

國立臺灣大學工學院機械工程學系

碩士論文

Department of Mechanical Engineering

College of Engineering

National Taiwan University

Master Thesis



利用多特定運動軌跡估測希爾式
肌肉骨骼模型之肌肉肌腱參數的最佳化方法
Optimization-based Estimation of Musculotendon
Parameters in Hill-type Musculoskeletal Models
using Multiple Specific Kinematic Trajectories

林易玄

Yi-Hsuan Lin

指導教授：詹魁元博士

Advisor: Kuei-Yuan Chan, Ph.D.

中華民國 112 年 7 月

July, 2023

國立臺灣大學碩士學位論文
口試委員會審定書

MASTER'S THESIS ACCEPTANCE CERTIFICATE
NATIONAL TAIWAN UNIVERSITY

利用多特定運動軌跡估測希爾式
肌肉骨骼模型之肌肉肌腱參數的最佳化方法

Optimization-based Estimation of Musculotendon
Parameters in Hill-type Musculoskeletal Models
using Multiple Specific Kinematic Trajectories

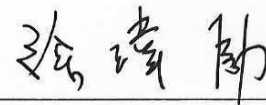
本論文係 林易玄 (R10522601) 在國立臺灣大學機械工程學系完成之碩士學位論文，於民國 112 年 6 月 28 日承下列考試委員審查通過及口試及格，特此證明。

The undersigned, appointed by the Department / Institute of Mechanical Engineering on 28th June, 2023 have examined a Master's thesis entitled above presented by Lin, Yi-Hsuan (R10522601) candidate and hereby certify that it is worthy of acceptance.

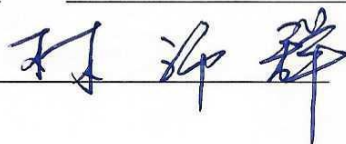
口試委員 Oral examination committee:


(指導教授 Advisor)





系主任/所長 Director:





誌謝

整本論文僅剩誌謝需要撰寫是多麼奢侈的一件事。首先感謝百忙抽空來擔任考試委員的徐瑋勵老師與張秉純老師，針對研究與論文提出寶貴建議，使本論文更加完整。謝謝在碩士班期間指導我的詹魁元老師，老師總是希望我們能主動去尋找自己的研究方向，雖然有時會有些天馬行空的想法，從碩一的機械手臂、步態分析、IMU 動作量測、訊號處理，研究主題跟計劃助理的更換頻率一樣高，直到碩二才逐漸穩定，但正是在這飄搖不定的研究主題中探索，也才能真正體會到研究的五味雜陳，除了感謝老師的指導外，也謝謝老師適時的給予信心，還有能加入 SOLab 的機會，很開心也很榮幸地順利完成了碩士學位。

長幼有序，首先感謝實驗室的大家長彥智學長，謝謝彥智在研究上的各種協助，像是回答一些在最佳化上的蠢問題，感謝一同共患難兩年的柏賢，不管是在運動領域上的常識補充，還是這兩年來的生活瑣碎，都給予了很大的協助，敬祝兩位博班學長在未來研究上一帆風順。謝謝詔東在修課與程式上的指導、昱凡在研究上的莫大大幫助(尤其是畢業後的學術騷擾)、冠成的好奇心使我在研究上的啟發，還有亭宜在研究上的鼓勵，撇除學術上的感謝外，從喝酒、打牌、開趴、出遊，再到電影、火鍋馬拉松，學長姊們帶來更多的是生活上的樂趣與動力來源。謝謝同屆一起奮鬥的夥伴們，啟瑞在日常中的閒聊與協助、怡萱在千奇百怪問題上的解惑、若瑄在修課期間的各種組隊、重叡都不講話(但後期真·共患難了數次)，以及冠賢在程式上的協助與日常討論，雖每個人的研究領域都隔了一座山，或許不能相互給予實質幫助，但在心靈上絕對是大拇指的，同時也讓我見識到了何

謂強者。最後也謝謝琮祐、鐘毅、敬亭、問蕖、珮甄、怡葶，協助處理實驗室大小事，祝順利畢業。

感謝在碩士兩年相互扶持的朋友們，像是同為從成大上來臺大的啟玄、志霖、敬桓和立渝，歡樂的吃飯時光、羽球團和爬山都給予生活滿滿動力，雖然說了兩年的基隆行還沒成，另外也還有永和酒友會的名宇和冠丞。謝謝高中好麻吉兼吃飯好友振原，在剛來臺大時的協助與後期的職涯關心，謝謝嘉宏、餘之、晴立，以及其他仍保持聯繫的朋友們，分享日常瑣碎與相互關心都是菸酒生的生活調劑。此外研究生加入滑板社看似荒謬，但卻是我在研究最苦悶時的精神糧食，在此特別感謝佐庭、銘志和品竹。最要感謝的是我的家人，除了實質上的經濟援助外，還有心靈上的鼓舞，不僅僅是碩士兩年，而是從出生那一刻到現在，沒有您們的栽培，我就不會有現在如此的成就。

最後，感謝我自己願意相信自己、堅持到底，小時候對臺大的印象是遙不可及的，如今卻在此順利地完成了求學里程，期許自己在未來能找到屬於自己合適的位置並發光發熱，不管是在職場、社會，還是自己的人生當中。

林易玄 謹誌於
國立臺灣大學 機械工程學系
中華民國一百一十二年七月



中文摘要

科技日益發展，電腦模擬與分析使得研究學者在生物力學、生理訊號等研究不再局限於臨床實驗的探討，透過軟體模擬亦可得到複雜的分析結果，像是神經訊號、肌肉力量、關節扭矩等資訊，不管是在臨床醫學、醫療復健還是運動科學等領域，皆帶來了前所未有的影響。在人體動作模擬與分析中，除了模擬過程的計算評估方法會影響準確度外，模型的選擇亦影響結果重大，使用通用模型雖能減去模型建立的繁雜步驟，但模擬結果並不能完全代表受試者本人，因此在個人化的模型建立上是必要的，不過同時也充滿了挑戰性。

本研究結合生物力學軟體 OpenSim 與數學計算軟體 MATLAB，以最佳化方法來估計肌肉骨骼模型中的肌肉肌腱參數，整體研究以運動軌跡預測任務作為核心，參數估計前利用敏感度分析結果來選擇欲執行任務，再透過多預測任務的執行，以預測軌跡與目標軌跡間的誤差來尋找欲評估肌肉之參數值，而評估完成得到的最佳模型則需經過模型驗證的考驗。一連串的研究方法流程以數個模擬案例來呈現，藉由普及的上肢肌肉骨骼模型來驗證方法的可行性與有效性，此外亦探討關於參數不可識別性問題，並證實多預測任務可有效地避免其影響。綜合上述，所提出之研究方法能有效評估肌肉骨骼模型中的肌肉肌腱參數，對於未來在個人化模型的建立上，將具有實質上的幫助。

關鍵字：個人化肌肉骨骼模型、希爾式肌肉模型、肌肉肌腱參數評估、參數不可識別性、最佳化



Abstract

The advancement of technology has significantly broadened the possibilities of research in fields such as biomechanics and physiological signals, surpassing the limitations of clinical experiments. Through computer simulation and analysis, researchers can also obtain complex results like neural signals, muscle force, and joint torque. This progress has had unprecedented implications in various domains, including clinical medicine, rehabilitation, and sports science. However, achieving accurate results in human motion simulation and analysis relies not only on the evaluation methods but also on the choice of models. While generic models simplify the model-building process, they fail to fully capture the unique characteristics of individual subjects. Thus, the development of subject-specific models is crucial, albeit challenging.

In this study, the combination of biomechanics software, OpenSim, and mathematical computing software, MATLAB, is used to estimate musculo-tendon parameters in musculoskeletal models through optimization methods. The primary focus of the research centers around prediction tasks. Prior to parameter estimation, sensitivity analysis is performed to determine the desired tasks to be executed. Subsequently, multiple prediction tasks are executed to quantify the discrepancy between the predicted trajectories and the target trajectories, enabling the determination of parameter values for the evaluated muscles. Finally, the optimal models resulting from the evaluation process

are subjected to model validation to ensure their accuracy. The methodology is demonstrated through several simulation cases using a widely used upper extremity musculoskeletal model, confirming the feasibility and effectiveness of the proposed methods. Moreover, the study investigates the issue of parameter non-identifiability and affirms that engaging in multiple prediction tasks is an effective means to circumvent its influence. In conclusion, the proposed methodology effectively estimates musculotendon parameters in musculoskeletal models, providing substantial support for future development of subject-specific models.

