形式，將其左下三角形矩陣數值，以對稱方式複製到右上三角形，至於 32 x 32 矩陣中的 32 個對角線上之每個方格，代表每個圖形與自己相比較的值，原本實驗中並未做自己相比較的情形，故未有其評估值，在此則給予相號似性可能之最大值 7，代表完全相似之意義。經此轉換及整理過後的兩組之 32 x 32 方形矩陣，每一橫列，代表每個圖形對 32 個圖形間彼此的同值性的程度，依據此同值性得高低，可以計算兩個圖形間之凝聚的距離。至於集群合併的原則，本分析將各圖形之距離視之為阿基米德距離，並採 SPSS 中的組間均連法(Between-groups Linkage)為集群分析之方法。至於集群之演算，則列出由最少 2 到最多 10 群的合併過程，並從中觀察其每次增加一個集群時，所依據之新

特徵出現的條件，而觀察到之逐漸浮現的特徵，代表其突顯性或受到注意的重要性差異，而依此原則做各種特徵條件出現的討論依據。

5.2.2.2 聚群結果分析與討論

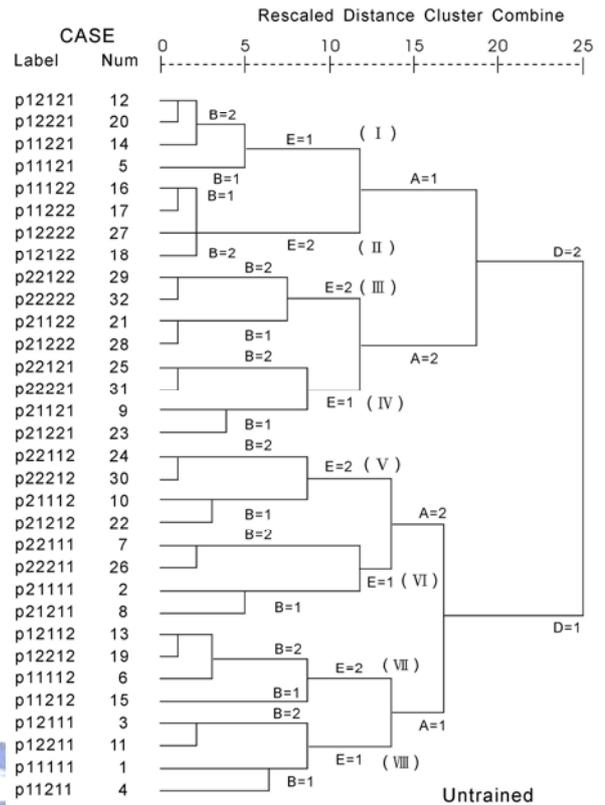
由於本分析結果將要刻意與先前 CMDS 結果做比較。因此，首先回顧先前兩組受測者之 CMDS 在抽取 2 到 5 個向度過程中，被抽取出之特徵解釋量依序皆為 D，A，E，B 及最後不太明顯的 D、E 複合特徵。至於在此處之經由 SPSS 聚群分析結果，兩組聚群之樹狀分佈圖，如圖 5.3。先觀察未受過訓練族群，依據圖 5.3 樹狀圖，此 32 個圖形之分佈到 8 個聚群時之各群圖形，整理成如圖 5.4。各圖形在從 2 到 10 群聚群過程中，分別所屬之群別如表 5.3 所示。為了更易於觀察出從少到多群時，各主要依據之特徵變化趨向，再整理特徵變化之流程，標各示各種群組數目條件下，其新群所依據之主要影響特徵，如圖 5.5。其從 2 到 10 個集群過程中大體上仍保持相類似於 D，A，E，B 之次序。首先就是 D 特徵(頂面稜線圖角處理)在最初 2 個集群時，即依此特徵之兩種可能而分成兩群，緊接著的第 3 及 4 個聚群時，新增加的兩項特徵條件，則是以 A 特徵(長短比例)，在先前已分好的兩種 D 特徵情況，分別在 D 為大圓角(D=2)時對 A 特徵(修長或矮胖群)之兩種情況分群(第 3 聚群時)，再來是 D 為小圓角(D=1)時對 A 特徵兩種值做分群(第 4 聚群時)。接著 E 特徵的影響，則分別發生在第 5、6、8、9 次的集群分析時，剛好也對應到第 4 聚群為止出現之 A 與 D 特徵所有四種組合情況下，分別為(A, D)=(1, 1)，(2, 1)，(1, 2)，及(2, 2)，進一步各自以 E 特徵之兩種變化做分群。如果以先出現之特徵條件，比後出現之特徵條件更為突

