國立交通大學

電控工程研究所

碩士論文

訊號分離演算法應用於表面式EMG訊號之手腕角度估測

sEMG Signal Separation for Wrist Angle Estimation

研究生：王順興

指導教授：董蘭榮教授

中華民國一百零七年十一月

訊號分離演算法應用於表面式EMG訊號之手腕角度估測

sEMG Signal Separation for Wrist Angle Estimation

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 研究生：王順興  指導教授：董蘭榮教授 | |  | | --- | | Student: Jacky Wang  Advisor：Lennon Dung | |

國立交通大學

電控工程研究所

碩士論文

**A Thesis**

**Submitted to Institute of Electrical and Control Engineering**

**College of Electrical and Computer Engineering**

**National Chiao Tung University**

**in Partial Fulfillment of the Requirements**

**for the Degree of Master**

**in**

**Institute of Electrical and Control Engineering**

**October 2018**

**Hsinchu, Taiwan, Republic of China**

中華民國一百零七年十一月

1. 目錄

[目錄 2](#_Toc536387039)

[中文摘要 4](#_Toc536387040)

[ABSTRACT 5](#_Toc536387041)

[圖目錄 6](#_Toc536387042)

[表目錄 9](#_Toc536387043)

[第一章 緒論 10](#_Toc536387044)

[1.1 研究動機與目的 10](#_Toc536387045)

[1.2 論文簡介 10](#_Toc536387046)

[1.3 論文架構 12](#_Toc536387047)

[第二章 研究背景 13](#_Toc536387048)

[2.1 肌電訊號 13](#_Toc536387049)

[2.1.1 肌電訊號量測 14](#_Toc536387050)

[2.1.2 表面式肌電訊號量測 15](#_Toc536387051)

[2.2 sEMG應用於肢體角度估測 17](#_Toc536387052)

[2.2.1 大肢體角度估測 17](#_Toc536387053)

[2.2.2 手腕角度估測 18](#_Toc536387054)

[2.3 sEMG訊號特徵 21](#_Toc536387055)

[2.3.1 平方平均數（Root mean square，RMS） 21](#_Toc536387056)

[2.3.2 絕對平均數（Mean absolute value，MAV） 23](#_Toc536387057)

[2.3.3 絕對值波形包絡（Wave envelope of absolute value） 24](#_Toc536387058)

[2.4 sEMG訊號分離 24](#_Toc536387059)

[2.4.1 Non-negative ICA（nICA） 25](#_Toc536387060)

[2.4.2 Temporal Decorrelation Source Separation（TDSEP） 30](#_Toc536387061)

[2.5 類神經網路架構 34](#_Toc536387062)

[2.5.1 多層感知器（Multilayer perceptron，MLP） 34](#_Toc536387063)

[2.5.2 長短期記憶類神經網路（Long Short-Term Memory，LSTM） 36](#_Toc536387064)

[第三章 訊號處理流程參數與分析 37](#_Toc536387065)

[3.1 sEMG訊號分離演算法分析 37](#_Toc536387066)

[3.1.1 將Fast-ICA套用於sEMG訊號 37](#_Toc536387067)

[3.1.2 將nICA套用於sEMG訊號 40](#_Toc536387068)

[3.1.3 將TDSEP套用於sEMG訊號 41](#_Toc536387069)

[3.2 sEMG電極組態 43](#_Toc536387070)

[3.3 訊號處理及估測參數 45](#_Toc536387071)

[3.3.1 訊號分離演算法參數 45](#_Toc536387072)

[3.3.2 LSTM類神經網路網路參數 45](#_Toc536387073)

[3.4 訊號處理流程 46](#_Toc536387074)

[3.4.1 Windowed RMS（RMS-only） 46](#_Toc536387075)

[3.4.2 Windowed RMS + nICA（RMS-nICA） 47](#_Toc536387076)

[3.4.3 Windowed RMS + TDSEP（RMS-TDSEP） 48](#_Toc536387077)

[第四章 系統架構與實驗結果 49](#_Toc536387078)

[4.1 實驗軟硬體 49](#_Toc536387079)

[4.1.1 sEMG訊號擷取與處理硬體 49](#_Toc536387080)

[4.1.2 sEMG訊號擷取與處理軟體 52](#_Toc536387081)

[4.1.3 訓練與實時估測之軟體流程 52](#_Toc536387082)

[4.2 訊號分離演算法效果評估方法 53](#_Toc536387083)

[4.2.1 手腕角度真值（Ground truth） 53](#_Toc536387084)

[4.2.2 均方根誤差（Root Mean Square Error，RMSE） 54](#_Toc536387085)

[4.2.3 交叉驗證（Cross-validation） 54](#_Toc536387086)

[4.3 實驗與結果評估流程 54](#_Toc536387087)

[4.4 實驗結果與分析 57](#_Toc536387088)

[4.4.1 四通道sEMG結果比較 57](#_Toc536387089)

[4.4.2 六通道sEMG結果比較 59](#_Toc536387090)

[4.4.3 實驗結果分析 63](#_Toc536387091)

[第五章 結論與未來展望 64](#_Toc536387092)

[5.1 結論 64](#_Toc536387093)

[5.2 未來展望 65](#_Toc536387094)

[參考文獻 66](#_Toc536387095)

[附錄一： 四通道與六通道sEMG估測結果 71](#_Toc536387096)

1. 中文摘要

訊號分離演算法應用於表面式EMG訊號之手腕角度估測

學生：王順興 指導教授：董蘭榮教授

國立交通大學電控工程研究所碩士班

摘要

本篇論文利用表面肌電訊號估測手腕角度。表面肌電訊號反映了肌肉群的用力，但量測時，視電極位置，單一電極所量測到的訊號甚至可能源於多個肌肉群。表面肌電訊號易受肌肉群的訊號交擾，因此許多文獻試著訊號分離演算法。過去的文獻中將ICA演算法套用於表面肌電訊號，但表面肌電訊號源屬於高斯分佈，利用ICA分離在各肌肉群產生之肌電訊號的效果不佳，多用來濾除動作產生的雜訊。本論文提出表面肌電訊號功率分離方法，先以RMS提取表面肌電訊號功率後，再以兩種訊號分離演算法（TDSEP與nICA）將表面肌電訊號功率分離，克服了過去ICA無法處理具高斯性質的表面肌電訊號的問題。透過自製的手腕角度估測系統進行實驗，我們評估了兩種訊號分離演算法處理對於手腕角度估測準確率的提升。在四通道表面式肌電訊號量測中，訊號分離演算法對於估測準確率（以RMSE量化）有15~20%的提升；在六通道表面式肌電訊號量測中，訊號分離演算法對於估測準確率有7~16%的提升。

1. ABSTRACT

sEMG Signal Source Separation for Wrist Angle Estimation

Student: Jacky Wang Advisor: Lennon Dung

Institute of Electrical and Control Engineering

National Chiao-Tung University

In this thesis, surface EMG signal (sEMG) is used to estimate the wrist angle. sEMG signal reflects the effort of the muscle. When measuring sEMG signal, a single electrode can receive EMG signal from multiple muscle group, affected by the cross-talk from muscles Previous research applied ICA algorithm to sEMG signal to separate EMG signal from different muscle group. However, EMG signal source is a highly gaussian signal source, ICA is ineffective. This thesis devised a sEMG signal power separation method, windowed RMS is used to extract sEMG signal power, then two signal separation algorithm (TDSEP and nICA) is applied, avoiding the problem of high gaussianity. Using the proposed wrist angle estimation system, we evaluate the performance improvement of using two signal separation algorithm in wrist angle estimation. In 4-channel sEMG, both algorithms improve the estimation accuracy (quantified by RMSE) by 15~20%; in 6-channel sEMG, the estimation accuracy is improved by 7~16%.

圖目錄

[圖 1：人體動作控制機制示意圖 13](#_Toc536387097)

[圖 2：侵入式EMG 14](#_Toc536387098)

[圖 3：雙極式sEMG電極 15](#_Toc536387099)

[圖 4：表面式EMG陣列 15](#_Toc536387100)

[圖 5：sEMG交擾 15](#_Toc536387101)

[圖 6：雙極式sEMG等效電路 16](#_Toc536387102)

[圖 7：人類前臂肌肉 18](#_Toc536387103)

[圖 8：手腕動作 19](#_Toc536387104)

[圖 9：手腕動作肌肉 20](#_Toc536387105)

[圖 10：原始sEMG訊號 22](#_Toc536387106)

[圖 11：sEMG訊號的RMS值 22](#_Toc536387107)

[圖 12：sEMG訊號的MAV值 23](#_Toc536387108)

[圖 13：比較sEMG訊號的MAV和RMS值 23](#_Toc536387109)

[圖 14：訊號源**s** 25](#_Toc536387110)

[圖 15：混合訊號**x** 25](#_Toc536387111)

[圖 16：白化訊號**z** 26](#_Toc536387112)

[圖 17：梯度下降0次 28](#_Toc536387113)

[圖 18：梯度下降150次 28](#_Toc536387114)

[圖 19：梯度下降800次 28](#_Toc536387115)

[圖 20：原始訊號：從第1維度觀測 29](#_Toc536387116)

[圖 21：原始訊號：從第2維度觀測 29](#_Toc536387117)

[圖 22：原始訊號：從第3維度觀測 29](#_Toc536387118)

[圖 23：混合訊號：從第1維度觀測 29](#_Toc536387119)

[圖 24：混合訊號：從第2維度觀測 29](#_Toc536387120)

[圖 25：混合訊號：從第3維度觀測 29](#_Toc536387121)

[圖 26：ZCA白化：從第1維度觀測 30](#_Toc536387122)

[圖 27：ZCA白化：從第2維度觀測 30](#_Toc536387123)

[圖 28：ZCA白化：從第3維度觀測 30](#_Toc536387124)

[圖 29：nICA旋轉：從第1維度觀測 30](#_Toc536387125)

[圖 30：nICA旋轉：從第2維度觀測 30](#_Toc536387126)

[圖 31：nICA旋轉：從第3維度觀測 30](#_Toc536387127)

[圖 32：原始二通道訊號波形 32](#_Toc536387128)

[圖 33：原始二通道訊號分佈 32](#_Toc536387129)

[圖 34：原始二通道訊號互相關 32](#_Toc536387130)

[圖 35：混合後二通道訊號波形 32](#_Toc536387131)

[圖 36：混合後二通道訊號分佈 32](#_Toc536387132)

[圖 37：混合後二通道訊號互相關 33](#_Toc536387133)

[圖 38：反混合後二通道訊號波形 33](#_Toc536387134)

[圖 39：反混合後二通道訊號分佈 33](#_Toc536387135)

[圖 40：反混合後二通道訊號互相關 33](#_Toc536387136)

[圖 41：多層感知器類神經網路 34](#_Toc536387137)

[圖 42：長短期記憶類神經網路架構 36](#_Toc536387138)

[圖 43：原始sEMG訊號 37](#_Toc536387139)

[圖 44：經Fast-ICA處理後的sEMG訊號 38](#_Toc536387140)

[圖 45：經RMS處理後的sEMG訊號 38](#_Toc536387141)

[圖 46：經RMS處理後的Fast-ICA－sEMG訊號 39](#_Toc536387142)

[圖 47：經RMS處理後的sEMG樣本分佈 39](#_Toc536387143)

[圖 48：經RMS處理後的Fast-ICA：sEMG樣本分佈 39](#_Toc536387144)

[圖 49：經RMS處理後的sEMG訊號 40](#_Toc536387145)

[圖 50：經nICA反混合後的RMS-sEMG訊號 41](#_Toc536387146)

[圖 51：經RMS處理後的sEMG樣本分佈 41](#_Toc536387147)

[圖 52：經nICA反混合後的RMS-sEMG樣本分佈 41](#_Toc536387148)