Key words: subject-specific musculoskeletal model, Hill-type muscle model, musculotendon parameter estimation, parameter non-identifiability, optimization

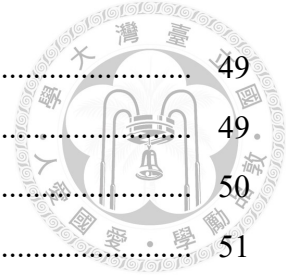


目錄

口試委員會審定書	i
誌謝	ii
中文摘要	iv
Abstract	v
目錄	vii
圖目錄	x
表目錄	xii
第一章 緒論	1
1.1 前言	1
1.2 研究動機與目的	2
1.3 論文架構	4
第二章 文獻回顧	5
2.1 人體動作量測	5
2.1.1 動作捕捉系統	5
2.1.2 力學感測裝置	8
2.1.3 生理訊號感測裝置	9
2.2 人體動作模擬與分析	11
2.2.1 模擬流程與系統介紹	11
2.2.2 模型分類	13
2.2.3 動作模擬與分析	13
2.3 個人化模型	14
2.3.1 肌肉參數量測	16
2.3.2 肌肉參數估測	17



2.3.3	敏感度分析	19
2.4	小結	20
第三章	研究方法	21
3.1	肌肉模型	23
3.1.1	希爾式肌肉模型	23
3.1.2	肌肉參數	24
3.2	OpenSim 模擬軟體與工具箱應用	25
3.2.1	人體肌肉骨骼模型	26
3.2.2	人體動作模擬與分析	26
3.2.3	OpenSim-MATLAB 介面	32
3.3	運動軌跡預測任務	32
3.3.1	運動軌跡生成	33
3.3.2	預測任務與誤差	34
3.4	敏感度分析	35
3.4.1	Sobol 序列與擾動參數生成	35
3.4.2	敏感度指標	36
3.5	多運動軌跡預測任務與最佳化	37
3.5.1	問題定義	38
3.5.2	最佳化問題	38
3.5.3	最佳化流程與演算法	39
3.6	模型驗證	41
3.7	小結	42
第四章	上肢特定肌肉之參數評估與最佳化	43
4.1	肌肉骨骼模型	43
4.1.1	上肢肌肉骨骼模型	43
4.1.2	具負重之上肢肌肉骨骼模型	45
4.1.3	欲評估之肌肉參數	46
4.2	運動軌跡與控制訊號生成	47
4.2.1	期望動作生成	47
4.2.2	控制訊號生成	48
4.2.3	運動軌跡生成	48

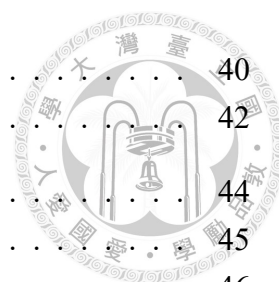


4.3 任務與肌肉參數間之敏感度分析	49
4.3.1 任務種類	49
4.3.2 任務挑選準則	50
4.3.3 敏感度分析	51
4.4 肌肉參數最佳化與驗證	53
4.4.1 最佳化與模型驗證	53
4.4.2 執行任務介紹	56
4.5 小結	56
第五章 參數評估模擬案例與成果探討	58
5.1 參數評估模擬案例	58
5.1.1 單肌肉單參數案例評估	59
5.1.2 單肌肉多參數案例評估	60
5.1.3 多肌肉多參數案例評估	61
5.1.4 單軌跡案例評估	62
5.2 參數評估結果	62
5.3 肌肉參數不可識別性探討	64
5.4 小結	66
第六章 結論與未來工作	67
6.1 研究成果與貢獻	67
6.2 未來工作	68
參考文獻	70



圖目錄

1.1	人體動作模擬與分析之種類劃分	2
1.2	復健規劃流程	3
2.1	光學動作捕捉系統範例	6
2.2	基於 IMU 之肩胛骨運動學量測應用	7
2.3	測力板設備	8
2.4	手部力學量測客製儀器	9
2.5	EMG 設備	10
2.6	集結 EMG 與 IMU 設備	10
2.7	神經肌肉骨骼系統模擬流程圖	11
2.8	磁振造影測量骨骼幾何範例	15
2.9	磁振造影與擴散張量測量肌肉範例	16
2.10	超音波測量肌肉範例	17
2.11	人體模擬之控制系統方塊圖	18
3.1	研究總流程圖	22
3.2	希爾式肌肉模型	24
3.3	OpenSim 軟體使用介面	25
3.4	正向動力學流程圖	28
3.5	靜態最佳化流程圖	30
3.6	肌肉計算控制演算法示意圖	31
3.7	肌肉計算控制流程圖	32
3.8	運動軌跡生成流程圖	33
3.9	期望動作與目標運動軌跡差異範例	33
3.10	預測任務流程圖	35
3.11	準隨機與隨機函式差異	36
3.12	受擾動肌肉參數生成之範例	36
3.13	敏感度分析流程圖	37
3.14	多運動軌跡預測任務流程圖	37



3.15	模式搜尋演算法流程圖	40
3.16	模型驗證流程圖	42
4.1	arm26 模型之肌肉介紹	44
4.2	arm26 模型之自由度介紹	45
4.3	具負重之 arm26 模型	46
4.4	期望動作生成範例	48
4.5	敏感度分析之程式執行流程圖	51
4.6	模擬案例之敏感度分析結果	52
4.7	呈現敏感度指標於運動軌跡偏移範例	53
4.8	多運動軌跡預測最佳化之程式執行流程圖	54
4.9	模型驗證之程式執行流程圖	55
4.10	最佳化任務之敏感度分析結果	57
4.11	模型驗證任務之敏感度分析結果	57
5.1	研究案例分類	59
5.2	單軌跡案例於最佳化任務之運動軌跡預測	64
5.3	單軌跡案例於模型驗證任務之運動軌跡預測	65
5.4	單軌跡案例於 Task 8 之運動軌跡預測	65



表目錄

4.1	肌肉模型預設參數	46
4.2	任務種類編號範例	49
5.1	單肌肉單參數案例：肱二頭肌長頭之最大等長力量的最佳參數	59
5.2	單肌肉單參數案例：肱二頭肌長頭之最佳肌纖維長度的最佳參數	60
5.3	單肌肉單參數案例：肱二頭肌長頭之肌腱鬆弛長度的最佳參數	60
5.4	單肌肉多參數案例：肱二頭肌長頭的最佳參數	61
5.5	單肌肉多參數案例：肱二頭肌短頭的最佳參數	61
5.6	多肌肉多參數案例：肱二頭肌群的最佳參數	61
5.7	單軌跡案例：肱二頭肌群的最佳參數	62
5.8	多軌跡案例之肌肉參數評估成果整理	63
5.9	單軌跡案例之肌肉參數評估成果整理	64



緒論

1.1 前言

在科技日益發展下，人類的生理資訊不侷限於臨床醫學的探討，電腦模擬與分析已成為現今生物醫學領域的重要研究方向之一 [1] [2]，在技術不斷提升的情況下，使我們能夠更全面和深入地瞭解人體的生理狀況、生物力學等表現，例如通過運動模擬來研究運動員，分析在訓練中的姿勢、肌肉和關節受力情況，來改善訓練過程與制定訓練菜單 [3] [4]，此外電腦模擬在醫學領域中有著廣泛的應用，例如協助醫生制定更有效的治療方法，或是通過模擬手術來研究手術風險和效果 [5] [6]。綜合上述，在人體模擬和分析的發展，不僅提供了更多的生理資訊與科學研究方法，同時也為人類的健康帶來了正面影響。

在人體動作模擬與分析中，本文作者將其分為三大領域，如圖 1.1 所示，包含著人體運動學、動力學與肌肉動力學，每個領域所感興趣的資訊、所需的量測設備皆不相同，唯獨共同點是需要一個模型，才能進行後續的模擬與分析。

模型的挑選上，可以選擇以大眾生理資訊所建立的通用模型，該模型並不代表任何一個人，但可藉由適當地縮放來代表受試者、進行後續作業 [7]，通用模型的優點是無需繁雜的模型建立過程，簡易的調整即可使用，但相對地缺點就是該模型的準確度低，使得模擬與分析結果並不能完整的體現該受試者的生理結果，尤其若當應用領域在於復健、運動訓練上，這些生理資訊的結果佔了舉足輕重的角色，故在個人化模型的建立上是必然的 [8]。個人化模型乃是針對個體的解剖學、生理學和生物力學等資訊，來量身打造的模擬模型，其提供更加精準和特定的資訊，從而徹底改變復健和運動科學領域 [9]。

