

第六章 實驗三：形體特徵對分類行為的意象空間之影響

本實驗將實驗樣本以 3D 基本幾何體為基礎，在各賦予特定而具有規則性之幾何特徵之情況下，由不同訓練背景之受測者依其自身感覺，進行分群，再以分群結果，進行聚群與 MDS 分析。從上述兩種分析之結果顯示，受測者在分群時，確實與某些特定特徵所組成的複合性特徵有明顯之關係，此種現象，尤其在聚群分析中更明確。最後並以迴歸分析計算各特徵之顯著性加權值，其結果更證明各特徵之突顯性差異確實是影響受測者進行逐步分群的行為。本實驗同時也發現，即使兩組受測者都有以特徵之突顯性考量在進行分群，但兩組之特徵突顯性在聚群分析時出現有些差異，這也可反應出不同造型訓練背景之受測者，對於各複合特徵在其進行分類時所代表之意義，會有其若干程度之認知差異。



6.1 分析方法

本實驗所進行之整體性特徵比對分群，主要以直覺性分群的實驗方法，以探究受測所依據之圖形特徵的組合關係，來做為分群之依據。本實驗所採用之分析方法，將仍是將以多元尺度分析(MDS)，以抽取受測者所採用之向度空間，並以聚群分析討論受測者之分群結果與圖形群聚之關係。

為了將原始資料整理成可供 SPSS 分析的數據，所以將整理成一個 32*32 的矩陣，記錄每兩個不同圖形間差異（或相同）性的評估值。本實驗首先分兩組不同受測族群，將各 30 位受測者原始資料中，取每位受測者相似圖形分群的資料逐一整理。兩圖形如果被分在同一群時，其

在 32*32 的表格上之兩圖形對應細格上 (cell)，則給予 0 分，其它未曾同一群之細格則給予 1 分。如此累計 30 位受測者之數據矩陣，就是代表 32 圖形中每兩圖形之差異性矩陣，將用於 MDS 分析 (反之，用 30 減去每細格的值即得另一相似性矩陣，此將用於聚群分析)。為了使每細格數據以 0 到 1 間之數值代表，故再將各細格數據除以 30。由於它是一個 32*32 的對稱矩陣，可直接供做 MDS 與聚群分析之原始數據。每一細格數據大小，在本實驗中假設為等距關係，並以阿機米德距離(Euclidean Distance)模式做為運算之基礎。

6.2 結果分析與討論

6.2.1 多元尺度分析

本分析將兩組各 30 位受過訓練之分群結果，進行 MDS 分析，兩組各抽取出五個向度，其對 32 個圖形在各向度之分佈值，如表 6.1。兩組 MDS 五個向度與 Stress 值的分佈，如圖 6.1。可以看出受過訓練組之五個向度的 stress 值有較明確的遞減關係。

首先針對受過訓練族群的結果進行討論，在其五個向度中，各取兩端極值之四個代表性圖形，及其共同之主要特徵分佈如圖 6.2。其第一個被抽取的向度(表 6.1)分佈在最極端值的圖形，是以 D 特徵所代表之頂面四稜邊導圓角之大小，及四個垂直稜邊導圓角之 E 特徵的組合為主要依據。從此向度之兩端來看，它是以整體形狀觀之，具有偏負值端圖形的飽滿感 (Obese)(D,E=[2,2])，與偏正值圖形所形成一般電子產品經常見到之具有科技感(Hi-tech)的特徵 (D,E=[1,2])印象來區分。