[圖 53：經TDSEP反混合後的RMS-sEMG訊號 42](#_Toc536387149)

[圖 54：經RMS處理後的sEMG樣本分佈 42](#_Toc536387150)

[圖 55：經TDSEP反混合後的RMS-sEMG樣本分佈 42](#_Toc536387151)

[圖 56：四通道sEMG放置：0度 43](#_Toc536387152)

[圖 57：四通道sEMG放置：45度 43](#_Toc536387153)

[圖 58：六通道sEMG 44](#_Toc536387154)

[圖 59：六通道sEMG 44](#_Toc536387155)

[圖 60：六通道sEMG 44](#_Toc536387156)

[圖 61：四通道sEMG放置範例 44](#_Toc536387157)

[圖 62：六通道sEMG放置範例 44](#_Toc536387158)

[圖 63：RMS-only訊號處理流程 46](#_Toc536387159)

[圖 64：RMS-nICA訊號處理流程 47](#_Toc536387160)

[圖 65：RMS-TDSEP訊號處理流程 48](#_Toc536387161)

[圖 66：sEMG電極貼片 49](#_Toc536387162)

[圖 67：雙極式sEMG等效電路 49](#_Toc536387163)

[圖 68：主動電極正面 50](#_Toc536387164)

[圖 69：主動電極背面 50](#_Toc536387165)

[圖 70：低通濾波器電路圖 50](#_Toc536387166)

[圖 71：高通濾波器電路圖 50](#_Toc536387167)

[圖 72：反向放大器電路圖 51](#_Toc536387168)

[圖 73：反向加法器電路圖 51](#_Toc536387169)

[圖 74：主動電路電路板 51](#_Toc536387170)

[圖 75：Teensy 3.2 51](#_Toc536387171)

[圖 76：訓練階段軟體流程 52](#_Toc536387172)

[圖 77：實時估測階段軟體流程 52](#_Toc536387173)

[圖 78：角度感測器放置範例 53](#_Toc536387174)

1. 表目錄

[表 1：手腕動作分類 18](#_Toc536387175)

[表 2：各手腕動作所用之肌肉群 19](#_Toc536387176)

[表 3：三種訊號處理流程 46](#_Toc536387177)

[表 4：四種實驗動作 55](#_Toc536387178)

[表 5：手腕動作流程 55](#_Toc536387179)

[表 6：四通道sEMG以0度放置：各訊號處理平均RMSE（度） 57](#_Toc536387180)

[表 7：四通道sEMG以0度放置：各訊號處理相對RMS-only RMSE 57](#_Toc536387181)

[表 8：四通道sEMG以45度放置：各訊號處理平均RMSE（度） 58](#_Toc536387182)

[表 9：四通道sEMG以45度放置：各訊號處理相對RMS-only RMSE 58](#_Toc536387183)

[表 10：四通道sEMG： nICA / TDSEP相對RMS-only RMSE 58](#_Toc536387184)

[表 11：六通道sEMG以0度放置：各訊號處理流程平均RMSE（度） 59](#_Toc536387185)

[表 12：六通道sEMG以0度放置：各訊號處理流程相對RMS-only RMSE 59](#_Toc536387186)

[表 13：六通道sEMG以15度放置：各訊號處理流程平均RMSE（度） 60](#_Toc536387187)

[表 14：六通道sEMG以15度放置：各訊號處理流程相對RMS-only RMSE 60](#_Toc536387188)

[表 15：六通道sEMG以30度放置：各訊號處理流程平均RMSE（度） 61](#_Toc536387189)

[表 16：六通道sEMG以30度放置：各訊號處理流程相對RMS-only RMSE 61](#_Toc536387190)

[表 17：六通道sEMG：RMS-nICA相對RMS-only RMSE 62](#_Toc536387191)

[表 18：六通道sEMG：RMS-TDSEP相對RMS-only RMSE 62](#_Toc536387192)

[表 19：四通道sEMG：平均RMSE（度） 71](#_Toc536387193)

[表 22：六通道sEMG：平均RMSE（度） 71](#_Toc536387194)

# 緒論

## 研究動機與目的

早在二十世紀初期，科學家便發現肌肉張力伴隨著肌電訊號（EMG）的活動強度增強而增加，並依此研究人體構造[1]。現在的肌電訊號分析應用包括步態分析[2]、疲勞分析[3]、運動神經細胞疾病診治[4]和義肢控制[5–9]。

近年來許多研究者以表面式肌電訊號（sEMG）實現比例肌電控制（Proportional myoelectric control）[8–13]，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sEMG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。因此我們開發一套手腕角度估測系統，並且利用訊號分離演算法增加估測準確率。

## 論文簡介

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。侵入式EMG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[14]。一般應用上，表面式EMG（sEMG）的使用較為廣泛，也是此論文的研究重點。

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，EMG源訊號在肌肉用力時為高斯分布[15, 16]。sEMG電極離EMG訊號源較遠，量測時只能瞄準單一肌肉群。視電極位置，單一電極量測到的動作電位甚至可能源於多個肌肉群。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），sEMG訊號容易受多個肌肉群交擾（Crosstalk）[17]，而我們將此交擾視為深層肌電訊號的線性混合。

本論文中我們透過sEMG訊號估測手腕角度。在手腕角度估測的研究中，手腕的彎曲和伸展是必定探討的動作[8–10, 18–23]；次之是尺骨側偏移和撓骨側偏移[8, 10, 11, 20–22]；最後則是往外反掌和往內反掌[9, 10, 22, 23]。論文中，我們將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，也是手腕角度估測中最易與最難估測的兩種動作。

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、手勢和角度估測的準確率。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估測效果[8–11, 24]。實驗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，增加應用上的可行性。sEMG訊號中容易出現的肌電訊號交擾（Cross-talk），在此配置下加劇，因此訊號分離（Source separation）成了重要的課題。

EMG源訊號在肌肉用力時為高斯分布[15, 16]，訊號分離中常用的ICA（Independent Component Analysis）無法處理為高斯分布的的訊號源。利用ICA分離各肌肉群產生之EMG訊號的效果不佳[16]，多用來濾除動作產生的雜訊[25]。實驗中，我們發現直接將Fast-ICA套用於原始sEMG訊號，其訊號分離效果極差。在本論文中，我們將sEMG訊號經過RMS計算後再將訊號分離，避開sEMG訊號高度高斯的性質。

本論文中我們嘗試nICA（Non-negative ICA）[26]以及TDSEP（Temporal Decorrelation Source Separation）[27]兩種訊號分離演算法。nICA將輸入訊號視作一群資料點，只考慮其在各維度上的分佈，並試著將各維度的共同資訊減少；對TDSEP來說，其分離指標則是時域上的相關性（Correlation）。

sEMG訊號和肌肉張力具有高度非線性關係[28]，因此利用sEMG訊號進行肌肉張力、手勢和角度估測時，能處理非線性問題的類神經網路是常用的方法[8, 10, 11, 22–24, 29–33]。sEMG訊號為一時間序列，肢體角度與sEMG訊號之間的關係可能因當前肢體角度的不同而改變。有文獻試著使用隱馬爾可夫模型（Hidden Markov model，HMM）[25]以及外部輸入非線性自動迴歸模型（Nonlinear Autoregressive with Exogenous Input Model，NARX）[34]。HMM試著建構隱藏的狀態鏈以及其對應的估測值；NARX利用過去的模型輸出以及輸入值來估測下一個輸出值。類神經網路中，遞歸神經網絡（Recurrent neural network，RNN）能夠在類神經網路內部儲存訊息，以達到和HMM與NARX類似的成效。本論文使用的RNN架構為長短期記憶類神經網路（Long Short-Term Memory，LSTM）。

實驗中我們評估四通道與六通道sEMG中，訊號分離演算法對於手腕角度結果的影響。在四通道sEMG中，訊號分離演算法對於估測準確率（以RMSE量化）有15~20%的提升；在六通道sEMG中，訊號分離演算法對於估測準確率有7~16%的提升。在兩種硬體組態下，TDSEP與nICA皆能對估測準確率有所幫助，其中TDSEP對於估測準確率的改善較nICA好一些。透過實驗我們也發現，四通道sEMG中，估測效果對於電極放置的敏感度高，估測結果差異大。實際應用中，我們建議使用六通道sEMG配合TDSEP訊號分離。

## 論文架構

本論文共分成五章。第一章介紹研究動機與論文架構。第二章介紹肌電訊號量測、手腕角度估測相關文獻，以及論文中使用的訊號處理演算法以及手腕角度估測用類神經網路架構。第三章分析訊號分離演算法在表面式EMG訊號中的使用，並介紹實驗中硬體組態與演算法參數。第四章介紹手腕估測系統軟硬體架構及實驗流程，最後呈現並分析實驗結果。第五章為本篇論文的結論以及未來研究上的展望。

# 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估測的各種方法。

## 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[28]。

由於來源的複雜性，肌電訊號為高斯分佈，大小通常為數毫伏[28]。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[35]。



圖 1：人體動作控制機制示意圖

節錄自[28]

### 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[1]。現在的EMG訊號分析應用包括步態分析[2]、疲勞分析[3]、運動神經細胞疾病診治[36]和義肢控制[5–9]。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[37]，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[28]。

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[14]。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

節錄自[38]

### 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訊號源較遠，量測時只能瞄準單一肌肉群。視電極位置，單一電極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）[17]，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  節錄自[10] |



圖 5：sEMG交擾

常見的表面式EMG電極配置為陣列式（Array electrode）和雙極式（Bipolar electrode）。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[39]。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。

雙極式電極為雙極（Bipolar）單差（Single differential）配置，如圖6，價格便宜且體積小。此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，因此能夠將直流等共模雜訊濾除，提升訊號品質[28]。SENIAM計畫建議兩極之間的距離20毫米，並沿著肌肉纖維延伸的方向放置[35]。



圖 6：雙極式sEMG等效電路

## sEMG應用於肢體角度估測

隨著sEMG訊號量測技術和義肢工藝的進步，近來控制精密義肢成為sEMG的熱門研究主題。研究目標也從過去簡單的一維開關控制[40]，轉為多維的比例肌電控制[5, 6]。以下我們將探索先前的研究。

### 大肢體角度估測

大肢體角度估測的研究範圍包括手肘彎曲角度[41]、肩膀旋轉角度[7, 12, 18]以及腿部伸展角度[42]的估測。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估測簡單。

Aung與Al-Jumaily[7]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）估測活動時肩膀和手肘的角度；Mamikoglu等[41]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）估測活動時的手肘角度；在平順的移動時，兩種估測方法都能有高於90%的準確率。

有較於前兩者估測活動時的肢體角度，Castro等[43]試著只用兩通道的sEMG估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，此論文在估測手腕是否在0、45、90度的準確率僅有70%。

### 手腕角度估測

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，如圖7。肌肉數量多加上層層交疊，手腕角度的估測在近來才有比較高的準確率。



圖 7：人類前臂肌肉

節錄自[44]

如表 1，手腕的動作可以分為3組：*彎曲（Flexion）*和*伸展（Extension）、撓骨側偏移（Radial deviation）*和*尺骨側偏移（Ulnar deviation）、往外反掌（Supination）*和*往內反掌（Pronation）*。如圖 8所示，手掌面下時，*彎曲和伸展*為上下移動手掌；*撓骨側偏移和尺骨側偏移*為左右移動手掌；*往外反掌和往內反掌*為左右旋轉手掌。

表 1：手腕動作分類

|  |  |
| --- | --- |
| 彎曲（Flexion）  伸展（Extension） | 手掌面下，上下移動手掌 |
| 撓骨側偏移（Radial deviation）  尺骨側偏移（Ulnar deviation） | 手掌面下，左右移動手掌 |
| 往外反掌（Supination）  往內反掌（Pronation） | 手掌面左，左右旋轉手掌 |



