

第五章 實驗結果

在實驗結果的部分，我們首先比較主要成份分析法以及對角化主要成份分析法應用在腦電波辨識的辨識率，以測試對角化主要成份分析法是否用在腦電波辨識的價值。接著我們調整對角化主要成份分析法的兩個參數，找出辨識效果最佳的參數條件。最後再測試本文所提出的改良式對角化主要成份分析法，驗證結果是否如我們預期的，能夠提升其辨識率，並與兩篇同樣是對資料集I辨識的文獻結果做比較。

5.1 PCA 與 DiaPCA 的比較

在PCA與DiaPCA的比較中，我們使用腦電波資料集I，分別測試了三種特徵混合方式的辨識率，辨識結果如圖5.1所示，圖中橫軸標示為1是指採用「頻域與空域特徵」混合，標示為2是指「時域與空域特徵」混合，標示為3是指「時域、頻域與空域特徵」的混合。

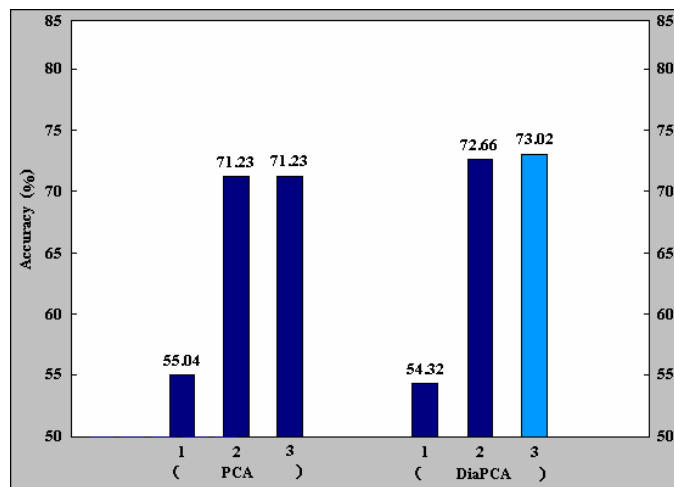


圖5.1 PCA 與 DiaPCA 辨識率(%)長條圖(資料集 I)

從圖中可以發現，在三種特混合方式中，只有採用頻率域與空間域混合

特徵的時候辨識率很明顯地較低，而混合時間域、頻率域與空間域的方式則有最高的辨識率。另外，DiaPCA的平均辨識率比PCA高了約1.8%，雖然不像用在人臉辨識中提升的辨識率(5%)那麼多，但也確實有繼續研究的價值。

5.2 DiaPCA 最佳的參數值組合

接下來針對辨識率比較高的DiaPCA來分析。在DiaPCA辨識腦電波的過程中，有兩個參數是可以讓使用者自行決定的。第一個是A矩陣初始的頻率域特徵數L(如圖4.9所示)，L的值太小的話，有可能遺漏重要的頻率域特徵，但L並不是越大越好，因為加入的頻率域特徵越多，計算所需的時間就越久。我們嘗試了使用 μ 波頻率範圍8~12Hz的頻譜值(L=5)、一般腦電波頻率範圍1~50Hz的頻譜值(L=50)，與更大範圍的頻譜值(L=200、1000)，並比較其間辨識率的變化。

另一個使用者可以選擇的參數，就是在第(3.9)式裡，保留最有利於辨識的特徵向量數量 d 。保留的特徵向量越少，代表越精要的特徵，不但有助於辨識，計算量也較小，但是保留太少特徵，也可能會遺失重要的特徵。所以在實驗中我們分別測試了保留1、3、6個特徵向量的辨識率，希望找出最適當的 d 值。

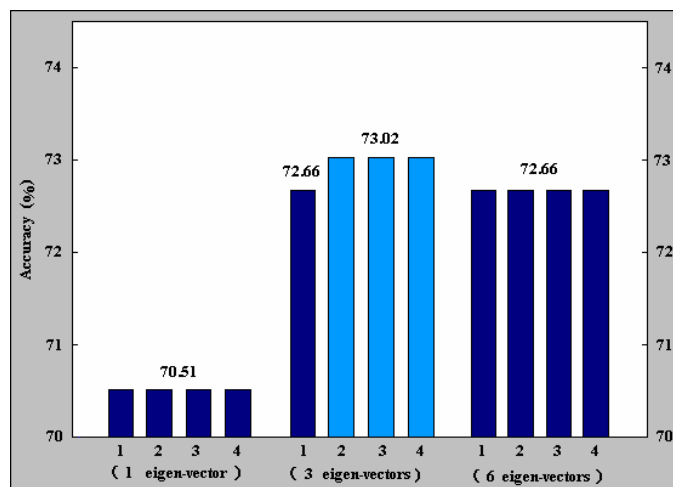


圖5.2 DiaPCA 在不同參數下的辨識率(%)長條圖

在這裡的腦電波辨識是使用資料集I，各種參數值組合所得到的辨識率以圖5.2中的長條圖表示，其中橫軸標示為1是指使用 μ 波的頻率範圍

「8~12Hz的頻譜值」；標示為2是指使用「1~50Hz的頻譜值」；標示為3是指使用快速傅立葉轉換所得到的前200個頻譜值；標示為4則是指使用快速傅立葉轉換所得到的前1000個頻譜值當作初始資料矩陣A的頻率域資料，所得到的辨識率。藉此研究「初始頻率域資料數」與「保留的特徵向量數」的改變，對辨識率有何影響。

