1. 標題
2. 目錄

No table of contents entries found.

1. 致謝
2. 中文摘要
3. ABSTRACT
4. CONTENTS

[標題 i](#_Toc528095015)

[目錄 ii](#_Toc528095016)

[致謝 iii](#_Toc528095017)

[中文摘要 iv](#_Toc528095018)

[ABSTRACT v](#_Toc528095019)

[CONTENTS vi](#_Toc528095020)

[LIST OF FIGURES viii](#_Toc528095021)

[LIST OF TABLES ix](#_Toc528095022)

[第一章 緒論 1](#_Toc528095023)

[1.1 研究動機與目的 1](#_Toc528095024)

[1.2 論文架構 1](#_Toc528095025)

[第二章 研究背景 2](#_Toc528095026)

[2.1 肌電訊號 2](#_Toc528095027)

[2.1.1 肌電訊號量測 3](#_Toc528095028)

[2.1.2 表面式肌電訊號量測 4](#_Toc528095029)

[2.2 EMG應用於肢體角度預測 6](#_Toc528095030)

[2.2.1 大肢體角度預測 6](#_Toc528095031)

[2.2.2 手腕角度預測 7](#_Toc528095032)

[2.3 sEMG訊號特徵 10](#_Toc528095033)

[2.3.1 絕對平均數（Mean absolute value，MAV） 10](#_Toc528095034)

[2.3.2 平方平均數（Root mean square，RMS） 11](#_Toc528095035)

[2.3.3 絕對值波形包絡（Wave envelope of absolute value） 13](#_Toc528095036)

[2.4 sEMG訊號分離 13](#_Toc528095037)

[2.4.1 Non-negative ICA（nICA） 14](#_Toc528095038)

[Reference 16](#_Toc528095039)

1. LIST OF FIGURES

[圖 1 - 人體動作控制機制示意圖 1](#_Toc528095264)

[圖 2 - 侵入式EMG 2](#_Toc528095265)

[圖 3 - 雙極式sEMG電極 3](#_Toc528095266)

[圖 4 - 表面式EMG陣列[15] 3](#_Toc528095267)

[圖 5 - sEMG交擾 3](#_Toc528095268)

[圖 6 - 雙極式sEMG等效電路[1] 4](#_Toc528095269)

[圖 7 - 人類前臂肌肉[24] 6](#_Toc528095270)

[圖 8 – 手腕動作 6](#_Toc528095271)

[圖 9 – 手腕動作肌肉[24] 8](#_Toc528095272)

[圖 10 – 原始sEMG訊號 10](#_Toc528095273)

[圖 11 – sEMG訊號的MAV值 10](#_Toc528095274)

[圖 12 – sEMG訊號的RMS值 11](#_Toc528095275)

[圖 13 – 比較sEMG訊號的MAV和RMS值 11](#_Toc528095276)

1. LIST OF TABLES

Table. 1.1 9

# 緒論

## 研究動機與目的

隨著醫療科技的進步，幫助截肢病人回歸正常生活的義肢，從傳統的被動逐漸轉為現代的仿生主動；傳統義肢由仍能正常活動的前肢帶動，無法做出細微的動作；現代的主動仿生義肢解析肌電訊號帶動馬達做出預設的多個動作。

近年來許多研究者以EMG訊號實現比例肌電控制（Proportional myoelectric control），讓使用者能做出更精密的動作，控制小腿、前臂、手腕甚至手指的活動角度。如何精準地解析EMG訊號並推測肢體移動角度，成為新一代仿生義肢的研究主題，我們也以此為主要研究方向。

本論文將各式訊號分離方法，套用於過去無法輕易分離的EMG訊號，增加對於手腕動作比例肌電控制的預測準確率。

## 論文架構

# 研究背景

本章節我們將介紹肌電訊號的來源及特性、手腕的構造與運動分析、探討肌電訊號處理以及肢體角度預測的各種方法。

## 肌電訊號

肌電訊號是肌肉收縮時產生的電信號。當人體令肌肉收縮時，和肌肉纖維共同組成運動單元（Motor unit）的運動神經元（Motor neuron），透過肌肉纖維傳送脈衝。當脈衝傳至肌肉纖維，肌肉纖維的細胞膜（Sarcolemma）去極化（Depolarize），離子在細胞內外的濃度改變造成電位改變，此電位變化被稱為動作電位（Motor unit action potential）。大量肌肉纖維共同產生動作電位被稱為肌電訊號[1]。

由於來源的複雜性，肌電訊號為高斯分布，大小通常為數毫伏[1]。肌電訊號頻帶在0至500赫茲之間，因此歐盟規劃的SENIAM計畫（Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles）建議在取樣時，其取樣頻率須至少為1000赫茲，解析度建議在12位元以上[2]。

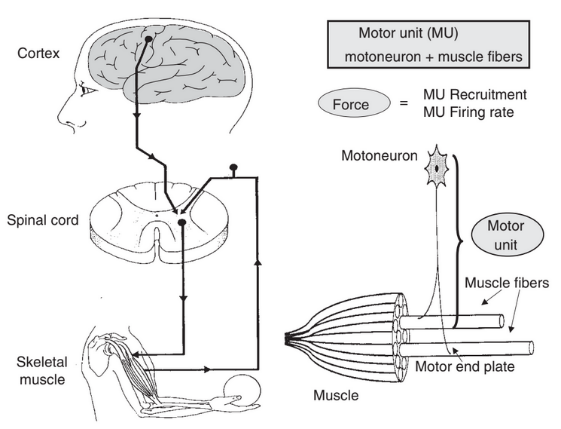


圖 1 - 人體動作控制機制示意圖

### 肌電訊號量測

肌電訊號量測（Electromyography，EMG）泛指量測肌肉收縮時產生的肌電信號的各種方法。

早在二十世紀初期，科學家便發現肌肉張力伴隨著EMG訊號的活動強度增強而增加，並依此研究人體構造[3]。現在的EMG訊號分析應用包括步態分析[4]、疲勞分析[5]、運動神經細胞疾病診治[6]和義肢控制[7]–[11]。在某些肌肉等長收縮（Isometric contraction）時，EMG訊號的大小和肌肉張力呈現線性關係[12]，但多數情況下並非如此。再者，EMG訊號的量測會受肌肉長度、疲勞、帶氧量影響，因此EMG訊號和肌肉張力具有高度非線性關係[1]。