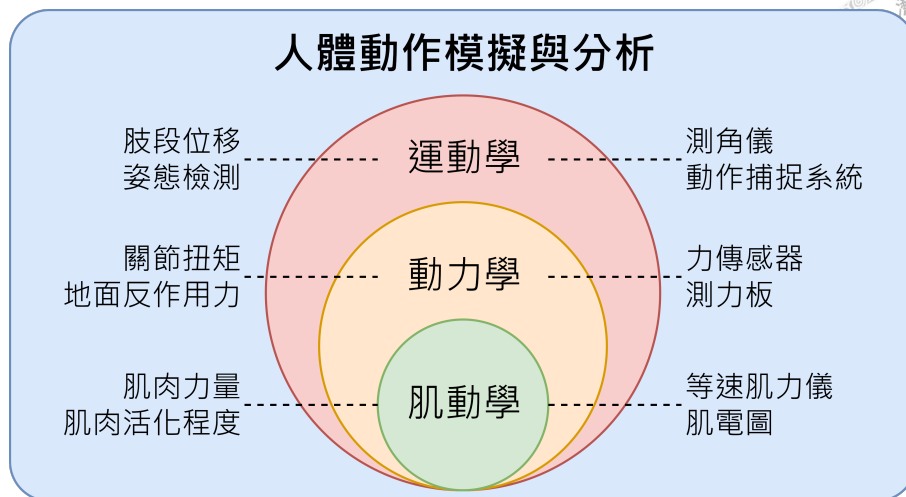


圖 1.1: 人體動作模擬與分析之種類劃分

1.2 研究動機與目的

近年在新型冠狀病毒 (COVID-19) 的肆虐下，世界各地的醫療與復健服務產生了重大影響，除了原先的各種疾病治療外，還要積極治癒相關染疫者，其對於醫院和診所不堪重負，而防止疫情加大除了治癒染疫者外，降低感染風險亦是重要的一環，因此在居家復健的議題上仍熱烈討論中，讓病患在非必要的情況下無須前往醫療院所，來降低感染的風險 [10] [11] [12]。居家復健提供許多的好處，除了上方討論的降低接觸風險外，其對患者帶來著更加便利的生活，無需在特定時間前往院所治療，亦能接受到相同的專業指導，更能透過人體模擬與分析，根據個別患者製作一套特定的復健流程，使患者能更快速與有效地康復，最終也順帶著減輕了醫療系統的負擔，達到兩全其美的效益。

下方圖 1.2 為本研究制定之復健規劃流程，首先病患需至醫療院所接受醫師等專業人員的診斷，明確判定受傷情形後，將受傷資訊提供給研究學者，以便建立病患之個人化模型，在這之中，研究學者提供所建立的模型之肌肉參數資訊給醫師，由醫師判定是否與檢測之狀況相同，例如肌腱長度是否合理等，在醫師與研究學者的互助下，完成建立個人化模型。下一步則是將該模型的資訊與模擬功能提供給物理治療師，由物理治療師來制定與規劃復健流程，並可要求研究學者提供復健的動作模擬結果，來檢視是否有符合預期的效益。本論文在圖 1.2 中，即為研究學者的角色，由醫師提供的受傷肌肉作為欲評估之肌肉選擇，乃最佳化問題中的設計變數，最終目的為建立個人化模型。

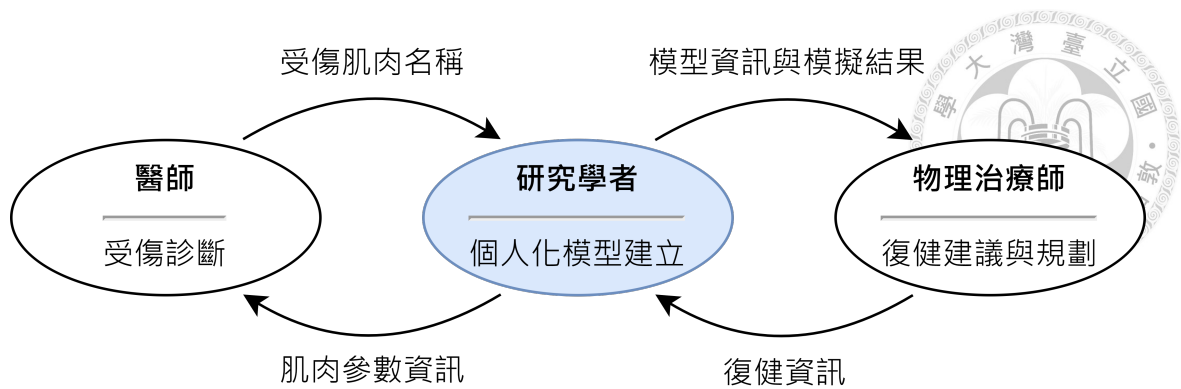


圖 1.2: 本研究制定之復健規劃流程，位於中間的藍色圓框為本論文之核心目標。

由於通用模型的縮放不如預期 [8]，在居家復健的規劃中，建立個人化模型是必要的選擇，其建立可透過醫療器材的量測，例如磁振造影 [13] [14]、超音波 [15] [16] 等器材，但直接量測的成本相對高昂，建立個人化模型除了常見的幾何特徵，如身高、體重、臂長等資訊外，肌肉參數也佔了重要的角色 [17]，肌肉參數直接影響了肌肉的發力結果，進而關係到人體的動作與姿態，本研究目的是透過最佳化方法來評估肌肉參數，取代傳統量測方法來建立個人化模型，但由於參數改變可由其餘參數來抗衡 [18]，意味著不同的參數組合能產生相似的動作結果，即所謂的參數具不可識別性 (parameter non-identifiability)，故如何提高在肌肉參數評估的準確度上，亦是本研究的主要目的之一。



1.3 論文架構

本論文共含有六個章節，其架構如下：

- **第一章：緒論**

介紹本論文之研究背景，由研究背景的需求與困境當中，衍生出本研究之動機與目的，闡述本論文之核心目標。

- **第二章：文獻回顧**

針對該領域現存的研究進行介紹與整理，包括人體量測、模擬與分析相關研究，以及個人化模型的必要性，並針對肌肉參數評估等文獻，進行回顧與討論。

- **第三章：研究方法**

介紹本研究所提出之參數評估方法，包含敏感度分析、參數評估與最佳化，以及模型驗證方法，除此之外也介紹了相關背景知識，例如肌肉模型、動力學模擬、肌肉計算控制模擬等資訊，藉由這整套方法來建立個人化模型。

- **第四章：上肢特定肌肉之參數評估與最佳化**

針對第三章所提出之方法，使用普及的上肢肌肉骨骼模型作為範例，進行相關的前置作業與研究方法的套用說明。

- **第五章：參數評估模擬案例與成果探討**

綜合第三章的研究方法與第四章的骨骼模型，呈現數個模擬案例來顯現該方法的有效性與必要性，同時驗證所評估參數之正確性，並對參數的評估結果進行探討。

- **第六章：結論與未來工作**

總結本研究之成果與貢獻，並給予適當的建議，作為未來本研究之延伸方向。



文獻回顧

本論文研究主題為評估個人化模型之肌肉參數，在文獻回顧中，首先會介紹關於人體動作量測的技術，包含動作捕捉系統、感測裝置等介紹，接續會討論關於動作模擬與分析的部分，主要切割為三部分，前半部將先引入人體模擬流程與系統介紹，並依照複雜程度進行模型分類，後半部則是關於人體的模擬與分析資訊，最後則會回顧個人化模型的相關文獻，統整現今學者在肌肉參數領域的研究，其針對不同方法來進行介紹，例如以直接量測或是間接估測來取得肌肉參數。第二章節將圍繞在該研究主題的背景與現況來進行探討，最終闡述肌肉參數的重要性。

2.1 人體動作量測

人體動作量測為模擬與分析的第一要素，使用各種量測方法來記錄、量化與分析人體在活動過程中的表現，例如動作姿態、受力表現和生理訊號，這些數據將作為後續模擬與分析階段的輸入或是驗證資料 [19]。本節將人體動作量測切分為三大領域介紹，分別為運動學相關的動作捕捉系統，用來記錄人體的運動過程，第二則為動力學相關的力學感測裝置，用來記錄在運動過程中所施加、接受到的外力結果，最後則是生理訊號感測裝置，記錄在運動過程所產生的生理訊號，以下將逐一介紹各種量測技術。

2.1.1 動作捕捉系統

動作捕捉系統主要用來記錄人體在運動過程中的姿態，常被應用在電影拍攝、虛擬實境遊戲、運動科學，以及醫學研究等領域之中 [19] [20] [21]。在姿態 (pose)

的定義上可劃分為兩塊，分別為位置 (position) 與方向 (orientation)，位置代表物體在空間中的所在處，通常由笛卡兒坐標系來定義，方向則代表物體在空間中指向方位，可由旋轉矩陣、四元數、歐拉角等來表示，而在動作捕捉系統中，正好可透過位置與方向來區分兩個主要的系統，分別為光學與慣性動作捕捉系統，前者主要以取得位置資訊作為量測目標，而後者則是以方向作為量測目標，事實上除了這兩種系統外，還有像是機械式、電磁式等捕捉系統來取得動作資訊，學者可根據研究需求來挑選合適的系統來使用，下方將以最常被使用的光學與慣性動作捕捉系統來介紹，而這兩種系統也正是最常被相互討論與比較的對象。

光學動作捕捉系統

光學動作捕捉系統通常被視為人體動作量測的黃金標準 [19]，其透過光學與三角測量方法來估計標記位置，其需要多台已經過校正的相機同時記錄，借此定義空間的原點與三維資訊，以捕捉人體在空間的運動，而標記 (marker) 部分需黏貼於明顯處，例如人體骨突點，確保在影像中為可視、具實驗可再現性，系統將標記位置映射至軟體來重現運動過程，常見的軟硬體設備如 Vicon。除了以標記為主 (marker-based) 的系統外，另一種同為光學方法的為無標記 (marker-less) 系統 [22] [23]，這種系統是透過電腦視覺或是機器學習等方法，來取得人體各關節位置、骨架輪廓等資訊，優點是無需黏貼標記的繁雜過程，讓受試者能更加放鬆自然，但準確度仍在不斷改良，常見的設備如 Microsoft 開發的 Kinect，以及由 Google 開發的 MediaPipe 開源軟體。下方圖 2.1 為光學系統的實際應用，整體來說光學系統對於位置量測是非常準確的，但其設備成本相對高昂，且由於受限多台相機的固定拍攝，使用上需經過大量的校正程序，因此多只能在實驗室進行，而標記點遮擋、運動偽影等情形也需納入考量，故在使用上必須更加謹慎。