結果顯示，初始頻率域資料的數目L對辨識率的影響很小。不論在保留幾個特徵向量的條件下，只要初始頻譜資料增加為1~50Hz，就達到最高的辨識率，再增加資料點也不會使辨識率增加。以保留的特徵向量數量而言，留下3個特徵向量的辨識率最高，最高達73.02%，留下更多或更少的特徵向量都會降低辨識率。

5.3 改良式 DiaPCA 的分析

分析了DiaPCA在各個參數條件下的辨識率之後，我們發現在分類的過程中有一個可能導致辨識率無法提升的主要原因，而我們也針對這缺點提出了改良式最近鄰居分類法，本節統計出各分量的絕對貢獻度與相對貢獻度，並以不同的評估方式，來選取計算歐氏距離的分量，找出其中最有效的選取原則。

(一) 以絕對正向貢獻度選取分量

第一個選取分量的原則，是以絕對正向貢獻度的高低來決定(各分量的絕對正向貢獻度在表5.4中依照名次順序列出)。我們選取特徵矩陣中絕對正向貢獻度排名前面3、5、7、9名的分量來計算歐氏距離，測試在選取幾個分量的時候會有最高的辨識率。而辨識率的計算方式是在四種不同參數條件組合下的平均辨識率。

結果如圖5.3所示，其中橫軸標示1、2、3、4，分別代表「保留1個特徵

向量，8~12Hz頻域資料」、「保留1個特徵向量，1~50Hz頻域資料」、「保留3個特徵向量，8~12Hz頻域資料」、「保留3個特徵向量，1~50Hz頻域資料」參數條件下的辨識率。

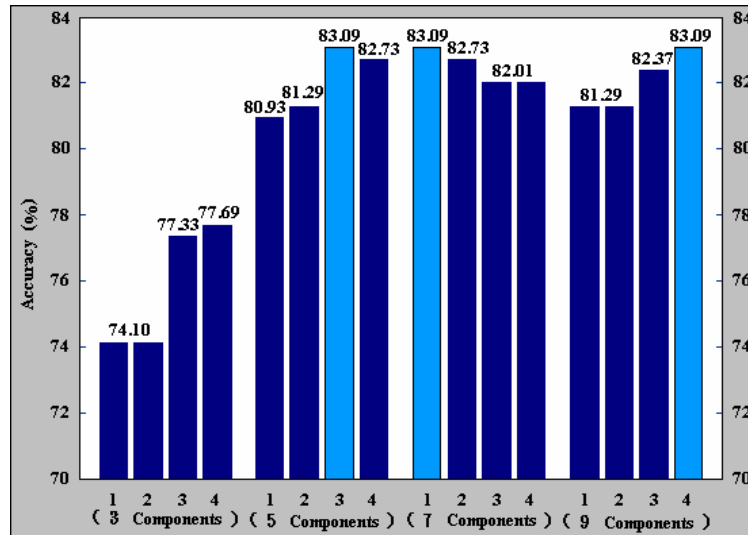


圖5.3 DiaPCA 在 16 種條件下的辨識率(%)長條圖

從結果可以發現，當我們只選擇絕對正向貢獻度較佳的分量來算距離，不論是保留幾個分量，DiaPCA的辨識率都有很明顯的提升，其中以保留7個分量的平均辨識率82.46%最高，比原來的DiaPCA計算距離的方法平均提升了10.79 %；而各種參數條件組合中最高的辨識率為83.09%，在其中三個組合下產生。

保留的特徵向量數量裡，仍然以3個特徵向量的辨識率要比1個特徵向量略為高了1.44%；至於頻率域特徵範圍的改變，則是幾乎沒有影響，用1~50Hz的頻譜值當作頻率域特徵平均起來只比8~12Hz高了大約0.1%。

(二) 以相對貢獻度選取分量

第二個選取分量的原則，則是依照相對貢獻度的高低決定(各分量的相對貢獻度在表5.5中依照名次順序列出)。根據上一段實驗所獲得的經驗，我們選取相對貢獻度前7名的分量來進行分類的步驟，所得到的辨識率為

