

基於腦電圖小波分析之中風病人癲癇偵測研究

A Study on EEG-based Wavelet Analysis for Epilepsy Detection on Stroke Patients

研究生：洪鼎鈞

指導教授：李龍豪博士



科技部AI計畫：
應用於醫療場域及居家照護之智慧型互動平台-以人工智慧為核心之腦波人機介面開發
中央電機：李龍豪、洪鼎鈞、李柏磊、徐國鎧
台北榮總神經內科：周建成醫師、林永煬醫師



目錄

- 一. 研究背景&動機 p3
- 二. 癲癇偵測研究 p4
- 三. 實驗資料 p5-7
- 四. 實驗結果 p8-19
- 五. 分析與討論 p20-27
- 六. 展示系統 p28
- 七. 結論 p29
- 八. 附件 p31-38



<https://github.com/jeffhong824/Project-Achievements/tree/main/%E4%B8%AD%E9%A2%A8%E5%BE%8C%E7%99%B2%E7%99%87%E5%81%B5%E6%B8%AC%E7%B3%BB%E7%B5%B1>



https://www.innoaitw.org/innoaitw/index.php?action=product_detail&prod_no=P0000100000068



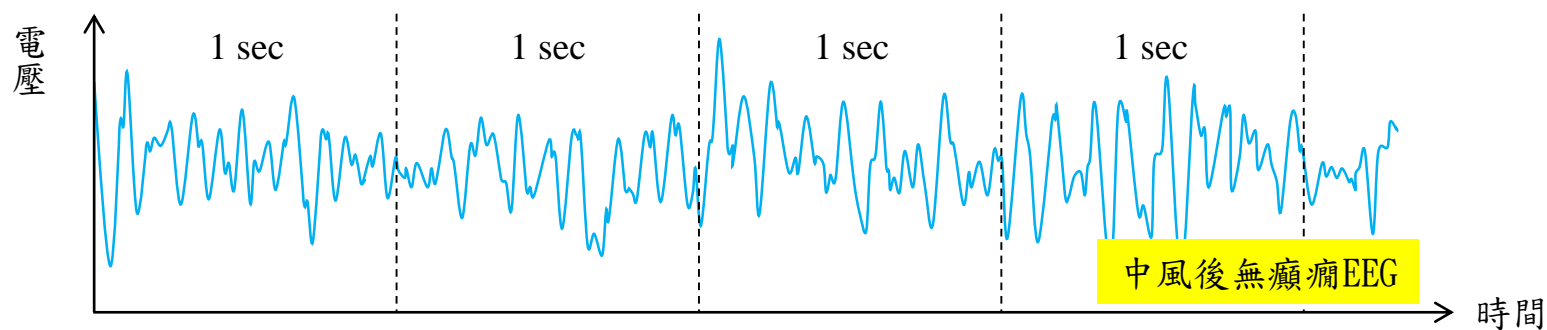
<https://pairlabs.ai/portfolio-item/development-of-artificial-intelligence-based-brain-computer-interface-p/>



<https://scholars.ncu.edu.tw/zh/projects/應用於居家照護之智慧型互動平台-應用於醫療場域及居家照護之智慧型互動平台-以人工智慧為核心之腦波人機介面開發44-7>

一.研究背景-癲癇特徵

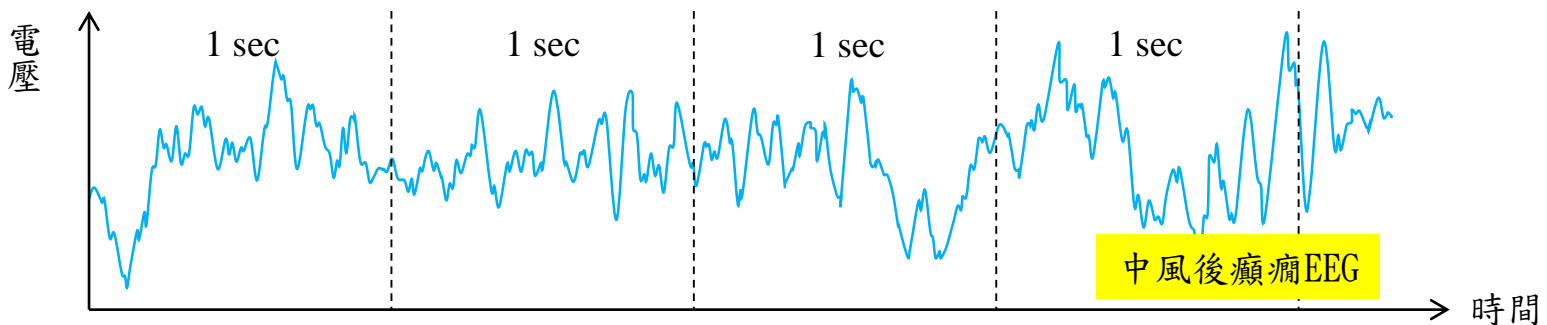
1. 癲癇由「腦部」疾病或病變，造成無秩序放電
2. 臨床症狀稱為發作 (Seizure)，無誘發原因下多次發作稱為癲癇 (Epilepsy)
3. 癲癇診斷來自病史詢問+功能性檢查如EEG
4. EEG主要判斷為癲癇樣波，包含了棘波、銳波、慢波（不同波形），與這三種波的組合。
5. 中風是造成癲癇的主要原因之一



一.研究動機-中風後癲癇?

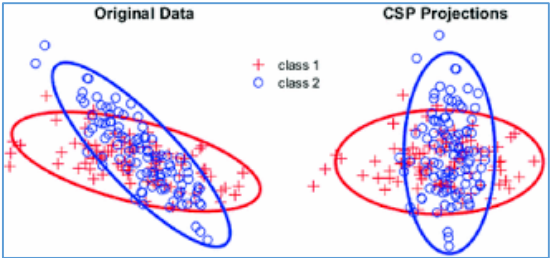
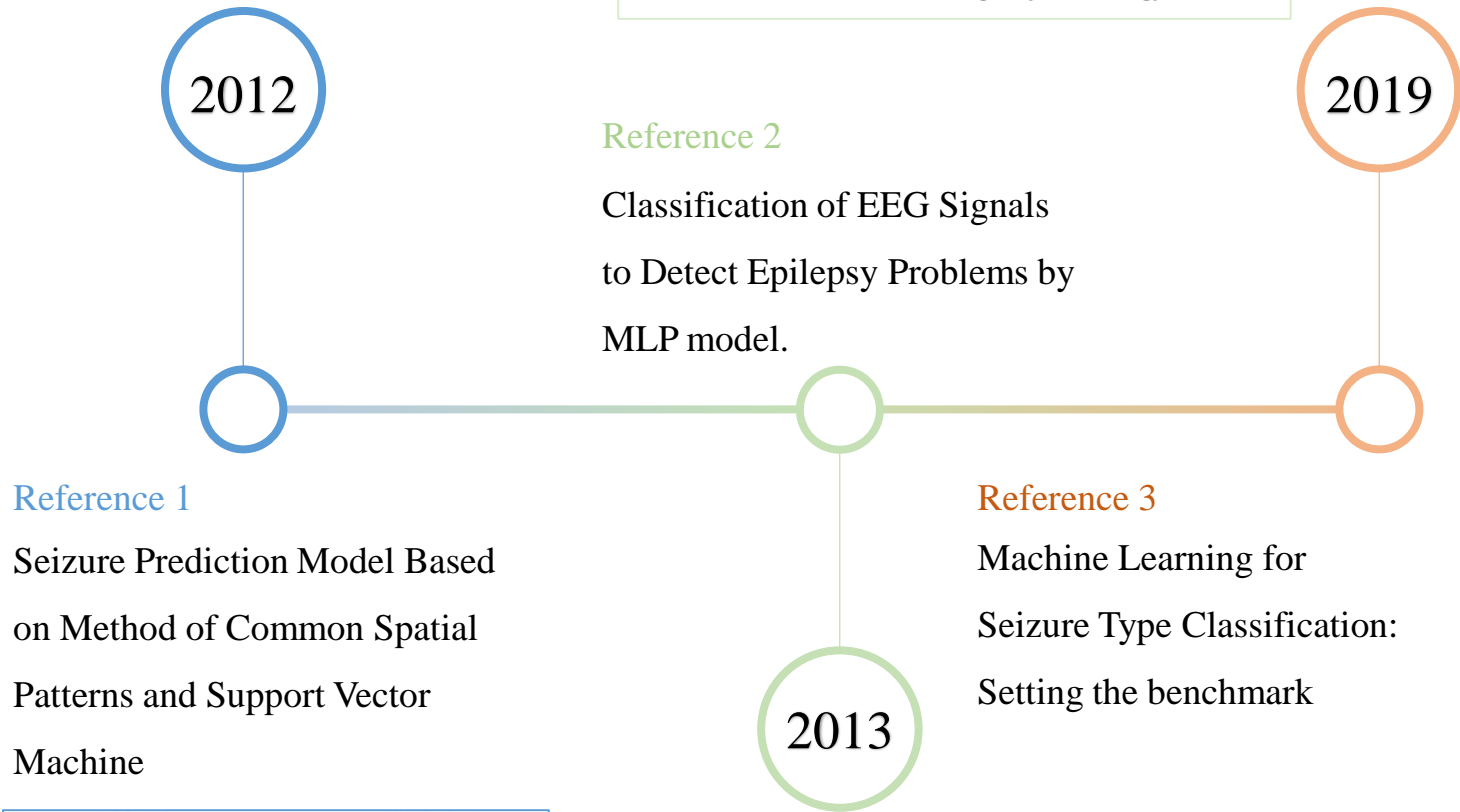
Post-stroke Epilepsy

1. 中風通常為部分腦區受損
2. 中風急性期也可能出現癲癇樣波
→ 就連醫師也不容易區別



二.癲癇偵測研究

Test 1	Skewness 、 Kurtosis 、 Wavelet coefficients
Test 2	Skewness 、 Kurtosis 、 Percentile
Test 3	Skewness 、 Kurtosis 、 Relative Frequency Band Energy
Test 4	Skewness 、 Kurtosis 、 Wavelet coefficients 、 Percentile 、 Relative Frequency Band Energy