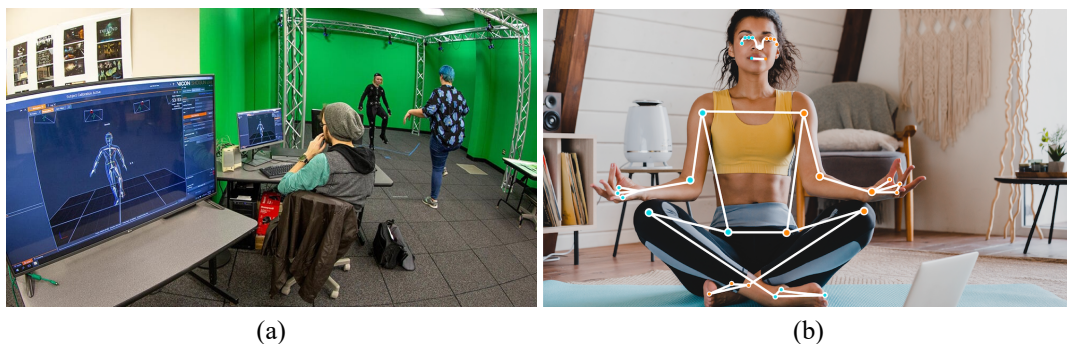


圖 2.1: (a) 有標記 (Vicon [24]) 與 (b) 無標記 (MediaPipe [25]) 之光學動作捕捉系統

慣性動作捕捉系統

慣性動作捕捉系統通常採用由加速規 (accelerometers)、陀螺儀 (gyroscopes)、磁力計 (magnetometers) 所組成的慣性測量單元 (Inertial measurement unit, IMU) 作為量測工具，IMU 主要透過感測器融合演算法 [26]，利用數個感測器的資訊來估計物體的方向，當數個 IMU 黏貼於人體肢段上時，即可透過每個 IMU 的方向資訊來重建人體運動，可攜式特性使其不受空間限制，實驗的高靈活性使其受學者青睞，尤其在運動科學上的使用蓬勃發展 [19]，而經常被使用的軟硬體設備為 Xsens，除了設備為無線連接與高採樣頻率外，也富含一套功能齊全的商用軟體，提供各感測器的校正與融合功能，並能提供即時的量測資訊與動作重建 [27] [28]。

由於 Xsens 成套設備要價不斐，部分學者以 IMU 模組來執行研究，像是 MPU-6050、ISM330DHCX，在各感測器皆存在誤差情況下，其準確度不如光學系統，故在慣性系統量測中有不少學者以降低估測誤差作為研究，例如降低陀螺儀的漂移 [29] [30]、感測器演算法的開發 [31]，或是透過機器學習方法來進行估測 [30] [32]，除此之外也有以最小化 IMU 數量目標的研究 [33] [34]，而 Slade 等人更是開發一套可即時量測的開源系統供參考，並以光學系統作為驗證 [35]。除了上方所提及的針對量測進行改善外，於臨床上也有許多的應用，如學者 van den Noort 等人以量測肩胛骨運動學為研究核心 [36] [37]，如圖 2.2 所示，而學者 Bhagubai 等人針對中風患者進行研究，利用測量到的關節角度來分析病況 [38]，慣性動作捕捉系統由於是以測量方向為目標，其可以量測到每個肢段之間更細微的方向變化。



圖 2.2: 基於 IMU 之肩胛骨運動學量測應用 [36]



2.1.2 力學感測裝置

力學感測裝置在人體量測也屬於重要的一環，常見設備如測力板、壓力感測器、應變規和力傳感器等，透過這些設備來量測人體與外界的力量關係，用於分析人體動力學，例如分析運動員的訓練狀況，可以在運動表現與傷害預防上提供有用的建議 [19]，或是應用在步態分析中 [39] [40]，下方以使用情境來分類介紹。

足部力學量測

測力板為最常被使用的設備，經常配置在步態實驗室的地板中，使用光學動作捕捉系統的同時，一併記錄地面反作用力與扭矩 (ground reaction force and moment, GRF&M)，感測原理含有數種，像是常見的 Kistler 品牌是以壓電材料來量測，適合高速撞擊的運動，但不適合長時間量測，而 AMTI 品牌測力板的適用時機正好相反，其是透過多個應變規來量測與推算，如圖 2.3 所示，研究學者根據測試項目的不同，來選擇使用的品牌和量測原理。此外也有學者開發可攜式的測力板，其結合小型三軸力傳感器與慣性傳感器，讓人體動態量測不受限於實驗室內 [41]，日本 Tec Gihan 品牌即有販售類似的產品，亦是結合力傳感器與慣性傳感器的應用，其可以同時測量六個力分量，而提供的兩種尺寸，可選擇置放在鞋頭與鞋跟處，亦如圖 2.3 所示。

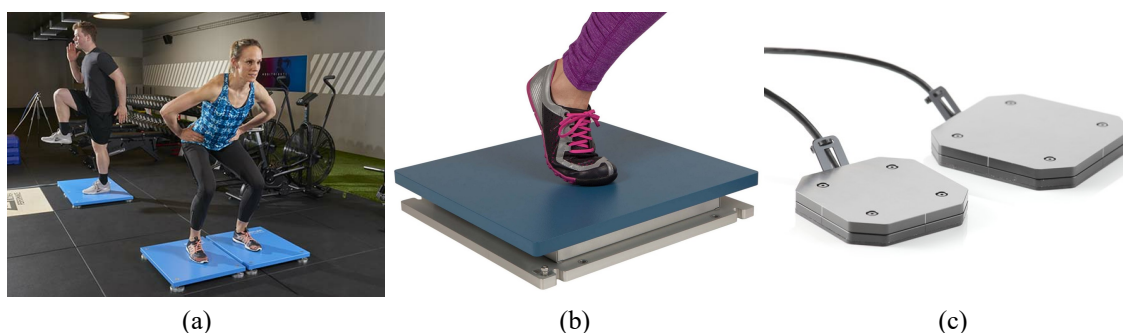


圖 2.3: (a) Kistler 固定式測力板 [42]；(b) AMTI 固定式測力板 [43]；(c) Tec Gihan 可攜式測力板 [44]。

與可攜式測力板相似的還有 Gao 等人於 2020 年所發表的研究，他們將壓電式的力傳感器置放在鞋墊中，以得到的步態分析結果作為在醫療物聯網 (IoHT) 中的一環，但量測結果只含有正應力與剪應力 [40]，不過與傳統的鞋墊式壓力感測器相比，相較於只能量測一個方向的壓力 (通常為與足底垂直的方向)，Gao 等人所開發的設備能提供更多資訊供步態分析使用。

手部力學量測

在人體力學分析當中，除了地面反作用力與扭矩最經常被討論外，手部亦值得被討論與分析，不管是在運動訓練或復健過程，手部經常需要與外界相連，像是負重訓練，若手部力學不納入考量，則會造成人體力學系統無法平衡。在量測設備中，經常使用力傳感器來進行量測，像是 Kinoshita 等人將三軸力傳感器安裝在棒球內部，以測量投球時的手指力量，其提供投手關於訓練與預防傷害的資訊 [45]，而 Muller 等人則是將六軸傳感器安裝於負載，作為外力預測的驗證資料 [46]，如圖 2.4 所示，綜合上述，可針對欲評估的器材安裝力傳感器，來得知外部力量資訊，而該方法不應侷限於手部的力學測量。

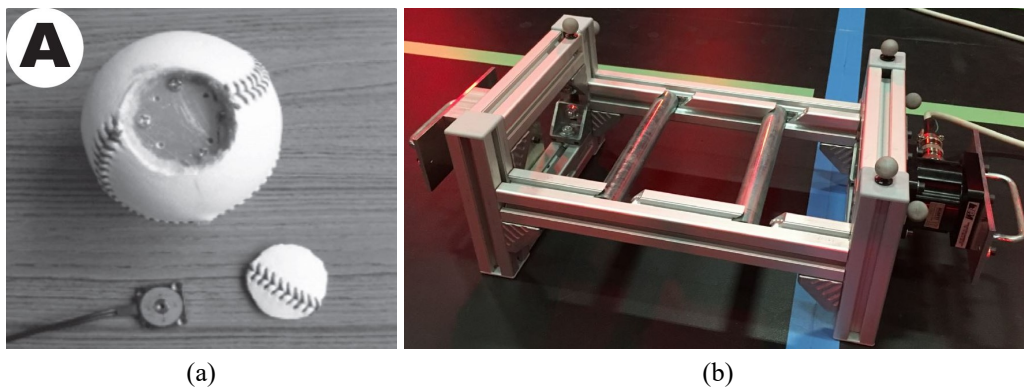


圖 2.4: 含有力傳感器之客製 (a) 棒球 [45] 與 (b) 負載儀器 [46]