第二向度則同樣是依據特定之 D，E 特徵的組合為主，造成第二個向度之兩端極值。其中

表 6.1 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				
Stimulus Number	Stimulus Name	Dimension					Stimulus Number	Stimulus Name	Dimension				
		1	2	3	4	5			1	2	3	4	5
1	P11111	0.9324	0.0979	-1.6885	1.3166	-0.3621	1	P11111	0.9705	-0.1639	1.5566	1.2433	-0.6788
2	P21111	0.9324	0.0979	-1.6885	1.3166	-0.3621	2	P21111	0.9979	-0.1624	1.6497	1.0916	-0.6223
3	P12111	1.0579	0.0944	-1.9371	-0.3650	0.3995	3	P12111	1.2720	-0.1262	1.7425	-0.3534	0.2535
4	P11211	1.0063	0.1506	-1.9887	0.4033	0.2091	4	P11211	1.1428	-0.1580	1.6473	0.8802	-0.4622
5	P11121	-1.1128	-1.8477	0.1441	0.2278	0.5217	5	P11121	-1.2264	1.5801	0.0708	0.5390	0.8609
6	P11112	1.4546	0.0852	1.4758	0.9324	0.2500	6	P11112	1.2263	0.0716	-1.7782	0.6698	-0.2793
7	P22111	1.0519	0.0364	-1.0594	-1.6771	0.1102	7	P22111	1.1886	-0.0628	1.4551	-1.1059	0.5612
8	P21211	0.9479	0.0438	-1.9856	0.6071	-0.0629	8	P21211	1.1570	-0.1557	1.7096	0.7329	-0.4147
9	P21121	-1.2229	-1.8225	0.0772	0.1691	-0.1712	9	P21121	-1.2495	1.6771	0.0333	-0.2781	-0.6183
10	P21112	1.6023	0.0236	1.3454	0.6299	-0.2545	10	P21112	1.3712	0.1593	-1.6749	-0.2227	-0.0359
11	P12211	0.9593	0.0717	-1.8014	-0.7495	0.7822	11	P12211	1.2958	-0.1134	1.6397	-0.5706	0.3477
12	P12121	-1.2896	-1.7743	0.1424	0.1345	0.1040	12	P12121	-1.2781	1.6007	0.0672	0.4056	0.7315
13	P12112	1.5177	-0.0658	1.6068	0.1047	0.2449	13	P12112	1.3349	0.0621	-1.6756	0.5776	-0.1870
14	P11221	-1.2564	-1.6312	0.1254	0.1566	0.9003	14	P11221	-1.2229	1.5810	0.0749	0.5338	0.8619
15	P11212	1.4814	0.0297	1.5359	0.6676	0.1853	15	P11212	1.2344	0.0564	-1.6970	0.8125	-0.3230
16	P11122	-1.2703	1.7860	0.2289	0.1133	0.4424	16	P11122	-1.2443	-1.6316	-0.1499	0.3113	0.8488
17	P11222	-1.2485	1.7670	0.2257	0.1734	0.6074	17	P11222	-1.2046	-1.6429	-0.1483	0.3400	0.9241
18	P12122	-1.3153	1.7435	0.2147	0.0930	0.6035	18	P12122	-1.2088	-1.6155	-0.1464	0.3561	0.9562
19	P12212	1.5262	-0.0435	1.5761	-0.1113	0.3559	19	P12212	1.3617	0.0643	-1.6961	0.4007	-0.0710
20	P12221	-1.2330	-1.7532	0.1598	0.0860	0.4484	20	P12221	-1.3235	1.5574	0.0584	0.3800	0.6827
21	P21122	-1.2820	1.6766	0.1895	0.2110	-0.5742	21	P21122	-1.2418	-1.5325	-0.1561	-0.5150	-0.9284
22	P21212	1.6531	0.0200	1.3854	0.1789	-0.0842	22	P21212	1.3929	0.0742	-1.6686	0.2790	-0.1119
23	P21221	-1.2569	-1.7355	0.1106	0.3019	0.0623	23	P21221	-1.2370	1.6429	0.0962	-0.3487	-0.7052
24	P22112	1.4681	0.0040	1.0476	-1.2634	-0.1521	24	P22112	1.3167	0.1203	-0.9622	-1.3588	0.6310
25	P22121	-1.2176	-1.6619	0.0839	-0.1539	-0.7590	25	P22121	-1.2055	1.6216	0.0109	-0.4582	-0.7586
26	P22211	1.0548	0.0418	-1.3572	-1.4114	-0.1077	26	P22211	1.2096	-0.0610	1.4025	-1.1029	0.5810
27	P12222	-1.3382	1.7565	0.2175	0.0219	0.4307	27	P12222	-1.2287	-1.6035	-0.1492	0.3387	0.9238
28	P21222	-1.3464	1.6653	0.1924	0.0258	-0.4915	28	P21222	-1.2271	-1.5479	-0.1586	-0.5256	-0.9238
29	P22122	-1.2400	1.4190	0.1672	-0.3794	-1.0433	29	P22122	-1.2115	-1.5197	-0.1577	-0.5603	-0.9596
30	P22212	1.4682	0.0106	0.9679	-1.1492	-0.4201	30	P22212	1.2729	0.1393	-0.8459	-1.4733	0.6569
31	P22221	-1.1524	-1.6293	0.0823	-0.3202	-0.8417	31	P22221	-1.1991	1.6120	0.0097	-0.4789	-0.7792
32	P22222	-1.3327	1.3436	0.2036	-0.2909	-0.9710	32	P22222	-1.2366	-1.5230	-0.1596	-0.5399	-0.9321

受過訓練組

未受過訓練組

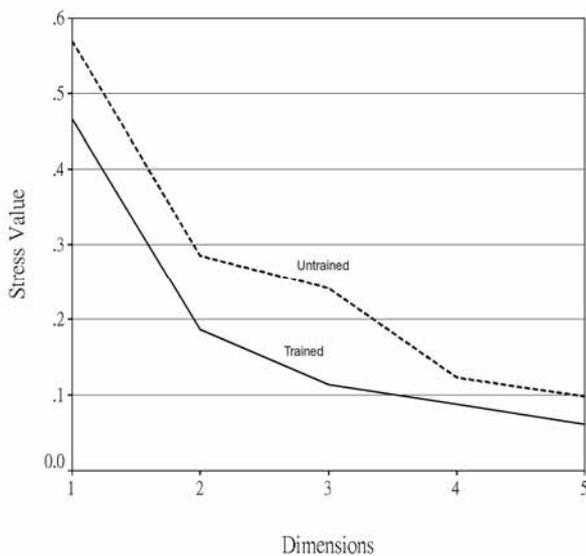


圖 6.1 兩組 MDS 五個向度與 Stress 分佈關係

正的極端值之圖形絕大部分為 D，E 為大圓角(D,E=[2,2])；而負的另一端，則 D 為大圓角，而 E 為小圓角的圖形(D,E=[2,1])，它會在四個頂角處產生相當不調和的尖銳感。第二向度是一種複合特徵下產生的向度，它是 E 與 D 特徵在特殊組合條件下，產生頂角的尖銳(Sharp)或圓潤(Round)性來分類。