肌電訊號量測分為侵入式和表面式。侵入式EMG利用針電極（Needle electrode）穿刺皮膚，能夠量測到單一運動單元所產生的動作電位。因能夠準確的量測特定肌群，侵入式EMG常被應用於運動神經疾病的診斷上。操作者必須擁有生理、解剖上的知識，其量測品質和操作者的技術有極大關係，再加上使用時病患有不適應感並容易造成感染，因此多在專業醫療環境中使用[13]。一般應用上，表面式EMG的使用較為廣泛，也是此論文的研究重點。

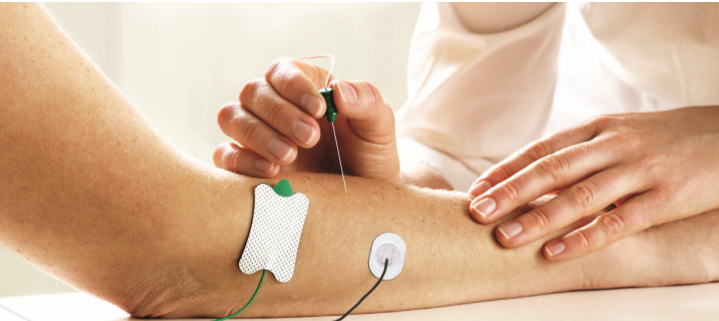


圖 2 - 侵入式EMG

### 表面式肌電訊號量測

表面式肌電訊號量測（Surface Electromyography，sEMG）利用黏貼於皮膚表面的電極量測源自於肌肉深處的肌電訊號。

表面式EMG電極離EMG訊號較遠，量測時只能瞄準單一肌肉群。視電極位置，量測到的動作電位甚至可能源於多個肌肉群。這是由於人體肌肉在傳導EMG訊號時，其等效電路為一組複雜的空間導體（Volume conductor）。從訊號處理角度來看，sEMG訊號容易受多個肌肉群交擾（Cross-talk）[14]，使得其分析又較侵入式EMG困難。

|  |  |
| --- | --- |
| 2_1_2-1  圖 3 - 雙極式sEMG電極 | 圖 4 - 表面式EMG陣列[15] |

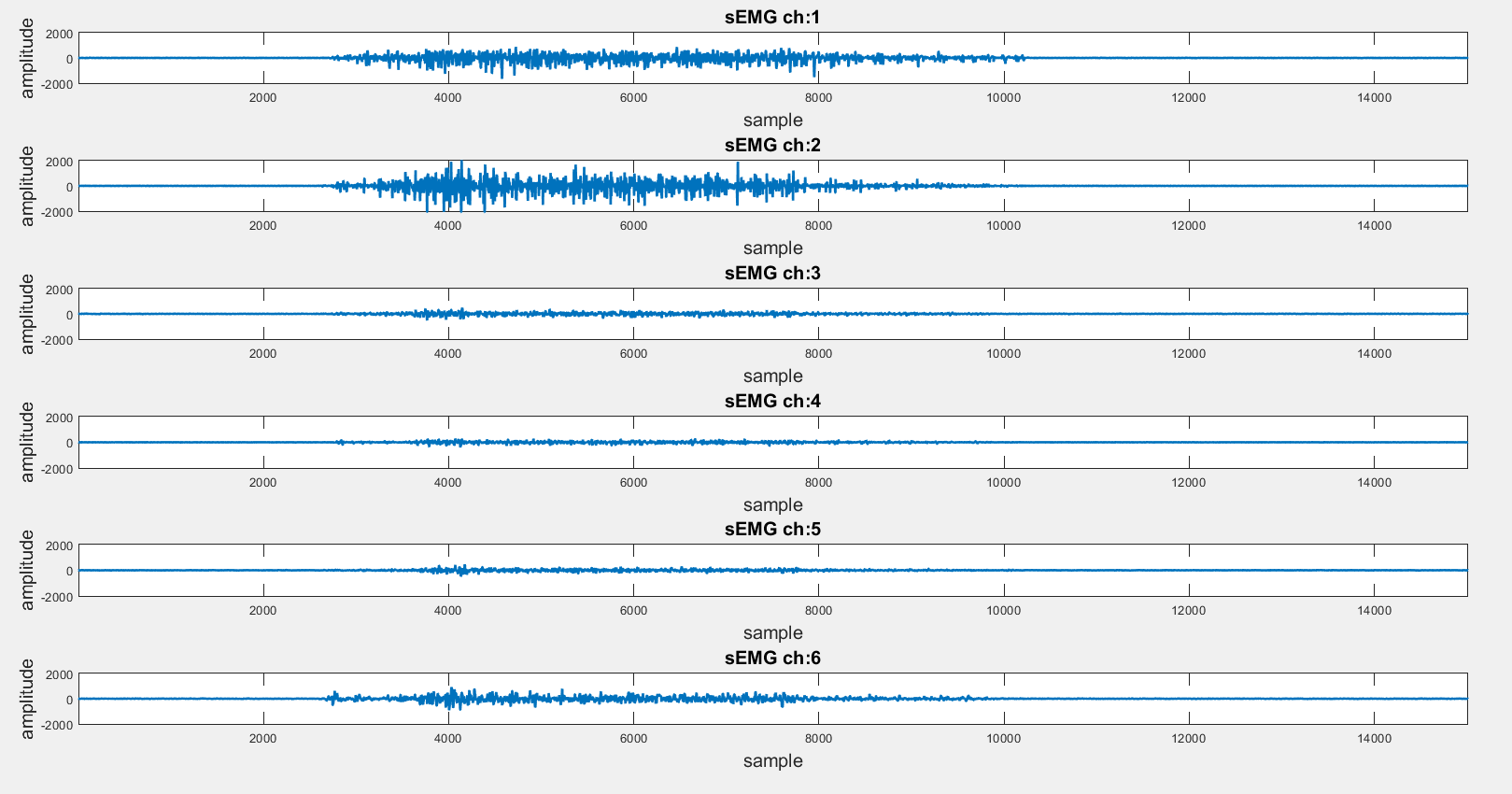


圖 5 - sEMG交擾

表面式EMG電極配置可以分為陣列式和雙極式。陣列式電極由數十至數百個單極電極組成，其優點是可以用來偵測EMG脈衝訊號在肌肉纖維上的傳導速度（Conduction velocity），此傳導速度可以被用來診斷個是運動神經疾病[16]。其缺點是價格昂貴、周邊設備多且配戴時行動不便。在不需要大量資料的一般應用中並不會使用。