Dendrogram using Average Linkage (Between Groups)



受過訓練組

Dendrogram using Average Linkage (Between Groups)



未受過訓練組

圖 5.3 32 圖形在兩組組 cluster 分析的樹狀分佈圖

顯的推論原則，參看圖 5.5 的各群特徵出現之次序流程，及表 5.3 之各聚群數目下其特徵之組成，則(A, D)=(1, 2), (2, 2)之群比(A, D)=(1, 1), (2, 1)群較早出現，故其特徵較突顯。可是，當再新加 E 特徵的時候，卻易與原本較不突顯的特徵整合，產生的複合特徵，此處所代表之意義是 E 特徵加入到 A, D 組合特徵時，並非是一種特徵突顯性外加的關係，而是一種相對比較突顯性之關係。E 特徵會在與原本 A, D 組合結構為較不突顯特徵時，會較容易允許 E 特徵的加入；而在與原本較突顯特徵的 A, D 組合時，E 特徵的影響性卻會被壓抑潛伏。總之，新特徵要加入重新組成新群時，會找先前已分群的群別中突顯性較弱的一群來合併。而這種較不突顯新的一群，則往往是相對較晚完成聚群所產生的新群。

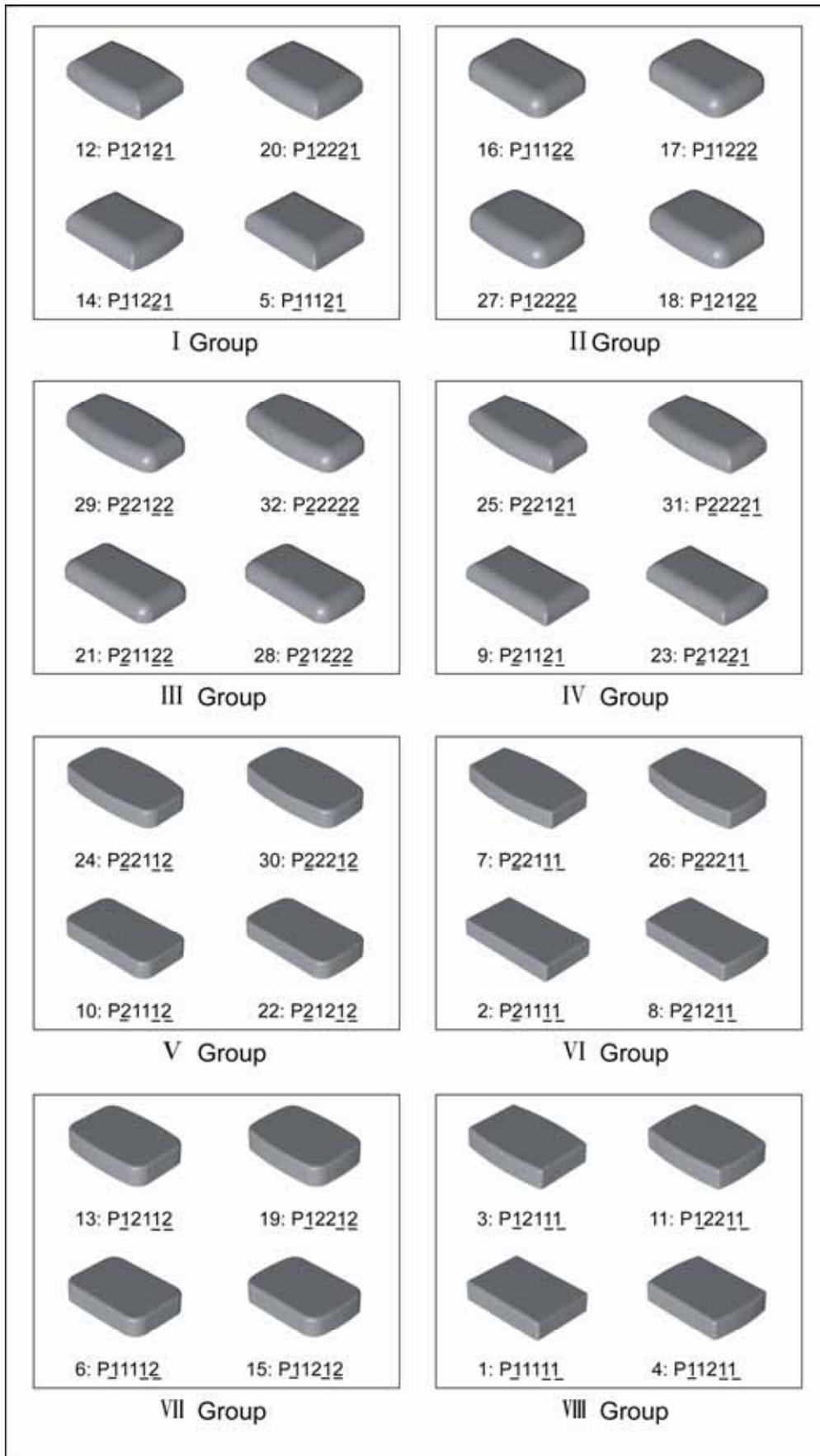


圖 5.4 未受過訓練 cluster 分析之主要 8 群圖形

表 5.3 未受過訓練者的 32 圖形在 2-10 群的聚群分佈所屬群別變化

Groups	10	9	8	7	6	5	4	3	2
1: P11111	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2: P21111	2	2	2	2	2	2	②	1	1
3: P12111	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4: P11211	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5: P11121	3	3	3	3	3	3	3	2	②