第三個向度亦是因 E 特徵與 D 特徵的另一類組合特性在影響。在向度呈負值極端的圖形，全都是 D 與 E 皆為小圓角之情況(D,E=[1,1])，而在正值另一端極值的圖形，則具有 D 特徵為小圓角，而垂直四稜線的 E 特徵則皆為大圓角(D,E=[1,2])。此兩種極值雖看似在頂面都有較小圓角稜邊處理的效果(即 D=1)，但在一般電子與家電產品上，似乎也有相類似分類傾向。通常具有 D,E=(1,2)特徵的產品，大多是較小型而經常被手握持或與身體碰觸的電子或家電產品，例如大哥大、電話、遙控器……等，主要是為碰觸安全性(E=2 之大圓角)及科技感(D=1 之小圓角)兼顧下的結果；而另一方面屬於較大型電子或家電產品，因是較少和人有直接握持或接觸關係的產品，例如電視機、電腦機殼及螢幕、錄放影機等，皆有 D,E=(1,1)的特徵處。因此，從第三向度分佈所透露出之訊息，似乎受測者會考慮到較深層之產品機能的分類，而此處所謂的機能，則是以科技感下的產品是否屬於易握持(Easy to hold)及非碰觸性(Hard to hold)的功能做為分類依據。D,E 特徵的複合，一共有四種可的組合，MDS 分析至第三向度為止已全部出現，主要可以從各方體之頂角特性看出其差異性，如圖 6.3。

第四向度雖以長側邊是否具有圓弧面處理之 B 特徵為主要影響依據，但似乎仍有部分受 A 特徵，特別是它在 B 特徵為大圓弧(B=2)之負值端會產生影響，此時 A 特徵多為修長形(A=2)，此類的圖形會使長側邊的弧度延伸較廣，而使弧面更為明顯，它具有特定的複合特徵特性，正

向度/主要特徵	偏正值圖形	偏負值圖形
第一向度 (D, E)	(D, E)=(1, 2)  22: P21212 10: P21112  19: P12212 13: P12112	(D, E)=(2, 2)  28: P21222 27: P12222  32: P22222 18: P12122
第二向度 (D, E)	(D, E)=(2, 2)  16: P11122 17: P11222  27: P12222 18: P12122	(D, E)=(2, 1)  5: P11121 9: P21121  12: P12121 20: P12221
第三向度 (D, E)	(D, E)=(1, 2)  13: P12112 15: P11212  19: P12212 6: P11112	(D, E)=(1, 1)  4: P11211 8: P21211  3: P12111 11: P12211
第四向度 (B) (A, B)	(B)=(1)  1: P11111 2: P21111  6: P11112 15: P11212	(A, B)=(2, 2)  7: P22111 26: P22211  24: P22112 30: P22212
第五向度 (A) (A,B)	(A)=(1)  14: P11221 11: P12211  17: P11222 18: P12122	(A, B)=(2, 2)  29: P22122 32: P22222  31: P22221 25: P22121

圖 6.2 受過訓練組五個向度正負極值之圖形

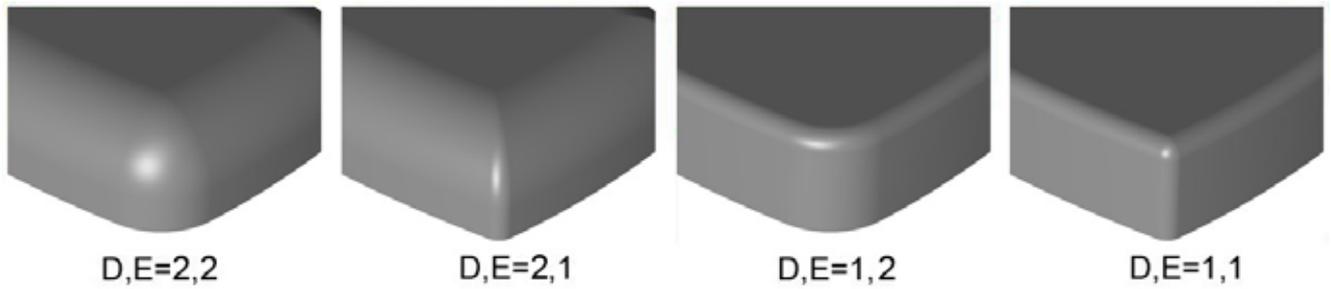


圖 6.3 D,E 特徵四種可能組合之特性

值端具有方正而剛硬感(Rigid)，負值端則有曲面柔和感(Curvature)。縱觀第四向度似乎與流線型程度有關。

在第五個向度分佈中，發現最新抽取出之向度似乎以整體長寬比之A特徵為主，較短胖形的圖形(A=1)，分佈在正的極值；而較修長形的(A=2)負值端圖形，同樣也有B特徵為大圓弧(B=2)，它會使整體有更修長的感覺。

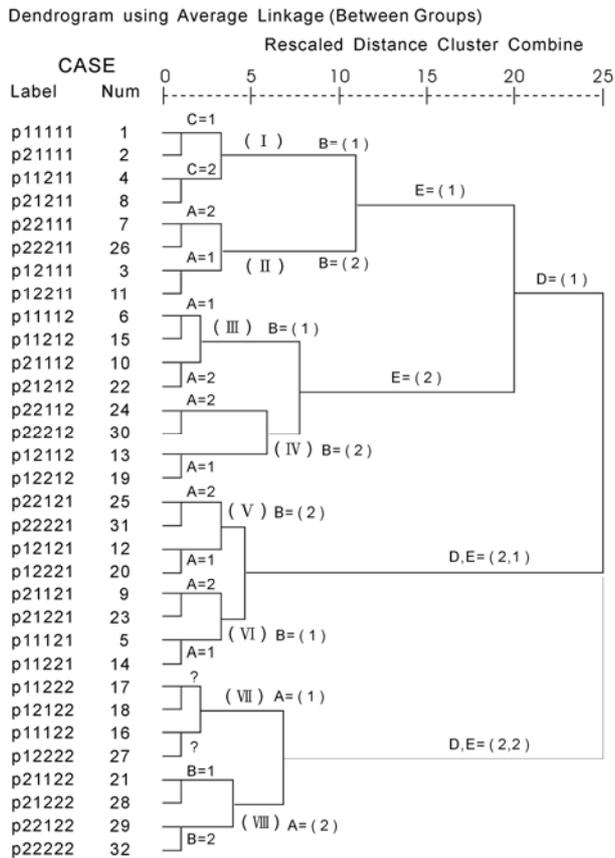
以上分析發現受過訓練族群對各特徵之間具有相當明顯的複合傾向。也就是說經由某幾個特徵在某種特定的組合情況下，造成具有某種特殊意義的組合性特徵。其所透露出之訊息是在本實驗的進行條件下，受測者較會有以組合特徵的方式在做判斷，而非全部以各別特徵之差異，做為判斷的依據。