2.1.3 生理訊號感測裝置

人體常見的生理訊號包括心率、呼吸、體溫、血氧、肌電圖 (Electromyography, EMG) 等，在現今科技中，許多穿戴式產品已將生理訊號的量測作為標準配備，能隨時記錄與分析使用者的生理狀況，而這些訊號於運動科學 [47] 與工程安全 [48] 上，也有來自不同領域的學者進行研究，善用這些訊號和分析結果，將對於人體的生理監測與診斷有巨大的幫助。在人體動作分析領域中，大多學者著重於 EMG 訊號的研究，以得知肌肉在運動情況下的訊號改變，下方將只回顧 EMG 訊號的量測與相關研究。

肌電圖 (EMG)

EMG 藉由檢測電極的電位差來表示肌肉的收縮訊號，常見種類分成侵入式的針極 EMG，以及非侵入式的表面 EMG，如圖 2.5 所示，使用上由於針極 EMG 是直接插入欲量測的肌肉，故可量測到更深層與更準確的肌肉訊號，但量測範圍小且具有疼痛感，而表面 EMG 與此相反，由於是黏貼於皮膚表面，故只能量測表面肌肉，大範圍量測也會造成誤測到相鄰的肌肉訊號、產生串擾 (cross talk)，不過受限於實驗倫理，大多學者選擇非侵入式的表面 EMG 進行研究。

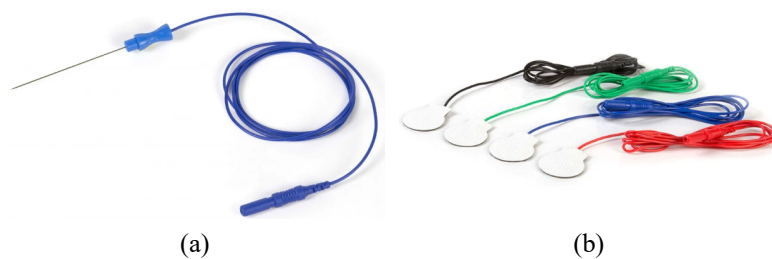


圖 2.5: (a) 針極 EMG 與 (b) 表面 EMG [49]

EMG 量測技術對於研究肌肉活動非常重要，其甚至可用來預測肌肉力量結果，對於肌肉力學相關研究來說，是不可或缺的設備，在運動科學上更是有實質的效益 [19]。EMG 也經常與 IMU 一同使用，於動作捕捉的同時記錄肌肉訊號，即有學者提供關於人工搬運物品的數據集，供未來學者參考使用 [50]，而在現有產品中，Delsys 品牌就有推出集結 EMG 與 IMU 的無線感測器，如圖 2.6，其無線與可攜式的產品特色，增加實驗的靈活性與便利性。

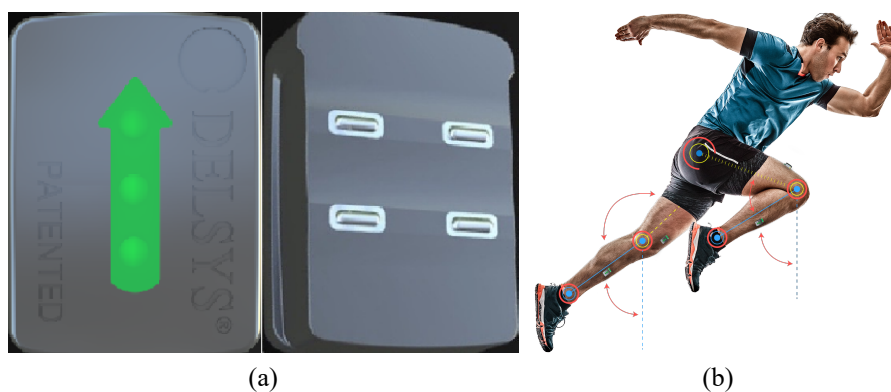


圖 2.6: Delsys 品牌的 (a) 實際產品與 (b) 應用情境 [51]



2.2 人體動作模擬與分析

過往在輔具設計、運動訓練、醫療手術等方面，都需透過臨床方法來驗證成效，隨著現今人體動作模擬的蓬勃發展，使得生物醫學領域的研究不受限於實驗進行，模擬不僅可以快速、安全與低成本的驗證方法有效性，亦提供更詳盡的生理與力學等數據，使研究領域足以擴大、且能無所畏懼地嘗試天馬行空的想法。Uhlrich 等人在 2023 年五月發表最新文章，綜述近半個世紀與未來在肌肉骨骼模擬的進程，並提出成為該領域專家的十個步驟，目的是為了讓未來的研究人員能有效地執行與發展 [2]，過去至現今的迅速發展是難以想像的，而生物力學模擬也將持續改善人類的生活福祉。

本節首先將根據文獻來介紹模擬工作流程與各自系統，並根據複雜程度來區分模型種類，接著再回顧動作模擬與分析相關文獻，根據牽涉到的系統複雜程度，由淺入深的介紹相關已完成的研究。

2.2.1 模擬流程與系統介紹

Febrer-Nafria 等人於 2022 年回顧了使用神經肌肉骨骼模型來預測人體運動的模擬方法 [52]，圖 2.7 為作者所整理並提出的模擬流程，主要可先劃分成兩大系統，由神經肌肉系統 (Neuromuscular System) 生成的關節扭矩 T ，輸入至人機多體系統 (Human-Device Multibody System) 來生成模型狀態導數 \dot{S} ，透過積分即可得到模型狀態 S 以及最終的動作。

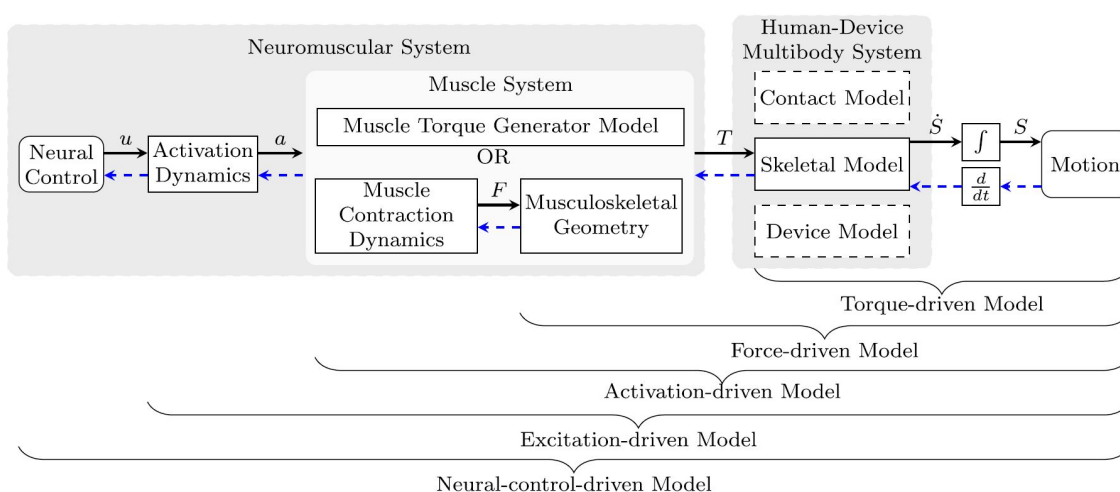


圖 2.7: 神經肌肉骨骼系統模擬流程圖 [52]

在圖 2.7 中的黑色實線箭頭代表著正向模擬，而藍色虛線箭頭則代表逆向模擬，根據模擬的輸入來命名與分類執行全部流程的模型名稱，例如以關節扭矩 T 作為輸入進行模擬，則被稱為扭矩驅動模型 (Torque-driven Model)，若神經激發 u 為輸入，則稱為激發驅動模型 (Excitation-driven Model)，由於神經激發經常透過 EMG 來量測，故又被稱為 EMG 驅動模型 (EMG-driven Model)。在模擬流程中，兩大系統各自涵蓋著許多複雜的流程與細節，下方將綜合文獻並依照系統來個別介紹 [52] [53]。

神經肌肉系統

神經肌肉系統首先以神經控制 (Neural Control) 為起始，其所產生的神經激發 u 輸入至肌肉活化動力學 (Activation Dynamics)，轉換為對應的肌肉活化程度 a ，再輸入至肌肉系統 (Muscle System) 來生成關節扭矩 T ，從神經控制至關節扭矩的整個過程，被統稱為神經肌肉系統。

在神經肌肉系統當中，神經控制模型用來生成想達成任務的”渴望”訊號，也就是所提及的神經激發，當神經控制受損時，會產生與健康人不同的反應，例如中風所引起的痙攣損傷會造成牽張反射行為，神經激發可透過模型來取得，也可以直接透過 EMG 進行量測；活化動力學通常由一階微分方程來描述，用來將神經激發轉換為肌肉活化程度，作為後續肌肉系統的輸入。