6: P11112	4	4	4	4	4	④	1	1	1
7: P22111	5	5	5	⑤	2	2	②	1	1
8: P21211	2	2	2	2	2	2	②	1	1
9: P21121	6	6	6	6	5	5	4	③	②
10: P21112	7	7	7	7	⑥	2	②	1	1
11: P12211	1	1	1	1	1	1	1	1	1
12: P12121	3	3	3	3	3	3	3	2	②
13: P12112	4	4	4	4	4	④	1	1	1
14: P11221	3	3	3	3	3	3	3	2	②
15: P11212	4	4	4	4	4	④	1	1	1
16: P11122	8	8	⑧	3	3	3	3	2	②
17: P11222	8	8	⑧	3	3	3	3	2	②
18: P12122	8	8	⑧	3	3	3	3	2	②
19: P12212	4	4	4	4	4	④	1	1	1
20: P12221	3	3	3	3	3	3	3	2	②
21: P21122	9	⑨	6	6	5	5	4	③	②
22: P21212	7	7	7	7	⑥	2	②	1	1
23: P21221	6	6	6	6	5	5	4	③	②
24: P22112	⑩	7	7	7	⑥	2	②	1	1
25: P22121	6	6	6	6	5	5	4	③	②
26: P22211	5	5	5	⑤	2	2	②	1	1
27: P12222	8	8	⑧	3	3	3	3	2	②
28: P21222	9	⑨	6	6	5	5	4	③	②
29: P22122	9	⑨	6	6	5	5	4	③	②
30: P22212	⑩	7	7	7	⑥	2	②	1	1
31: P22221	6	6	6	6	5	5	4	③	2
32: P22222	9	⑨	6	6	5	5	4	③	2
Main Feature	B	E	E	B	E	E	A	A	D