至於未受過訓練的 30 位受測者族群方面，其 MDS 分析結果，和受過訓練族群從 1 到最後 5 個向度的抽取過程(表 6.1)，其複合特徵出現次序幾乎完全相同。如果從模式適合度的檢測指標：Kruskai's stress 值來比較兩族群的表現情況，其表現皆較不如受過訓練族群(圖 6.1)，即使如此，兩個族群的指標差異是相當有限的，在此也只能說相對比較起來，受過訓練族群之數據所分析之 MDS 模式，對該族群較為適合。

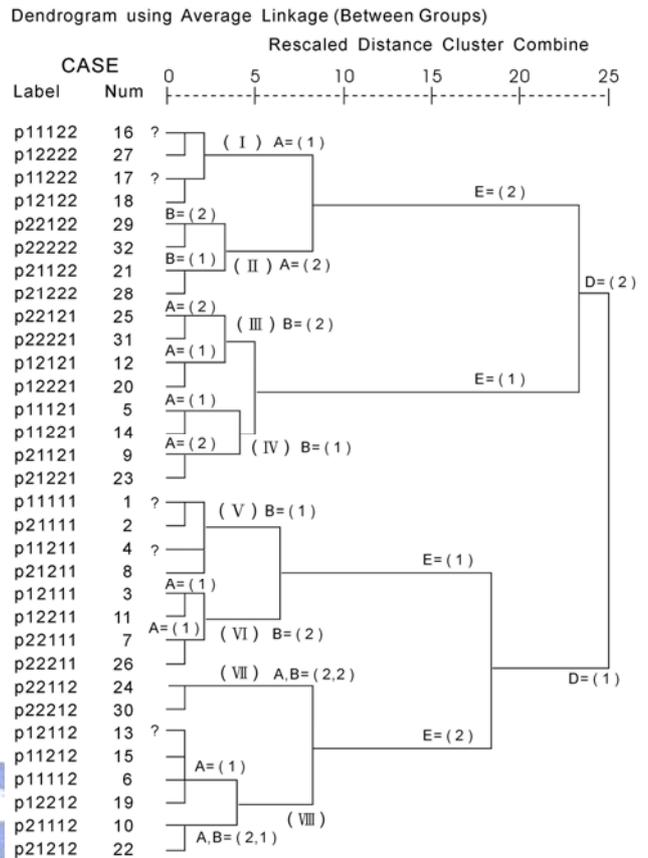
6.2.2 聚群分析(Hierarchical Cluster Analysis)：

本實驗再進一步以聚群分析的方式，分析32個圖形依特徵分佈之分群結果，再對應到先前MDS所抽取各向度的影響特徵，做為聚群分析時之參考，將會有助於釐清各分群的依據。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，但卻是以樣本相似性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，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。

本實驗將 32 個圖形當成受評估目標，並將所有圖形間由所有受測者所累計之相似性評估值矩陣進行分析。本實驗進行階層式聚群分析(Hierarchical Cluster Analysis)的方法，一律採用組間連接(Between-groups Linkage)，在 SPSS 中計算 32 個圖形被分群的依據特徵，與分群原則的變化情形。兩組各 30 位受測者族群，對 32 個圖形之聚群分析，其最終分群的樹枝狀分佈(圖 6.4)。受過訓練組在 SPSS 之聚群分析時，指定從 2 到 10 群的聚群條件下，所分解出各分群數目之流程，其主要依據特徵，整理如圖 6.5 所示。依圖 6.4 的最終樹狀圖，取在分群的分析過程中，受過訓練組在聚集 8 大群時各別擁有的圖形如圖 6.6。我們可以看出不同的分群數目過程中，其與屬性特徵關係變化是有相當大之關係，並具有明確的規則性。



受過訓練組



未受過訓練組

圖 6.4 32 圖形在兩組 cluster 分析的樹狀分佈圖

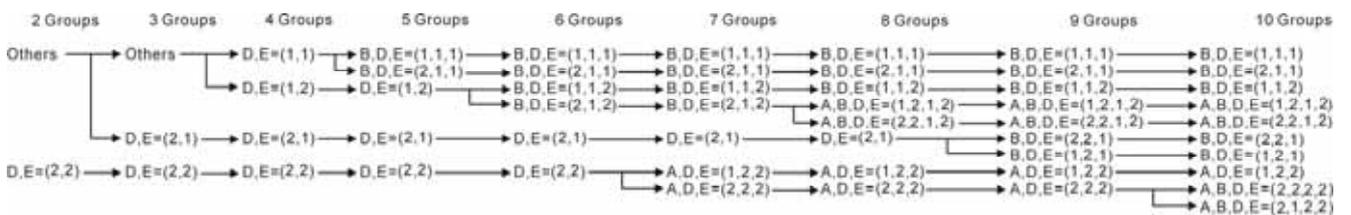


圖 6.5 受過訓練組從 2 到 10 群的分群所依據之特徵

從圖 6.4 受過訓練組之分群樹狀圖，可看出 30 位受過 3D 電腦繪圖訓練族群的分群過程所依據特定特徵組合關係，其規則性非常強烈，本分析有下列幾項主要結論：

- (1) 依特徵變化所造成之分群規則，從沒有一個特徵是單獨出現，也就是說每個特徵的變化必

須是搭配其它特徵的某種特定值，形成本實驗所稱之「複合性特徵」，才會形成分群的規則。從最早兩群時的 D、E 為(2, 2)，到後期有四個特徵之組合關係，雖有因某一特徵被加入而造成分群變化，但都必需搭配某種其它特徵的特定情況下才會發生（參考圖 6.4, 6.5）。從本實驗之聚群分析結果，可以看出各特徵會與某種特定的特徵整合，而成複合性特徵的傾向非常強烈。