圖 8：手腕動作

節錄自[45]

在手腕角度估測的研究中，手腕的彎曲和伸展是必定探討的動作[8–10, 18, 19, 21–24]；次之是尺骨側偏移和撓骨側偏移[8, 10, 11, 21, 22, 24]；最後則是往外反掌和往內反掌[9, 11, 22, 23]。研究中，估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群看出。

表 2：各手腕動作所用之肌肉群

|  |  |
| --- | --- |
| 彎曲  Flexion | Flexor Carpi Radialis  Flexor Carpi Ulnaris  Flexor Digitorum  Flexor Pollicis Longus |
| 伸展  Extension | Extensor Carpi Radialis  Extensor Carpi Ulnaris  Extensor Digitorum  Extensor Pollicis Longus |
| 撓骨側偏移  Radial deviation | Flexor Carpi Radialis  Extensor Carpi Radialis |
| 尺骨側偏移  Ulnar deviation | Flexor Carpi Ulnaris  Extensor Carpi Ulnaris |
| 往外反掌  Supination | Supinator Muscle  Biceps Brachii |
| 往內反掌  Pronation | Pronator Teres  Pronator Quadratus |

如表 2所示，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[46]。這使得sEMG擷取容易，訊號分析也較簡單[22]。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[46]，不易量測，且很難找到確切的放置電極。

儘管如此，如圖 9所示，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[9, 11]。



圖 9：手腕動作肌肉

節錄自[44]

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，也是手腕角度估測中最易與最難估測的兩種動作。

Nielsen等[8]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估測。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，用以上特徵訓練多層感知器（Multilayer perceptron，MLP）。

Muceli等[22]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來估測手腕角度，準確率約在70%。

Hahne等[10]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估測方法中比較估測準確率。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；在能進行非線性估測的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訊號估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[47]。

### 平方平均數（Root mean square，RMS）

RMS是一種常用的sEMG訊號特徵擷取方法[10, 22, 23, 48]。RMS計算訊號的平均功率，也常用在電氣功率的計算。

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

圖 10為原始四通道sEMG訊號，其中包含四個動作：*彎曲（Flexion）、伸展（Extension）、往外反掌（Supination）*以及*往內反掌（Pronation）*。原始訊號的平均值為零，而由於EMG訊號源本身為高斯分布[15, 16]，經混合後的原始訊號亦為高斯分布。經過平方平均數（RMS）處理後，結果如圖 11所示，sEMG訊號變得平滑，四通道間相關性亦變得明顯。



圖 10：原始sEMG訊號



圖 11：sEMG訊號的RMS值

### 絕對平均數（Mean absolute value，MAV）

MAV為常用的sEMG訊號特徵擷取方法[9, 23, 49]。MAV可以被用來歸納一訊號在某段時間內的振幅大小。絕對平均數為平方平均數的近似值，能減少運算量但也降低訊號功率的準確率。

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

經過絕對平均數（MAV）處理後，結果如圖 12所示。和平方平均數相同，sEMG訊號變得平滑，四通道間相關性變得明顯。將絕對平均數和平方平均數處理後的sEMG訊號畫出，如圖 13所示，兩者僅在振幅大小有些微的差異。



圖 12：sEMG訊號的MAV值



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[21, 22, 24, 49]。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估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。本論文中我們將實現實時手腕角度估測，並著重於估測準確率，因此選擇了能準確計算訊號功率的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、手勢和角度估測的準確率。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估測效果[8–10, 24, 49]。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）[17]，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，**如式(3)所示，**x**為訊號源**s**經過混合矩陣**A**線性轉換（混合）後的結果：

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

如式(4)所示，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 Component Analysis，ICA）已經被成功的應用在生醫訊號領域中[50–54]。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[16]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源訊號屬於高斯分佈，利用ICA分離各肌肉群產生之EMG訊號的效果不佳[16]，多用來濾除動作產生的雜訊[25]。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為Mark D. Plumbley[26]所提出的正值ICA，此方法曾被用於影像和音頻訊號的處理。nICA假設訊號源**s**為恆正的隨機向量，而且訊號源在**s** = 0的機率不為零。sEMG訊號為肌肉輸出功率的表徵[55]，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**，如式(5)所示，**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。訊號源**s**為兩個均匀分布訊號組成，如圖 14，兩維度間沒有相關性。經過混合矩陣**A**混合後的混合訊號**x**如圖 15所示，此時維度間有相關性。

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

|  |  |
| --- | --- |
| 圖 14：訊號源**s** | 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），如式(6)所示：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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）

經過ZCA白化轉換後的結果如圖 16所示。此時訊號分布變為矩形，我們只須找到一旋轉矩陣，使得旋轉後的資料在兩維度上的分布回到原本沒有相關性的狀態。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）[56]。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。

|  |
| --- |
| 圖 16：白化訊號**z** |

定義此旋轉矩陣為**W**，如式(9)所示，旋轉結果為**y**：

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

我們可以定義一成本函數（Cost function）J，如式(10)：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (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**為一旋轉矩陣，如式(12)：

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

此時優化J(**W**)（式(10)）變成了優化J()，而在此簡化的二維問題 。針對J()進行偏微分，我們得到式(13)：

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

其中

利用式(13)，我們可以利用梯度下降法（Gradient descent）找出最佳的值，最後建構出值的更新如式(14)所示：

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

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 圖 17：梯度下降0次 | 圖 18：梯度下降150次 | 圖 19：梯度下降800次 |

如圖 17至圖 19所示，梯度下降更新值，使得更多資料點旋轉至第一象限降低了J(**W**)。在此範例中，經過800次的梯度下降後，所有樣本點都回到了第一象限，使得J(**W**)為零。實際應用中，資料旋轉可能無法使所有樣本點都位於第一象限，因此梯度下降的中止條件為J(**W**)小於一預設容忍值。

而為處理多維問題，論文提出了兩兩維度旋轉的方法。nICA可處理多維問題：首先設一N維旋轉矩陣**W**為單位矩陣：**，**接著兩兩計算資料維度的成本函數。利用成本最大的兩個維度的資料構成二維資料矩陣，再利用前述的二維nICA找出這兩個維度間最佳的旋轉角度φ。利用此旋轉角度φ建構N維的旋轉矩陣**R，**並利用**R**更新**W**：。這些步驟將重複進行直到最大的成本值小於容忍值。

如圖 20至圖 22所示，訊號源**s**由三個均匀分布訊號組成。原始訊號為三維的獨立訊號，從各個方向看皆為矩形，各維度間沒有相關性。同樣經過混合矩陣**A**混合，如圖 23至圖 25所示，經過混合後的資料出現了相關性，資料分布接近菱形。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 圖 20：原始訊號：從第1維度觀測 | 圖 21：原始訊號：從第2維度觀測 | 圖 22：原始訊號：從第3維度觀測 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 圖 23：混合訊號：從第1維度觀測 | 圖 24：混合訊號：從第2維度觀測 | 圖 25：混合訊號：從第3維度觀測 |

根據nICA處理多維資料的演算法，我們對混合資料進行ZCA白化，其結果如圖 26至圖 28所示，此時訊號分布為一立方體。最後一個步驟為尋找旋轉矩陣並旋轉資料，將所有樣本點旋轉為正值。我們以梯度下降法求出旋轉矩陣，旋轉ZCA白化後的資料，如圖 29至圖 31所示。經過多次旋轉後，資料在各個維度皆為矩形，維度間沒有相關性。但nICA和ICA一樣，訊號的振幅無法保存，因此各維度上的資料大小和原始資料不同。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 圖 26：ZCA白化：從第1維度觀測 | 圖 27：ZCA白化：從第2維度觀測 | 圖 28：ZCA白化：從第3維度觀測 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 圖 29：nICA旋轉：從第1維度觀測 | 圖 30：nICA旋轉：從第2維度觀測 | 圖 31：nICA旋轉：從第3維度觀測 |

### Temporal Decorrelation Source Separation（TDSEP）

TDSEP[27]利用訊號在時域的相關性分離訊號。作者觀察到聲音和生醫訊號都有著明顯的時域架構，以降低資料維度之間的相關性（Correlation）為分離指標。

設訊號源為，經過混合矩陣混合後，；我們希望找出反混合矩陣，使得分離後的訊號各維度間的相關性最低。

以最直覺的方式定義成本函數，如式(15)所示：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (15) |
| 為一特定的位移常數，表示時間平均（Time average） | |

式(15)成本函數在維度間的*同時*與*延時*的互相關（Cross-correlation）消失時，為最小值。但在此定義下，位移常數必須成本函數須謹慎選擇。因此作者提出如式(16)的成本函數：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (16) |
| 為一系列的位移常數，表示時間平均（Time average） | |

式(16)成本函數避開了位移常數的選擇問題，讓我們可以選擇多個位移常數。此成本函數便是Temporal Decorrelation Source Separation所使用的成本函數。

我們希望找出使得此成本函數為最小值的反混合矩陣，。一方法是利用梯度下降法，但該方法須耗費大量運算時間，因此論文作者提出以下方法快速的求得近似解：首先將混合訊號經過ZCA白化，設此訊號為**z**。接著找出**z**在各個位移常數下維度間的相關矩陣（Correlation matrix），設所有相關矩陣之集合為。最後，利用[57]中的方法求出能夠同時對角化（Simultaneous diagonalization）**S**之旋轉矩陣**Q**，**Q**即為反混合矩陣。以[57]中的方法以Jacobi疊代法為基礎，所求出的**Q**為近似解。

如圖 32所示，原始訊號為一二通道時間訊號。通道一顯示為藍色，通道二顯示為橘色。原始資料分布如圖 33所示，資料分布接近圓形，通道間相關性低。觀察原始二通道訊號在0至3樣本位移之互相關（Cross-correlation），如圖 34所示，其值介於0至80間。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 圖 32：原始二通道訊號波形 | 圖 33：原始二通道訊號分佈 |



圖 34：原始二通道訊號互相關

將原始二通道訊號經過混合後，其結果如圖 35所示。混合後的資料分布如圖 36所示，資料分布接近橢圓形，有明顯的相關性。TDSEP將試著降低二通道訊號之間的相關性。我們亦可觀察混合後二通道訊號在0至3樣本位移之互相關（Cross-correlation），如圖 37所示，其值介於1600至3200間。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 圖 35：混合後二通道訊號波形 | 圖 36：混合後二通道訊號分佈 |



圖 37：混合後二通道訊號互相關

將TDSEP中的設為0, 1, 2，TDSEP以混合後訊號在0, 1, 2樣本位移最小化的前提下求出反混合矩陣並反混合訊號。TDSEP反混合後的訊號如圖 38所示。圖 39為反混合後的資料分布，資料分布再次變回圓形，通道間相關性低。如圖 40所示，其在0至3樣本位移之互相關（Cross-correlation）降至-50至30間，與原始訊號有相同數量級的互相關性。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 圖 38：反混合後二通道訊號波形 | 圖 39：反混合後二通道訊號分佈 |



圖 40：反混合後二通道訊號互相關

## 類神經網路架構

sEMG訊號和肌肉張力具有高度非線性關係[28]，因此利用sEMG訊號進行肌肉張力、手勢和角度估測時，能處理非線性問題的類神經網路是常用的方法[8, 10, 11, 22–24, 29, 30, 32, 33, 58]。以下我們將介紹兩種類神經網路架構：文獻中常用的多層感知器（Multilayer perceptron，MLP）與本論文所使用的長短期記憶類神經網路（Long Short-Term Memory，LSTM）。

### 多層感知器（Multilayer perceptron，MLP）



圖 41：多層感知器類神經網路

節錄自[59]