有○記號者，代表是最新生成一群的位置

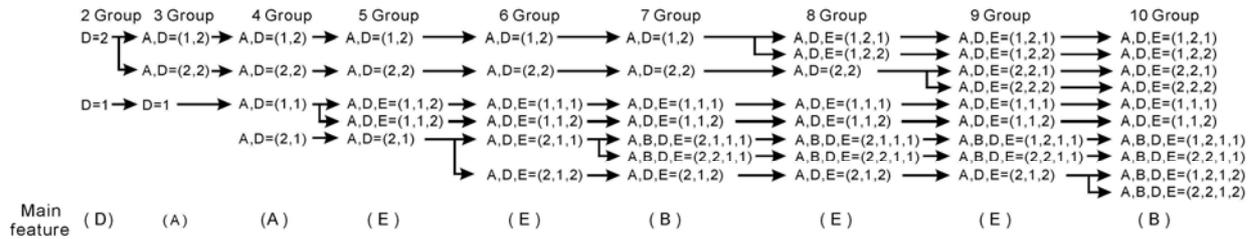


圖 5.5 未受過訓練組之特徵變化流程

至於 B 特徵的出現，則分別是在第 7 與 10 個集群（表 5.3），由於本分析只做到 10 個集群，所以沒有機會看到 B 與之前已聚群完成的 A、D、E 特徵組合關係的全部狀況，但因為提早發生出 B 特徵影響的集群是在第 7 集群，比與 E 特徵之發生的 4 種情況的次序有部份重疊關係，代表 E 與 B 特徵相比，雖整體來說 E 較早有影響力，但在某些情況是 B 特徵有較早之影響性，如果以 B 特徵最早兩次之影響性出現的第 7、10 集群都是在(A, D)=(2, 1)的情況，B 特徵最初出現影響力在第 7 集群，觀察其最近的一群，即第 6 集群時，此時 A、D、E 組合是在第 6 集群中新被分開來剩下來的第 2 群(即(A,D,E)=(2, 1, 1))，故 B 特徵會將此群再分裂。此似乎也依循出現先前的相對突顯性的原則。至於第 10 群 B 特徵之影響性出現在仍與第 6 集群的 A、D、E 關係，而非就近與第 9 群的 A、D、E 組合關係(此應為最不突顯)，似乎是為了使發生在第 7 集群時 B 特徵的影響性和第 6 集群之結合關係，能更產生更完整結果，故仍與第 6 集群出現之另一種 A、D、E 關係做分群，故有此結果出現，此也似乎代表除了“相對突顯性”之組合原則外，另有一種“組合完整性”的組合原則發生。上述此種原則只是依據觀察到第 10 集群為止所發現結果之推測而已。我們可以從聚群過程中，與特徵之影響關係可看出，越多之分群，其所依據之特徵組合即越多，關係也越複雜。即使如此，新特徵加入到新的聚群時，是以先前最不突顯的特徵組合為最優先

加入之目標。除此之外，新特徵加入後，是否會對新的組合特徵會有較佳之突顯性，亦為另一項優先性的考量。

受過訓練族群資料在經過 2 到 10 群的集群分析後，發現各特徵條件出現序趨向，雖整體趨勢來說大致上也和 CMDS 分析之特徵抽取次序：D, A, E, B 相類似，但卻未如未受過訓練族群那麼具規則性，主要是在上述特徵出現之次序的趨勢情況下，有些細部的特徵出現會和未受過訓練組有些差異（參看圖 5.3），例如 E 特徵在第 3 聚群時就已出現，比所有 A 特徵出現的時機要早，但此時 E 特徵的影響力僅限於局部圖形，只針對 D 特徵為大圓角之圖形，至於 E 特徵對其它種圖形特徵之影響則到相當後期才出現。因此，從整個 E 特徵出現之大趨勢的變化來時，它仍比 A 特徵的影響力較小。但是 E 特徵與 D 為大圓角的關係，對受過訓練族群來說卻是非常重要的。事實上我們可以從此時 D 為大圓角時，與 E 特徵之組合共同特徵，只有兩種情況，即是(D, E)=(2, 2)，或(D, E)=(2, 1)，如圖 5.6 為各自兩群的情形。而這兩種特徵剛好是會創造出最飽滿圓潤 (D, E=(2, 2))，及最尖銳不適(D, E=(2, 1)) 圖形，此類特性的對立，並未在未受過訓練族群裡被注意到。如果從現在的發現，可以看出受過較多工業產品造形訓練的受測者，對某些影響使用功能或生產加工相關的形狀特徵，會投入較多之關注，在此也導致 E 特徵與 D 為大圓角特徵關係的提早出現，會使這兩類圖形會提早被分為兩群以明顯區隔開來。而未受過訓練族群則遲至第 8, 9 聚群時，當 D 特徵為大圓角之圖形，E 特徵的影響才開始，其突顯性就不那麼強烈。受過訓練族群之集群分析結果，雖和另一族群都符合主要特徵出現之共同趨勢，但卻比未受過族群有較多之變動。如果單純就特徵變化的問題在考量時，或許未受過訓練族群較不會去聯想到使

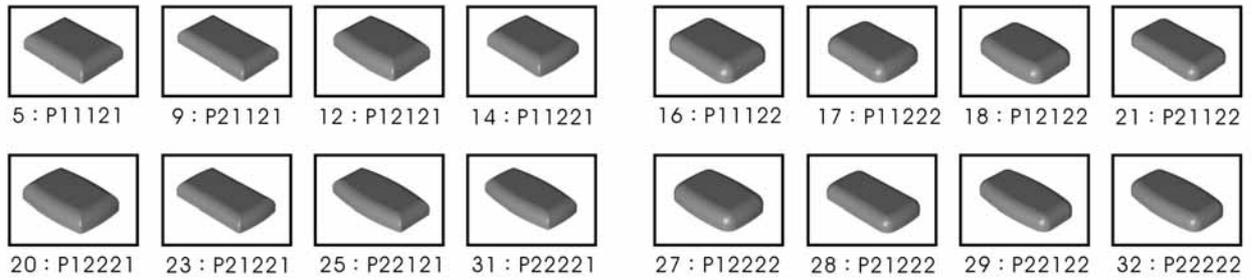


圖 5.6 受過訓練組在(D,E)=(2,1)及(2,2)的兩群

用或加工生產等，和純粹形的特徵無直接關係的因素。未受過訓練族群的結果，較能反應單純只針對形的特徵變化在判斷的情況。而受過訓練族群卻會做較多間接式抽象性功能概念之聯想，相對地在此處就形的特徵變化就較難解釋。即使有少數地方會有較混亂情況，但其它若無特殊聯想的狀況下，各特徵條件的出現仍相當符合未受過族群的集群出現狀況，只是因少數地方的出現次序被打亂，就較不容易釐清其規則性。