表面式EMG電極通常為雙極（Bipolar）單差（Single differential）配置。將皮膚上的兩點的電位相減，得到的電位差視作該點所量測到的動作電位。此配置能夠將直流等共模雜訊濾除，提升訊號品質[1]。SENIAM計畫建議兩極之前的距離20毫米，並沿著肌肉纖維延伸的方向放置[17]。

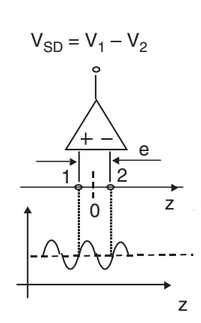


圖 6 - 雙極式sEMG等效電路[1]

## EMG應用於肢體角度預測

隨著EMG訊號量測技術和義肢工藝的進步，近來控制精密義肢成為EMG的熱門研究主題。研究目標也從過去簡單的一維開關控制[18]，轉為多維的比例肌電控制[7], [8]。以下我們將探索先前的研究。

### 大肢體角度預測

大肢體角度預測的研究範圍包括手肘彎曲角度[19]、肩膀旋轉角度[9], [20], [21]以及腿部伸展角度[22]的預測。這類型肢體的肌群較大，且量測上交擾的現象較少，EMG訊號的分析較小肢體角度預測簡單。

Aung與Al-Jumaily[9]利用四通道的sEMG訊號的方均根植和倒傳遞類神經網路（Back-propagation neural network）預測活動時肩膀和手肘的角度；Mamikoglu等[19]以十四通道sEMG結合外部輸入自回歸滑動平均模型（Auto-regressive integrated moving average with exogenous input）預測活動時的手肘角度；在平順的移動時，兩種預測方法都能有高於90%的準確率。

有較於前兩者預測活動時的肢體角度，Castro等[23]試著只用兩通道的sEMG預測手肘非移動時的角度。由於兩通道的sEMG正好能量測手肘伸展會用到的主動肌（Agonist muscle）和拮抗肌（Antagonist muscle），這是正確辨識肢體角度的最少通道數。因其資訊量少，此論文在預測手腕是否在0、45、90度的準確率僅有70%。

### 手腕角度預測

由於需帶動手腕、手掌和手指的動作，人類的前臂有大量的肌肉。肌肉數量多加上層層交疊，手腕角度的預測在近來才有比較高的準確率。

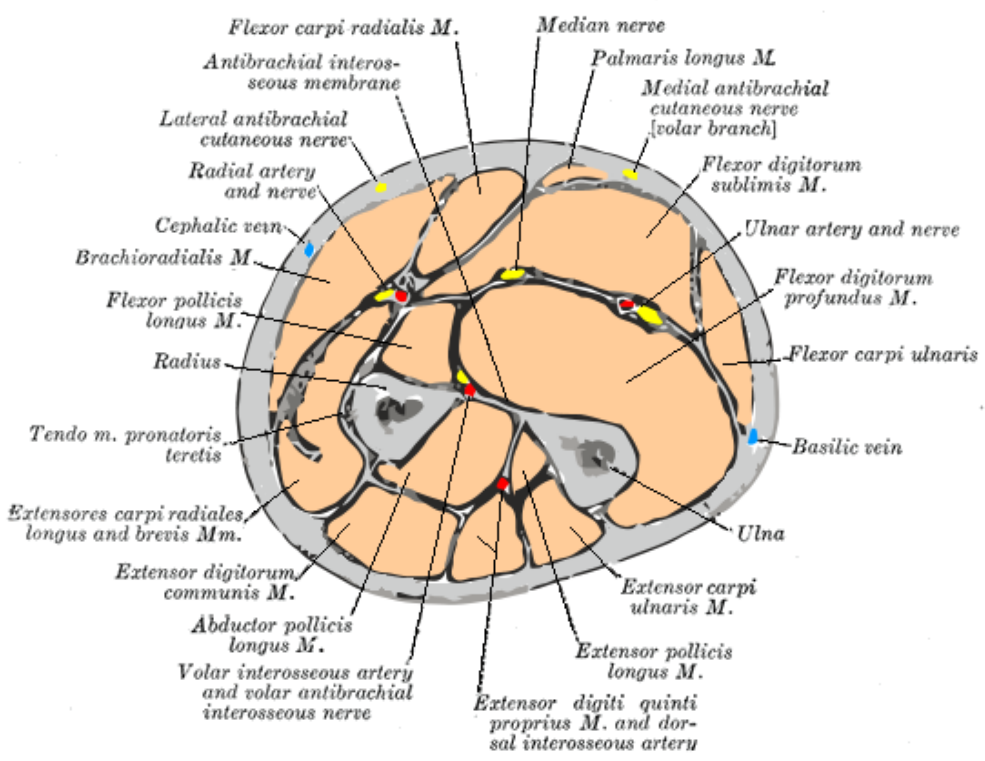


圖 7 - 人類前臂肌肉[24]

手腕的動作可以分為3組：

1. 彎曲（Flexion）和伸展（Extension）：手掌面下，上下移動手掌
2. 撓骨側偏移（Radial deviation）和尺骨側偏移（Ulnar deviation）：手掌面下，左右移動手掌
3. 往外反掌（Supination）和往內反掌（Pronation）：手掌面左，左右旋轉手掌