65.82%，比絕對正向貢獻度的效果明顯來得差。

(三) 以絕對與相對貢獻度共同選取分量

第三個選取分量的原則，我們將絕對與相對貢獻度結合，在64個分量中只選取同時符合「絕對正向貢獻度>150」與「相對貢獻度>0」兩個條件的9個分量來分類，辨識結果為76.61%。

(四) 以相對負向貢獻度選取分量

從前面三種實驗的結果我們發現，相對貢獻度為正的分量在理論上應該對於正確地辨識腦電波有利而無弊，然而結合絕對與相對貢獻度所選取出來的分量，辨識效果卻反而比只以絕對正向貢獻度選取出來的分量來得差。

這應該要歸咎於，相對正向貢獻度是定義在「使用全部分量」來分類時，該分量有相對的正向貢獻；但如果已經使用絕對正向貢獻度來「選取少數較佳分量」來分類，則即使該分量的相對貢獻度為正，卻無法保證該分量仍然會對辨識正確有所助益。因此，我們從全部的64個分量中，只剔除掉21個相對負向貢獻度<-5的分量，測試如此選取的分量的辨識率。結果辨識率仍舊只有66.18%，雖然較以相對貢獻度前7名的分量做辨識的效果好，但是比起絕對正向貢獻度仍然低很多。

上述四種以絕對與相對貢獻度為標準來選取分量的方法，我們將其辨識結果列於表5.1：

表5.1 四種分量選取方法對資料集 I 的辨識結果

	分量選取方法	辨識率(%)
1	絕對正向貢獻度前 7 高的分量 (Absolute Positive Contribution > +150)	83.09
2	相對貢獻度前 7 高的分量 (Relative Contribution > +3)	65.82
3	絕對正向貢獻度 150 以上,且相對貢獻度大於 0 的分量	76.61
4	64 個分量中,只去除 21 個 相對負向貢獻度小於-5 的分量	66.18

由於資料集I只包含有一位受測者的腦電波，因此本研究將提出的「改良式對角化主要成份分析法」實際用在資料集II的辨識，並與對角化主要成份分析法的辨識率比較，以驗證本研究所提出的方法在辨識不同受測者的腦電波時，是否都能提升辨識率，辨識的結果如表5.2所示。

表5.2 以 DiaPCA 與 Modified DiaPCA 辨識資料集 II 的辨識率比較表

	DiaPCA辨識率(%)	Modified DiaPCA辨識率(%)
甲	61.11	64.81
乙	62.92	70.79
丙	55.13	61.54
丁	59.18	65.31
平均	59.63	65.93

從表中可以發現，本研究提出的改良式對角化主要成份分析法用在四位受測者腦電波的辨識率，都比對角化主要成份分析法的辨識率要來得高，以平均辨識率而言，提升了大約6%的辨識率。

5.4 改良式 DiaPCA 與其他方法的比較

表5.3為包含本文以及兩篇國外文獻針對腦電波資料集I做辨識的最高的辨識率比較表，從表中可以看到，Birbaumer等人使用自迴歸模型求得的頻率域資料當作特徵，再以支持向量機辨識，得到73.9%的辨識率[24]，Yang等人則是先將初始資料矩陣從頻率域擴大到包含時間、頻率，與空間域的資料，再以PCA保留其中主要的成份，接著同樣以SVM將腦電波分類，使得辨識率大幅提升至81%[29]，本文則是使用對角化主要成份分析法來解決PCA在計算上的盲點，再提出以改良式最近鄰居分類法對特徵矩陣分類，不但降低特徵矩陣的維度，同時真正保留了腦電波在時間、頻率，與空間域上的重要特徵，得到的辨識率提升至83.09%，較其他兩篇文獻來得高。

表5.3 本文提出的方法與相關文獻比較表

文獻	特徵擷取	分類方法	最高辨識率 (%)
N. Birbaumer et al.[24]	AR	SVM	73.90
K. Yang et al.[25]	AR+PCA	SVM	81.00
This paper	FFT+DiaPCA	Modified Nearest Neighbor	83.09

再比較個種方法的計算速度，本文所採用的DiaPCA雖然較PCA多了一個將特徵矩陣重新對角化排列的步驟，但是對角化實際花費的時間其實很短。再考慮分類方法的速度，雖然改良式最近鄰居分類法在計算各分量的貢獻度的時候，花費了不少時間，但SVM在超平面最佳化的過程中所花的計算成本也是很龐大，然而兩個分類器雖然在訓練階段花費較多時間，但是訓練完成後的分類步驟，分別只需要將特徵向量計算歐氏距離與代入超平面方程式，花費的時間都很短暫。

綜合來看，兩套方法在計算的時間上差距很小，且將來實際使用系統的肢障患者往往對準確率的需求高於反應速度，因此我們認為本文所提出的特徵擷取與分類演算法相較於前人提出的方法，不但有助於提升辨識率，也無損系統的速度，對腦電波的辨識有所貢獻。