MLP是常用的前向傳遞類神經網路（Feedforward neural network）。如圖42，其最基礎的架構中包含三層帶有非線性函數的神經元（Cell）：輸入層（Input layer）、隱藏層（Hidden layer）、輸出層（Output layer）。在MLP中，前一層神經元的所有輸出在經過權重（Weight）加權後進入後一層，資料從輸入層向前推進直到最後的輸出層。

MLP的訓練使用倒傳遞演算法（Backpropagation）：將已知輸出的資料通入MLP，比較MLP輸出和已知輸出的差距並以此差距修正網路中的權重，達到學習效果。

文獻中常以MLP作為手腕角度估測器[8, 10, 11, 23, 24, 29, 33]，其架構基礎且容易訓練。但sEMG訊號為一時間序列，肢體角度與sEMG訊號之間的關係可能因當前肢體角度的不同而改變。因此也有文獻試著使用隱馬爾可夫模型（Hidden Markov model，HMM）[25]以及外部輸入非線性自動迴歸模型（Nonlinear Autoregressive with Exogenous Input Model，NARX）[34]。HMM試著建構隱藏的狀態鏈以及其對應的估測值；NARX利用過去的模型輸出以及輸入值來估測下一個輸出值。

在類神經網路中，遞歸神經網絡（Recurrent neural network，RNN）能夠在類神經網路內部儲存訊息，以達到和HMM與NARX類似的成效。在過去，以常用的梯度下降法訓練RNN時，會遇到梯度消失（Vanishing gradient）以及梯度爆炸（Exploding gradient）問題。本論文使用的RNN架構：長短期記憶類神經網路（Long Short-Term Memory，LSTM），則可以避免此問題。

### 長短期記憶類神經網路（Long Short-Term Memory，LSTM）



圖 42：長短期記憶類神經網路架構

節錄自[60]

本論文使用的LSTM架構參考Graves等[61]所描述的架構，如圖 42所示。LSTM架構中包含記憶元（Cell，）、輸入閘（Input gate，）、輸出閘（Output gate，）、遺忘閘（Forget gate，）。

估測時，在LSTM的四個單元針對輸入資料和過去內部資料進行運算。輸入單元**z**考慮當前輸入以及前一時刻輸出，產生希望放入當前記憶元狀態的資料；輸入閘**i**考慮當前輸入、前一時刻的輸出以及前一記憶元狀態，控制**z**對當前記憶元狀態的影響；遺忘閘**f**考慮當前輸入、前一時刻的輸出以及前一記憶元資料，控制前一記憶元狀態對當前記憶元狀態的影響；輸出閘**o**考慮當前輸入、前一時刻的輸出以及當前記憶元狀態，控制當前記憶元狀態對輸出的影響。

從輸入單元**z**輸入資料後，經過輸入閘**i**、遺忘閘**f、**輸出閘**o**運算，輸出閘**o**的運算結果即為該筆資料的估測輸出。

# 訊號處理流程參數與分析

## sEMG訊號分離演算法分析

sEMG訊號屬於高斯分佈，利用ICA分離在各肌肉群產生之EMG訊號的效果不佳[16]，多用來濾除動作產生的雜訊[25]。因此在此論文中，我們將sEMG訊號經過RMS計算後得到sEMG訊號功率再將訊號分離，避免sEMG訊號高度高斯的性質。

在第二章我們介紹了nICA[26]以及TDSEP[27]兩種訊號分離演算法。nICA利用sEMG訊號功率恆正的基礎分離訊號；TDSEP利用sEMG訊號功率在時域的相關性分離訊號。首先我們呈現一般ICA演算法會遇到的問題，之後比較與分析實驗中使用的兩種演算法在sEMG訊號的反混合結果。

### 將Fast-ICA套用於sEMG訊號

sEMG訊號屬於高斯分佈，利用ICA分離在各肌肉群產生之EMG訊號的效果不佳[16]。如

圖 43所示，範例中為四通道的sEMG，此片段中共有四個動作：*彎曲（Flexion）、伸展（Extension）、往外反掌（Supination）*以及*往內反掌（Pronation）*。這四個動作所使用的肌肉群並沒有重複，因此理想的EMG訊號應為同一時間僅有一通道的訊號。



圖 43：原始sEMG訊號

我們將原始sEMG直接經過Fast-ICA反混合，其結果如圖 44所示，我們將觀察此訊號功率在混合前後的差別。為了觀察訊號功率，我們先將原始訊號經過RMS處理，RMS寬度為200毫秒，其結果如圖 45所示。經RMS處理後的sEMG訊號反映了各通道上的功率大小，此時訊號間的相關性更為明顯。



圖 44：經Fast-ICA處理後的sEMG訊號



圖 45：經RMS處理後的sEMG訊號

將Fast-ICA反混合後再經RMS處理後的訊號如圖 46所示。比較圖 45以及圖 46，反混合後訊號的功率與sEMG-RMS訊號並無太大差異，通道之間的相關性依然明顯。除了直接觀察時間訊號的相關性外，我們亦可觀察兩組訊號在其中兩通道在Fast-ICA處理前後的樣本分佈，其結果如圖 47及圖 48所示。經Fast-ICA處理後的訊號資料分布，如圖 47所示，與圖 48的原始訊號資料分布並無太大差異。由此可知，如果直接將Fast-ICA套用於原始sEMG訊號，其訊號分離效果極差。



圖 46：經RMS處理後的Fast-ICA－sEMG訊號

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 圖 47：經RMS處理後的sEMG樣本分佈 | 圖 48：經RMS處理後的Fast-ICA：sEMG樣本分佈 |

### 將nICA套用於sEMG訊號

利用與3.1.1相同的範例，範例中為四通道的sEMG，片段中共有四個動作：*彎曲（Flexion）、伸展（Extension）、往外反掌（Supination）*以及*往內反掌（Pronation）。*我們將觀察nICA對sEMG訊號的影響。和Fast-ICA反混合不同的是，我們首先將sEMG訊號經RMS處理，再利用nICA反混合。這四個動作所使用的肌肉群並沒有重複，因此理想的EMG訊號應為同一時間僅有一通道的訊號。

為了觀察訊號功率，我們首先將原始訊號經過RMS處理，RRMS寬度為200毫秒，結果如圖 49所示。經RMS處理後的sEMG訊號反映了各通道上的功率大小，此時訊號間的相關性更為明顯。

將RMS處理後的sEMG訊號經nICA反混合後，反混合訊號如圖 50所示。比較圖 49及圖 50，在經過nICA反混合後，四個通道間的共同資訊減少，共變異數矩陣變為對角矩陣。我們觀察兩組訊號在其中兩通道在nICA處理前後的樣本分佈，如圖 51及圖 52所示。再經過nICA反混合後，兩個通道間的相關性明顯減少。



圖 49：經RMS處理後的sEMG訊號



圖 50：經nICA反混合後的RMS-sEMG訊號

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 圖 51：經RMS處理後的sEMG樣本分佈 | 圖 52：經nICA反混合後的RMS-sEMG樣本分佈 |

### 將TDSEP套用於sEMG訊號

利用與3.1.1相同的範例，我們觀察TDSEP對sEMG的影響。範例中為四通道的sEMG，片段中共有四個動作：*彎曲（Flexion）、伸展（Extension）、往外反掌（Supination）*以及*往內反掌（Pronation）*。這四個動作所使用的肌肉群並沒有重複，因此理想的EMG訊號應為同一時間僅有一通道的訊號。

範例中我們先將sEMG訊號經RMS處理，再利用TDSEP反混合。如圖 53所示，經TDSEP反混合後的訊號並不如nICA有明顯的訊號分離效果，和nICA反混合的主要差別在於TDSEP並不考慮訊號的恆正性。我們觀察兩組訊號在其中兩通道在nICA處理前後的樣本分佈，如圖 54及圖 55所示，經TDSEP反混合後的訊號相關性降低，和經nICA反混合後的訊號相同，其共變異數矩陣亦為對角矩陣。



圖 53：經TDSEP反混合後的RMS-sEMG訊號

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| 圖 54：經RMS處理後的sEMG樣本分佈 | 圖 55：經TDSEP反混合後的RMS-sEMG樣本分佈 |

從演算法上分析，nICA將輸入訊號視作一群資料點，只考慮其在各維度上的分佈，並試著將各維度的共同資訊減少；對TDSEP來說，其分離指標則是時域上的相關性（Correlation）。實驗時，我們將觀察兩種演算法對於類神經網路估測角度的幫助。

## sEMG電極組態

在手腕角度估測領域，文獻中使用的sEMG電極組態包括陣列式電極[10, 22, 24]以及雙極式電極[8, 9, 11, 13, 19, 21]。陣列式電極及其訊號處理電路價格高，且使用不易，因此我們使用自製的雙極式電極。

雙極式電極由於量測面積較陣列式電極小，需審慎考慮其放置位置。有些文獻將電極直接放置想要量測的肌肉群上[8, 13, 19, 21]，有些以同心圓等距組態放置電極[11]。

但因沒有將電極直接放置想要量測的肌肉群上，有些肌肉群的資訊可能無法被電極量測到。以同心圓放置電極的文獻中，Jiang等[11]使用了7組電極，Hofmann等[9]使用了16組電極，目的在於增加量測面積。

本論文以同心圓等距組態放置電極，使用者不須精準地找到肌肉的位置，增加應用上的可行性。而為解決量測面積小的問題，我們考慮兩種電極數量，4組電極以及6組電極。

本論文中實驗了兩種四通道sEMG配置：從0度開始放置以及從45度開始放置。前者如圖 56所示，手掌面下平置桌面，於前臂最粗處（距手肘五公分）最上方開始，依序等距放置；後者如圖 57所示，手掌面下平置桌面，於前臂最粗處（距手肘五公分）最上方右側45度開始，依序等距放置。四通道電極配置為兩種較易定位的配置，而兩種配置間45度的角度差別讓我們能觀察電極位置對於估測準確率的影響。

|  |  |
| --- | --- |
| 圖 56：四通道sEMG放置：0度 | 圖 57：四通道sEMG放置：45度 |

為觀察電極數量對於估測準確率的影響，本論文亦實驗了三種六通道sEMG配置：從0度開始放置、從15度開始放置以及從30度開始放置。從0度開始放置的配置如圖 58所示，手掌面下平置桌面，於前臂最粗處（距手肘五公分）最上方開始，依序等距放置；從15度開始放置的配置如圖 59所示，手掌面下平置桌面，於前臂最粗處（距手肘五公分）最上方右側15度開始，依序等距放置；從30度開始放置的配置如圖 60所示，手掌面下平置桌面，於前臂最粗處（距手肘五公分）最上方右側30度開始，依序等距放置。圖 61及圖 62為四及六通道sEMG放置範例。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 圖 58：六通道sEMG  放置：0度 | 圖 59：六通道sEMG  放置：15度 | | 圖 60：六通道sEMG  放置：30度 |
|  |  | |  |
|  | |  | |
| 圖 61：四通道sEMG放置範例 | | 圖 62：六通道sEMG放置範例 | |

## 訊號處理及估測參數

### 訊號分離演算法參數

在nICA演算法中，梯度下降法會持續執行直到最大成本函數J的數值小於一容忍值，實驗中我們將此值設為，並給予演算法至多200次的梯度下降運算。在我們的實驗中，所有nICA運算都會在200步內達到容忍值或最小值。

nICA成本函數J，如式(17)所示。越多樣本在第一象限外，成本越高：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (17) |

在TDSEP演算法中，文獻[27]建議位移常數設為，實驗中我們也依此值作為TDSEP的參數。

TDSEP成本函數，如式(18)所示。各通道訊號的相關性越高，成本越高：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (18) |
| 為一系列的位移常數，表示時間平均（Time average） | |
|  | |