在肌肉系統的部分，有兩種模擬可供選擇，第一種為肌肉扭矩產生器 (Muscle Torque Generator Model)，可根據肌肉活化程度直接生成對應的關節扭矩，由於能減少模型參數與輸入的數量，故能大幅降低運算成本來預測肌肉力量產生的關節扭矩，但在未知肌肉力量情況下，肌肉扭矩產生器是無法計算關節負荷結果，也就是各關節的淨力與淨扭矩；第二種是先由肌肉收縮動力學 (Muscle Contraction Dynamics) 來得到肌肉力量 F ，肌肉收縮動力學將肌肉模擬為機械模型，涵蓋著詳細的解剖學與肌動學知識背景，且參數多具有醫學與臨床意義，用來預測肌肉力量結果，像是常見的希爾式肌肉模型即扮演著肌肉收縮動力學的角色 [54]，接下來再透過肌肉骨骼幾何 (Musculoskeletal Geometry) 資訊，像是力臂、肌肉路徑、肌肉插入點位置等，來計算出所對應的關節扭矩。綜合上述，肌肉系統在接收到肌肉活化程度後，可將其轉換為關節扭矩，是整個神經肌肉系統的最終輸出，學者根據研究來挑選合適的模擬方式，模擬結果用來作為人機多體系統的輸入。



人機多體系統

人機多體系統主要包含三個模型，分別為接觸模型 (Contract Model)、設備模型 (Device Model) 和骨骼模型 (Skeletal Model)，從神經肌肉系統得到關節扭矩後，透過骨骼模型來預測模型狀態導數作為系統的輸出，後續再透過積分即可得到模型狀態，即各關節的轉動角度與速度資訊。

接觸模型主要用來描述與外界接觸面的力學關係，最常見的像是腳與地板的接觸，需要考慮像是正向力、摩擦力等模型；當人體參雜著其餘設備同時進行模擬時，即需考慮設備模型，像是外骨骼、球桿或是車輛等，在必要情況下皆需建立人機交互的設備模型，使模擬結果更貼合現實；最重要的是骨骼模型的建立，往往會將人體的各個肢段假設為剛體來計算，藉由各肢段間的關節設定與運動限制等來構成骨骼模型，再透過骨骼動力學來計算最終的模型狀態資訊。學者可根據研究目標來訂定骨骼模型的複雜度，若 2D 模型能完成模擬，則可省去建立 3D 模型與後續計算的成本。

2.2.2 模型分類

綜合 Ezati 等人 (2019) [53] 與 Febrer-Nafria 等人 (2022) [52] 於文獻回顧的論述 (此兩篇文獻有兩位作者相同)，他們將生物力學模型根據解剖結構、類型與工作流程來分類，分成骨骼 (skeletal, SK) 模型、肌肉骨骼 (musculoskeletal, MSK) 模型，以及神經肌肉骨骼 (neuromusculoskeletal, NMSK) 模型三種，在解剖結構與類型中，顧名思義 ”骨骼 (SK)” 代表探討關於骨架、關節與姿態等資訊，而 ”肌肉 (M)” 包含模擬肌肉的模型選擇、肌動學與肌肉幾何等資訊，最後 ”神經 (N)” 則囊括了神經訊號的轉換與作用，因此 NMSK 模型在三者中最為複雜。

若以上節的模擬流程來區分，則可以把肌肉活化程度與關節扭矩當作分界線，SK 模型探討關節扭矩右方的模擬過程，MSK 模型則探討肌肉活化程度右方的模擬過程，最後 NMSK 模型則探討全部模擬流程。增加模型的複雜度雖耗費成本，但所能得到的模擬資訊將更為詳盡，模擬過程根據主題來挑選合適的模型，在模型複雜度與計算成本間取得良好平衡。

2.2.3 動作模擬與分析

動作模擬與分析的主要目的是透過已建立的模型，根據特定資料的輸入來預測結果，如常見的流程是在給定神經激發後，透過正向模擬來預測動作結果，而

亦可透過逆向模擬在給定動作情況下，模型預測各肌肉所需要的神經激發，學者根據模擬結果或是過程所產生的資訊來進行分析。下方將由淺入深的回顧相關文獻，首先以涉及運動學與動力學相關的研究進行回顧，再介紹會牽涉到肌動學知識背景的相關文獻，而由於本論文未對神經控制進行研究，故將不探討神經控制相關文獻與細節。

在運動學與動力學相關的模擬研究當中，步態分析是熱門研究主題之一，像是僅透過少量的 IMU 來預測下肢的運動學，可用於長期的步態監測 [33]，除了動作捕捉系統外，也經常加入測力板的量測，同時記錄受試者在行走過程中的受力資訊，以推算骨骼動力學，例如 Fregly 等人透過實驗數據建立膝骨關節炎患者的步態模型，並提供步態修正以減少患者的膝內收扭矩 [55]，不過像是 Xsens 團隊僅透過慣性動作捕捉系統，就能估計在步行間的地面反作用力與扭矩，並透過測力板來驗證 [56]，而 Diraneyya 等人更是預測了全身的逆向動力學，包含 14 個主要關節的淨力與淨扭矩 [57]。這些在運動學上的預測模擬結果，除了可用來重現人體動作外，也可用於動作識別的領域 [21]，亦可提供給專業人員，根據動作結果來分析病況，而相似的在動力學相關的預測模擬，例如關節扭矩、地面反作用力等資訊，將能更進一步的針對不同領域來深入使用。

在包含肌動學相關模擬研究當中，其計算成本更高、更複雜，但動作模擬結果的資訊將更廣泛與深入，例如像是 Rajagopal 等人藉由臨床實際案例與模擬結果來提供臨床決策資訊，其建議可透過模擬來估計步態中的腓腸肌長度，作為是否進行腓腸肌延伸手術的參考依據 [6]，除此之外也常會有 EMG 訊號量測的加入，像是可透過 EMG 驅動模型來預測肌肉力量、關節扭矩與運動軌跡等資訊 [58] [59]，這些資訊將能給研究、醫療專家更明確的生理狀態，對於運動科學、醫療復健與輔具開發等應用領域有極大的幫助。

2.3 個人化模型

模擬準確性除了取決於計算過程與設置之外，模型的選擇也將是重要考量之一，縮放的通用模型經常被採用來進行模擬分析，目的是為了省去模型建立的繁雜程序，Akhundov 等人將個人化模型分為幾何特徵與肌肉參數兩個層面，透過統計方法來證實具有高幾何特徵的個人化模型與通用模型相比，其產生的模擬結果更準確、更符合生理結果 [8]。在幾何特徵相關的個人化模型研究中，學者使用像是磁振造影 (MRI) [13] [14]、超音波 [16] 等儀器來創建模型，如圖 2.8 所示，而

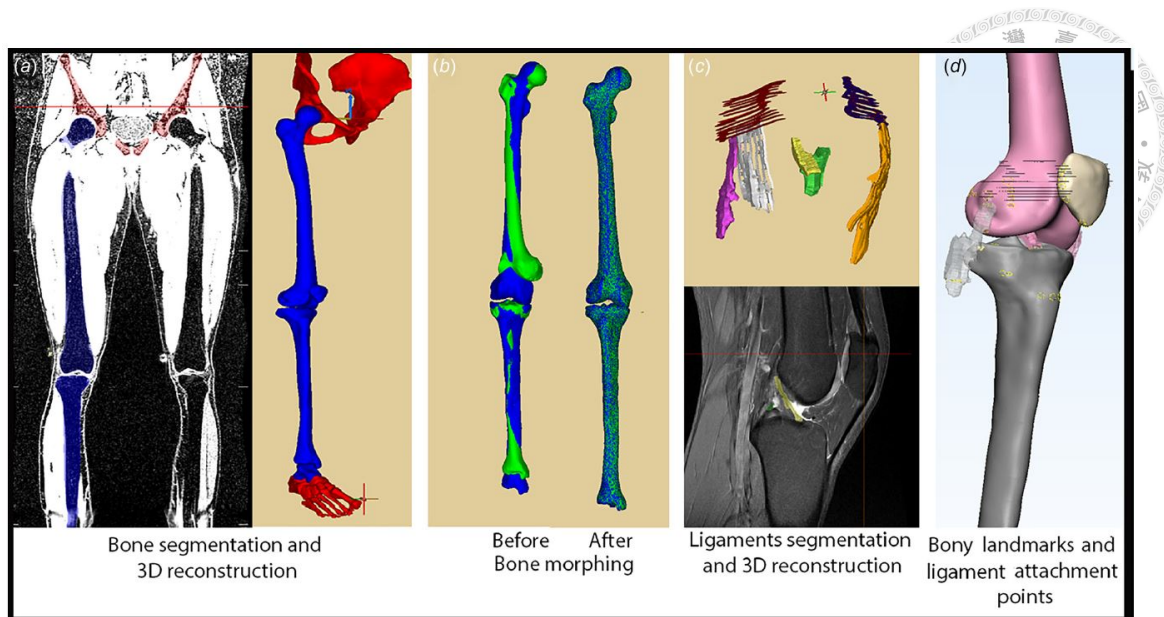


圖 2.8: 透過磁振造影 (MRI) 測量骨骼幾何範例：(a) 骨骼分割與 3D 重建；(b) 將 TLEM 2.0 骨骼變形 (Morphing) 成肢段骨骼；(c) 韌帶分割與 3D 重建；(d) 骨突點與韌帶附著點選擇 [14]。