(2)分群過程中，從少到多群所依據之複合性特徵的規則性逐一而出，而其出現之次序應是和該複合性特徵被關注的程度有關。較具突顯性之複合特徵會早較抽取出來。如果依據此原則，則複合特徵之突顯性次序分別為 DE, BDE, ADE, ABDE……。

(3)在所有複合特徵中，有某幾類特徵很容易複合，如 D 與 E 特徵，自始至終都是結合在一起，而某幾種特徵則較不易複合，例如 B 或 A 特徵要和 DE 特徵複和時，只在相當後期之分群才會有複和現象，而且 B 與 A 的特徵只有會和 D、E 做複和，而不會單獨地做複合。

(4)當原本某種固定複和關係，因要外加另一項新特徵而產生另一種新的複和特徵時，此外加特徵是否易於融入到原本複和的特徵時，要看原本複和特徵之突顯性而定。舉例來說，原本只有 D, E 特徵複和時（參看圖 6.3），其突顯性依序從大到小為(2, 2)、(2, 1)、(1, 2)、(1, 1)，而在圖 6.5 中，從第 5 群開始進行複和新的 B 特徵而成為 B, D, E 複和特徵時，發生的複和次序卻從 D, E 為(1, 1)、(1, 2)、(2, 1)、(2, 2)的關係，幾乎是和複和前 D、E 複和特徵的突顯性具有相反次序的關係。此似乎代表原本 D, E 若較不突顯時，如(1, 1)的關係，其複和基礎較弱，易為新的 B 特徵侵入，而容易融入複和，成為新的複和特徵，而原本較突顯的 D, E 複和關係，如 D,E=(2,2)，其組合結構較不易被打破，所以對外來新特徵的融入性較差。