作者	模型	特徵
Guozheng et al.(2012)	SVM	時域訊號CSP
Sally et al.(2013)	MLP	時域Kurtosis 、 Skweness 、 頻域RFBE
Roy et al.(2019)	KNN	頻域Correlation coefficient & eigen values

IBM用AI自動分類癲癇發作類型，協助醫師評估患者用藥和治療方法

三.實驗資料(1/3)－腦電波量測

癲癇的誘發因子



未按指示服藥



睡眠不足



壓力



閃爍的光源



藥物濫用



營養失調



月經

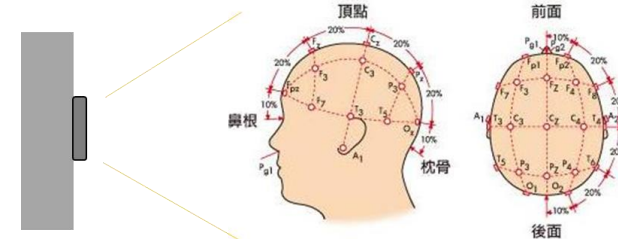


飲酒

政昇處方
——
宅配藥局

北榮2012~2017年針對的腦電波資料，必要條件：

1. 中風且中風前無癱瘓症狀
2. 實驗中會使用不同赫茲的光照加以刺激



量測831位中風病患，共收集1323筆EEG

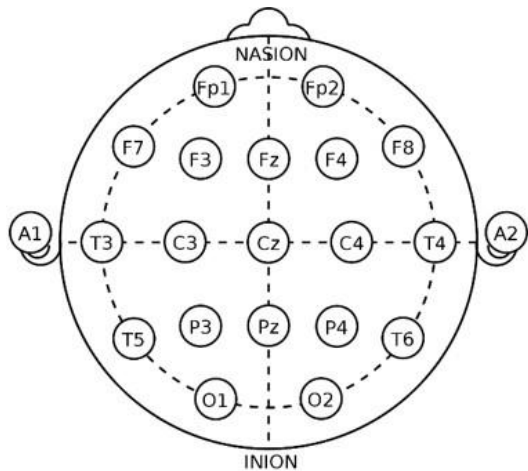
	中風病人		
年份	無癲癇	有癲癇	總人數
2012	87	22	109
2013	93	18	111
2014	147	42	189
2015	119	37	156
2016	109	42	151
2017	94	21	115
總筆數	649	182	831

三.實驗資料(2/3) – 注意事項，3個不同

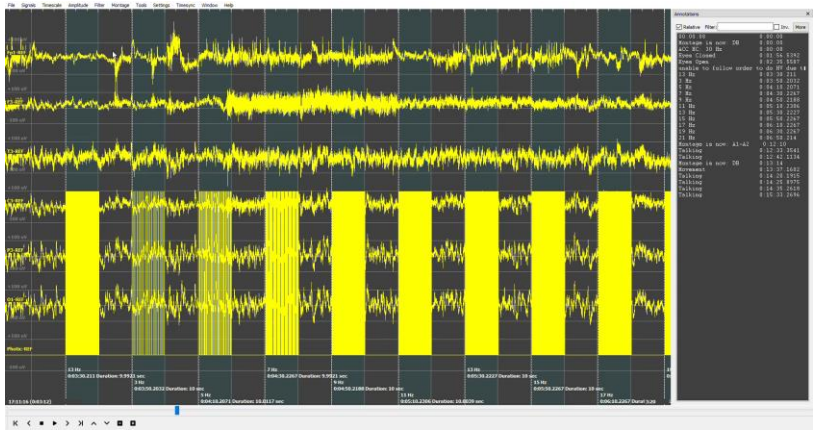
- 1. 採樣頻率不全相同，資料由多位醫師收集，最低250Hz
- 2. 電極不全相同，但固定都有10-20 system
- 3. 光照赫茲不全相同，但有共通，尤其可惜並未所有受測者皆收集EOG

資料	最短	最長	平均
有癲癇	344.40 sec	1230.16 sec	795.56 sec
無癲癇	212.20 sec	1442.57 sec	785.44 sec

圖、EEG長度



圖、10-20 system



圖、光照示意圖

如左影片：病患依序處於
「休息、光照刺激、休息」狀態

三.實驗資料(3/3) – 依照光照分組

為考慮信度(Reliability)以及探討不同光照赫茲刺激影響，實驗過程將資料分為9組，不同赫茲光照的訓練集與測試集

年份	13Hz			5Hz			7Hz			9Hz			11Hz			13Hz2			15Hz			17Hz			19Hz		
	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數
2012	93	44	137	93	44	137	93	43	136	93	44	137	94	44	138	94	44	138	94	44	138	93	44	137	78	40	118
2013	111	39	150	111	40	151	111	40	151	110	41	151	111	41	152	111	41	152	111	41	152	111	41	152	88	34	122
2014	172	68	240	173	71	244	173	71	244	172	71	243	172	72	244	173	72	245	170	72	242	174	72	246	135	56	191
2015	136	71	207	138	73	211	138	73	211	138	73	211	139	73	212	139	72	211	137	73	210	138	73	211	106	55	161
2016	133	65	198	136	67	203	136	67	203	136	67	203	135	67	202	136	66	202	136	67	203	136	67	203	95	56	151
2017	118	31	149	121	32	153	121	32	153	121	32	153	121	32	153	121	32	153	121	32	153	121	32	153	81	24	105
總筆數	763	318	1081	772	327	1099	772	326	1098	770	328	1098	772	329	1101	774	327	1101	769	329	1098	773	329	1102	583	265	848

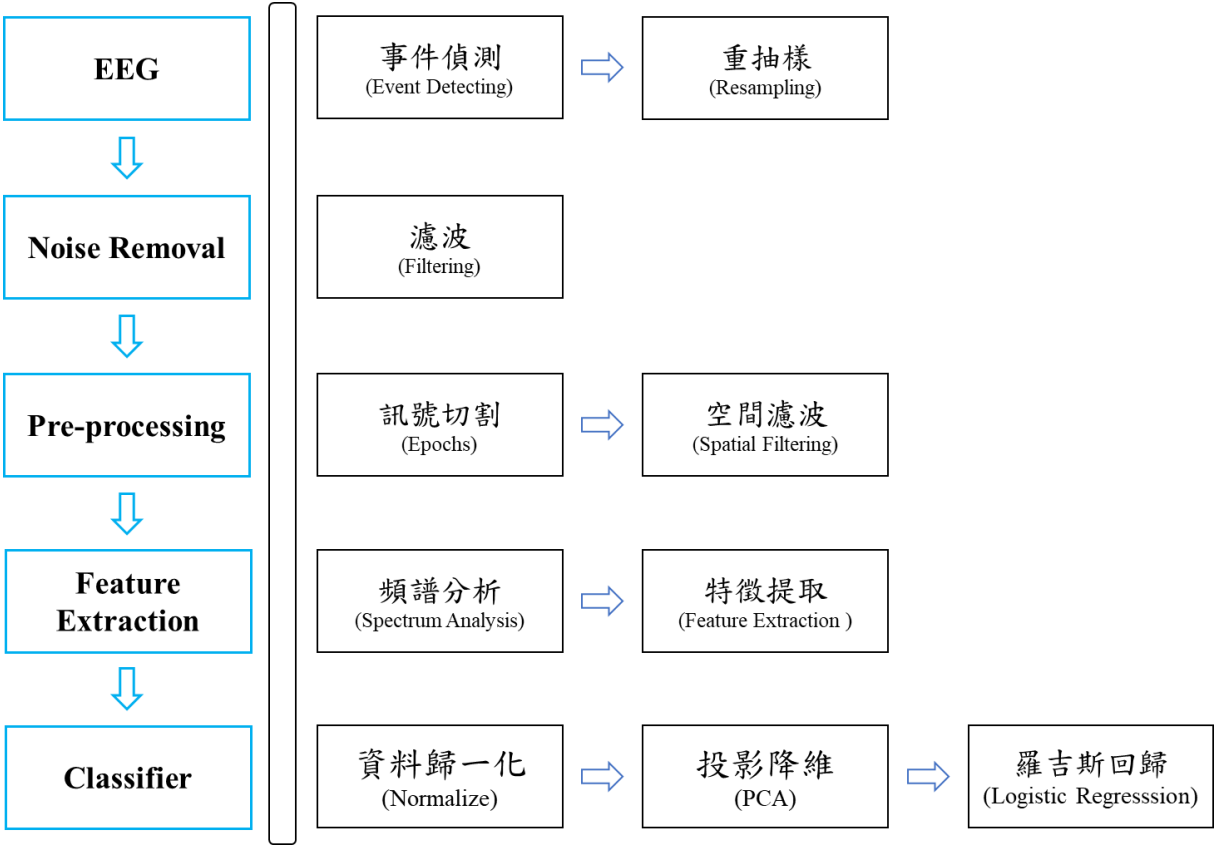
四.實驗結果(1/12) - 系統架構

1. 以短片段13Hz&其光照前休息時間為主進行實驗

年份	13Hz			5Hz			7Hz			9Hz		
	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數	無癲癇	有癲癇	總筆數
2012	93	44	137	93	44	137	93	43	136	93	44	137
2013	111	39	150	111	40	151	111	40	151	110	41	151
2014	172	68	240	173	71	244	173	71	244	172	71	243
2015	136	71	207	138	73	211	138	73	211	138	73	211
2016	133	65	198	136	67	203	136	67	203	136	67	203
2017	118	31	149	121	32	153	121	32	153	121	32	153
總筆數	763	318	1081	772	327	1099	772	326	1098	770	328	1098

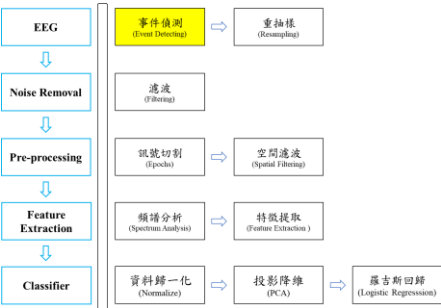
- 考量每年病患人數與個體差異等問題，將
- 2012~2015訂為Training set & Validation set
 - 2016~2017訂為test set