Saxby 等人則回顧了使用機器學習方法建立個人化模型的文獻 [60]，並更加肯定了個人化模型的必要性。

存在另一派學者朝個人化肌肉參數來專研，Thelen 於 2003 年就早已針對老年人的肌肉參數進行探討，檢視隨年齡增長而產生的肌肉性質變化 [61]，而不同疾病所影響的參數改變也不盡相同，例如慢性偏癱中風患者 (chronic hemiparetic stroke) [62]、脊髓損傷 (spinal cord injury) [63] 和腦癱 (cerebral palsy) [64] 等疾病皆有相關的研究。過往在模型的參數設定中，通常使用屍骨量測資訊作為建立依據，例如由 Holzbaaur 等人於 2005 年所建立的上肢模型 [65]，是根據多個屍骨研究來推導出肌肉參數，而也有學者將盂肱關節 (glenohumeral joint) 模擬為凸輪機構，藉由該機構數學模型的模擬資料與屍骨量測結果進行比對 [66]，但這些方法皆是以屍骨作為基準，通常是為了建立所謂的通用模型，供學者對於人體力學可進行初步模擬探討，但對於建立一個「活的」個人化模型是不可行的。本研究將著重於肌肉參數相關的個人化模型建立，下方將回顧肌肉參數取得之相關文獻，首先以醫療器材直接量測肌肉參數之研究進行介紹，接續則介紹以估計的方法來得到肌肉參數之文獻。



2.3.1 肌肉參數量測

隨著量測技術提升，肌肉參數的量測方法不僅僅侷限於屍骨資訊，醫療量測器材的開發對於建立個人化模型有著極大的幫助，在肌肉結構與參數中，早在1996年就有學者透過磁振造影，來比較肥胖與瘦弱間的軀幹肌肉參數差異 [67]，Hainisch 等學者也提出根據磁振造影數據來縮放肌肉肌腱參數的方法，來建立兒童之個人化模型 [68]；Charles 等人發表了數篇關於擴散張量影像 (diffusion tensor imaging, DTI) 的使用，包含下肢肌肉結構數據的取得 [69] [70]，如圖 2.9 所示，並驗證了透過數據建立之個人化模型的模擬結果，其比起通用模型更加準確 [71]；Sartori 等人根據前人所建立的程序 [72] [73]，透過超音波與測力計來量測出肌肉參數，同樣得到比通用模型更精準的結果 [15]，Passmore 等人亦同樣透過超音波量測，得知於跑步狀態下的肌肉變化 [16]，如圖 2.10 所示。

上述文獻皆是透過醫療器材的直接量測來取得肌肉參數，以利建立個人化模型，且表明與通用模型的性能相比有著優異表現，證實了個人化模型的必要性，雖醫療器材能給予適當的幫助，但儀器成本昂貴，並且需要由專業人員操作與分析結果，這些條件並非所有學者皆能負擔，另外醫療器材難以量測真實的動作行為，如磁振造影在量測上受限於可移動的空間，而超音波儀器雖能結合跑步機綁在肢段上量測 (圖 2.10 (a))，但已有相關研究證實跑步機與實際移動具有差異 [74]，故對於量測到人體真實移動時的數據，仍具有一定的挑戰。

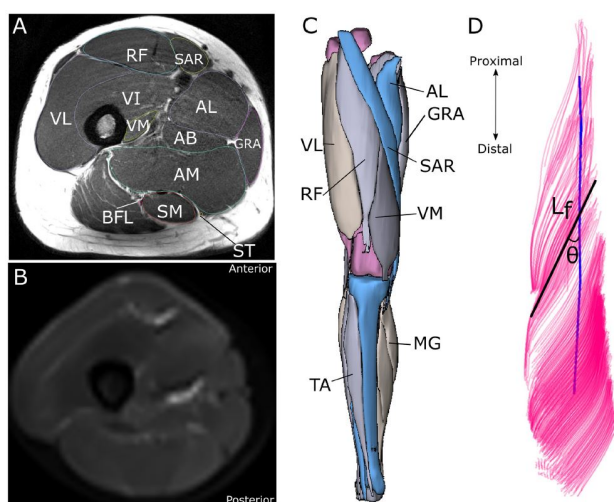


圖 2.9: 受試者在大腿 (A) T1-weighted 磁振造影解剖影像與 (B) 擴散張量影像的代表性範例，(C) 根據 T1 影像對肌肉與骨骼進行數位分割，建構下肢的 3D 圖示，(D) 從擴散加權磁振造影 (diffusion weighted MR) 影像來追蹤肌束，藉此得知肌纖維長度 (L_f) 與羽狀角度 (θ) [69]。

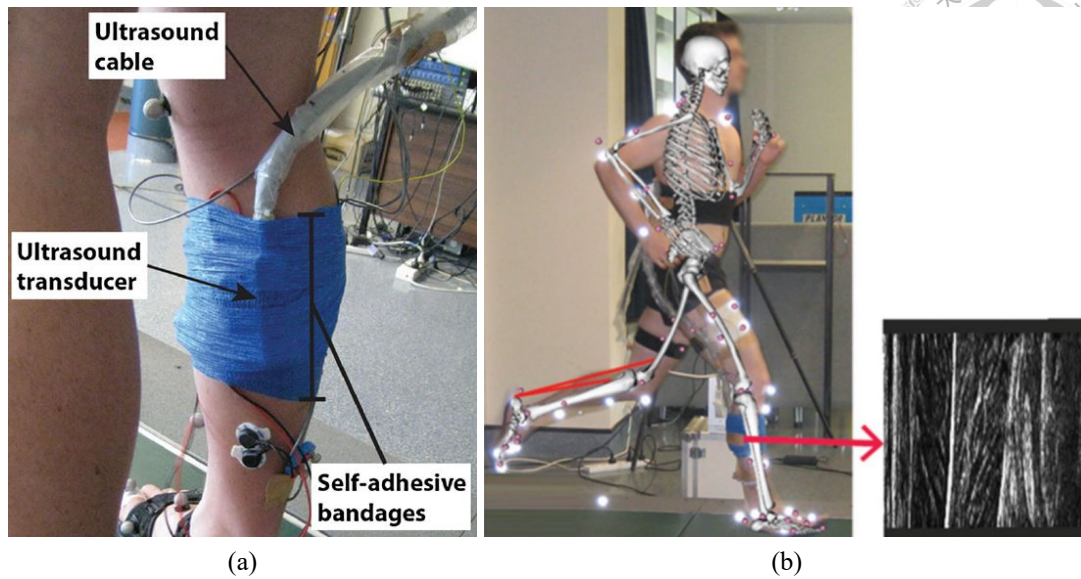


圖 2.10: 超音波量測受試者於跑步時，腳踝蹠屈肌 (ankle plantar-flexor muscles) 的肌肉狀態 [16]。

2.3.2 肌肉參數估測

上一小節回顧了透過特定醫療器材對肌肉參數直接量測的文獻，特定醫療器材除了可直接量測肌肉參數外，其也可以將量測資料做為輸入，利用估計方法來取得特定的肌肉參數，如 Gerus 等人透過超音波測量肌纖維長度，來估計肌肉肌腱特性 [75] [76]，而 Delabastita 等人則將量測結果作為限制，以最佳控制方法估計動態肌肉參數 [77]。如同於上一小節結尾所述，磁振造影、超音波等該些儀器並不容易取得，且需要專業人員的協助才能執行，下方文獻將回顧透過較簡便的儀器，如 EMG 與動作捕捉系統，來分別量測肌肉訊號和動作姿態等資訊，並利用像是最佳化演算法、機器學習等方式來估測肌肉參數，以建立個人化模型。

人體模擬可以從控制系統的概念來解讀，如圖 2.11 所示，將 EMG 量測到的肌肉訊號做為輸入，接著模型根據輸入產生運動學結果，而動作捕捉系統量測到的運動學則做為輸出比較，在已知輸入與輸出情況下，該系統的模式將可被估計，在該研究領域當中，此系統的模式被稱作為 EMG 驅動模型，意味著模型能接收 EMG 資訊來驅動模型產生運動，而該模型是含有著肌肉參數的肌肉骨骼模型，故當從受試者量測真實數據並作為模型估計資料，所估計的模型可視為個人化模型，其中可透過 MOtoNMS 與 CEINMS 兩個工具箱來協助量測數據的處理，MOtoNMS 是一個用於處理運動數據以進行神經肌肉骨骼建模和模擬之 MATLAB

工具箱 [78]，而 CEINMS (Calibrated EMG-Informed Neuromusculoskeletal Modeling and Simulation) 則是一個在相同幾何的肌肉骨骼模型與量測運動下，預測可能所需的神經控訊號之工具箱 [79]。