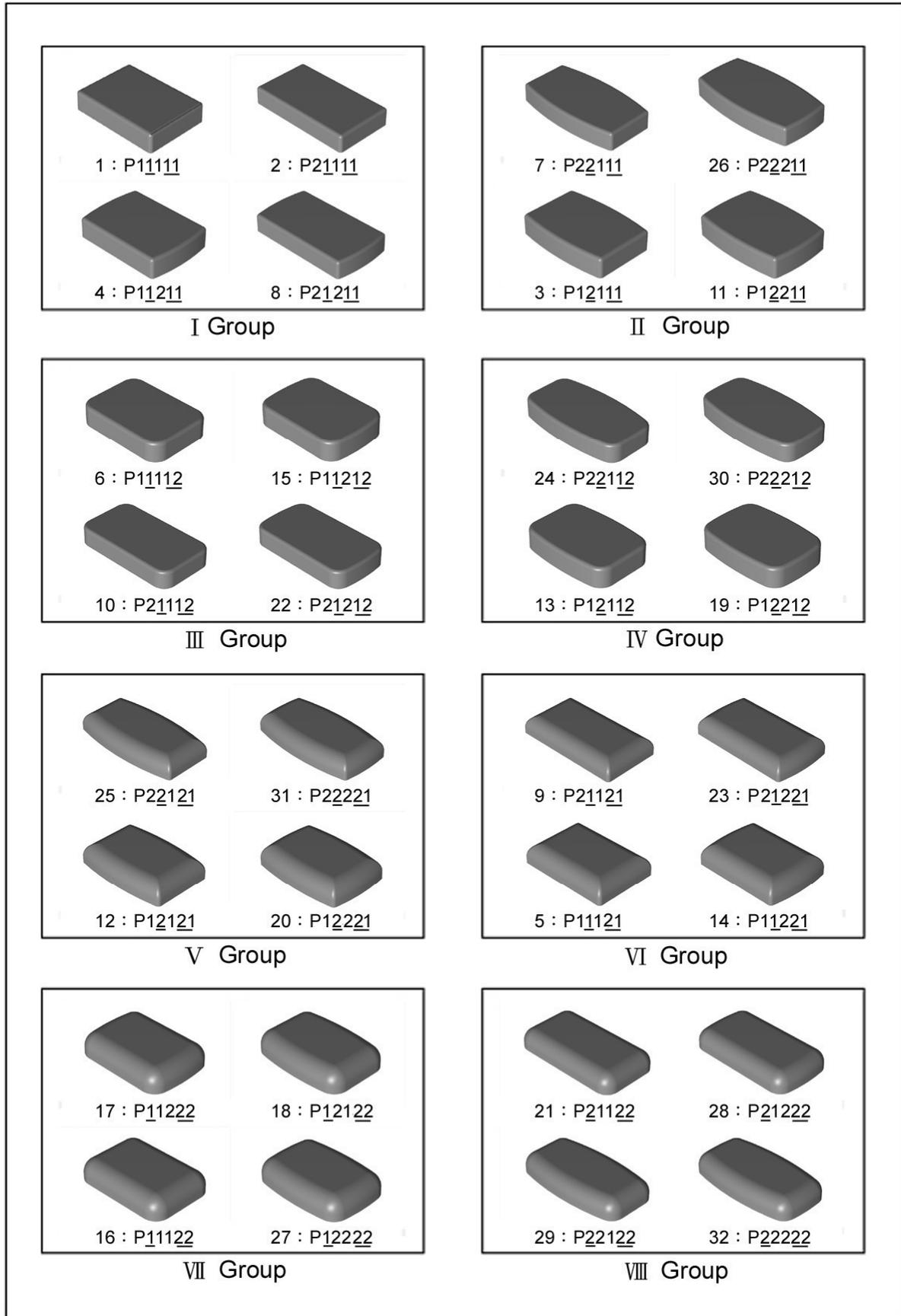


圖 6.6 受過訓練 cluster 分析之主要 8 群圖

(5)從聚群分析中，可以看出各圖形間的聚群傾向。似乎在開始時先找最明顯的特徵歸類為一群，例如 $D,E=(2,2)$ ，其它不具此特徵者，則以排除的方式歸類為另一群。因此，被排出在外的另一群，嚴格來說並不具有任何聚為一群的共同特性。它接下來再從零亂一群中，找次明顯的特徵，將符合此特徵的圖形歸為新的一群，而不屬於此特徵者再度被排除到另一群。如此隨著分群允許數目越多，有越多的特徵組合被列入為分群條件，而越少的圖形會因不屬於任何一特徵而被排除。這種逐步納入符合特徵條件，且同時剔除不符合特徵條件的行為，從聚群分析工具可以看出此特性，但是否也反應出受測者的實際行為特性，將有待後續研究來釐清。

依據以上幾點的討論，可以看出在受過訓練族群在分群測驗時，有一特定共同依據之判斷規則，而此規則是依複和性特徵而來的。特定之複和特徵，將被賦予一特定之意義，而此意義之強烈與否會決定其突顯性。此處之突顯性確實會影響分群時出現的次序性。至於各別特徵間在進行複和時，有某些特定複和關係會產生特別強烈之意義，此時就不是只單純各特徵個別的突顯性間之複合的相加總關係而已。這裡所謂之突顯性，是一種相對之關係，而不單純是外加的關係，例如複和特徵 $D,E=(1,1)$ ，較易與B特徵在第5群形成時進行複合；而複和特徵 $D,E=(2,2)$ ，與A特徵在圖6.5之第7群形成時有彼此融合的現象。此時 $D,E=(2,2)$ 和A特徵組合會比 $D,E=(2,2)$ 和B特徵組合，產生較強烈的突顯效果，這有點像是化學的催化劑效果，某種特定之特徵（A）只會對某一種複和特徵（ $D,E=[2,2]$ ）產生特殊強烈的催化突顯效果。

從未受過訓練族群的聚群分析和受過訓練族群之比較，如圖 6.4 所示。兩個族群之逐步聚群特性，有些部份相同，但卻有些部份差異。兩組發生之複和次序雖不大相同，但絕大部份之

複和特性都同樣陸續發生，只是先後次序不同而已。如果我們仍將發生之次序的差異，解釋為此代表兩族群對不同的複和特徵之突顯性有不同之認知，而有不同之關注程度，所以會產生出現次序之不同。因此，試著從此差異來了解兩族群在依圖形特徵分類時，其所關注特徵之差異和其訓練背景的關係做解釋，或可看出端倪。以下就是將兩組在結果之比較下，所發現到一些重要現象的討論：

(1) D 特徵的單獨特性，相類似於實驗二的況，在未受過訓練族群一開始即被突顯出來，但受過訓練族群卻始終和 E 特徵一起考慮。從一開始 D 特徵在受過訓練群未被獨立關注的現象，似乎可看出受過訓練者認為必需和 E 特徵來一起複和，才有可能看出其分類時的特性，也就是說 D, E 的複和特性在此族群會被重視。

(2) 未受過訓練族群對具有 D, E=(1, 2)特徵之類的圖形，做進一步分群時，其特徵關係較為混亂，相較之下受過訓練族群來得有條理性(先 B 而再來 A 特徵)。前者只能抓住一小部份 B 或 A 特徵為分群依據，其它則是以排除方式歸為另一群，但相對後者則以較明確分類的方式，將 B 特徵的分類方式獨立出來。

6.3 各特徵顯著性加權值之計算

不論從 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自由意志分群時的結果。即使可以從中得知各特徵之受到注意力程度差異，但各特徵較具體的突顯性程度並不够明確。在本實驗的分析中，同樣參考實驗二的第 4.3 節理論，分別計算兩組受測者各特徵顯著性的加權值。依據 4.3 節公式(1)，假設認知距離與相似性為 $n=1$ 的指數

遞減關係下，推演算出每兩個圖形間之認知距離 d_{ij} 為：

受過訓練組：

$$d_{ij}=0.11X_A+0.12X_B-0.02X_C+0.70X_D+0.43X_E$$

未受過訓練組：

$$d_{ij}=0.14X_A+0.05X_B-0.02X_C+0.75X_D+0.41X_E$$

對照第 4.3 節中公式 (2) 的型式，當 $r=1$ 時，各特徵變量之值，代表各特徵(k)之突顯性的加權值 (W_k 值)，所以 5 個特徵值之 W_k 值，在受過訓練組由大到小依序為 $D > E > B \geq A > C$ ，此和先前 MDS 與聚群分析所見之突顯性次序相類似，而兩組之差異，主要在 A 與 B 特徵之次序上。未受過訓練組對形体長短的 A 特徵，比代表長側邊弧度的 B 特徵更重視。此時 D、E 複合特徵關係被分解而形成以 D、E 之各別的 weight 值來解釋。至於 C 特徵的 weight 為負值，雖不符 Nosofsky (1992b) 對 weight 值永為正值的規定，但因 C 特徵之值皆未達顯著標準，故 C 特徵之負 weight 值可以忽略。