從以上兩族群資料做的集群分析與 CMDS 分析，可以看出兩者之間是有相類似之結果，在解釋上也有相輔相成的作用。CMDS 幫助了解整個特徵辨識機制的向度與意向空間分佈外，藉由向度之抽取量，所逐步出現之影響特徵，可以解釋為各特徵之影響力(或以突顯性稱之)，有次序上之差異。集群(cluster)分析也有類似之效果，而且因為其採用鄰近法分群的彈性很多，可以做出不同分群數量的分析。因為有此彈性，所以集群分析在從少到多的分群過程中，可以看出各種特徵條件出現的細微變化，此在 CMDS 分析裡是看不出來的。例如 A 特徵之出現，事實上也會因 D 特徵結合之突顯性差異而有次序的差異，而不會像 CMDS 分析時，只能看出 A 特徵的整體出現次序，介於 D 與 E 特徵之間，卻無法看出其細微之變化情形。總之 CMDS 分析結果可以看出特徵間之影響力差異的整體趨勢，而集群(cluster)分析則除了可以對照呼應 CMDS 結果外，又可以對變化細節做進一步之解釋。

5.3 各特徵顯著性加權值之計算

雖然從 MDS 或聚群分析雖然都可以看出各特徵間受到突顯性的程度不同，而會影響受測者在做相似性比較時的結果。即使可以從中得知各特徵之受到注意力程度差異，但各特徵的突顯性程度並不夠具體。在本實驗的分析中，試著參考 Nosofsky (1992b) 的 General Context Model(GCM)模式中，有關兩圖形之相似性 (S_{ij}) 與認知距離 (d_{ij}) 的計算公式分別為，物體間相似性 (S_{ij}) 的判定，則從物體 i 與 j 的兩兩相比，做出相似性判定值，其與物體間之認知距離具有特定之函數關係，即 $S_{ij}=f(d_{ij})$ ，進一步推演出此函數關係為：

$$S_{ij} = \exp(-d_{ij}^n) \quad (1)$$

其中 $n=1$ 時為一般的指數遞減 (Exponential Decay) 關係，而在較密集性辨識訓練時，則可能變為 $n=2$ ，此時相似性與距離為高斯遞減 (Gaussian) 關係 (Shepard,1986)。Nosofsky (1992b) 更進一步針對認知距離與相似性判定做更完整的考慮，其中各個特徵向度有權重 (Weight) 的差異，且各特徵之權重與其受到注意的程度有關 (即突顯性)。除此之外，在相似性判定時，則與各別受測者之敏感度 (Sensitivity) 有關，通常較高敏感度的受測者 (通常為較有經驗之受測者)，其差異性會較高。所以物體 i 與 j 之認知距離 (d_{ij}) 的計算，將各特徵(k)之差異量再併入加權值(W_k)與敏感度(C)，其公式為：

$$d_{ij} = C \left\{ \sum_{k=1}^K w_k [X_{ik}-X_{jk}]^r \right\}^{1/r} \quad (2)$$

因此，GCM 模式允許各特徵具有不同加權值，由於圖形間之相似值 S_{ij} 即是最初 MDS 所引用之差異性數據轉換成相似值，再經由公式 (1)，計算得知圖形間的 d_{ij} ，即 $d_{ij} = (-\ln S_{ij})^{1/n}$ 。至於公式 (2) 中，需要有兩圖形在每一特徵間之差異值 (X_{ik})，在此則以比較

兩圖形間在 A、B、C、D、E 等 5 個特徵中，其特徵值相同者給予 0 值，不同者給予 1 值。

所以每兩個圖形之比較 5 個特徵的差異，共得 496 組 5 種特徵的差異性分佈情形（所有值皆為 0 或 1）。

從公式（2）特性來看，如果 $r=1$ 時，則具有 Linear Regression 的特性。因此，本分析將利用迴歸分析的觀念，將 496 組兩圖形的認知距離 d_{ij} 為代表 dependent variable，而 independent variables 則取 496 組兩個圖形在 5 個特徵之差異性分佈值，進行 Linear Regression 分析。此時將公式（2）的 r 值設為 1（由於是針對整組組受測者，故本次分析暫時不處理代表各別受測者之敏感度的 C 值）。