### LSTM類神經網路網路參數

如第二章所述，本論文中我們使用的長短期記憶類神經網路（Long Short-Term Memory，LSTM）為Graves等[61]所描述的架構。我們利用兩組LSTM網路，分別估測測手腕*彎曲和伸展*以及*往外反掌和往內反掌*的角度，這兩組LSTM網路各包含6個LSTM單元。輸入以雙曲正切函數（Hyperbolic tangent）作為激活函數（Activation function）；各閘以Sigmoid function作為激活函數；輸出單元以Identity activation function作為激活函數。

## 訊號處理流程

實驗中我們將比較三種訊號處理流程對於手腕角度估測的幫助。如表 3，這三種訊號處理流程分別為：RMS-only，僅使用Windowed RMS進行處理；RMS-nICA，使用Windowed RMS與nICA進行處理；RMS-TDSEP，使用Windowed RMS與TDSEP進行處理。

表 3：三種訊號處理流程

|  |  |
| --- | --- |
| RMS-only | 使用Windowed RMS |
| RMS-nICA | 使用Windowed RMS與nICA |
| RMS-TDSEP | 使用Windowed RMS與TDSEP |

過程中Windowed RMS為500點的移動RMS，時間約為200毫秒。降採樣（Downsample）為的Decimation，即將2660Hz的sEMG訊號降至35Hz（）。

在RMS-only的訊號處理流程，我們使用了兩組資料集：訓練資料集（Training set）和測試資料集（Testing set）；在RMS-nICA與RMS-TDSEP中多了一組ICA資料集（ICA set）用來找到反混合矩陣。以下我們將介紹這三種訊號處理流程。

### Windowed RMS（RMS-only）



圖 63：RMS-only訊號處理流程

Windowed RMS（RMS-only）的訊號處理流程，如圖 63所示。在RMS-only中，訓練和測試資料集中的sEMG訊號首先經500點的RMS運算，取得sEMG訊號功率。得到訊號功率後，我們將此訊號功率進行降採樣，使得訊號從原本的2660Hz降至35Hz，這使得LSTM類神經網路須處理的資料維度降低。經過降採樣的訊號最後交給LSTM類神經網路訓練並估測。LSTM類神經網路將產生最後的估測結果。

### Windowed RMS + nICA（RMS-nICA）



圖 64：RMS-nICA訊號處理流程

Windowed RMS + nICA（RMS-nICA）的訊號處理流程，如

圖 64所示。在RMS-nICA訊號處理流程中，除了有訓練和測試資料集，還多了一組ICA資料集。nICA演算法將利用ICA資料集來產生nICA反混合矩陣，此反混合矩陣會套用到訓練和測試資料集進行反混合。

訓練和測試資料集中的sEMG訊號首先經500點的RMS運算，取得sEMG訊號功率。得到訊號功率後，我們利用從ICA資料集計算出的nICA反混合矩陣將訊號功率分離，使通道間的相關性減少。分離後的訊號功率將經過降採樣，使得訊號從原本的2660Hz降至35Hz，這使得LSTM類神經網路須處理的資料維度降低。經過降採樣的訊號最後交給LSTM類神經網路訓練並估測。LSTM類神經網路將產生最後的估測結果。

### Windowed RMS + TDSEP（RMS-TDSEP）



圖 65：RMS-TDSEP訊號處理流程

Windowed RMS + TDSEP（RMS-TDSEP）的訊號處理流程，如圖 65所示。在RMS-TDSEP訊號處理流程中，和RMS-nICA相同， ICA資料集。TDSEP演算法將利用ICA資料集來產生TDSEP反混合矩陣，此反混合矩陣會套用到訓練和測試資料集進行反混合。

在訓練和測試資料集中，sEMG訊號首先經500點的RMS運算，取得sEMG訊號功率。得到訊號功率後，我們利用從ICA資料集計算出的TDSEP反混合矩陣將訊號功率分離，使通道間的相關性減少。分離後的訊號功率將經過降採樣，使得訊號從原本的2660Hz降至35Hz，最後交給LSTM類神經網路訓練並估測。

# 系統架構與實驗結果

此章節中我們將介紹實驗中的硬體架構、結果評估方法並比較RMS-only / RMS-nICA / RMS-TDSEP三者於手腕角度估測的準確率。

## 實驗軟硬體

此章節中我們將介紹本篇論文使用的sEMG訊號擷取硬體，以及錄製和分析所使用的軟體。

### sEMG訊號擷取與處理硬體

sEMG訊號的大小通常在幾毫伏，而皮膚和電極之間的高阻抗使得sEMG訊號容易被干擾[28]。本論文使用文獻中常用的sEMG雙極單差電極配置，在皮膚上以兩電極作為一差動放大器的輸入。

|  |  |
| --- | --- |
| IMG_0558.JPG  圖 66：sEMG電極貼片 | 圖 67：雙極式sEMG等效電路 |

在此配置下，文獻[62]建議該差動放大器句有高共模拒斥比（CMRR），至少90dB以及高輸入阻抗，這兩種特點。我們選擇Texas Instruments所生產的INA-128UA作為第一級放大器。INA-128UA為儀表放大器，放大倍率可由外部電阻控制。其CMRR在各放大倍率皆大於100dB，輸入阻抗約Ω。

皮膚和電極介面之間的高阻抗也使得訊號線容易受電力線干擾（Power line interference，PLI）。PLI會使錄製的訊號中有額外的60Hz頻率成分，和sEMG的主要能量頻帶（50-100Hz）重疊[28, 62]，若以帶拒濾波器（Band-stop filter）濾除60Hz的訊號，將有sEMG的資訊漏失。PLI會因電極至放大器間的導線長度增加而加劇，因此文獻中建議使用使用主動電極（Active electrode）[62]，將第一級的差動放大器和電極貼片置於同一塊電路板，縮短導線距離：

|  |  |
| --- | --- |
| 圖 68：主動電極正面 | 圖 69：主動電極背面 |

從主動電極取得sEMG訊號後，更多主動電路提升訊號品質。其中包括低通濾波器（Sallen-Key架構：450Hz），如圖 70所示；高通濾波器（Sallen-Key架構：10Hz），如圖 71所示；反向放大器，如圖 72所示，其放大倍率可調。為了配合後端類比數位轉換器（Teensy 3.2 ARM Cortex-M4），最後將訊號以反向加法器提高準位，如圖 73所示。

|  |  |
| --- | --- |
| https://lh3.googleusercontent.com/h4rQcIULMWeaZU6CQMBcUlieEgczQGyd01LN_FFCFoLz9ia9xvnoOmB9f0ujd4N9FiIkJkMxxAnBiLPdSc0HSG7Lt_uASAg3vx8VovLg2JO9lDU6U9EGQ8bRM9SoCfecGCsSrJOwq20  圖 70：低通濾波器電路圖 | https://lh5.googleusercontent.com/A0_Scipo2UrrcQ5jIAJh-fA7np2wVReQARKJmmzi4LdoCfeF4lsAqsg35MiNIogDcseGOJcg-HTDtte0E315-7y9FrOtiDpsooQz8QVX9QdAf4hZK4qCQHgoMnmmTRmYIOdSzESRnQY  圖 71：高通濾波器電路圖 |
| https://lh6.googleusercontent.com/elDJ6RIpuOBWtjmY8CmmwmWfzbAygOA7OcKYRk4nmfyvSV99MXAZlQcOsD_uXVVO64d1BC-XQ_LhTwdkrcbGWTn_sYoxZ5qF1ZGi0gkSrSD93T6LPDGKH3QhxPZHN3bvlWSwJdws5wA | https://lh6.googleusercontent.com/6RCNIo6kUnjM4ytdlbcdGSxJ_xE1jGxO992AFyt6zQagStYILh8Dicgi0WUXPdrI3Yms1CmVcDpSgzUqiSxC2wKk4ivor4VZJ4e1qorzldGDObePFSvDVnAu-NpmYYabedUnIcZL3gk |
| 圖 72：反向放大器電路圖 | 圖 73：反向加法器電路圖 |



圖 74：主動電路電路板

將訊號準位提升至正電壓後，我們使用PJRC生產的Teensy 3.2（ARM Cortex-M4），如圖 75所示，將類比訊號轉換為數位資料，並透過序列埠（Serial port）將資料傳至電腦。Teensy 3.2上的ARM Cortex-M4允許我們進行12-bit類比數位轉換以及高速序列埠溝通。實驗中我們將sEMG訊號取樣頻率設為2660Hz，符合歐盟規劃的SENIAM計畫的建議[35]。



圖 75：Teensy 3.2

節錄自[63]

### sEMG訊號擷取與處理軟體

Processing 3[64]從序列埠接收Teensy 3.2所傳送的sEMG訊號。利用Processing 3我們能實時畫出接收到的sEMG訊號，並且將訊號輸出至文字檔。在類神經網路訓練階段，Processing 3所輸出的文字檔交由Mathworks公司的Matlab進行處理。實驗中所使用的Matlab版本為2018a。在Matlab中我們進行Windowed RMS計算、尋找nICA / TDSEP 反混合矩陣、降採樣（Decimation）、正規化（Normalization），最後整理處理後的sEMG資料，以文字檔格式供類神經網路使用。

長短期記憶類神經網路由C語言實現，並由gcc 5.4.0編譯。其架構為[60]描述地Vanilla LSTM。在訓練階段，類神經網路會從Matlab輸出的文字檔讀取資料進行訓練。

### 訓練與實時估測之軟體流程

如圖 76，在訓練階段，資料經過Matlab處理後再交由C語言實現的類神經網路訓練，訓練得出的模型即可在實時估測時使用。訓練時資料是整批送出，Matlab所整理的sEMG訊號為一次實驗錄製的所有資料。

如圖 77，在實時估測階段，Matlab的工作交由運算速度較快的Processing 3負責，這包括Windowed RMS計算、套用nICA / TDSEP 反混合矩陣以及正規化。

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| C:\Users\Dymnz\Desktop\Untitled Diagram.png | C:\Users\Dymnz\Desktop\Untitled Diagram.png |
| 圖 76：訓練階段軟體流程 | 圖 77：實時估測階段軟體流程 |

Processing 3每收到一個sEMG訊號樣本，便會做以上的處理。處理後的sEMG訊號樣本以虛擬序列埠傳至類神經網路估測，估測結果以虛擬序列埠實時傳回Processing 3顯示，達到實時估測的成果。由於角度估測頻率為35Hz，Processing 3並非每一樣本皆傳出，而是以28.6（1000/65）毫秒的週期傳出樣本。

## 訊號分離演算法效果評估方法

此章節中我們將介紹手腕角度基準以及手腕角度估測準確率評估方法。

### 手腕角度真值（Ground truth）

為了比較RMS-only / RMS-nICA / RMS-TDSEP三者於手腕角度估測的準確率，我們需要一個手腕角度真值（Ground truth）；估測結果越接近該真值，準確率越高。

如圖 78所示，實驗中我們利用InvenSense公司製作的MPU-9250[65]配合Teensy 3.2錄製真值。MPU-9250為一慣性測量單元（Inertial measurement unit），搭載陀螺儀、加速度計以及磁力儀。三個感測器所錄製的資料透過Madgwick[66]所發展的估測器產生角度資訊，與sEMG訊號樣本一同傳至電腦。



圖 78：角度感測器放置範例

### 均方根誤差（Root Mean Square Error，RMSE）

實驗中我們利用均方根誤差（Root Mean Square Error，RMSE）來量化估測值與真值的差異。

設為時間時手腕角度的真值，設為時間時演算法手腕角度的估測值，整段長度的訊號片段的估測RMSE如式(19)所示：

|  |  |
| --- | --- |
|  | (19) |
| 由於真值及估測值的單位為度（Degree），RMSE的單位為度。 |  |
|  |  |