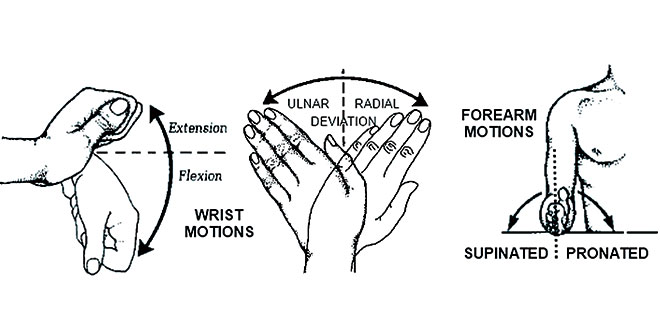


圖 8 – 手腕動作

在手腕角度預測的研究中，手腕的彎曲和伸展是必定探討的動作[10], [11], [15], [21], [25]–[29]；次之是尺骨側偏移和撓骨側偏移[10], [15], [25], [27], [28], [30]；最後則是往外反掌和往內反掌[11], [25], [29], [30]。研究中，預測準確率依此順序降低，而原因我們可以從三者所使用的肌肉分布看出：

1. 彎曲和伸展：
   1. 彎曲
      1. Flexor Carpi Radialis
      2. Flexor Carpi Ulnaris
      3. Flexor Digitorum
      4. Flexor Pollicis Longus
   2. 伸展
      1. Extensor Carpi Radialis
      2. Extensor Carpi Ulnaris
      3. Extensor Digitorum
      4. Extensor Pollicis Longus
2. 撓骨側偏移和尺骨側偏移
   1. 撓骨側偏移
      1. Flexor Carpi Radialis
      2. Extensor Carpi Radialis
   2. 尺骨側偏移
      1. Flexor Carpi Ulnaris
      2. Extensor Carpi Ulnaris
3. 往外反掌和往內反掌
   1. 往外反掌
      1. Supinator Muscle
      2. Biceps Brachii
   2. 往內反掌
      1. Pronator Teres
      2. Pronator Quadratus

彎曲和伸展的肌肉（Flexor、Extensor）屬於淺層肌肉，而和彎曲和伸展共用肌肉的撓骨側偏移和尺骨側偏移也因此屬於淺層肌肉[31]。這使得sEMG容易，訊號分析也較簡單[25]。反之，往外反掌和往內反掌所用到的肌肉（Supinator、Pronator）屬於深層肌肉[31]，不易量測，且很難找到確切的放置電極。

儘管如此，由於這些肌肉都位處於手肘附近，我們可以將多個電極以同心圓等距放置於手肘附近，不須精準地找到肌肉的位置。過去的研究利用這種電極配置都能有不錯的效果[11], [30]。

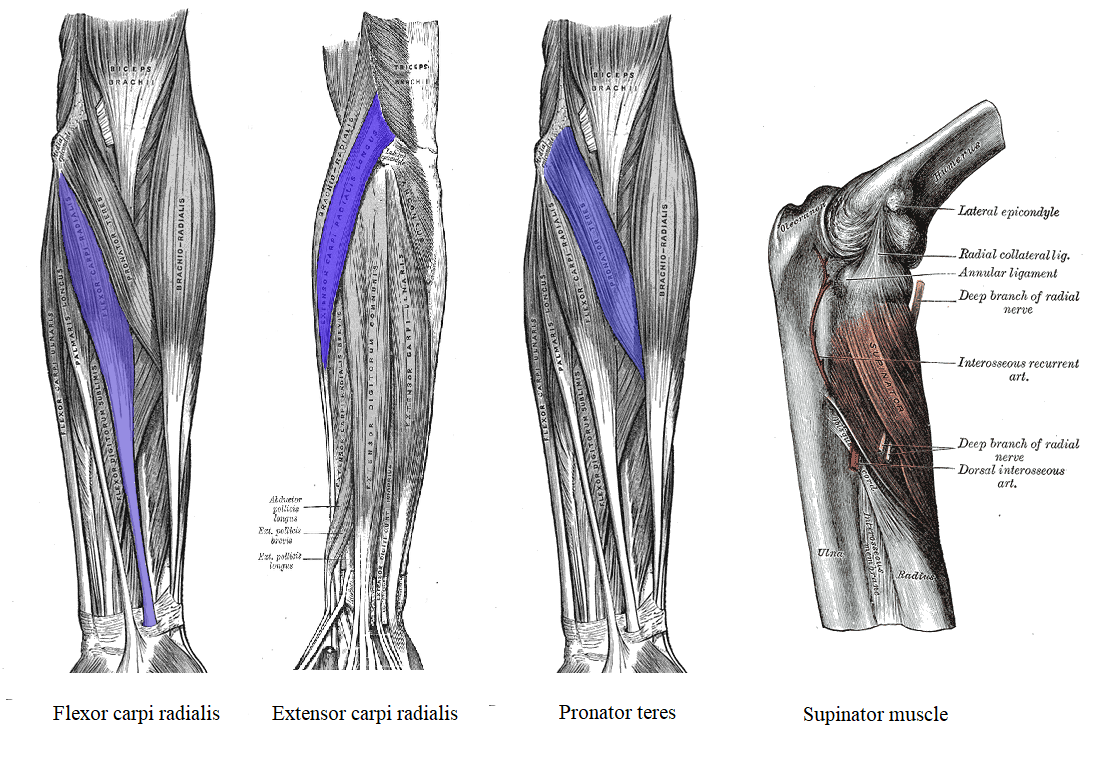


圖 9 – 手腕動作肌肉[24]

此論文中，我們將專注於彎曲和伸展以及往外反掌和往內反掌。這兩種動作的結合讓我們能夠完成生活上大部分的動作，也是手腕角度預測中最易與最難預測的兩種動作。

Nielsen等[10]利用sEMG進行彎曲和伸展以及撓骨側偏移和尺骨側偏移的角度預測。首先從七個通道的sEMG取得時域（Time domain）特徵：絕對平均數（Mean absolute value，MAV）、Zero-crossing（ZC）、斜率正負變化（Slope sign changes）、波形長度（Wave length）結合自迴歸特徵，用以上特徵訓練並預測多層感知器（Multilayer perceptron，MLP）。

Muceli等[25]用共80通道的陣列式sEMG錄製資料，將sEMG訊號取絕對值後輸入至16赫茲巴特沃斯低通濾波器作為MLP的輸入。作者觀察到三組手腕動作共有六個自由度，因此使用了六個獨立的MLP來預測手腕角度，準確率約在70%。