在公式(1)中， n 值為 1 或 2 時，其 Linear Regression 分析結果皆相當接近，故僅只以 $n=1$ 之結果討論。若以 X_A 、 X_B 、 X_C 、 X_D 、 X_E 分別為 A、B、C、D、E 特徵之差異量，則每兩個圖形間之認知距離 d_{ij} 為：

受過訓練組：

$$d_{ij}=0.45X_A+0.22X_B+0.04X_C+0.68X_D+0.32X_E$$

未受過訓練組：

$$d_{ij}=0.53X_A+0.21X_B+0.03X_C+0.58X_D+0.32X_E$$

對照公式（2）的型式，當 $r=1$ 時，各特徵變量之值代表各特徵之突顯性的加權值（ W_k 值），所以 5 個特徵之 W_k 值由大到小依序為 $D > A > E > B > C$ ，此和先前 MDS 與聚群分析所見結果相同。至於兩組之 C 特徵的 weight 值，兩組皆未達顯著標準，故 C 特徵之負 weight 值可以忽略。

從以上的分析，尤其是對於兩族群之差異做解釋時，確實可看出其間之差異可能是來自於不同訓練背景的人，其接觸造型訓練程度不同，而有些微的差異。受過訓練者之相似性判斷的依據，因有部份地方聯想到較抽象之意象，而非單純以視覺特徵之明確關係做判斷，故相對較沒有條理。即使如此，兩組受測者在做兩兩圖形相比時，大多以特徵之各別突顯性做為判斷之依據。

5.4 特徵相同數量與整體相似性之計算

本分析再延用以上計算兩組各特徵突顯性之原始數據，也就是相似性評估值，與每兩個圖形之相同特徵數量，並計算在相同特徵數量下的相似性平均值，所得的相似性平均值與相同特徵量的分佈關係（圖 5.7），並和 Smith (1989) 的 Additive 與 Multiplicative 分佈關係相比較，發現本實驗兩組受測者的分佈曲線（Trained 及 Untrained 曲線），皆介於上述兩者之間，但受過訓練組(learned)較偏向 additive 分佈，而未受過訓練組(unlearned)則較偏向 Multiplicative 分佈。依 Smith 的說法，偏向 Additive 時代表圖形之處理會傾向 separate 處理，而以 city block 做為計算依據；而偏向 Multiplicative，則會傾向以 holistic 方式處理，並以 Euclidean 做為計算依據。此時也正驗證有電腦 3D 圖形基礎之受測者，相較於未有 3D 圖形基礎者，會較善於將圖形特徵予以解析，以進行各別性之處理；未有 3D 圖形訓練者，因對圖形之解析能力較弱，故會以整體性處理的方式去處理每兩個圖形間之相似性的問題。