### 交叉驗證（Cross-validation）

使用類神經網路作為角度估測器需要訓練資料集和測試資料集，為了使每個實驗樣本皆能輪流被當作訓練集以及測試集，我們使用5-fold交叉驗證（5-fold Cross-validation）。

在5-fold交叉驗證中，我們將所有實驗樣本分為五組。其中四組作為訓練資料集，一組作為測試資料集。在5-fold交叉驗證後，每筆實驗樣本都會有一個RMSE值。

## 實驗與結果評估流程

論文中我們將呈現七次實驗結果，其中四次實驗為四通道電極實驗，三次為六通道電極實驗。四通道實驗中，我們重複兩種四通道電極放置組態各兩次；六通道實驗中，三種六通道電極放置組態個實驗一次。

實驗中測試者將進行四種動作，如表 4所示：彎曲（Flexion），手掌面下，向下移動手掌；伸展（Extension），手掌面下，向上移動手掌；往外反掌（Supination），手掌面左，向右旋轉手掌；往內反掌（Pronation），手掌面左，向左旋轉手掌。

表 4：四種實驗動作

|  |  |
| --- | --- |
| 彎曲（Flexion） | 手掌面下，向下移動手掌 |
| 伸展（Extension） | 手掌面下，向上移動手掌 |
| 往外反掌（Supination） | 手掌面左，向右旋轉手掌 |
| 往內反掌（Pronation） | 手掌面左，向左旋轉手掌 |

每個動作樣本長度為6秒。參考[22]，一次手腕動作的流程如表 5所示。每個動作開頭皆為兩秒平放休息時間、兩秒動作時間、兩秒平放休息時間，手腕動作從手掌向下平置桌面開始：前兩秒為手掌向下平置桌面，第二秒開始根據動作移動至手腕活動極限位置，第三秒停在手腕活動極限位置，第四秒從手腕活動極限位置回到桌面，第五秒後手掌向下平置桌面直到時間結束。

表 5：手腕動作流程

|  |  |
| --- | --- |
| 第0秒 | 手掌向下平置桌面 |
| 第1秒 | 手掌向下平置桌面 |
| 第2秒 | 根據動作移動至手腕活動極限位置 |
| 第3秒 | 停在手腕活動極限位置 |
| 第4秒 | 從手腕活動極限位置回到桌面 |
| 第5秒 | 手掌向下平置桌面 |
| 第6秒 | 手掌向下平置桌面 |

實驗樣本數我們參考[22]，四種動作各錄製60筆樣本。一次實驗共三小節，在每一小節，測試者將重複四種動作各20次，之後休息5分鐘。三小節的錄製結束後，四種動作各有60筆樣本，共240筆樣本。之後測試者將輪流執行四個動作一次，此樣本為求取反混合矩陣的ICA樣本。

由於手腕*彎曲和伸展*以及*往外反掌和往內反掌*各屬於手腕動作的一個維度，同一組手腕維度的資料將用來訓練同一組LSTM類神經網路。根據前述的5-fold交叉驗證，四種動作各60筆樣本將有48筆資料為訓練資料集，12筆資料為測試資料集。

經過5-fold交叉驗證後，四種動作各60筆樣本將有60筆RMSE。由於類神經網路初始化時的參數具有隨機性，我們將重複5-fold交叉驗證10次，使得每一筆資料有10筆RMSE。

在10輪的5-fold交叉驗證後，我們將各輪各手勢各60筆RMSE中的異常值（Outlier）剃除。異常值定義為：離第一四分位數（）或第三四分位數（）超過1.5倍四分位距（Interquartile range＝）的數值。剃除各輪各手勢各60筆RMSE中的異常值後，我們計算該輪各手勢的平均值（Mean）。

經過以上步驟，各手勢將有10筆RMSE平均值，最後我們找到這10筆RMSE數值的平均，該平均即為該手勢的平均RMSE值。重複地進行估測並從大量資料中移除異常值，讓我們在評估結果時更加肯定各訊號處理方法間的估測品質差異並非來自類神經網路的隨機性。

## 實驗結果與分析

此章節中我們將比較RMS-only / RMS-nICA / RMS-TDSEP四種訊號處理流程在四通道以及六通道的手腕角度估測準確率。

### 四通道sEMG結果比較

表 6：四通道sEMG以0度放置：各訊號處理平均RMSE（度）

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 5.044 | 5.012 | 10.215 | 10.747 |
| RMS-nICA | 4.698 | 4.721 | 8.432 | 8.785 |
| RMS-TDSEP | 4.805 | 4.835 | 8.718 | 9.075 |

表 7：四通道sEMG以0度放置：各訊號處理相對RMS-only RMSE

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 0% | 0% | 0% | 0% |
| RMS-nICA | -6.85% | -5.80% | -17.45% | -18.26% |
| RMS-TDSEP | -4.74% | -3.52% | -14.65% | -15.55% |

表 6、表 7為從0度開始放置四通道sEMG的實驗結果。此實驗中，受測者將手掌面下平置桌面，於前臂最粗處，最上方開始依序等距放置四個電極。我們觀察到，於0度開始放置電極，*彎曲和伸展*維度中，訊號分離後RMSE降低約5%；*往內反掌和往外反掌*維度上，訊號分離後的RMSE降低約15~18%。nICA估測誤差較TDSEP小。如2.2.2節所敘，*往內反掌和往外反掌*由於動作肌肉處於手臂深處，因此平均估測誤差較大；反之，*彎曲和伸展*的肌肉屬於淺層肌肉，因此錯平均估測誤差較小。從表 6、表 7我們也觀察到，如果RMS-only的估測誤差已經很小，則nICA與TDSEP對於估測準確率的幫助較小。

表 8：四通道sEMG以45度放置：各訊號處理平均RMSE（度）

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 5.128 | 5.064 | 11.576 | 12.390 |
| RMS-nICA | 5.203 | 5.135 | 9.332 | 10.483 |
| RMS-TDSEP | 5.149 | 5.091 | 9.541 | 10.424 |

表 9：四通道sEMG以45度放置：各訊號處理相對RMS-only RMSE

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 0% | 0% | 0% | 0% |
| RMS-nICA | 1.46% | 1.41% | -19.38% | -15.39% |
| RMS-TDSEP | 0.41% | 0.55% | -17.58% | -15.87% |

表 8、表 9為從45度開始放置四通道sEMG的第一次實驗結果。此實驗中，受測者將手掌面下平置桌面，於前臂最粗處，最上方右側45度開始依序等距放置四個電極。我們觀察到，於45度開始放置電極，與從0度開始放置電極的實驗相比，往*內反掌和往外反掌*維度中RMSE皆較前者高上近一倍，在*彎曲和伸展*維度卻較低。在*彎曲和伸展*維度上，訊號分離前後幾乎無差異在；*往內反掌和往外反掌*維度上，訊號分離後的RMSE降低約20%。nICA估測誤差較TDSEP小。nICA的估測準確率較TDSEP要好。*往內反掌和往外反掌*平均估測誤差較大，符合我們對於肌肉位置以及根據過去文獻所示的期望。

表 10：四通道sEMG： nICA / TDSEP相對RMS-only RMSE

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| 0°：nICA | -6.85% | -5.80% | -17.45% | -18.26% |
| 0°：TDSEP | -4.74% | -3.52% | -14.65% | -15.55% |
| 45°：nICA | 1.46% | 1.41% | -19.38% | -15.39% |
| 45°：TDSEP | 0.41% | 0.55% | -17.58% | -15.87% |

歸納並比較四通道sEMG的結果，如表 10所示。我們比較三種訊號處理流程在四通道sEMG的四次實驗中的估測RMSE表現。我們觀察到，RMS-nICA的估測準確率最佳，RMS-TDSEP的估測準確率也比RMS-only好。三者相比，RMS-only的結果變異性較高，nICA / TDSEP的變異性較小。RMS-nICA是整體RMSE最低的訊號處理流程，尤其在往*內反掌和往外反掌*的維度上。而儘管都從0度或45度開始放置電極，往*內反掌和往外反掌*維度上所得出的估測誤差差別大，我們發現電極放置位置對於估測準確率的影響大。我們也觀察到，如果RMS-only的估測誤差已經很小，則nICA與TDSEP對於估測準確率的幫助較小。我們將增加電極數量至六通道，並觀察六通道sEMG中，不同電極放置位置估測準確率對於的影響。

### 六通道sEMG結果比較

表 11：六通道sEMG以0度放置：各訊號處理流程平均RMSE（度）

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 4.578 | 4.427 | 6.775 | 8.181 |
| RMS-nICA | 5.220 | 5.003 | 6.199 | 7.009 |
| RMS-TDSEP | 4.899 | 4.761 | 6.100 | 6.868 |

表 12：六通道sEMG以0度放置：各訊號處理流程相對RMS-only RMSE

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 0% | 0% | 0% | 0% |
| RMS-nICA | 14.02% | 13.01% | -8.49% | -14.33% |
| RMS-TDSEP | 7.00% | 7.56% | -9.96% | -16.05% |

表 11、表 12為從0度開始放置六通道sEMG的實驗結果。此實驗中，受測者將手掌面下平置桌面，於前臂最粗處，最上方開始依序等距放置六個電極。我們觀察到，於0度開始放置，在*彎曲和伸展*維度上，訊號分離後的RMSE增加7~14%，nICA表現較差；*往內反掌和往外反掌*維度上，訊號分離後的RMSE降低8~15%。nICA與TDSEP之間的RMSE並無太大差異。和四通道sEMG的實驗結果相同，*往內反掌和往外反掌*平均估測誤差較大，但和四通道sEMG相比，其誤差值有不少改善。於0度開始放置電極所得到估測準確率和四通道sEMG以0度放置之二實驗類似，是所有實驗中估測誤差最小的實驗。從表 11、表 12我們也觀察到，由於六通道sEMG的RMS-only估測誤差較小，nICA與TDSEP對於估測準確率的幫助較小。

表 13：六通道sEMG以15度放置：各訊號處理流程平均RMSE（度）

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 4.854 | 4.758 | 8.023 | 9.317 |
| RMS-nICA | 4.905 | 4.852 | 7.437 | 8.226 |
| RMS-TDSEP | 4.710 | 4.665 | 7.316 | 8.104 |

表 14：六通道sEMG以15度放置：各訊號處理流程相對RMS-only RMSE

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 0% | 0% | 0% | 0% |
| RMS-nICA | 1.06% | 1.98% | -7.30% | -11.71% |
| RMS-TDSEP | -2.97% | -1.96% | -8.81% | -13.02% |

表 13、表 14為從15度開始放置六通道sEMG的實驗結果。此實驗中，受測者將手掌面下平置桌面，於前臂最粗處，最上方右側15度開始依序等距放置六個電極。我們觀察到，於15度開始放置，在彎曲和伸展維度上，nICA訊號分離後的RMSE無顯著差別；往內反掌和往外反掌維度上，訊號分離後的RMSE降低7~13%。TDSEP的估測準確率較nICA要好。和六通道sEMG以0度放置實驗相同，往內反掌和往外反掌平均估測誤差較大；儘管15度開始放置電極的估測誤差和0度開始放置電極的估測誤差較四通道sEMG各次實驗小，電極放置位置還是會影響估測準確率。

表 15：六通道sEMG以30度放置：各訊號處理流程平均RMSE（度）

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 5.103 | 5.029 | 9.198 | 10.302 |
| RMS-nICA | 5.733 | 5.573 | 7.653 | 8.826 |
| RMS-TDSEP | 5.191 | 5.022 | 7.699 | 8.820 |

表 16：六通道sEMG以30度放置：各訊號處理流程相對RMS-only RMSE

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| RMS-only | 0% | 0% | 0% | 0% |
| RMS-nICA | 12.35% | 10.81% | -16.79% | -14.33% |
| RMS-TDSEP | 1.73% | -0.13% | -16.29% | -14.38% |