Hahne等[15]從192通道的陣列式sEMG資料擷取三種訊號特徵：sEMG的平方平均（）、方均根（）、Log-variance（），其中後兩著為非線性的轉換。三種特徵在三種角度預測方法中比較預測準確率。基礎的線性回歸中，非線性的轉換：方均根和Log-variance有較高的準確率；在能進行非線性預測的MLP中，平方平均（）sEMG的結果較佳。

## sEMG訊號特徵

由於sEMG訊號的時變及高隨機特性，在利用sEMG訊號預測肌肉張力或肢體伸展角度，我們必須歸納sEMG訊號在某段時間的特性，也就是尋找sEMG訊號的特徵。在文獻中我們發現，sEMG特徵並不複雜，絕對平均數（Mean absolute value，MAV）和平方平均數（Root mean square，RMS）是最常用來擷取sEMG訊號振幅的兩個方法[32]，但除此之外還有許多常用的方法。以下我們將探討各式sEMG訊號處理方法。

### 絕對平均數（Mean absolute value，MAV）

MAV為常用的sEMG訊號特徵擷取方法[11], [29], [30]。MAV可以被用來歸納一訊號在某段時間內的振幅大小。由於sEMG訊號為一高斯訊號，且其平均值為零，一般的移動平均（Moving average）無法被使用。