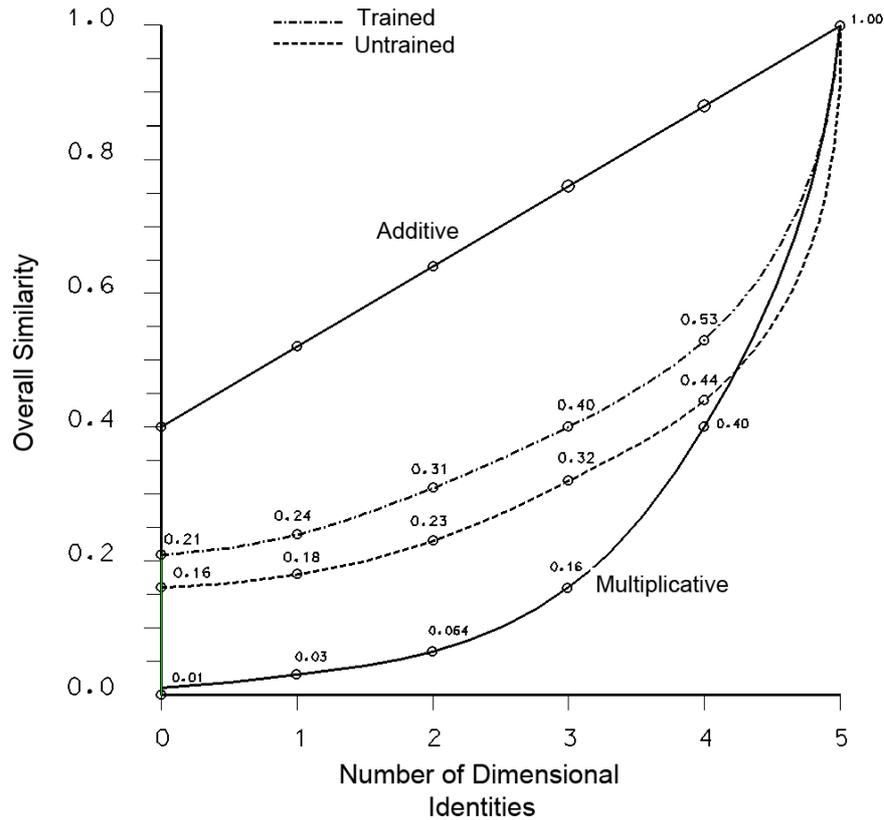


圖 5.7 兩組受測者的相同特徵量與整體性相似性關係



5.5. 綜合討論

本實驗使用 MDS 與 Cluster 兩種分析方法，即使其特徵抽取過程相當類似，都以 D, A, E, B 的解釋量之次序，但每個圖形在多個聚群或多元尺度中的歸屬位置其所代表的意義卻是不同。在多元尺度(MDS)分析中，每一個圖形在 5 個向度裡都同時有其定位空間。MDS 將 5 個向度最後是融合構成一個整體的概念空間，而每個圖形在此空間中都有其所屬之位置。相對地，在聚群分析的觀念中，各分群間的彼此排斥性相當地高，從分群的结果來看，某一圖形若已被歸為其中一群，則絕對不會再屬於另一分群，也就是每一圖形只屬於某一特定群，至於它與其它群的关系，只能在分群的樹狀分佈圖中，向上推演到其上層的分群，

觀察其在較高層所屬的群是否和另一群有凝聚於同一群的情況。由於聚群分析中各群間的直接相關性無法從各聚群分佈情形看出，只能從樹狀圖關係來觀察。在人類真實的概念系統中，是很難將任兩個概念很明確的分割，任何概念間都依稀有些許的關連性存在，而 MDS 分析的結果，容許各個概念在多重向度的空間同時存在，是較符合人類概念空間的真實本性，這也是為何 MDS 分析法在這幾年的認知心理學，相對於聚群分析有受到較大的重視。即使如此，聚群分析的結果卻能更清晰地看出各形体在概念中匯集的情形，及各特徵於逐層分析時在各層屬間的變化。本實驗的 MDS 與聚群分析將特徵出現之次序做為受關注或突顯性的依據，而做一系列之推論。

即使 MDS 與聚群分析結果，在解釋上有相當大之差異，但從先前之討論，似乎也只看到上述兩種分析都受特徵突顯性的影響，而這種共同之影響在兩種分析之間有何關聯性，則是值得再深入了解的。本實驗最後試著將 32 個圖形，在兩種分析的各自分佈情形再重新做組合，試著以 MDS 所抽取之向度空間中，各圖形的分佈位置，並依據聚群分析中各群之圖形的匯集所分佈區域，以了解各群之間與向度之關係。圖 5.8 為以來自於圖 5.3 中未受過訓練組分解到 E 特徵時所產生之 8 個聚群的圖形，在 MDS 所抽取之第一、二向度 (D1-D2) 的空間，及第三、四向度 (D3-D4) 空間的分佈狀況。從 D1-D2 中，可看出第一向度(D1)以 D 特徵為主，主要在影響 I、II、III、IV 與 V、VI、VII、VIII 的分割；第二向度(D2)之 A 特徵，主要影響 I、II、VII、VIII 與 III、IV、V、VI 間的區分，。進一步從 D3-D4 圖中，第三向度(D3)的 E 特徵，則是相當均勻地將此 8 群從左到右分佈，它不像前兩個特徵 (尤其是 D 特徵)，很明顯地將 8 群分成兩個部份。至於 D4 由 B 特徵在影響，

則在此 8 群中看不到任何影響，這一點是很容易可以理解的，因從圖 5.3 的樹狀圖的未受過訓練組之分佈，可以看出 B 特徵的影響力則是要到第 10 群以後才完全開始，D4 在此圖中看不出影響性是很合理的。從這一點也可以看出聚群分析有較深入之機會看出所有特徵之影響細節。事實上，D4 之影響性，如果在以 16 群的分佈表示時，因為當時 B 特徵之影響已完成，即可以明顯地看出各群在 D4 的分佈。再者，從 8 群在各向度之分佈，即使各群間在該向度之代表特徵值相同，但在該向度之位置分佈也有差異，可以看出各群因有參雜其它特定特徵，也會影響其分佈位置，只是其影響力相對於主要特徵會較小而已。