表 15、表 16為從30度開始放置六通道sEMG的實驗結果。此實驗中，受測者將手掌面下平置桌面，於前臂最粗處，最上方右側30度開始依序等距放置六個電極。我們觀察到，於35度開始放置，在*彎曲和伸展*維度上，nICA訊號分離後的RMSE增加約10%，TDSEP則無顯著改變；*往內反掌和往外反掌*維度上，，nICA與TDSEP訊號分離後的RMSE降低約15%。nICA與TDSEP之間的RMSE並無太大差異。和其他六通道sEMG實驗相同，*往內反掌和往外反掌*平均估測誤差較大；本次實驗的結果類似於15度開始放置電極所得到的結果。不論是從0、15或30度開始放置電極，nICA和TDSEP都能將最終的估測誤差降至所有實驗的最小值，儘管RMS-only的估測誤差會電極放置位置不同而改變。

表 17：六通道sEMG：RMS-nICA相對RMS-only RMSE

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| 0° | 14.02% | 13.01% | -8.49% | -14.33% |
| 15° | 1.06% | 1.98% | -7.30% | -11.71% |
| 30° | 12.35% | 10.81% | -16.79% | -14.33% |

表 18：六通道sEMG：RMS-TDSEP相對RMS-only RMSE

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| 0° | 7.00% | 7.56% | -9.96% | -16.05% |
| 15° | -2.97% | -1.96% | -8.81% | -13.02% |
| 30° | 1.73% | -0.13% | -16.29% | -14.38% |

歸納並比較六通道sEMG的結果，如表 17、表 18所示。我們比較三種訊號處理流程在六通道sEMG的三次實驗中的估測RMSE表現，RMS-only的結果變異性及整體誤差因sEMG通道數增加而減少。不論是從0、15或30度開始放置電極，nICA和TDSEP都能將最終的估測誤差降至所有實驗的最小值，儘管RMS-only的估測誤差會電極放置位置不同而改變。我們也觀察到，六通道sEMG讓RMS-only在三次實驗中的估測誤差皆有所下降。和四通道sEMG實驗中相同，RMS-TDSEP是整體RMSE最低的訊號處理流程，尤其在往內反掌和往外反掌維度上。RMS-TDSEP在彎曲和伸展維度上也較RMS-nICA有較少增加誤差的情況。

### 實驗結果分析

從四通道sEMG的實驗數據中，我們發現nICA / TDSEP在手腕彎曲和伸展的維度上，對RMSE改善較小，使用訊號分離方法前後的RMSE皆介於4~5度之間；在手腕往外反掌和往內反掌的維度上，nICA / TDSEP對RMSE有著15~20%的改善，RMSE由訊號處理前的9~13度降至7~10。從0度開始放置電極的RMSE小於從45度開始放置電極的RMSE， RMSE會因為每次實驗電極放置誤差而導致RMSE有不可忽略的差異。

在六通道sEMG的實驗數據中，nICA / TDSEP同樣對於手腕彎曲和伸展的維度上估測改善較差，使用訊號分離方法前後的RMSE皆介於4~5度之間；在手腕往外反掌和往內反掌的維度上，nICA / TDSEP對RMSE有著7~16%的改善，RMSE由訊號處理前的8~10度降至6~8度。RMSE由低至高排列，分別為0度開始放置電極、15度開始放置電極、30度開始放置電極。

訊號分離演算法對於估測改善的成效，會因原始RMSE減少而降低。比較兩種訊號分離演算法對於估測準確率的幫助，TDSEP的估測準確率較nICA高，且在手腕彎曲和伸展的維度上估測結果較為穩定。在四通道sEMG中，TDSEP對於估測準確率有15~20%的提升；在六通道sEMG中，TDSEP對於估測準確率有9~16%的提升。整體看來TDSEP對於估測準確率的改善較nICA好，我們推測這是TDSEP將輸入訊號視為時間訊號的結果，在分離sEMG訊號時考量了訊號樣本在時域上的相對關係。

# 結論與未來展望

### 結論

本論文利用提出創新的sEMG訊號分離方法，先以RMS提取sEMG訊號功率後，再以TDSEP與nICA將sEMG訊號功率分離，克服了過去ICA無法處理具高斯性質的sEMG訊號的問題。

兩種方法對於訊號分離的評估不同：nICA將輸入訊號視作一群資料點，只考慮其在各維度上的分佈，並試著將各維度的共同資訊減少；對TDSEP來說，其分離指標則是時域上的相關性（Correlation）。而共同點是，這兩種訊號分離方法在估測時所耗費的運算成本極低，增加了實時估測應用上的可行性。

在手腕角度估測的應用中，我們實作了實時手腕估測系統，包括了硬體、韌體以及訊號處理、估測、結果評估軟體。利用此系統，我們驗證了TDSEP與nICA對於手腕往外反掌和往內反掌的估測準確率的顯著幫助。在四通道sEMG中，訊號分離演算法對於估測準確率（以RMSE量化）有15~20%的提升；在六通道sEMG中，訊號分離演算法對於估測準確率有7~16%的提升。其中TDSEP對於估測準確率的改善較nICA好。

實驗中我們也比較了四通道與六通道sEMG的估測結果。在四通道sEMG中，估測效果對於電極放置的敏感度高，估測結果差異大；在六通道sEMG中，估測效果對於電極放置的敏感度較小，估測結果差異小。在兩種硬體組態下，TDSEP與nICA皆能對估測準確率有所幫助。實際應用中，我們建議使用六通道sEMG配合TDSEP訊號分離。

從四通道和六通道的實驗結果中，我們也發現增加量測通道數並不一定能夠提高估測準確率，在某些電極位置下，四通道配置的估測準確率和六通道配置相比差異不大。這是由於我們所估測的四種手勢共由四個肌肉群所控制，四通道量測已足夠捕捉這些肌肉群的用力。儘管不能提高估測準確率，更多通道的配置將提高估測準確率對於電極放置位置隨機性的耐受性。

## 未來展望

在研究中，我們實作了實時手腕估測系統，包括了硬體、韌體以及訊號處理、估測、結果評估軟體。利用此系統，我們比較了雙極式電極在訊號分離前後的估測結果。未來我們希望能將此擴展到陣列式電極的應用上，增加資訊量並提高估測準確率。另外，本論文中我們探討了兩種訊號分離方法，未來我們希望能增加訊號分離方法的數量。在類神經網路的設計上，目前我們使用基礎的LSTM類神經網路，未來可以評估並使用更進階的類神經網路架構或其他估測器。

1. 參考文獻

[1] V. T. Inman, J. B. deC. M. Saunders, and L. C. Abbott, “Observations on the Function of the Shoulder Joint,” *JBJS*, vol. 26, no. 1, p. 1, Jan. 1944.

[2] A. D. Stefano, J. H. Burridge, V. T. Yule, and R. Allen, “Effect of Gait Cycle Selection on EMG Analysis During Walking in Adults and Children with Gait Pathology,” *Gait & Posture*, vol. 20, no. 1, pp. 92–101, Aug. 2004.

[3] M. Cifrek, V. Medved, S. Tonković, and S. Ostojić, “Surface EMG based muscle fatigue evaluation in biomechanics,” *Clin Biomech (Bristol, Avon)*, vol. 24, no. 4, pp. 327–340, May 2009.

[4] J. J. Chen, T. Y. Sun, T. H. Lin, and T. S. Lin, “Spatio-Temporal Representation of Multichannel EMG Firing Patterns and Its Clinical Applications,” *Med Eng Phys*, vol. 19, no. 5, pp. 420–430, Jul. 1997.

[5] C. Castellini and P. van der Smagt, “Surface EMG in Advanced Hand Prosthetics,” *Biol Cybern*, vol. 100, no. 1, pp. 35–47, Jan. 2009.

[6] Z. O Khokhar, Z. Xiao, and C. Menon, “Surface EMG Pattern Recognition for Real-Time Control of a Wrist Exoskeleton,” *Biomedical engineering online*, vol. 9, p. 41, Aug. 2010.

[7] Y. M. Aung and A. Al-Jumaily, “Estimation of Upper Limb Joint Angle Using Surface EMG Signal,” *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 10, no. 10, p. 369, Jan. 2013.

[8] J. L. G. Nielsen, S. Holmgaard, Ning Jiang, K. B. Englehart, D. Farina, and P. A. Parker, “Simultaneous and Proportional Force Estimation for Multifunction Myoelectric Prostheses Using Mirrored Bilateral Training,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 3, pp. 681–688, Mar. 2011.

[9] D. Hofmann, N. Jiang, I. Vujaklija, and D. Farina, “Bayesian Filtering of Surface EMG for Accurate Simultaneous and Proportional Prosthetic Control,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 24, no. 12, pp. 1333–1341, Dec. 2016.

[10] J. M. Hahne *et al.*, “Simultaneous and Proportional Control of 2d Wrist Movements with Myoelectric Signals,” in *2012 IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing*, Santander, Spain, 2012, pp. 1–6.

[11] N. Jiang, J. L. Vest-Nielsen, S. Muceli, and D. Farina, “EMG-Based Simultaneous and Proportional Estimation of Wrist/Hand Kinematics in Uni-Lateral Trans-Radial Amputees,” *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 9, no. 1, p. 42, Jun. 2012.

[12] T. Lenzi, S. M. M. De Rossi, N. Vitiello, and M. C. Carrozza, “Proportional EMG Control for Upper-Limb Powered Exoskeletons,” in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Boston, MA, 2011, pp. 628–631.

[13] Weixing Wang and Shouqian Sun, “Continuous Estimation of Wrist Angles for Proportional Control Based on Surface Electromyography,” *Boletín Técnico, (ISSN:0376-723X);* vol. 45, no. 1, Apr. 2017.

[14] J. R. Daube and D. I. Rubin, “Needle Electromyography,” *Muscle Nerve*, vol. 39, no. 2, pp. 244–270, Feb. 2009.

[15] K. Nazarpour, A. H. Al-Timemy, G. Bugmann, and A. Jackson, “A Note on the Probability Distribution Function of the Surface Electromyogram Signal,” *Brain Res Bull*, vol. 90, pp. 88–91, Jan. 2013.

[16] G. R. Naik, D. K. Kumar, and M. Palaniswami, “Multi Run ICA and Surface EMG Based Signal Processing System for Recognising Hand Gestures,” in *2008 8th IEEE International Conference on Computer and Information Technology*, Sydney, Australia, 2008, pp. 700–705.

[17] D. A. Winter, A. J. Fuglevand, and S. E. Archer, “Crosstalk in Surface Electromyography: Theoretical and Practical Estimates,” *J Electromyogr Kinesiol*, vol. 4, no. 1, pp. 15–26, 1994.

[18] Zhijun Li, Baocheng Wang, Fuchun Sun, Chenguang Yang, Qing Xie, and Weidong Zhang, “sEMG-Based Joint Force Control for an Upper-Limb Power-Assist Exoskeleton Robot,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 18, no. 3, pp. 1043–1050, May 2014.

[19] E. Sawaguchi, T. Sadahiro, and M. Iwase, “Wrist Angle Estimation Based on Musculoskeletal Systems with EMG,” in *Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems*, Prague, Czech Republic, 2011, pp. 269–276.

[20] M. Gazzoni, N. Celadon, D. Mastrapasqua, M. Paleari, V. Margaria, and P. Ariano, “Quantifying Forearm Muscle Activity during Wrist and Finger Movements by Means of Multi-Channel Electromyography,” *PLoS One*, vol. 9, no. 10, Oct. 2014.