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

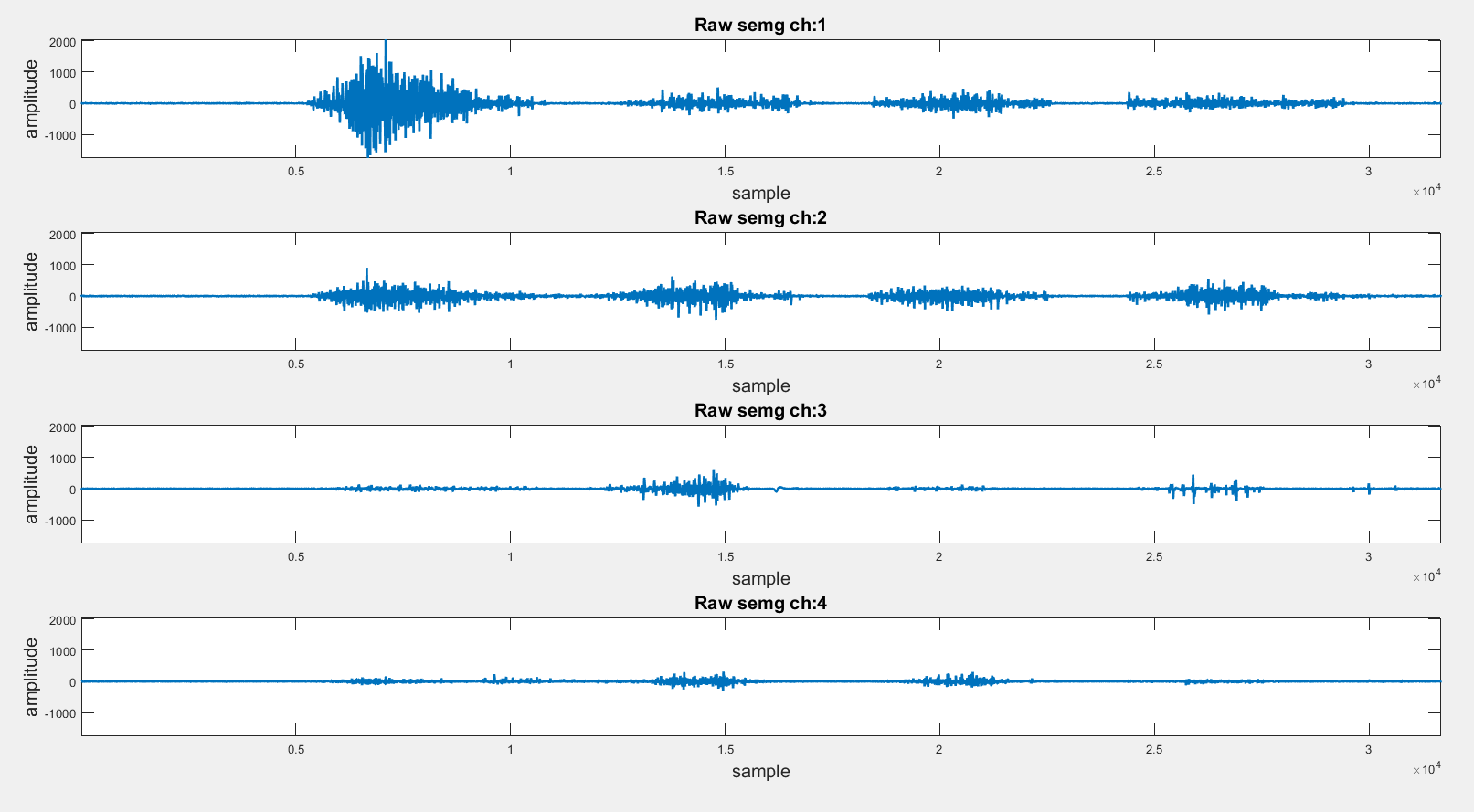


圖 10 – 原始sEMG訊號

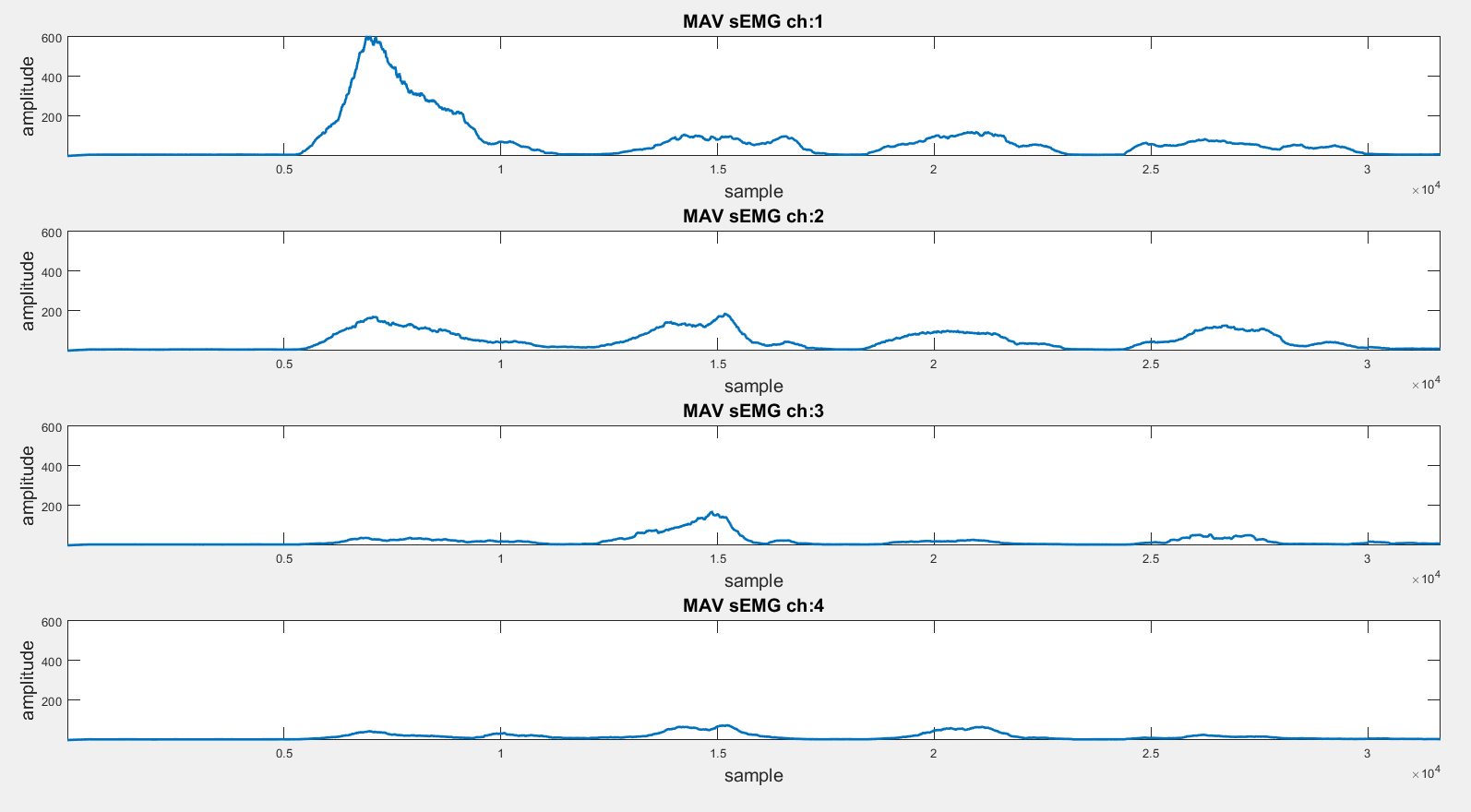


圖 11 – sEMG訊號的MAV值

### 平方平均數（Root mean square，RMS）

RMS是另一種常用的sEMG訊號特徵擷取方法[15], [25], [29], [33]，和MAV的差別在於，RMS計算訊號的平均功率，也常用在電氣功率的計算。

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2) |

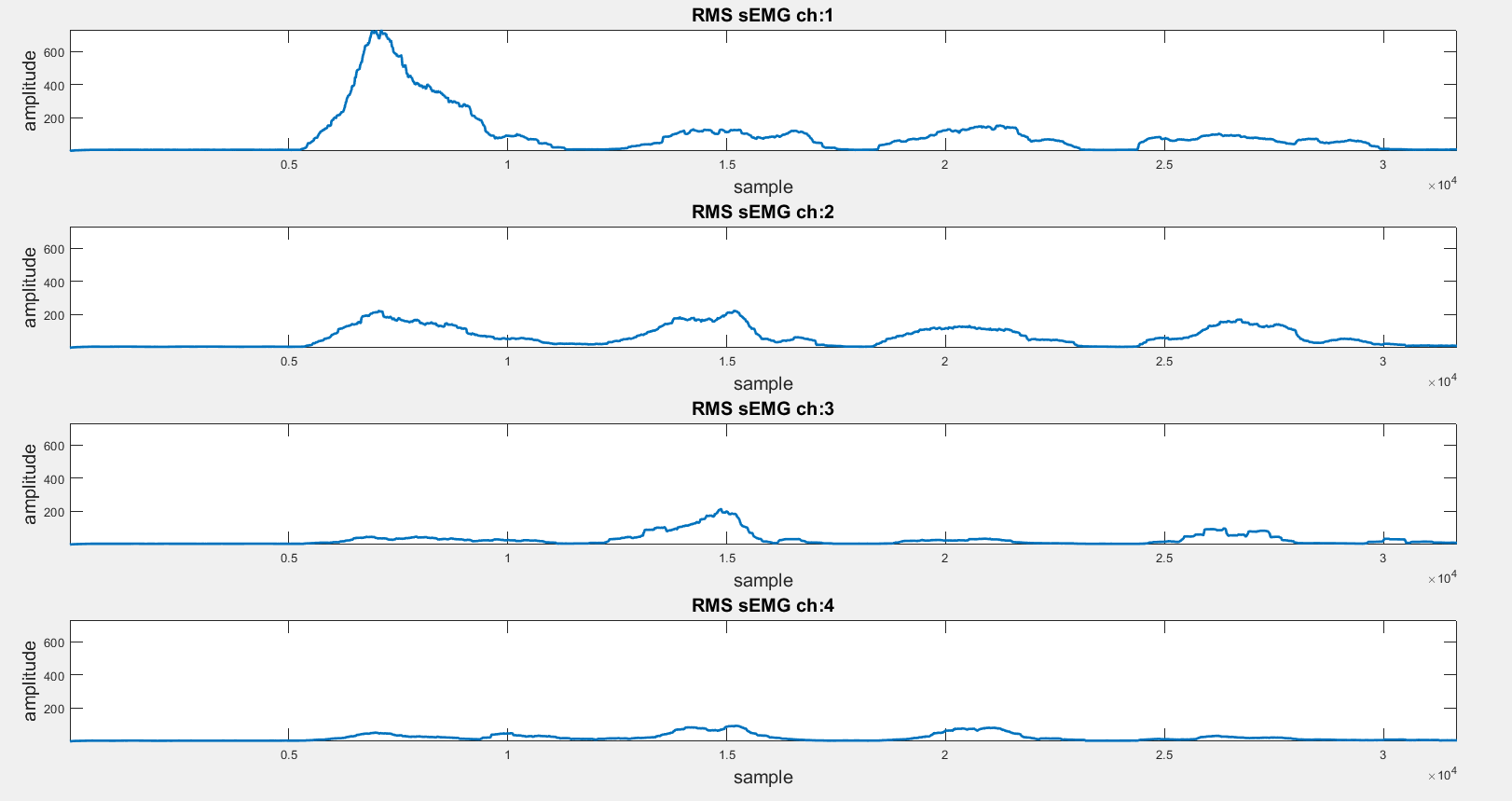


圖 12 – sEMG訊號的RMS值

比較sEMG的MAV和RMS值，兩者僅在振幅大小有些微的差異：

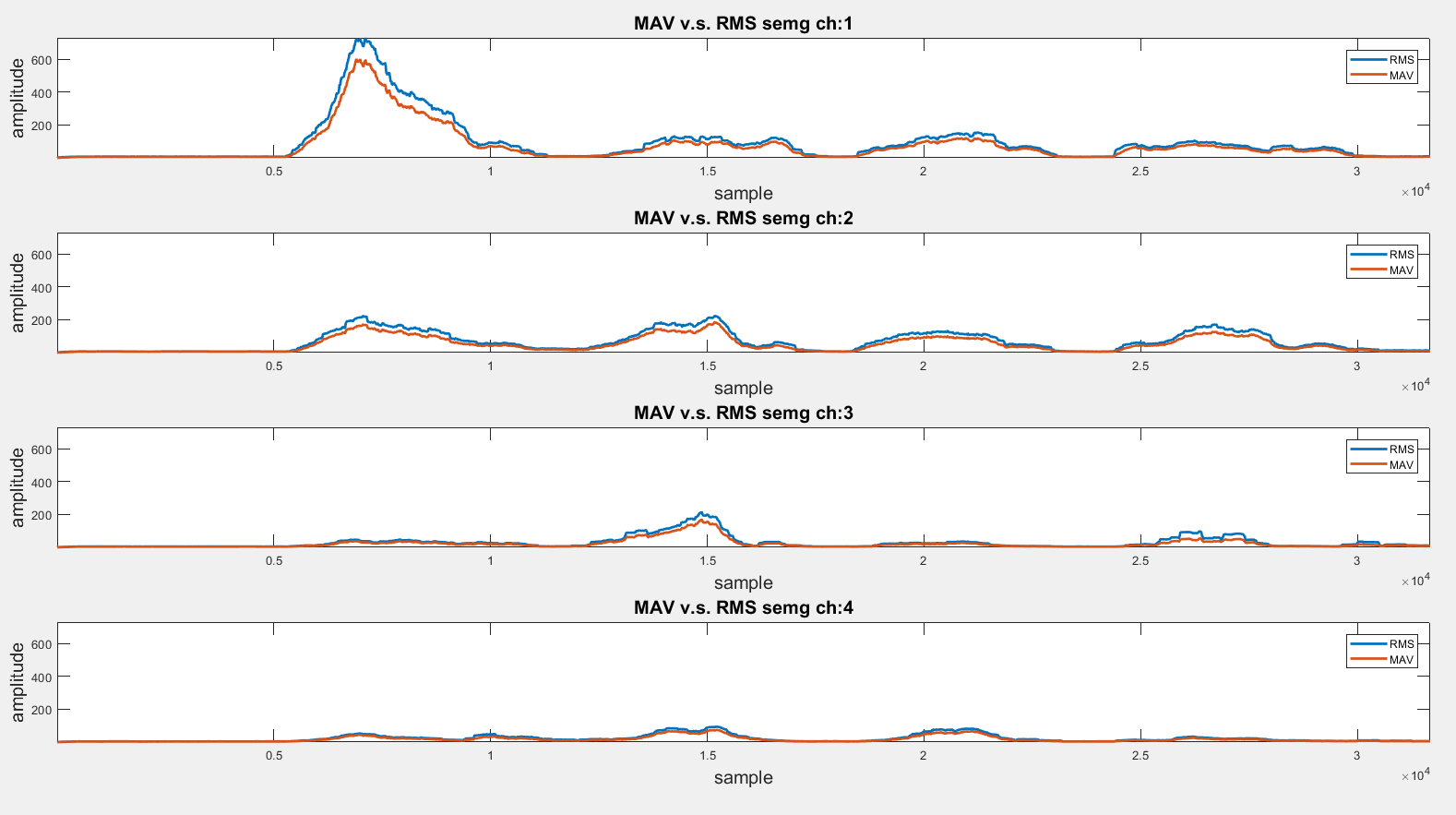


圖 13 – 比較sEMG訊號的MAV和RMS值