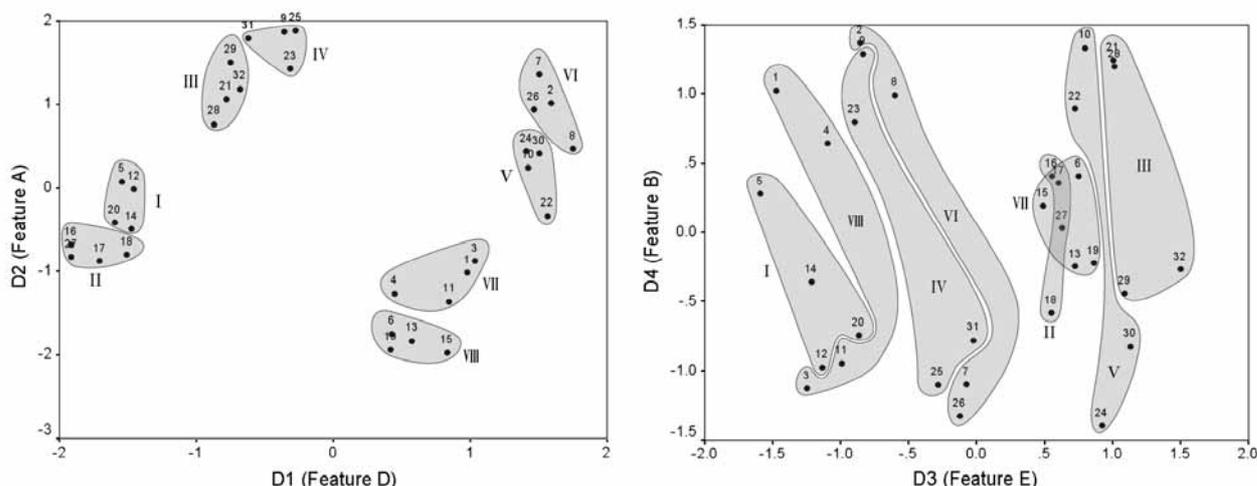


圖 5.8 未受過訓練組 32 個圖形之 MDS 向度與聚群分析之 8 群的分佈位置關係

本實驗最後以 Nosofsky(1992) GCM 中相似計算方法為基礎，再利用 Regression 觀念，導出各特徵在兩族群的 weight 值，確實也具體驗證 MDS 與 Cluster 分析時，所觀察出各特徵受到注意程度不同的現象。至於 Smith (1989)所提出對於特徵相同數量與相似性評估值之關係，在實驗結果中也發現它介於 Additive 和 Multiplicative 分佈情形之間，但較傾向 Multiplicative 分佈。

從本實驗中發現到特徵突顯性之差異，似乎是和受測者對形体檢驗時的注意力有關。

這一點，似乎和受測者過去接觸其它人造形體之經驗有關。無論 Prototype Model (Smith & Minda, 1998)，或 Tversky(1977)的 Feature Contrast Model，或以 example based 為核心的 Context Model (Medin & Schaffer, 1978)及 Nosofsky et al. (1986)的 GCM，及 Ashby(1992)的 GRT 等模式，皆有針對特徵間之比較的討論，甚至提到個別特徵的突顯性在分群或相似性比較時之影響，其對特徵之影響多用權重 (weight) 觀念，並以簡單計算總合的關係來解釋。特徵之突顯性會影響相似性檢驗的優先次序，雖可用 rule-based model 來解釋，但此 rule 的產生卻不似 Nosofsky 等討論之 rule 的產生那麼單純。例如本實驗中，雖可看出未受過訓練組 E 與 B 特徵之突顯性有次序上之差異，但去也有部份地方的出現次序其它規則因素在發生。例如圖 5.8 之 D3 向度中，即使是同樣之 E 特徵值為 1 時，第 I 群偏負極值，但 VI 群卻處於中間位置，此似乎也受其它特徵組合時在影響，但這種規則就較為複雜。這可能是因為本實驗之圖形共有 5 種特徵被操弄，明顯地比一般 rule-based model 操弄 2 種特徵複雜許多，它似乎不只特徵間之個別突顯性比較關係，而是在特定情況下某種特徵組合，會改變特徵的強度差異，雖是具規則性，但卻非一般簡單的 rule-based 所能解釋的。

本實驗最大之意義在於以 well-defined 的特徵關係，來證明人類在檢驗此類 3D 形体時，確實有其共同一致的注意力分佈之傾向。MDS 與 Cluster 分析確實利於這些觀察到的現象，以不同的觀點來討論。Nosofsky 的 GCM，用於類似於本實驗這種有較明確特徵差異的情況，確實是一種簡單又易於理解的解釋工具。