2. 透過大量實驗，決定訊號處理、特徵與模型



1. 模型參數由sklearn.model_selection.GridSearchCV挑選
2. 每筆實驗數據皆由k-fold做5次cv取平均 8

四.實驗結果(2/12) – I. 事件偵測Event Detection



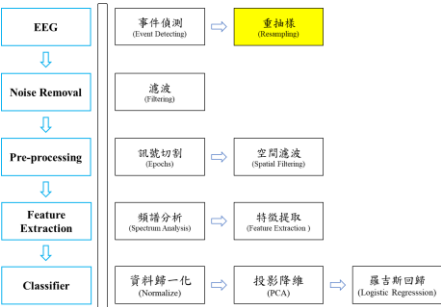
誘發光照與休息狀態比較

- 發現：
有誘發光照的F1平均高於休息狀態
但差異並不大
- 場域專家 周醫師：
在成人癲癇情況，光照刺激差異影響較小

模型：LR (羅吉斯回歸)	誘發光照			休息狀態		
	F1	Sensitivity	Specificity	F1	Sensitivity	Specificity
13Hz	0.6231	0.1562	0.8526	0.6370	0.1562	0.8805
5Hz	0.6741	0.3535	0.8093	0.6750	0.3434	0.8171
7Hz	0.6617	0.2828	0.8327	0.6505	0.2424	0.8405
9Hz	0.6668	0.2626	0.8560	0.6481	0.2525	0.8288
11Hz	0.6416	0.2020	0.8555	0.6896	0.2323	0.9219
13Hz	0.6858	0.3265	0.8444	0.6616	0.2143	0.8794
15Hz	0.6515	0.2727	0.8210	0.6316	0.1616	0.8677
17Hz	0.6569	0.2323	0.8599	0.6467	0.2121	0.856
19Hz	0.6176	0.3625	0.7386	0.6121	0.2625	0.8011
平均	0.6532	0.2723	0.8300	0.6502	0.2308	0.8547

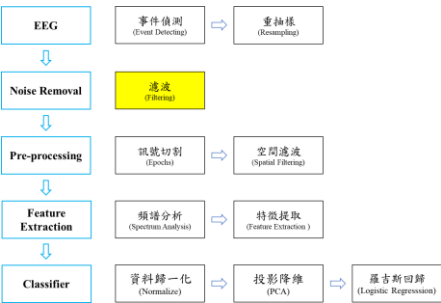
四.實驗結果(3/12) – II. 資料重抽樣Resampling

處理：統一降低採樣頻率(Decimation)為250赫茲



四.實驗結果(3/12) – III. 濾波器Filter

- 1. 去除雜訊，使用點阻濾波器(Notch Filter)
- 2. 鎖定特定頻帶觀察生理現象，使用帶通濾波器(Bandpass Filter)，本研究選用 α 、 β 頻帶

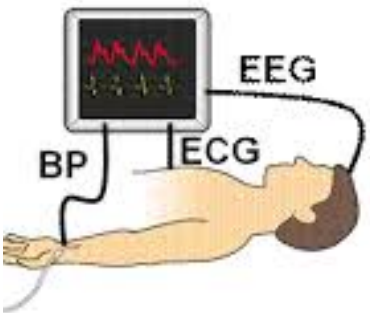


生理訊號

功能

EEG

濾波器



(1)鎖定特定頻帶觀察生理現象 EEG通常對50hz以下有興趣

(2)移除高頻機器或肌肉及環境雜訊 60hz市電訊號

低通濾波器

移除低頻訊號飄移成分

1hz以上通過

高通濾波器

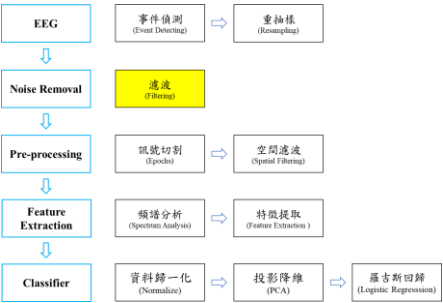
四.實驗結果(4/12) – III. 濾波器Filter

儀器雜訊分析

原因：考慮儀器的交流電雜訊

原理：點阻濾波器(Notch Filter)是阻帶範圍極小，主要濾除某一特定頻率

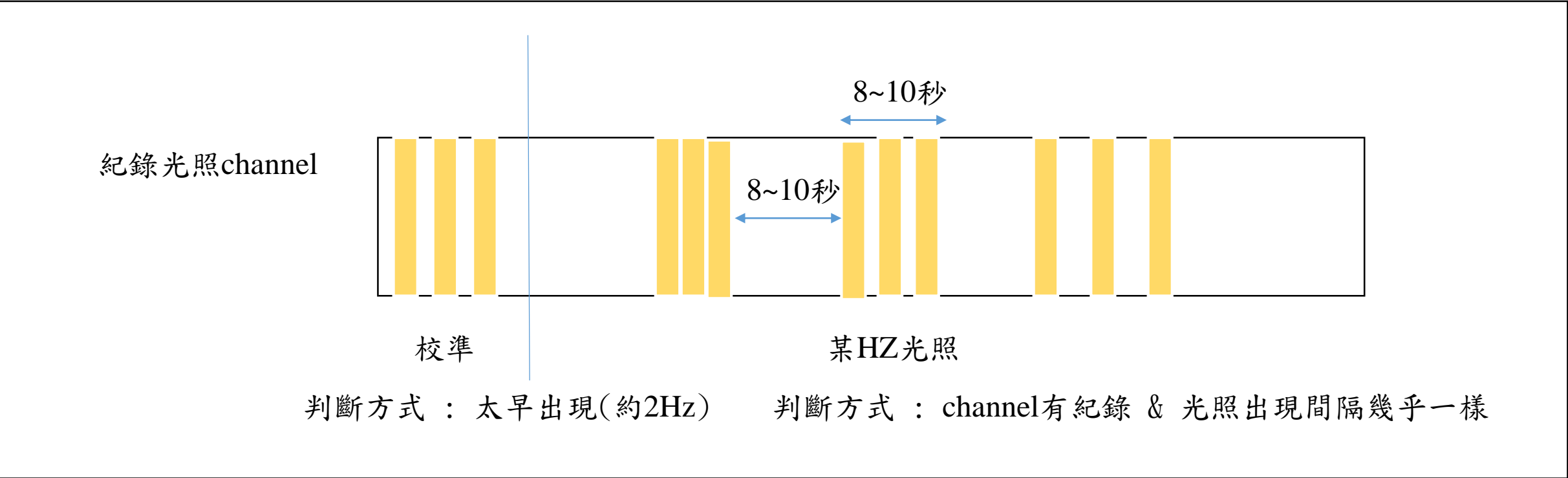
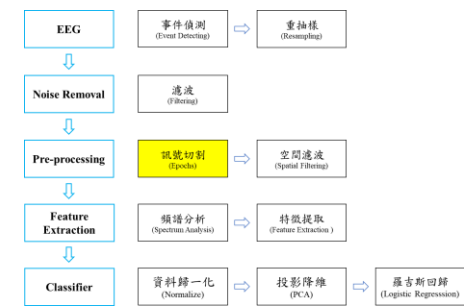
發現：此資料應**無嚴重的60赫茲市電干擾**



模型：LR (羅吉斯回歸)	<u>有Notch Filter</u>			<u>無Notch Filter</u>		
	F1	Sensitivity	Specificity	F1	Sensitivity	Specificity
13Hz	0.6370	0.3205	0.8023	0.6370	0.3205	0.8023
5Hz	0.6029	0.2179	0.8198	0.6029	0.2179	0.8198
7Hz	0.6081	0.2436	0.8081	0.6081	0.2436	0.8081
9Hz	0.6065	0.3077	0.7558	0.6065	0.3077	0.7558

四.實驗結果(5/12) – IV. 訊號切割Epochs

原因：由於每次光照與休息時間長度約8~10秒
處理：將事件訊號長度統一為8秒



四.實驗結果(6/12) – V. ERD/ERS

- 功能：目的是將個別訊號強度變化以百分比或是特定範圍來表示
- 優點：可以避免個別事件基準強度上差異造成的偏差
- 缺點：可能抹除原始數據差異所代表的生理意義



四.實驗結果(6/12) –VI. Common spatial patterns

- 優點：可強化訊號特徵
- 原理：利用矩陣對角化，找到一組最優空間濾波器進行投影，使得不同類訊號的方差值差異最大化

透過實驗決定在這組數據上是否需要這兩項前處理

時域分析 – CSP取特徵
特徵: CSP

A. ☑ ERD/ERS
B. ☑ ERD/ERS

F1	SVM	KNN	LR	DT	RF	ET	GB	ADA	XGB
A	✓ 0.5768	0.6022	0.5821	0.6007	0.6038	0.6098	0.6096	0.6049	0.6173
B	0.6130	0.6014	0.5118	0.5808	0.5903	0.5871	0.6030	0.6037	0.6144

頻域分析 – 相關性特徵
特徵: Coherence

A. ☑ ERD/ERS ☑ CSP
B. ☑ ERD/ERS ☑ CSP
C. ☑ ERD/ERS ☑ CSP
D. ☑ ERD/ERS ☑ CSP

F1	SVM	KNN	LR	DT	RF	ET	GB	ADA	XGB
A ~ B	0.6086	0.6119	0.5713	0.5920	0.5856	0.6018	0.5037	0.6011	0.5929
C	✓ 0.6066	0.6371	0.5670	0.6093	0.5944	0.6037	0.5040	0.6154	0.6001
D	0.6002	0.5941	0.5701	0.5921	0.6000	0.5972	0.6033	0.6018	0.6029