從本實驗之分析結果可看出，兩族群在分別對圖形之相似性做解釋時，其方式確有差異。此差異可能是來自於不同訓練背景中，其經常接觸與關注到的複和特徵，有相當大程度的不同。受過訓練者之分群的規則性，相對較明確且有條理，可能是其對造形的解析能力較佳有關。受測者在做分群時，不單只依特徵之分佈來分群，而且也將其複和特徵所代表之意義，例如科技感、不舒適感、圓潤感…等等因素夾雜進來，而影響分群判斷之依據。

6.4 特徵相同數量與整體相似性之計算

本分析再同樣延用以上計算兩組各特徵突顯性之原始數據，也就是每兩個圖形間之相似性評估值，與每兩個圖形之相同特徵數量（由差異特徵數轉換），並計算在相同特徵數量下的相似性平均值。首先比較兩組受測者相似性平均值數據分佈之 Paired T-test，其相關係數： $r=1$ ， $p<0.01$ ，代表同質性極高，故在此僅以受過訓練組之數據代表之。受過訓練組所得的整體相似性平均值與相同特徵量的分佈關係（圖 6.7），並和 Smith (1989)的 Additive 與 Multiplicative 分佈關係相比較，發現本實驗受測者的分佈曲線（圖 6.7 虛線之曲線）幾乎與 Multiplicative 分佈相同。依 Smith 的說法，偏向 Additive 時代表圖形之處理會傾向分開(separate)處理；至於本實驗受測者則是以偏向 Multiplicative，會以整體性(integrate)方式處理。本分析可看出本實驗採自由受測者以直覺方式做分群，受測者會傾向將 5 個特徵以整體性的感覺來處理，而未見將各特徵分別做單一處理的現象。

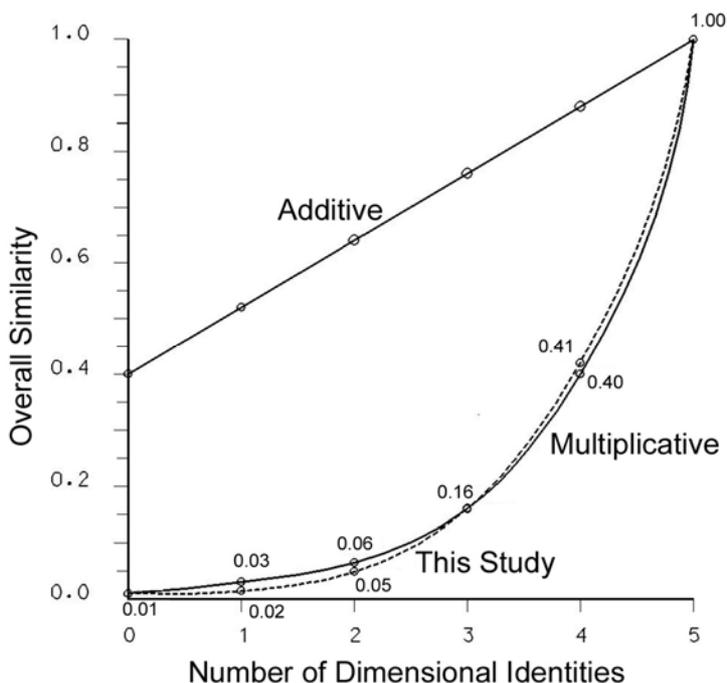


圖 6.7 受過訓練組的相同特徵量與整體性相似性關係

6.5 綜合討論

聚群(cluster)分析結果比較，比多元尺度(MDS)分析在兩組的分群實驗比較上，相對地有較大的分歧。即使兩種分析對特徵之抽取過程相當類似，特徵的出現都以 DE, B, A 的次序在抽取，但其兩者所代表的意義卻是不同的。雖然從 MDS 分析的結果，因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，但如果將問題回頭看到本實驗實際進行的方式，一開始就強迫受測者要將 32 個圖形，分類成至少 7 群的情況，它的進行方式和聚群分析的概念是相當類似的。一旦被分為不同群的兩個圖形，即使依稀仍有許些關連性，但在實驗的要求下，此關連性是被切斷的。受測者在做分類判斷時，必需要做好決定那些特徵的關係是覺得較重要的，一旦決定此種特徵關係為其分群之依據時，其它的關連性就被壓抑排除，也就是本實驗中所設定之限制條件，和聚群分析有相當類似的觀念，所以其分析過程，似乎也可反應出兩種背景的受測者，對不同特徵之複和關係，仍是有不同的判斷其優先次序的機制。這一點在 MDS 分析中很難看出兩組的明顯差異性，只能從兩組分析之 stress 值看出模式之適合度有差異。然而，在聚群分析卻是可以看出其有明顯差異存在，這種差異，主要是在特徵出現的次序上。本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，以做為討論兩受測族群的差異性論點。

此外，本實驗的進行方式，會造成部份特徵有同時出現的情況，也就是會有複和現象，而且發現某特定之特徵僅會和某個特定之特徵被同時處理而會產生複和，此在最後的整體性相似性與相同特徵數量關係，呈現 *Multiplicative* 分佈中可看出。例如兩種分析方法中，D 與 E 特徵從頭到尾一直都有複和現象。而聚群分析在進一步的特徵抽取過程中，似乎更可看出此種