### 絕對值波形包絡（Wave envelope of absolute value）

MAV和RMS都是用來取得波形包絡（Wave envelope）的方法，而另一種常見的方法是將sEMG訊號的絕對值輸入數位低通濾波器得到波形包絡[25], [27], [28], [30]。所使用的低通濾波器的截止頻率從1赫茲至20赫茲不等。

選擇sEMG訊號特徵時，我們必須考慮應用場合及其運算資源消耗。複雜的特徵讓我們在預測角度時有更多的資訊，但當資訊量增大，運算量也隨之增加。在此論文我們將實現實時手腕角度預測，並著重於sEMG訊號的分離，因此選擇了較基礎的RMS值作為sEMG訊號的特徵。

## sEMG訊號分離

在研究及醫療環境中，sEMG電極可以被精準地放置，量測出單一肌肉群的訊號，提高肌肉張力、手勢和角度預測的準確率。但一般使用者不具備所需的醫療知識，且搜尋肌肉的放置過程耗時，因此許多研究試著探索簡化電極放置的預測效果[10], [11], [15], [27], [30]。在此論文中，我們將多個電極以同心圓等距放置於手肘附近，不精準地找到肌肉的位置。

sEMG訊號中容易出現的肌電訊號交擾（Cross-talk）[14]，在此配置下加劇。因此訊號分離（Source separation）成了重要的課題。而由於我們沒有真正的訊號源資訊，這成了訊號處裡中常見的盲訊號分離（Blind signal separation，BSS）問題。