頻域分析 – 統計學特徵
特徵: Kurtosis, Skewness, Entropy

A. ☑ ERD/ERS ☑ CSP
B. ☑ ERD/ERS ☑ CSP
C. ☑ ERD/ERS ☑ CSP
D. ☑ ERD/ERS ☑ CSP

F1	SVM	KNN	LR	DT	RF	ET	GB	ADA	XGB
A	0.5958	0.5920	0.5588	0.5842	0.6003	0.5947	0.6008	0.5995	0.5874
B	0.5713	0.5967	0.5382	0.5830	0.6166	0.5953	0.5892	0.6107	0.6021
C	✓ 0.5842	0.5854	0.5616	0.5966	0.5911	0.6166	0.5855	0.6038	0.6082
D	0.5622	0.5795	0.5025	0.5687	0.5933	0.5879	0.5850	0.6044	0.5970

四.實驗結果(7/12) – ERD/ERS 與 CSP

ERD/ERS 和 CSP 選用實驗(1/2)

發現：僅選用CSP作為優化特徵的前處理，效果最好



F1 - score	前處理方法 + CSP特徵	
模型	無ERD/ERS	有ERD/ERS
SVM	0.5768	0.6130
KNN	0.6022 ✓	0.6014
LR	0.5821 ✓	0.5118
DT	0.6007 ✓	0.5808
RF	0.6038 ✓	0.5903
ET	0.6098 ✓	0.5871
GB	0.6096 ✓	0.6030
XGBoost	0.6173 ✓	0.6144
AdaBoost	0.6049 ✓	0.6037

F1 - score	前處理方法 + Coherence特徵			
模型	無ERD/ERS 無CSP	有ERD/ERS 無CSP	無ERD/ERS 有CSP	有ERD/ERS 有CSP
SVM	0.6086	0.6086	0.6066	0.6002
KNN	0.6119	0.6119	0.6371 ✓	0.5941
LR	0.5713	0.5713	0.5670	0.5701
DT	0.5920	0.5920	0.6093 ✓	0.5921
RF	0.5856	0.5856	0.5944	0.6000
ET	0.6018	0.6018	0.6037 ✓	0.5972
GB	0.6037	0.6037	0.6040 ✓	0.6033
XGBoost	0.5929	0.5929	0.6001	0.6020
AdaBoost	0.6011	0.6011	0.6154 ✓	0.6018

四.實驗結果(8/12) – ERD/ERS 與 CSP

ERD/ERS 和 CSP 選用實驗(2/2)

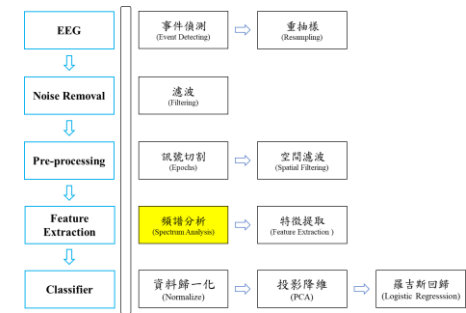
發現：僅選用CSP作為優化特徵的前處理，效果最好



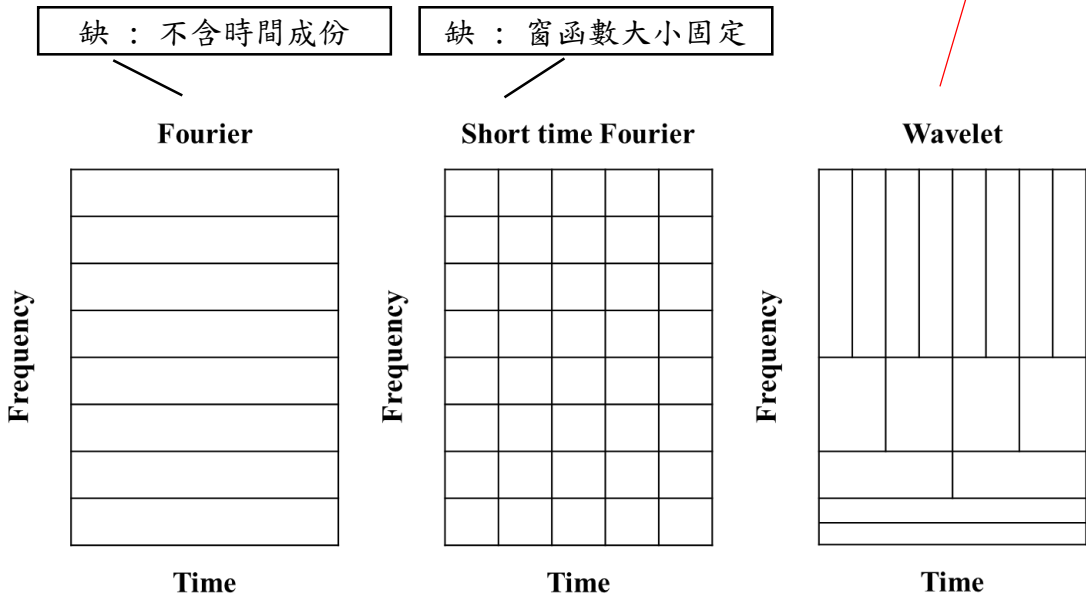
F1 - score	前處理方法 + Kurtosis、Skweness、Entropy特徵			
模型	無ERD/ERS 無CSP	有ERD/ERS 無CSP	無ERD/ERS 有CSP	有ERD/ERS 有CSP
SVM	0.5958	0.5713	0.5842	0.5622
KNN	0.5920	0.5967	0.5854	0.5795
LR	0.5588	0.5382	0.5616 ✓	0.5025
DT	0.5842	0.5830	0.5966 ✓	0.5687
RF	0.6003	0.6166	0.5911 ✓	0.5933
ET	0.5947	0.5953	0.6166	0.5879
GB	0.6008	0.5892	0.5855 ✓	0.5850
XGBoost	0.5874	0.6021	0.6082	0.5970
AdaBoost	0.5995	0.6107	0.6038	0.6044

四.實驗結果(9/12) – VII. 小波轉換Wavelet Transform

WT是時頻轉換中的一種，對本研究優點在於多解析度分析



高頻訊號變動快，僅需較短的時間長度來呈現
低頻訊號變動慢，需要較長的時間長度來量測



波型	頻率	意識層面	精神狀態	波型產生舉例
δ波	0.5 ~ 4 Hz	無意識	深睡眠	深睡做夢、深度冥想
θ波	4 ~ 8 Hz	潛意識	淺睡眠	半夢半醒、快速動眼期
α波	8 ~ 12 Hz	潛意識與意識間	放鬆	做白日夢、想像力來源
β波	12 ~ 30 Hz	顯意識	警覺	邏輯計算、壓力、緊張
γ波	30 ~ 50 Hz	超意識	穩定	特定動作例如:靜坐、放空

→ 因所選頻帶有α、β，頻帶範圍較大，故選用Wavelet處理

四.實驗結果(10/12) – VIII. 特徵選擇，基於9種模型的比較

特徵組合比較實驗

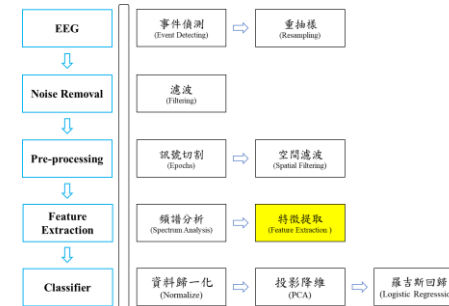
組合1：頻域訊號Coherence

組合2：頻域訊號Kurtosis、Skweness、Entropy

組合3：頻域訊號Coherence、Kurtosis、Skweness、Entropy

組合4：時域訊號CSP取特徵、頻域訊號Coherence、Kurtosis、Skweness、Entropy

組合5：時域訊號Kurtosis、時域訊號Skweness、頻域訊號RFBE、頻域訊號Coherence、Kurtosis、Skweness、Entropy



平均9種模型	F1	Sensitivity	Specificity
特徵組合1	0.6219	0.2708	0.7755
特徵組合2	0.6147	0.2809	0.7556
特徵組合3	0.6233	0.2570	0.7866
特徵組合4	0.6182	0.2473	0.7834
特徵組合5	0.6170	0.2676	0.7681

- 9種模型中有5種模型的F1-score是特徵組合3較好
 - 9種模型平均，亦為特徵組合3效果較好
- 故選用頻域Kurtosis、Skweness、Entropy、Coherence作為特徵

Kurtosis、Skweness: 頻域波型的統計特徵，每2秒統計1次

Entropy: 頻域波的趨勢變化特徵，每2秒統計1次

Coherence: 頻域中不同腦部電極的相關性特徵，8秒比較1次

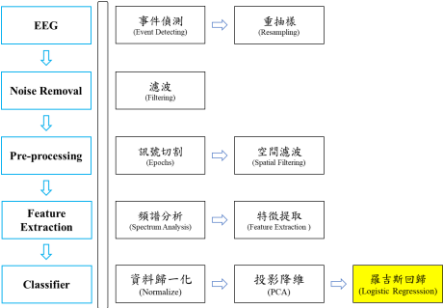
2秒原因: 兩秒內頻帶種類較少

1. 數秒長容易造成時間區段內包含兩個以上頻帶的過渡階段腦電波訊號
2. 遠小於兩秒則因訊號過短，造成低頻特徵不明顯。

四.實驗結果(11/12) – 模型選擇，基於5種特徵組合的比較

模型選擇

以5種特徵組合平均以及我們選擇的特徵組合3來看，皆是LR模型效果最佳



5種特徵組合平均	F1	Sensitivity	Specificity
SVM	0.6377	0.2627	0.8084
KNN	0.6300	0.2365	0.8118
LR	0.6441	0.2762	0.8116
DT	0.5996	0.2919	0.7214
RF	0.6125	0.2710	0.7578
ET	0.6037	0.2913	0.7301
GBDT	0.6168	0.2394	0.7875
XGBoost	0.6100	0.2491	0.7669
ADA	0.6169	0.2645	0.7690