表5.4 資料集 I 的特徵向量中各分量絕對正向貢獻度排名表

絕對正向貢獻度					
名次	貢獻度	編號	名次	貢獻度	編號
1	177	47	33	148	15
2	170	22	34	147	20
3	170	45	35	147	25
4	170	46	36	147	53
5	167	38	37	146	56
6	165	48	38	145	6
7	160	11	39	145	30
8	159	3	40	145	36
9	159	29	41	144	57
10	158	12	42	144	59
11	157	52	43	144	63
12	156	31	44	143	5
13	156	35	45	143	10
14	156	37	46	143	23
15	155	19	47	143	27
16	155	26	48	143	50
17	155	58	49	142	8
18	154	44	50	142	24
19	153	32	51	142	49
20	152	2	52	142	51
21	152	13	53	142	64
22	152	42	54	141	16
23	152	54	55	141	33
24	151	1	56	140	60
25	151	41	57	139	9
26	151	55	58	138	21
27	150	4	59	138	61
28	150	7	60	136	40
29	150	17	61	136	62
30	150	39	62	105	18
31	149	28	63	28	14
32	149	34	64	24	43

表5.5 資料集 I 的特徵向量中各分量相對貢獻度排名表

相對貢獻度					
名次	貢獻度	編號	名次	貢獻度	編號
1	5	3	33	-1	13
2	5	24	34	-1	23
3	5	47	35	-1	30
4	4	20	36	-1	42
5	3	11	37	-1	45
6	3	31	38	-1	50
7	3	40	39	-1	53
8	2	4	40	-2	19
9	2	38	41	-2	28
10	2	64	42	-2	35
11	1	1	43	-2	36
12	1	2	44	-2	44
13	1	10	45	-2	48
14	1	15	46	-2	54
15	1	33	47	-2	55
16	1	46	48	-2	56
17	1	49	49	-2	57
18	0	5	50	-2	62
19	0	6	51	-3	7
20	0	8	52	-3	12
21	0	9	53	-3	25
22	0	14	54	-3	29
23	0	16	55	-3	37
24	0	17	56	-3	52
25	0	18	57	-3	59
26	0	21	58	-3	60
27	0	22	59	-4	26
28	0	32	60	-4	34
29	0	43	61	-4	63
30	0	51	62	-5	27
31	0	58	63	-6	41
32	0	61	64	-7	39

表5.6 資料集 I 的特徵向量中各分量相對正向貢獻度排名表

相對正向貢獻度					
名次	貢獻度	編號	名次	貢獻度	編號
1	16	22	33	1	39
2	15	20	34	1	44
3	13	4	35	1	45
4	11	24	36	1	48
5	11	38	37	1	49
6	10	47	38	1	50
7	7	27	39	0	5
8	6	6	40	0	7
9	5	3	41	0	8
10	5	11	42	0	9
11	5	31	43	0	13
12	5	32	44	0	14
13	5	41	45	0	18
14	5	46	46	0	19
15	4	15	47	0	21
16	4	23	48	0	26
17	4	36	49	0	28
18	3	12	50	0	34
19	3	17	51	0	37
20	3	35	52	0	43
21	3	40	53	0	51
22	3	64	54	0	52
23	2	10	55	0	53
24	2	30	56	0	54
25	2	42	57	0	55
26	2	61	58	0	56
27	1	1	59	0	57
28	1	2	60	0	58
29	1	16	61	0	59
30	1	25	62	0	60
31	1	29	63	0	62
32	1	33	64	0	63

表5.7 資料集 I 的特徵向量中各分量相對負向貢獻度排名表

相對負向貢獻度					
名次	貢獻度	編號	名次	貢獻度	編號
1	0	1	33	-3	7
2	0	2	34	-3	15
3	0	3	35	-3	17
4	0	5	36	-3	30
5	0	8	37	-3	37
6	0	9	38	-3	42
7	0	14	39	-3	44
8	0	18	40	-3	48
9	0	21	41	-3	52
10	0	33	42	-3	59
11	0	40	43	-3	60
12	0	43	44	-4	25
13	0	49	45	-4	26
14	0	51	46	-4	29
15	0	58	47	-4	34
16	-1	10	48	-4	46
17	-1	13	49	-4	63
18	-1	16	50	-5	23
19	-1	53	51	-5	32
20	-1	64	52	-5	35
21	-2	11	53	-5	47
22	-2	19	54	-6	6
23	-2	28	55	-6	12
24	-2	31	56	-6	24
25	-2	45	57	-6	36
26	-2	50	58	-8	39
27	-2	54	59	-9	38
28	-2	55	60	-11	4
29	-2	56	61	-11	20
30	-2	57	62	-11	41
31	-2	61	63	-12	27
32	-2	62	64	-16	22