設我們從觀察皮膚表面測量到的觀測值為**x**，**x**為訊號源**s**經過混合矩陣**A**線性轉換（混合）後的結果：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3) |

我們希望能找出反混合矩陣**B**，找出訊號源**s**：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (4) |

BSS的常用的一門方法，獨立成分分析（Independent components analysis，ICA）已經被成功的應用在生醫訊號領域中[34]–[39]。在ICA演算法裡，我們定義並優化各式的訊號特徵來找出反混合矩陣。

Naik等[40]比較了多種ICA演算法對於手勢辨識準確率的幫助，其中包括：Fast-ICA、Infomax-ICA、JADE-ICA和Temporal Decorrelation Source Separation （TDSEP）。其中TDSEP和Fast ICA對於辨識率的提升最有幫助。

一般訊號處裡中常用的Fast ICA能從線性混合訊號中找出訊號源，但由於EMG訊號屬於高斯分布，ICA在sEMG中使用的效果不佳[41]，多用來濾除動作產生的雜訊[34]。

在此論文中，我們將sEMG訊號經過RMS計算後再將訊號分離，避免sEMG訊號高度高斯的性質。以下將介紹兩種本篇論文使用的sEMG訊號分離方法。

### Non-negative ICA（nICA）

nICA過去已經成功被用在影像和音頻訊號的處理[42]。nICA假設：

1. 訊號源**s**為恆正的隨機向量
2. 訊號源在**s** = 0的機率不為零

sEMG訊號為肌肉輸出功率的表徵[43]，因此以上兩種假設皆成立。

設我們從觀察皮膚表面測量到的觀測值為**x**，**x**為恆正訊號源**s**經過混合矩陣**A**線性轉換（混合）後的結果：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (5) |

|  |  |
| --- | --- |
| https://lh4.googleusercontent.com/Pcf7KDqUM_SQ4yoND2mLedCDjZwGnzCXjLh-3vT5kqn7YcyNPHEnQnqBI5LIhdIU-QZGR9J3kjZqbsUTf2qA_Acj-pUWe7qrCYR2b0yxZRyD2RI5oyXGizXdvOLFpC7jXGDgJKiEUEE  圖 14 – 訊號源**s** | https://lh6.googleusercontent.com/g7smDDxPELkgqCaYO4Y4vGdIUISkNOlMG4t9JF2mpJjnWvvHxGOUbFySsBv9cKiMmakovrZsUd1crUXk4lVf76cfArOw3rxAD0uILbEYoqyPSxsVfyrGEoY0MLUExawZr2bDYuQ25B4  圖 15 – 混合訊號**x** |

首先我們將混合訊號**x**經過ZCA白化轉換（ZCA whitening transform），白化後的**z**的共變異數矩陣（Covariance matrix）為一單位矩陣（Identity matrix）：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (6) |

設**E**為**x**的共變異數矩陣的特徵向量（Eigenvector）組成的正交矩陣；**D**為的特徵值（Eigenvalue）組成的對角矩陣。

由於

|  |  |
| --- | --- |
|  | (7) |

我們選擇

|  |  |
| --- | --- |
|  | (8) |

其中為樣本共變異數矩陣（Sample covariance matrix）

|  |  |
| --- | --- |
| https://lh6.googleusercontent.com/g7smDDxPELkgqCaYO4Y4vGdIUISkNOlMG4t9JF2mpJjnWvvHxGOUbFySsBv9cKiMmakovrZsUd1crUXk4lVf76cfArOw3rxAD0uILbEYoqyPSxsVfyrGEoY0MLUExawZr2bDYuQ25B4  圖 16 – 混合訊號**x** | https://lh4.googleusercontent.com/8_XLJmwFCtzzP_GhfeWwtuf2qoMNRTdLQaI213M2A1uzO59uTU3vNAYMhGYrIBOcUxH0Ae4v90cOBSYSFAVloXihuSWTSazzu9ztA44oIuzkwIWstiKdQ7SeFzsr8WMYDeIFBxB6jM0  圖 17 – 白化訊號**z** |

一般的ICA演算法在此階段會試著找到一旋轉矩陣使得降低反混合結果的高斯性質（Gaussianity），如利用峰度（Kurtosis）[44]。但觀察白化訊號**z**，加上我們對於**s**的假設，我們發現我們只需要找到一旋轉矩陣將白化訊號**z**的資料點都轉至第一象限即可。

定義此旋轉矩陣為**W**，旋轉結果為**y**：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (9) |

我們可以定義一成本函數（Cost function）J：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (10) |

其中，為改正後的。

由於

|  |  |
| --- | --- |
|  | (11) |

當經過**W**旋轉後的 超出第一象限時，其對應的 便是該點的成本。

為了優化成本函數J(**W**)，我們定義**W**為：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (12) |

此時優化J(**W**)變成了優化J()，而在此簡化的二維問題 ：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (13) |

其中

現在我們可以利用梯度下降法（Gradient descent）找出最佳的值，最後建構出：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (14) |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| https://lh5.googleusercontent.com/WpFQUUP0SJsRCmKsv9BM2DZStkFYDAb2bezL5fk8ebkkWiDm3NPAyGPwuxvEE37o7IUonnkCTEM5av2Jseh2Mt9457rq5fN484cSRWew7PfKthWqKKhw13DWJbOFHBU-oV0fPtkbJrA  圖 18 – 梯度下降0次 | https://lh6.googleusercontent.com/_LA3X_InXSwy9NKOTNGN499C9GzDSEqT2whN0FLTox0iz6KHxenRqHA2cmOTcM9zBITuv2FvQ3rX-QJJBDDvUsvuj9iCNMBk0u63gn2Fq0L3qfcQRYHGV9r74CCzizfdCCid4YyezQE  圖 19 – 梯度下降150次 | https://lh6.googleusercontent.com/Y5XRcwuynyV8nkORz_5QKZvHsMMXDY6NES1IVm5jdpBHxHDSa6h1kWwjIGGqgBisVL1ASx74q3tHH24kW8oQYlKS1FwuY248fg5seWukTUeaB0RC3hUoceSIzV2sK8WPjXJMtVMagmE  圖 20 – 梯度下降400次 |
|  |  |  |

1. Reference