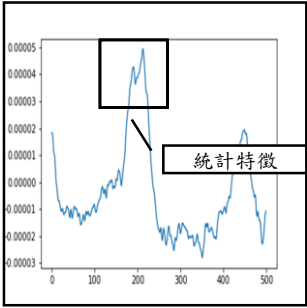
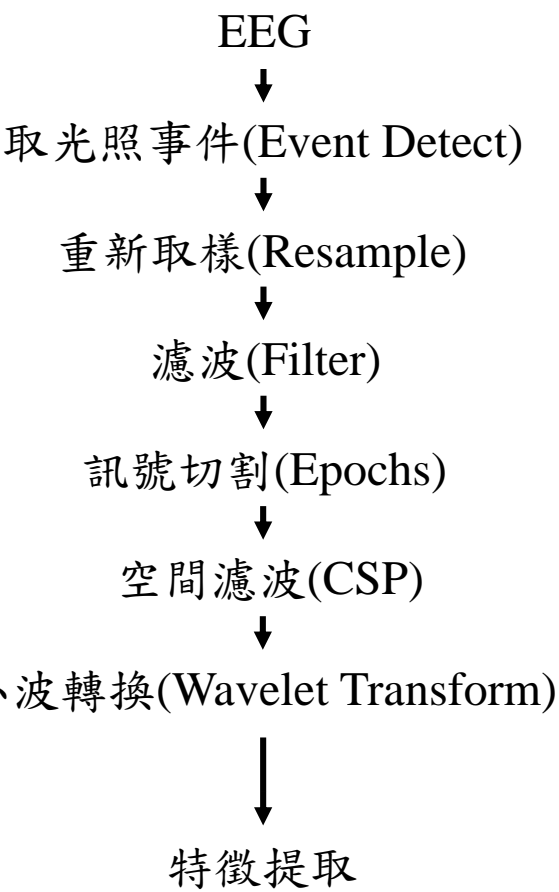
特徵組合3	F1	Sensitivity	Specificity
SVM	0.6451	0.2557	0.8269
KNN	0.6365	0.2356	0.8242
LR	0.6532	0.2723	0.8300
DT	0.6019	0.2660	0.7419
RF	0.6195	0.2635	0.7740
ET	0.6026	0.3061	0.7189
GBDT	0.6166	0.2229	0.7987
XGBoost	0.6073	0.2353	0.7713
ADA	0.6268	0.2560	0.7932

在進模型前，對資料做資料前處理是有機會幫助機器學習的，然而，如果對不同範圍的特徵，尤其差異很大時，一起做歸一化或標準化，對資料範圍小、數值小的特徵，容易被壓縮，故我們分開做歸一化後，再將特徵合併

四.實驗結果(12/12) – 方法比較，於北榮資料集

9組光照赫茲資料 效果平均

作者	模型	F1	Sensitivity	Specificity
Guozheng et al. (2012)	SVM	0.6004	0.3081	0.7145
Sally et al. (2013)	MLP	0.5844	0.2961	0.6905
Roy et al. (2019)	KNN	0.6064	0.2682	0.7499
Ours	LR	0.6532	0.2723	0.8300



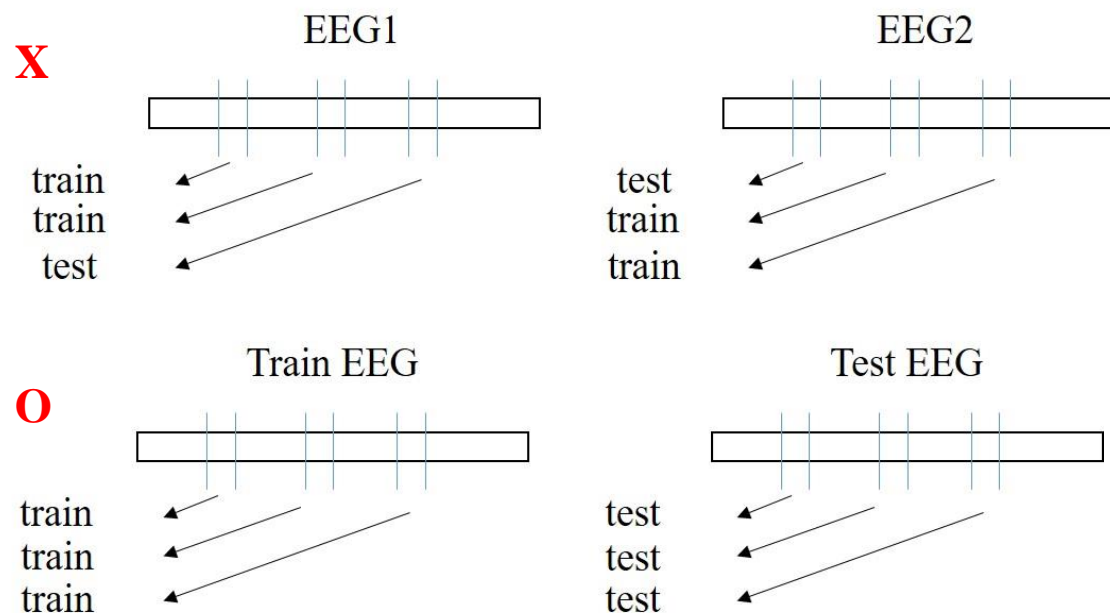
其他的方法不是針對中風病人，
我們的資料與實驗可用於中風後的癲癇偵測

(Coherence 、 Kurtosis 、 Skweness 、 Entropy)

五.分析與討論(1/8) – 資料切割

發現資料切割方式對模型效果影響很大

同次量測EEG由於電極位置、深淺，造成同筆EEG容易判別



是否可能是同一位病患所量測之EEG就會相似?

→ 並不會出現上述情況

模型：SVM	F1	Sensitivity	Specificity
隨機資料1	0.9093	0.7889	0.9668
隨機資料2	0.9066	0.7938	0.9586
隨機資料3	0.9127	0.8027	0.9612
隨機資料4	0.9006	0.7841	0.9526
隨機資料5	0.9066	0.7892	0.9578
隨機資料6	0.9043	0.7814	0.9608
隨機資料7	0.8986	0.7753	0.9512
隨機資料8	0.9016	0.7727	0.9603
隨機資料9	0.9145	0.8133	0.9590
隨機資料10	0.8997	0.7627	0.9654

模型：KNN	F1	Sensitivity	Specificity
隨機資料1	0.9448	0.9381	0.9473
隨機資料2	0.9402	0.9172	0.9500
隨機資料3	0.9374	0.9164	0.9457
隨機資料4	0.9378	0.9153	0.9470
隨機資料5	0.9451	0.9157	0.9571
隨機資料6	0.9338	0.9038	0.9465
隨機資料7	0.9350	0.8885	0.9539
隨機資料8	0.9285	0.9044	0.9383
隨機資料9	0.9440	0.9067	0.9597
隨機資料10	0.9429	0.9026	0.9611

五.分析與討論(2/8) – 資料比例

觀察各年份中風後癱瘓比例發現，每年份有癱瘓比例並不固定

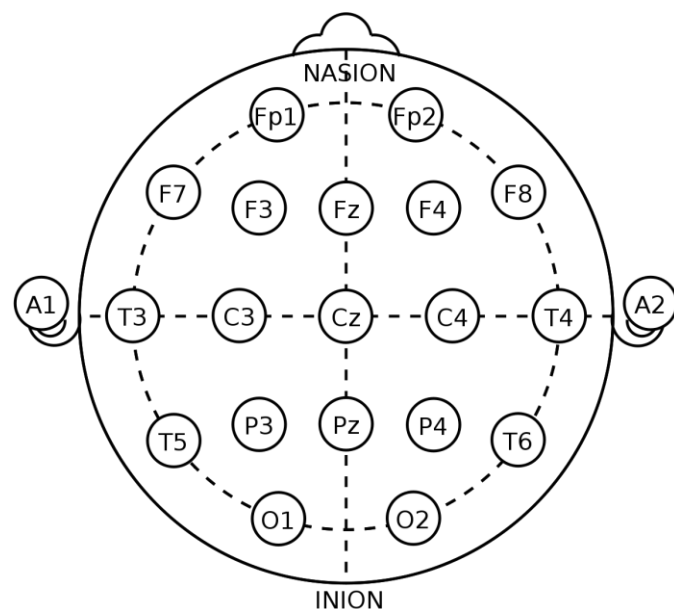
考慮真實情況，將2012~2015年份資料歸類為訓練集，2016~2017資料歸類為測試集

隨機切割	F1	Sensitivity	Specificity
SVM	0.6066	0.4496	0.6591
KNN	0.6371	0.3245	0.7814
LR	0.5670	0.4615	0.5923
DT	0.6093	0.2741	0.7650
RF	0.5944	0.0883	0.9056
ET	0.6037	0.2271	0.7940
GBDT	0.6040	0.1794	0.8361
XGBoost	0.6001	0.1360	0.8635
AdaBoost	0.6154	0.1064	0.9272

年份順序	F1	Sensitivity	Specificity
SVM	0.6428	0.2502	0.8261
KNN	0.6310	0.2391	0.9113
LR	0.6512	0.2622	0.8336
DT	0.6067	0.3173	0.7200
RF	0.6016	0.2896	0.7273
ET	0.5983	0.3029	0.7123
GBDT	0.6188	0.2387	0.7925
XGBoost	0.6219	0.2601	0.7814
AdaBoost	0.6247	0.2774	0.7750

五.分析與討論(3/8) – 多數中風為部分腦區受損，若分腦區訓練模型？

- 10-20 System : 21 Channels
- 依醫師建議分區



依主要中風分區	
F&T 區	F7, F8
F&P 區	C3, C4, Cz
F 區	F3, F4, Fz
Fp 區	Fp1, Fp2
O 區	O1, O2
P 區	P3, P4, Pz
T 區	T3, T4, T5, T6

然而，我們並沒有詳細病患中風位置，故將資料分成七個腦區時沒有準確的標記(label)，所以效果並沒有比全部電極一起訓練更好，若之後有中風區域資料時，可再進一步研究

五.分析與討論(4/8) – 多段腦電波實驗

- 經實驗發現光照赫茲效果與休息狀態效果差異不大
- 將本系統套用到更長的EEG資料上，每8秒做一次檢查, model predict
- 共計1分54秒的EEG，效果提升至0.7192 F1-score

模型	EEG長度	Epochs	整合	F1	Sensitivity	Specificity
LR	1分54秒	8 sec	投票	0.7192	0.4479	0.8313