複和現象，例如 B 與 A 特徵，會在某一階段會和某一特定的 D, E 組合特徵產生複和，但卻不會在其它種 D, E 複和特徵出現。至於在 MDS 分析裡，較不容易看出各種複和關係之重要性的差別，所以各向度的解釋，只能用較抽象性之心智意象來表示，例如圓潤感、科技感、握持性…。聚群分析之所以能有較明確之複和關係，此應是和其以強迫分群的實驗方式有關，在此情況下只能從一分界點來依其相關程度，分出複和的關係；而 MDS 分析則將此相關性，融入到所有向度同時並存的意象空間，在缺乏有特定分界點的情況下，就看不出那種特徵會較易於何樣特徵複和，此間之差異，亦是本實驗中用兩分析法結果，所觀察出來的重要現象。

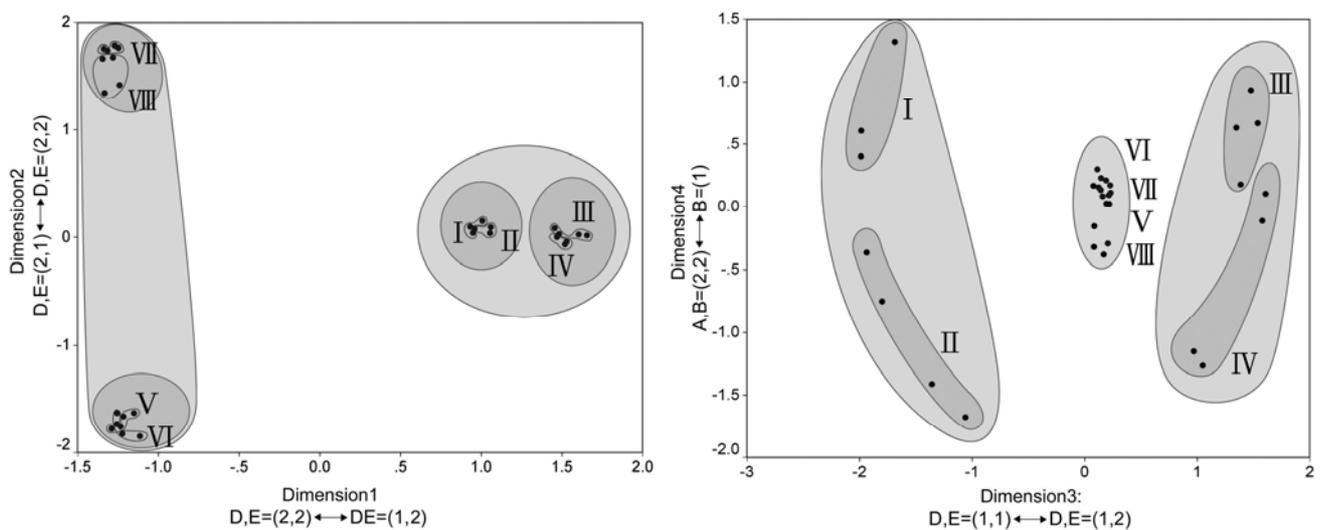


圖 6.8 32 個圖形在受過訓練組之 MDS 向度與聚群分析之 8 群的分佈位置關係

MDS 與聚群分析結果都受複合特徵的影響，且同樣也看出各種特徵之組合有不同程度之突顯性差異，對於分析結果也有不同程度之影響。至於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。本實驗同先前實驗一樣將 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 6.8 為受過訓練組之 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) 空間的狀況。參看並比較圖 6.6 的 8 群之圖形特性，從 D1-D2 中，可看出第一向度(D1)有關整體之飽滿與科技感，主要在影響 I、II、III、IV 與 V、VI、VII、VIII 的分割；第二向度(D2)有關頂角之尖銳與圓潤感，主要影響 V、VI 與 VII、VIII 間的區分，對其它群則毫無影響。進一步從 D3-D4 圖中，第三向度 (D3) 的握持性感和 I、II 與 III、IV 間之區分有關；第四向度(D4)的強調是否具有長側邊曲線之方正與柔和感，則對 I、III 與 II、IV 間之區分有關。雖然如此，第 V、VI、VII、VIII 群在 D3 分佈中都糾結在一起，代表 D3 無法對此四群之區分有任何影響，但在 D4 中仍依稀看出有分佈上之差異，只是較不明顯。從 MDS 與聚群之整合分佈圖，確也可以看出某種共同複合特徵才構成之向度不但對各圖形在該向度之分佈有關，同時也可看出向度與聚群之分佈也有不同程度之關係。



特徵複合與突顯性之變化的關係，似乎是導因於受測者對造形在特定特徵關係下，會產生特別之注意力，這一點似乎和受測者過去接觸其它人造形體之經驗有關。有關複合特徵之突顯性會影響分群的優先性，本實驗之圖形共操弄 5 種特徵，不只是特徵間之個別突顯性比較關係，而是在特定情況下之複合時有特定之突顯性變化，雖是具規則性，但卻非一般 rule-based model 所能解釋的。

本實驗中發現受測者在面對複雜且多元之特徵組合要進行分類時，其分類判斷之依據會因不同之知識背景而引發較高層次之抽象性意義做為分類之基準，它可能是因特定複合特徵所引發之功能聯想，或觸發某種特定情感印象有關。此也正反應人類在真實生活中，對於形體之風格與類別的印象，會因圖形的認知條件差異而有許多不同之詮釋方式。本實驗只能從

不同背景的受測者之表現差異，來證明有此傾向，但如要找出可具體解釋此現象的合理模式，則有待後續研究再繼續了解。