[21] S. El-Khoury *et al.*, “Emg-Based Learning Approach for Estimating Wrist Motion,” in *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Milan, 2015, pp. 6732–6735.

[22] S. Muceli, Ning Jiang, and D. Farina, “Multichannel Surface EMG Based Estimation of Bilateral Hand Kinematics During Movements at Multiple Degrees of Freedom,” in *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Buenos Aires, 2010, pp. 6066–6069.

[23] R. Alazrai, D. Alabed, N. Alnuman, A. Khalifeh, and Y. Mowafi, “Continuous Estimation of Hand’s Joint Angles from sEMG Using Wavelet-based Features and SVR,” in *Proceedings of the 4th Workshop on ICTs for Improving Patients Rehabilitation Research Techniques*, New York, NY, USA, 2016, pp. 65–68.

[24] M. Gazzoni, N. Celadon, D. Mastrapasqua, M. Paleari, V. Margaria, and P. Ariano, “Quantifying Forearm Muscle Activity during Wrist and Finger Movements by Means of Multi-Channel Electromyography,” *PLoS One*, vol. 9, no. 10, Oct. 2014.

[25] Qin Zhang, Caihua Xiong, and Wenbin Chen, “Continuous Motion Decoding from EMG Using Independent Component Analysis and Adaptive Model Training,” in *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Chicago, IL, 2014, pp. 5068–5071.

[26] M. D. Plumbley, “Algorithms for Nonnegative Independent Component Analysis,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 14, no. 3, pp. 534–543, May 2003.

[27] A. Ziehe and K.-R. Müller, “TDSEP — an Efficient Algorithm for Blind Separation Using Time Structure,” in *ICANN 98*, 1998, pp. 675–680.

[28] Roberto Merletti and Philip J. Parker, *Electromyography: Physiology, Engineering, and Non-Invasive Applications*. Wiley-IEEE Press, 2004.

[29] B. Hudgins, P. Parker, and R. N. Scott, “A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 40, no. 1, pp. 82–94, Jan. 1993.

[30] P. Koch, H. Phan, M. Maass, F. Katzberg, and A. Mertins, “Recurrent Neural Network Based Early Prediction of Future Hand Movements,” p. 4.

[31] F. Quivira, T. Koike-Akino, Y. Wang, and D. Erdogmus, “Translating sEMG Signals to Continuous Hand Poses Using Recurrent Neural Networks,” in *2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical Health Informatics (BHI)*, 2018, pp. 166–169.

[32] N. Bu, O. Fukuda, and T. Tsuji, “EMG-Based Motion Discrimination Using a Novel Recurrent Neural Network,” *Journal of Intelligent Information Systems*, vol. 21, no. 2, pp. 113–126, Sep. 2003.

[33] 梁怡康, Liang T.-K., 楊谷洋, and Young K.-Y., “基於肌電圖之機械臂定位控制,” Thesis, 2006.

[34] J. Liu, S. H. Kang, D. Xu, Y. Ren, S. J. Lee, and L.-Q. Zhang, “EMG-Based Continuous and Simultaneous Estimation of Arm Kinematics in Able-Bodied Individuals and Stroke Survivors,” *Front Neurosci*, vol. 11, Aug. 2017.

[35] H. J. Hermens, R. Merletti, and B. Freriks, *SENIAM European Recommendations for Surface Electromyography*. Enschede, The Netherlands: Roessingh Research and Development, 1999.

[36] J. J. Chen, T. Y. Sun, T. H. Lin, and T. S. Lin, “Spatio-Temporal Representation of Multichannel Emg Firing Patterns and Its Clinical Applications,” *Med Eng Phys*, vol. 19, no. 5, pp. 420–430, Jul. 1997.

[37] O. C. J. Lippold, “The relation between integrated action potentials in a human muscle and its isometric tension,” *J Physiol*, vol. 117, no. 4, pp. 492–499, Aug. 1952.

[38] Sudhir Diwan and Peter S. Staats, *Atlas of Pain Medicine Procedures*. McGraw-Hill Medical Publishing, 2014.

[39] P. J. Blijham, H. J. ter Laak, H. J. Schelhaas, B. G. M. van Engelen, D. F. Stegeman, and M. J. Zwarts, “Relation Between Muscle Fiber Conduction Velocity and Fiber Size in Neuromuscular Disorders,” *J. Appl. Physiol.*, vol. 100, no. 6, pp. 1837–1841, Jun. 2006.

[40] D. S. Dorcas and R. N. Scott, “A Three-State Myo-Electric Control,” *Med. & biol. Engng.*, vol. 4, no. 4, pp. 367–370, Jul. 1966.

[41] U. Mamikoglu, G. Nikolakopoulos, M. Pauelsen, D. Varagnolo, U. Roijezon, and T. Gustafsson, “Elbow Joint Angle Estimation by Using Integrated Surface Electromyography,” in *2016 24th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, Athens, Greece, 2016, pp. 785–790.

[42] S. M. T. Reza, N. Ahmad, I. A. Choudhury, and R. A. R. Ghazilla, “A Fuzzy Controller for Lower Limb Exoskeletons during Sit-to-Stand and Stand-to-Sit Movement Using Wearable Sensors,” *Sensors (Basel)*, vol. 14, no. 3, pp. 4342–4363, Mar. 2014.

[43] M. C. F. Castro, E. L. Colombini, P. T. A. Junior, S. P. Arjunan, and D. K. Kumar, “sEMG Feature Evaluation for Identification of Elbow Angle Resolution in Graded Arm Movement,” *Biomed Eng Online*, vol. 13, Nov. 2014.

[44] Susan Standring, *Gray’s Anatomy: The Anatomical Basis of Clinical Practice*. Elsevier Limited, 2016.

[45] N. M. Bajaj, A. J. Spiers, and A. M. Dollar, “State of the Art in Prosthetic Wrists: Commercial and Research Devices,” in *2015 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, 2015, pp. 331–338.

[46] A. M. Gilroy, B. R. MacPherson, L. M. Ross, M. Schuenke, E. Schulte, and U. Schumacher, *Atlas of Anatomy*, 2 edition. Stuttgart ; New York: Thieme, 2012.

[47] A. Siemienski, A. Kebel, and P. Klajner, “Fatigue Independent Amplitude-Frequency Correlations in EMG Signals,” presented at the Biomechanika’06, 2006.

[48] J. Shi, Y. Zheng, and Z. Yan, “SVM for Estimation of Wrist Angle from Sonomyography and sEMG Signals,” in *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Lyon, France, 2007, pp. 4806–4809.

[49] N. Jiang, J. L. Vest-Nielsen, S. Muceli, and D. Farina, “EMG-based simultaneous and proportional estimation of wrist/hand kinematics in uni-lateral trans-radial amputees,” *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 9, no. 1, p. 42, Jun. 2012.

[50] G. Naik, “A Comparison of ICA Algorithms in Surface EMG Signal Processing,” *Int. J. of Biomedical Engineering and Technology*, vol. 6, pp. 363–374, Aug. 2011.

[51] Y. Hu, X. H. Li, X. B. Xie, L. Y. Pang, Y. Cao, and K. Luk, “Applying Independent Component Analysis on ECG Cancellation Technique for the Surface Recording of Trunk Electromyography,” *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, vol. 4, pp. 3647–3649, 2005.

[52] G. R. Naik, D. K. Kumar, V. P. Singh, and M. Palaniswami, “Hand Gestures for HCI Using ICA of EMG,” in *Proceedings of the HCSNet Workshop on Use of Vision in Human-computer Interaction - Volume 56*, Darlinghurst, Australia, Australia, 2006, pp. 67–72.

[53] C. J. James and C. W. Hesse, “Independent Component Analysis for Biomedical Signals,” *Physiol Meas*, vol. 26, no. 1, pp. R15-39, Feb. 2005.

[54] H. Nakamura, M. Yoshida, M. Kotani, K. Akazawa, and T. Moritani, “The Application of Independent Component Analysis to the Multi-Channel Surface Electromyographic Signals for Separation of Motor Unit Action Potential Trains,” *J Electromyogr Kinesiol*, vol. 14, no. 4, pp. 423–432, Aug. 2004.

[55] N. Massó, F. Rey, D. Romero, and G. Gual, “Surface Electromyography Applications in the Sport,” vol. 45, Jan. 2010.

[56] A. Hyvärinen and E. Oja, “Independent Component Analysis: Algorithms and Applications,” *Neural Networks*, vol. 13, no. 4–5, pp. 411–430, Jun. 2000.

[57] J. Cardoso and A. Souloumiac, “Jacobi Angles for Simultaneous Diagonalization,” *SIAM J. Matrix Anal. & Appl.*, vol. 17, no. 1, pp. 161–164, Jan. 1996.

[58] F. Quivira, T. Koike-Akino, Y. Wang, and D. Erdogmus, “Translating sEMG Signals to Continuous Hand Poses Using Recurrent Neural Networks,” in *2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical Health Informatics (BHI)*, 2018, pp. 166–169.

[59] T. Isokawa, H. Nishimura, N. Matsui, T. Isokawa, H. Nishimura, and N. Matsui, “Quaternionic Multilayer Perceptron with Local Analyticity,” *Information*, vol. 3, no. 4, pp. 756–770, Nov. 2012.

[60] K. Greff, R. K. Srivastava, J. Koutník, B. R. Steunebrink, and J. Schmidhuber, “LSTM: A Search Space Odyssey,” *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 28, no. 10, pp. 2222–2232, Oct. 2017.

[61] A. Graves and J. Schmidhuber, “Framewise Phoneme Classification with Bidirectional LSTM and Other Neural Network Architectures,” *Neural Networks*, vol. 18, no. 5, pp. 602–610, Jul. 2005.

[62] Carlo J. De Luca, *Surface Electromyography: Detection and Recording.*, DelSys Inc., 2002.

[63] PJRC Store: https://www.pjrc.com/store/teensy32.html

[64] Processing.org: https://processing.org/

[65] MPU-9250: https://www.invensense.com/products/motion-tracking/9-axis/mpu-9250/

[66] S. O H Madgwick, An Efficient Orientation Filter for Inertial and Inertial/Magnetic Sensor Arrays., 2010. https://www.samba.org/tridge/UAV/madgwick\_internal\_report.pdf

1. 附錄一： 四通道與六通道sEMG估測結果

表 19：四通道sEMG：平均RMSE（度）

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| 0° - RMS | 5.044 | 5.012 | 10.215 | 10.747 |
| 0° - nICA | 4.698 | 4.721 | 8.432 | 8.785 |
| 0° - TDSEP | 4.805 | 4.835 | 8.718 | 9.075 |
| 45°- RMS | 5.128 | 5.064 | 11.576 | 12.390 |
| 45°- nICA | 5.203 | 5.135 | 9.332 | 10.483 |
| 45°- TDSEP | 5.149 | 5.091 | 9.541 | 10.424 |

表 20：六通道sEMG：平均RMSE（度）

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 彎曲  （Flexion） | 伸展  （Extension） | 往內反掌  （Pronation） | 往外反掌  （Supination） |
| 0° - RMS | 4.578 | 4.427 | 6.775 | 8.181 |
| 0° - nICA | 5.220 | 5.003 | 6.199 | 7.009 |
| 0° - TDSEP | 4.899 | 4.761 | 6.100 | 6.868 |
| 15°- RMS | 4.854 | 4.758 | 8.023 | 9.317 |
| 15°- nICA | 4.905 | 4.852 | 7.437 | 8.226 |
| 15°- TDSEP | 4.710 | 4.665 | 7.316 | 8.104 |
| 30°- RMS | 5.103 | 5.029 | 9.198 | 10.302 |
| 30°- nICA | 5.733 | 5.573 | 7.653 | 8.826 |
| 30°- TDSEP | 5.191 | 5.022 | 7.699 | 8.820 |