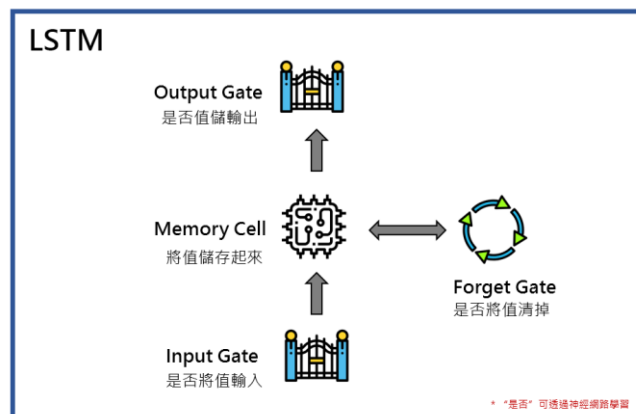
五.分析與討論(5/8) – 深度學習模型

LSTM

是目前解決時間序列常使用的模型

考慮上次output

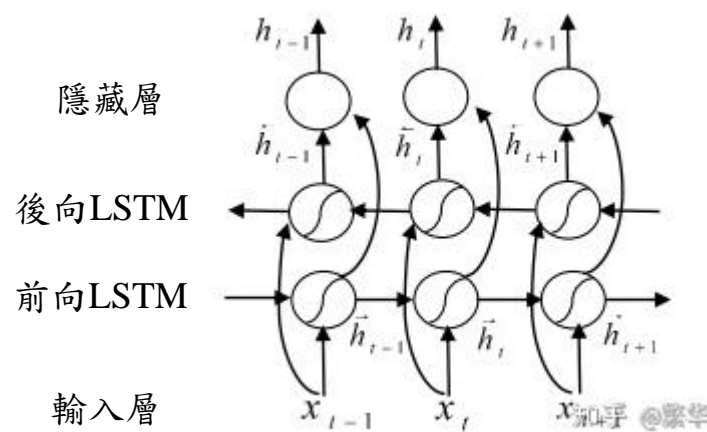
具選擇記憶功能



BILSTM

雙向LSTM

獲得從後到前的資訊

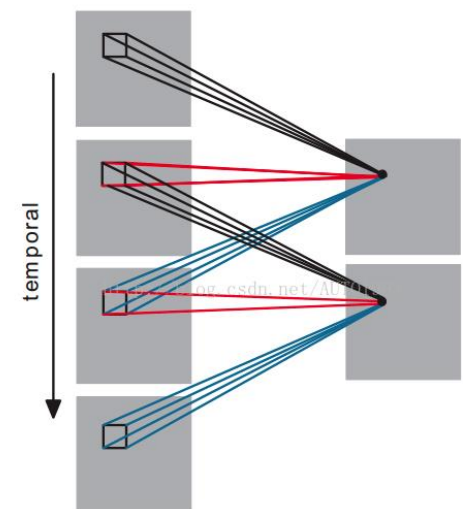


3D CNN

是目前解決圖像常使用的模型

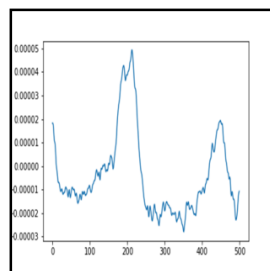
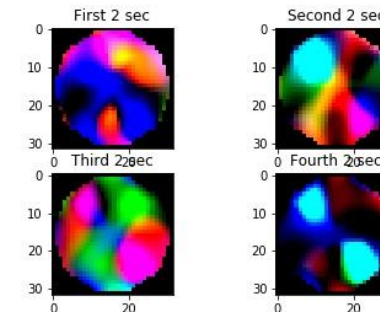
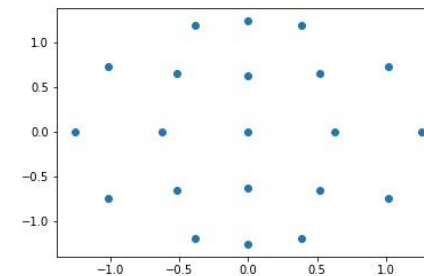
透過卷積等方式，獲取圖像特徵

更好捕獲時間或空間的特徵



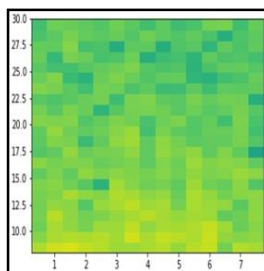
(b) 3D convolution

五.分析與討論(6/8) – 深度學習輸入資料



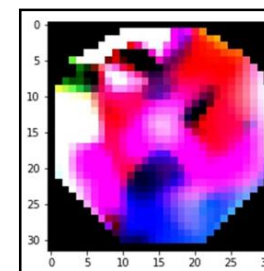
波型

- 概念：
將波型當特徵
電極、赫茲為序列
- 訊號：
時域 or 頻域
- 模型：
LSTM、BILSTM



時頻圖

- 概念：
將時頻圖當特徵
每個**電極**皆一張
- 訊號：
頻域
- 模型：
3DCNN



訊號轉大腦圖

- 概念：
將大腦圖當特徵
隨時間形成影像
- 訊號：
頻域
- 模型：
3DCNN

五.分析與討論(7/8) – 深度學習

9組光照赫茲資料 效果平均

解空間問題	模型	時/頻域	特徵	序列	F1	Sensitivity	Specificity
CSP Filter	LSTM	時域	波型	排序過的電極	0.5459	0.4416	0.5585
CSP Filter	BILSTM	時域	波型	排序過的電極	0.5200	0.4556	0.5122
CSP Filter	LSTM	頻域	波型	排序過的電極及赫茲	0.6201	0.1468	0.8713
CSP Filter	BILSTM	頻域	波型	排序過的電極及赫茲	0.6115	0.1653	0.8407
CSP Filter	3DCNN	頻域	時頻圖	排序過的電極	0.5986	0.1124	0.8911
訊號畫成圖	3DCNN	頻域	大腦功率圖	時序	0.5946	0.1489	0.8514

無解空間問題	模型	時/頻域	特徵	序列	F1	Sensitivity	Specificity
照電極順序排列	3DCNN	頻域	時頻圖	無排序過的電極	0.5344	0.4420	0.5393

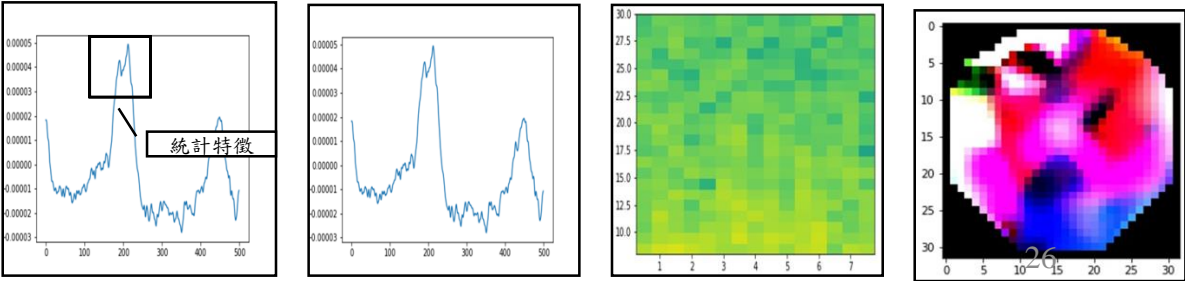
深度學習

照電極位置順序

CSP Filter

訊號畫成圖

模型特徵：



五.分析與討論(8/8) – 深度學習

深度學習	模型	時/頻域	特徵	序列	F1	Sensitivity	Specificity
CSP Filter	LSTM	時域	波型	排序過的電極	0.5459	0.4416	0.5585
CSP Filter	BILSTM	時域	波型	排序過的電極	0.5200	0.4556	0.5122
CSP Filter	LSTM	頻域	波型	排序過的電極及赫茲	0.6201	0.1468	0.8713
CSP Filter	BILSTM	頻域	波型	排序過的電極及赫茲	0.6115	0.1653	0.8407
CSP Filter	3DCNN	頻域	時頻圖	排序過的電極	0.5986	0.1124	0.8911
訊號畫成圖	3DCNN	頻域	大腦功率圖	時序	0.5946	0.1489	0.8514
照電極順序排列	3DCNN	頻域	時頻圖	無排序過的電極	0.5344	0.4420	0.5393

模型：3DCNN (卷積神經網路)	誘發光照
	1000 Epoch 所花時間
頻域 CSP Filter	6803.5050 sec
頻域 畫成圖	85.9179 sec

電極數量足夠表示大腦功率圖時，可選用畫成圖方式

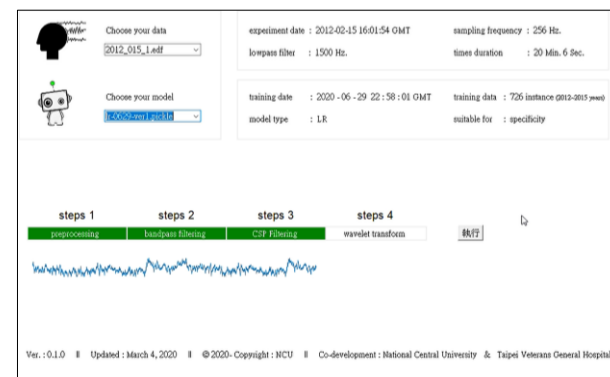
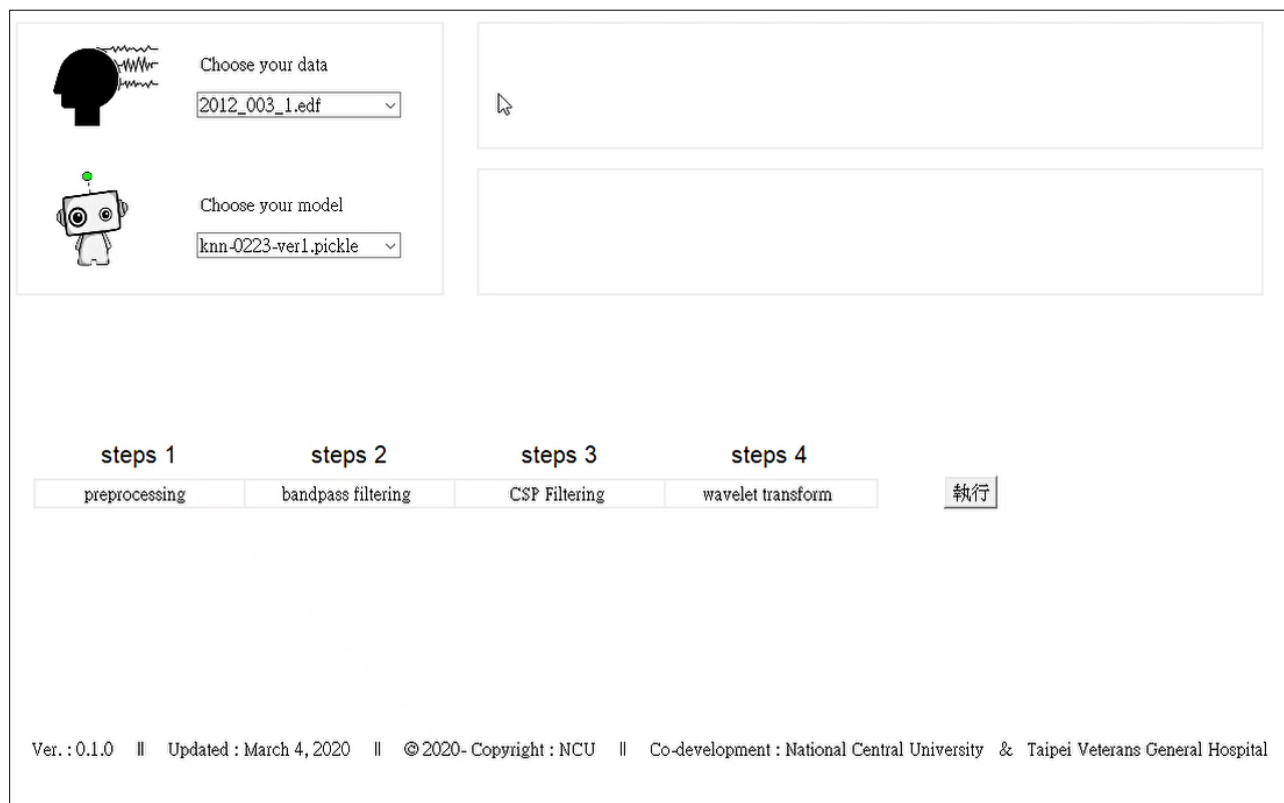
- 1. 在小資料集，過多特徵可能會導致維度災難。故在樣本數不足時訓練深度學習模型，特徵數量為一重點
- 2. 3D CNN模型 皆使用到三種輸入，發現CSP 跟 訊號畫成圖效果較好，其中又畫成圖的效率更佳

六. 展示系統

實驗中，將資料分為各個赫茲做實驗。

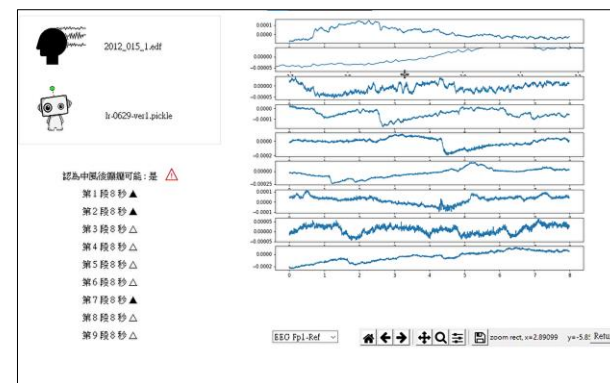
最終系統將一筆EEG，統一擷取下13、5、7、9、11、13、15、17、19赫茲光照訓練。

對測試EEG進行預測，並顯示可能為哪段EEG訊號有疑慮



執行

1. 選擇欲偵測EEG檔案
2. 選擇模型
3. 執行



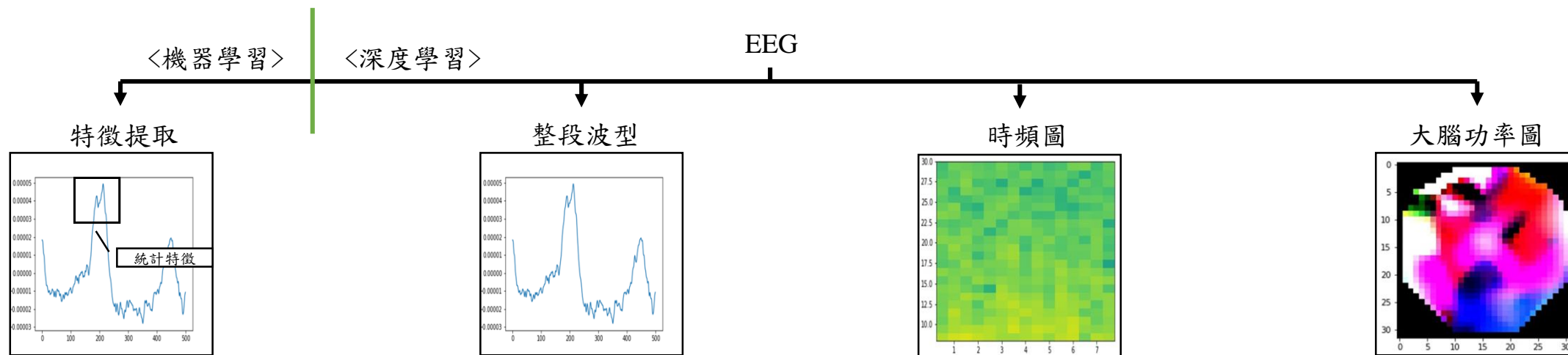
檢視

1. 發現問題片段
2. 利用工具列觀看細節
3. 存檔返回

七.結論

選用各自最佳方法&模型

1. 機器學習：提出「Filtering、Epochs、CSP、Morlet Wavelet Transform、Feature Extraction、Normalize、PCA、LR」的腦電波處理流程，並獲得了8秒EEG的0.6532 F1-score、1分54秒的0.7192 F1-score。
2. 深度學習：實驗不同EEG形態資料，在DL的電極空間排序問題，並比較效果，目前效果並沒有好於機器學習。



機器學習 (Machine Learning)				深度學習 (Deep Learning)				3D CNN				3D CNN			
LR	F1	Sensitivity	Specificity	LSTM	F1	Sensitivity	Specificity	3D CNN	F1	Sensitivity	Specificity	3D CNN	F1	Sensitivity	Specificity
特徵組合3	0.6532	0.2723	0.8300	頻域 CSP	0.6201	0.1468	0.8713	頻域 CSP	0.5986	0.1124	0.8911	頻域 畫成圖	0.5946	0.1489	0.8514

謝謝聆聽

Q & A

八. 附件 - 資料背景

- 隨訪期是多久？ 2012~2017
- 人口的年齡（平均數、中位數和四分位距）是多少？ 年齡平均數75.88、中位數80、四分位距23
- 有關中風類型或嚴重程度的任何信息？ 中風種類有三: Infarction、ICH、SAH
- 從中風到腦電圖的時間？每一筆量測日期的時間間隔不等，若以中風日期~腦電波量測日期，平均為34.946天
會做第一次量測
- 闡明 831 名患者的 1323 份腦電圖之間的關係——有多少人做過 1、2 或更多腦電圖？
 - 總計198位有做過2次以上的腦電波
 - 中風後癲癇重複採樣人數: 85/182位(占比46.7%)，最多9次 最少2次，85位平均每位做2.6次，全體平均每位做1.7次
 - 中風後無癲癇重複採樣人數: 113/649位(占比17.4%)，最多6次 最少2次 113位平均每位做2.01次，全體平均每位做1.2次
- 腦電圖記錄持續時間是多少？ EEG平均1074.26秒(約17分鐘)
- 使用了多少個頻道？ 21個channel，包含Fp1、Fp2、F3、F4、Fz、F7、F8、C3、C4、Cz、T3、T4、T5、T6、P3、P4、Pz、O1、O2 + A1、A2

八. 附件 - 使用CSP目的

1. 空間濾波

2. 利用線性關係拉大兩種類別的數據差異

The basic principle of CSP is to use matrix diagonalization to find a set of optimal spatial filters for projection, so as to maximize the variance value difference of different types of signals, and to obtain eigenvectors with a higher degree of discrimination. The value is sorted by descending power to find the whitening eigenvalue matrix, so it also has the effect of a spatial filter.

$$E = \text{EEG signal} \in \mathbb{R}^{N \times T} \quad (1)$$

$$C^1 = \frac{EE^T}{\text{trace}(EE^T)} \quad (2)$$

$$C^2 = \frac{EE^T}{\text{trace}(EE^T)} \quad (3)$$

$$\overline{C^1} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I C_i^1 \quad (4)$$

$$\overline{C^2} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I C_i^2 \quad (5)$$

$$C_c = \overline{C^1} + \overline{C^2} \in \mathbb{R}^{N \times N} \quad (6)$$

$$C_c = U_c \lambda_c U_c^T \quad (7)$$

$$P = \sqrt{\lambda_c^{-1}} U_c^T \quad (8)$$

$$C^{1_new} = P \overline{C^1} P^T \quad (9)$$

$$C^{2_new} = P \overline{C^2} P^T \quad (10)$$

$$C^{1_new} = B \lambda_1 B^T \quad (11)$$

$$C^{2_new} = B \lambda_2 B^T \quad (12)$$

$$W = (B^T P)^T \in \mathbb{R}^{N \times N} \quad (13)$$

$$Z = W E \in \mathbb{R}^{N \times T} \quad (14)$$

八. 附件 - 使用哪一種的Wavelet

Morlet wavelet

Compared with the continuous wavelet transform in Mne, and compared time-frequency conversion methods such as FFT and STFT, Morlet effect is better on average, so it is selected.

程式碼請參考我的github，預設參數如下

<https://github.com/jeffhong824/Signal-analyze/tree/master/wavelet>

Sample rate is 250. [fmin:fstep:fmax] The final frequency resolution is composed of 8Hz、1Hz、30Hz. Calculate the Morlet Wavelet by giving the central frequency. Create a Morlet Wavelet by specifying a central frequency, and then use the Morlet Wavelet to convolve the input temporal data. When computing values of the Morlet wavelet. Frequency ration (number of cycles) is 7. When $\alpha=0.001$, then value of $Z_{\alpha/2}$ (Zalpha2) is 3.3.

參考文獻

- Rabindra Gandhi Thangarajoo, et al. Machine Learning-Based Epileptic Seizure Detection Methods Using Wavelet and EMD-Based Decomposition Techniques: A Review
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8703715/#B5-sensors-21-08485>
- Patidar S., Panigrahi T. Detection of Epileptic Seizure Using Kraskov Entropy Applied on Tunable-Q Wavelet Transform of EEG Signals. *Biomed. Signal Process. Control.* 2017;**34**:74–80. doi: 10.1016/j.bspc.2017.01.001. [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]

八. 附件 - 3種類型的特徵比較 & EEG抽取特徵參考文獻

Coherence、Kurtosis、Skewness、Entropy 作為特徵組合。這四種特徵分別的重要度，依照現有實驗數據評估，認為Coherence的貢獻度最大，而加上其他三種特徵Kurtosis、Skewness、Entropy有加分效果，根據此結果，評估中風後病患是否有癲癇症狀時，**觀察各電極之間的相關性變化具有較顯著效果**，但單一channel的統計數據對機器學習模型而言也有輔助作用。

EEG signal analysis based statistical features for epilepsy detection can be commonly divided into four categories as follows: 1) Features related to the waveform, such as maximum & minimum, root mean square value, standard deviation, kurtosis and skewness. 2) Features related to frequency, including percentile, median frequency. 3) Features related to power, including wave energy and relative energy. 4) Features related to information domain, including Approximate Entropy (ApEn), Sample Entropy (SampEn), Phase Entropy 1 (S1), and Phase Entropy 2 (S2).

- 1) Priyanka S, Dema D, Jayanthi T. Feature selection and classification of Epilepsy from EEG signal. Int Conf Energ 2017;2018:2404-6.
- 2) PolatH, Ozerdem MS (2016) Epileptic seizure detection from EEG signals by using wavelet and Hilbert transform. MEMSTECH 2016, Polyana-Svalyava (Zakarpattya). 20–24 April 2016
- 3) Bogaarts JG, et al. Optimal training dataset composition for SVM based age independent, automated epileptic seizures detection. J Med Bio-logical Eng Comput. 2016;54:1285–1293. doi: 10.1007/s11517-016-1468-y. [PMC free article] [PubMed] [CrossRef] [Google Scholar]
- 4) Acharya UR, Molinari F, Sree SV, Chattopadhyay S, Ng KH, Suri JS. Automated diagnosis of epileptic EEG using entropies. Biomed Signal Process Control. 2012;7(4):401–408. doi: 10.1016/j.bspc.2011.07.007. [CrossRef] [Google Scholar]

八. 附件 - 模型選擇細節 & p值

LR & SVM

F1 適用於不平衡資料的機器學習模型的效能評測，我們比較了九種模型學習上述特徵的F1-score，經多重複實驗後發現其中LR、SVM效果最佳，分別高於其他7個模型平均約3.74%與2.93%，進一步針對LR與SVM進行比較，本研究重複訓練並預測後各獲得100組F1數據組，LR的F1均值為0.6532、SVM的均值為0.6451，LR使用上述四種特徵時優於SVM的信心水準，其 $pvalue=2.939024739854814e-55$ ($P < 0.001$)

八. 附件 – 七個腦區與七個模型

本研究亦才針對中風後區域的EEG電極提出重要度假設，我方將可能受中風影響區域分成七區，其原因考量是中風受損區域的電極可能會有更高的靈敏度，於中風後癲癇研究中，由於中風為局部異常，因此依台北榮總周建成醫師建議，可以合理地假設為局部性癲癇，依醫生建議 10-20 系統電極（Channel）可分成七份主要中風區塊，為 Fp 區域（Fp1、Fp2）、F 區域（F3、F4、Fz）、F&T 區域（F7、F8）、F&P 區域（C3、C4、Cz）、T 區域（T3、T4、T5、T6）、P 區域（P3、P4、Pz）以及 O 區域（O1、O2），然當時分區訓練模型效果並未較好，故沒有使用此方法，推測原因是分區域後各區有中風後癲癇的資料太少，導致模型學習效果不彰，且局部中風也可能造成廣泛性異常，比如深層腦幹中風而影響到意識，但不排除此方法之可行性，認為若持續收集更多資料，或許有可能依照七塊區域訓練模型達到更佳的預測效果！

八. 附件 – 方法優勢，短片段EEG辨識

在短時間8秒的EEG判讀上，本方法達到低靈敏度以及中等特異度的結果，對於本實驗結果，我們理解為8秒的EEG訊號上，不見得腦電波有顯現出中風後癲癇的特質。

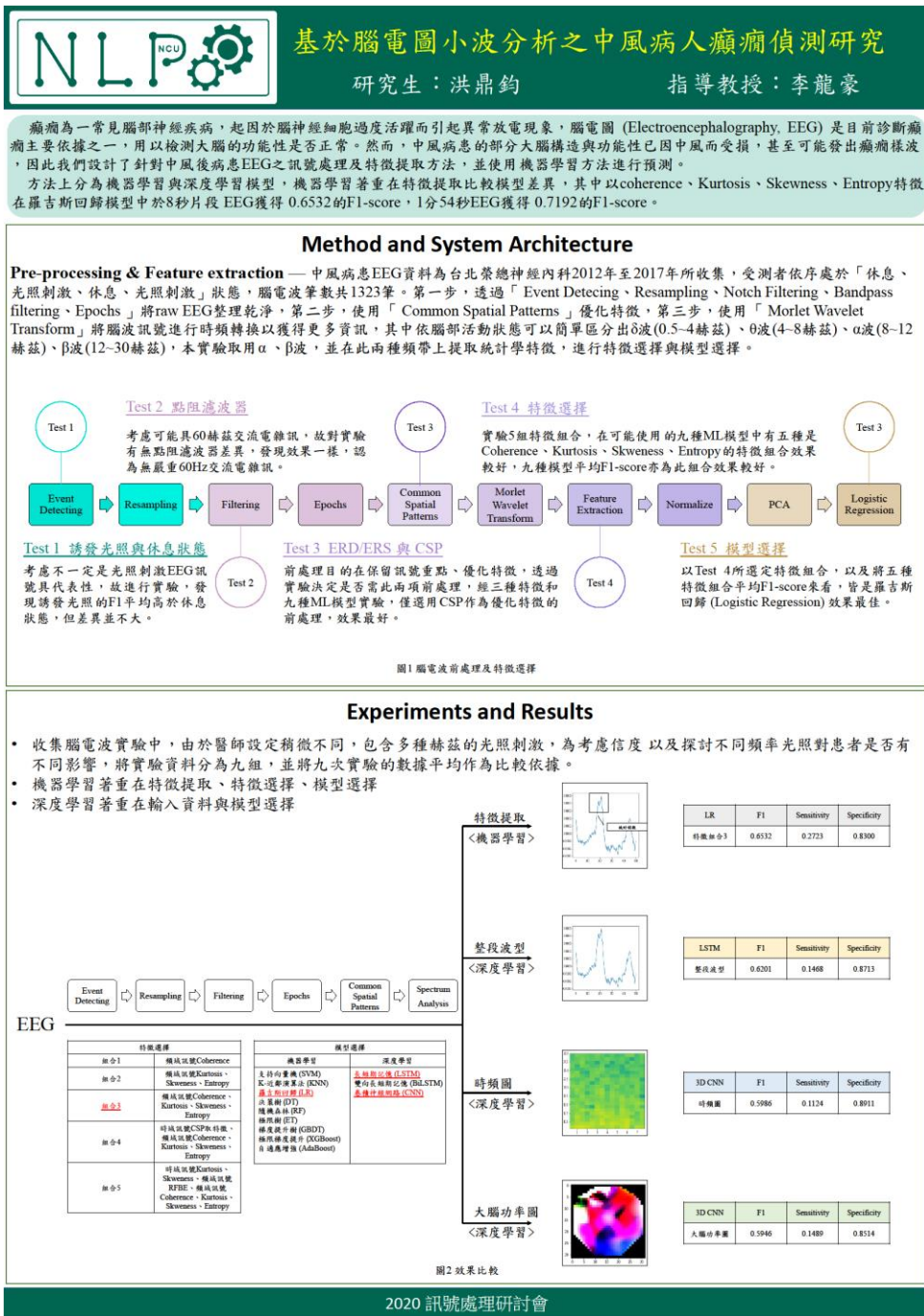
根據上述的推論，我們實驗將本系統套用到更長的EEG資料上，每8秒做一次檢查，並將每次檢查結果做紀錄最終判斷較長時的EEG訊號是否有中風後癲癇，最終在1 分 54 秒的 EEG 訊號分析，可以獲得 0.7192 的 F1-score、0.4479 的 Sensitivity 及 0.8313 的 Specificity，本研究提出之四種特徵組合，其可能具備短時間辨識的優點，若能繼續提高準確度期望成為短時間辨識中風後癲癇之評估系統。

此為EEG訊號分析，無使用任何臨床診斷特徵或病史特徵

八. 附件 – 優於其他方法原因

在辨別癲癇的機器學習方法套用到中風後癲癇會有落差，本研究經大量實驗初步鎖定coherence, entropy, kurtosis, and skewness四種特徵能顯著提高在中風後癲癇的f1分數，如何做中風病人的癲癇偵測未可知，隸屬探索性研究(a exploratory study)。方法雖然簡單卻多元，包含不同腦區、光源、訊號處理、特徵抽取等，大量實驗過程與結果具參考價值。

八. 附件 - 海報



八. 附件 - 碩士學位口試成績92分

畢 業 年 月	109年06月
研 究 所 學 位 考 試	
論 文 題 目	基於腦電圖小波分析之中風病人癲 癇偵測研究
學位考試成績	92