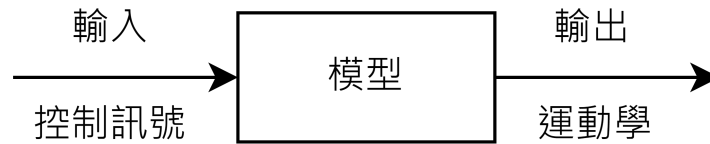


圖 2.11: 人體模擬之控制系統方塊圖

目前已發展出許多種方法來估計模型之參數，上方有提及關於人體模擬可透過控制系統概念來解讀，因此有部分學者朝著最佳控制的方法來估計參數，Falisse 等人聲稱為第一個使用直接配置法來估計個人化模型之肌肉肌腱參數，其能有效並穩健計算最佳估計問題，其中以可識別肌肉肌腱參數的特定運動集做為評估 [80]；Zhao 等人同樣透過直接配置法來計算最佳控制問題，針對手腕肌肉骨骼模型來估計參數，其估計結果與透過遺傳演算法估計結果高度相關，但在計算成本上能大幅降低 [59] [81]。直接配置的最佳控制問題於肌肉參數評估上有良好表現，Dembia 等人開發 OpenSim Moco 套件，其能簡易實現該方法的流程，省去於模擬工具研究上的時間 [82]。

除了最佳控制方法外，尚有存在其他種方法，如 Van Campen 等人透過仿射轉換來變換肌肉肌腱參數，接著透過最佳化方法來評估膝關節肌肉模型之參數，目標是最小化估測扭矩與實驗扭矩的差異 [83]；Colacino 等人於 2012 年發表的研究以 EMG 驅動之肌肉骨骼模型做為評估對象，透過 EMG 量測結果做為輸入，藉由執行等長最大自主收縮來評估腕屈肌和伸肌的參數，其同樣透過最佳化方法來實現估計肌肉參數，在 MATLAB 軟體的 `fmincon` 函數協助下，最小化預測值與由應變規量測之扭矩差異 [84]；由 Huang 教授帶領之實驗室，於 2016 年 [58] 與 2022 年 [85] 先後發表了兩篇研究，關於手部 EMG 驅動模型的參數評估，其應用於義肢的即時控制，於最新研究中除了延續先前的最佳化方法外，還加入了敏感度分析過程，透過消去低敏感度的肌肉參數來簡化最佳化問題的複雜程度，實驗配置上同樣是以 EMG 做為輸入，而以光學動作捕捉系統量測數據做為結果比較。上方所回顧之文獻主要以最佳化演算法來估計參數，以最小化預測結果誤差為目標，而這些個人化模型產生的模擬結果也皆比通用模型來的更加準確，證實個人化模型存在的必要性。



2.3.3 敏感度分析

在建立個人化模型中，敏感度分析是被持續探討的，例如 Myers 等人透過蒙地卡羅 (Monte Carlo) 方法來檢視測量誤差與參數不確定性於步態模擬的傳播，考慮包含標記放置、運動偽影、人體肢段參數與肌肉參數，並透過機率來量化各種不確定性因素的影響 [17]；而 Martín-Sosa 等人在肌肉插入位置進行擾動，檢視其對肌肉力量的影響 [86]，該敏感度分析歸類於幾何層面的差異，下方將針對肌肉參數擾動相關之敏感度分析進行回顧，探討參數對結果的影響。

於 1986 年時，已有學者針對肌肉生理截面積與肌肉力量預測進行敏感度分析 [87]，當時往往透過肌肉大小來判定肌肉力量，而在 2006 年 Scovil 與 Ronsky 針對希爾式肌肉模型參數進行敏感度分析，除了單純計算肌肉模型的敏感度外，還藉由正向模擬來檢視其在步行與跑步時，於參數擾動情況下之敏感度，結果表明不同運動情況有著相異敏感度表現，像是跑步時最大等長力量具有高敏感度表現，而步行時沒有，但在最佳肌纖維長度與肌腱鬆弛長度皆具有高敏感度表現 [88]。在動作模擬中必須謹慎設定高敏感度之肌肉參數，否則微小的更動將造成模擬結果巨大變化，正因如此，關於肌肉參數之敏感度分析是必要的存在，而在希爾式肌肉模型中的最大等長力量、最佳肌纖維長度，以及肌腱鬆弛長度，這三個參數是經常在敏感度分析中被探討的參數 [18] [85] [89] [90] [91] [92]。

使用肌肉模型來模擬時，易面臨到參數過多的情況，故往往在進行肌肉參數估計前，皆會進行參數敏感度分析，確保欲評估之參數對模擬結果具有一定的影響 [84] [85]，於去年 2022 年 Hinson 等人就結合敏感度分析結果來估計參數，在不犧牲最佳化性能的情況下，來降低模型的複雜度 [85]。

不管是敏感度分析或是估計參數，代償問題都是需要被探討的議題，Xiao 與 Higginson 說明由於演算法是為了盡可能達成相同的關節扭矩，故在參數擾動的情況下，肌肉力量的變化可能會由其他肌肉來代償，如相同功能的作用肌與拮抗肌 [91]，除此之外，Bujalski 等人表明了模型對於參數不確定性具有高敏感度，且某些參數的變化可由其餘參數來抗衡，因此需謹慎小心的挑選參數值 [18]。這些問題都意味著在多條肌肉同時模擬時，不同的肌肉參數組合能產生相同的結果，以圖 2.11 之控制概念來解釋，即在固定的輸入與輸出情況下，可有多個模型皆能滿足條件，而這種情況稱作參數不可識別性，Falisse 等人透過個人化模型模擬結果與實驗測得之膝關節扭矩，來尋找包含足夠資訊以識別肌肉肌腱參數的運動集 [80]，透過該方法來降低代償的可能性。



2.4 小結

本章節回顧了與研究主題相關的論文，首先從最基礎的量測技術開始介紹，像是動作捕捉系統、力感測裝置與 EMG 等常見的量測方法，這些儀器能夠量化人體的動作表現，透過數據處理針對特定主題來深入探討，亦可作為模擬的輸入或是輸出的驗證比較，其中量測的精準度將對應用有大幅影響，因此在校正量測結果或是提高估計準確度上皆是重要的議題；接續介紹關於人體動作模擬的工作流程、系統、模型，以及相關的研究文獻，研究探討不再僅限於臨床實驗當中，另外像是肌肉力量、關節扭矩等這些難以量測的資訊，皆可在電腦中快速地取得，獲取資訊的種類增加意味著能探討的問題更加多元，大幅增廣在生物力學上的觀點；最後針對個人化模型議題進行更深入的調查，模型準確度代表著與受試者是否有密切關聯，若僅透過通用模型進行研究，模擬結果將與實際情況有所落差，而個人化模型能對所感興趣的資訊更真實的呈現 [8]，因此根據不同受試者來建立對應的個人化模型是必要的。

個人化模型的建立將會複雜許多，以肌肉參數為例，除了參數取得不易外，還有可能會發生肌肉代償問題 [91]，而在同一條肌肉的參數間，其亦具有參數不可識別性 [18]，在運動軌跡預測作為驗證的文獻中 [85]，於比較軌跡的圖形裡 (文獻 Fig. 6)，這個量級的誤差是否為可接受的？在肌肉代償與參數間會互相抗衡的情況下，微小的誤差就會造成參數的估計錯誤，若誤差大到一定程度，其評估效果也將不及通用模型，故在估計與驗證參數的過程是十分重要的 [93]。

本論文著重在肌肉參數的估計中，對於上述的問題進行深入探討與驗證，提出一套適用的估計參數研究方法，並以已建立好的上肢模型作為驗證，除了進行參數估計外，也會呈現參數間抗衡的範例，來顯現該問題的重要性。



研究方法

本研究目的是透過最佳化方法估計肌肉參數，省去醫療器材量測之高成本，藉以生成個人化模型，應用於復健規劃、運動訓練與輔具設計等領域。本研究假設為已知一肌肉骨骼模型，該模型除了欲評估之肌肉參數外，其餘幾何特徵、肌肉參數等資訊皆為已知，而其可透過 OpenSim 軟體來執行任何模擬。研究方法主要分為三大主軸，介紹如下：

- **主軸一：敏感度分析**

透過擾動肌肉參數，來計算出任務與參數間之敏感度，其指標是藉由預測任務之誤差來表示。敏感度高意味著該肌肉和該任務具有高相關性，其結果提供最佳化與模型驗證之任務挑選的參考依據。

- **主軸二：多運動軌跡預測最佳化**

從敏感度分析挑選數個適當任務作為輸入，並將多運動軌跡預測任務之平均預測誤差視作目標函數，藉由最佳化方法最小化平均預測誤差，以此估計出最佳模型之肌肉參數。

- **主軸三：模型驗證**

從敏感度分析挑選適當任務作為輸入，指定最佳模型完成並檢視其預測誤差，確認該模型是否於其它任務仍具有低誤差表現，以此驗證模型正確性。

本研究之流程圖如圖 3.1 所示，首先輸入標準模型和分析參數來執行敏感度分析，藉由全因子實驗設計法來評估出所有任務之敏感度指標，接下來挑選適合的組合集作為最佳化之評估任務，以生成最佳模型，最終透過高敏感度任務進行模型驗證，來評估最佳模型之正確性。若於模型驗證階段成功，代表評估正確，並

結束程式執行；若於模型驗證階段失敗，則返回至最佳化步驟重新評估；若模型驗證失敗次數過多，則返回至敏感度分析流程，重新挑選合適的評估任務。程式碼將發布於 <https://github.com/solab-ntu/MuscleParamEstimation> 該網址中，執行細節可檢視程式碼中的註解說明。

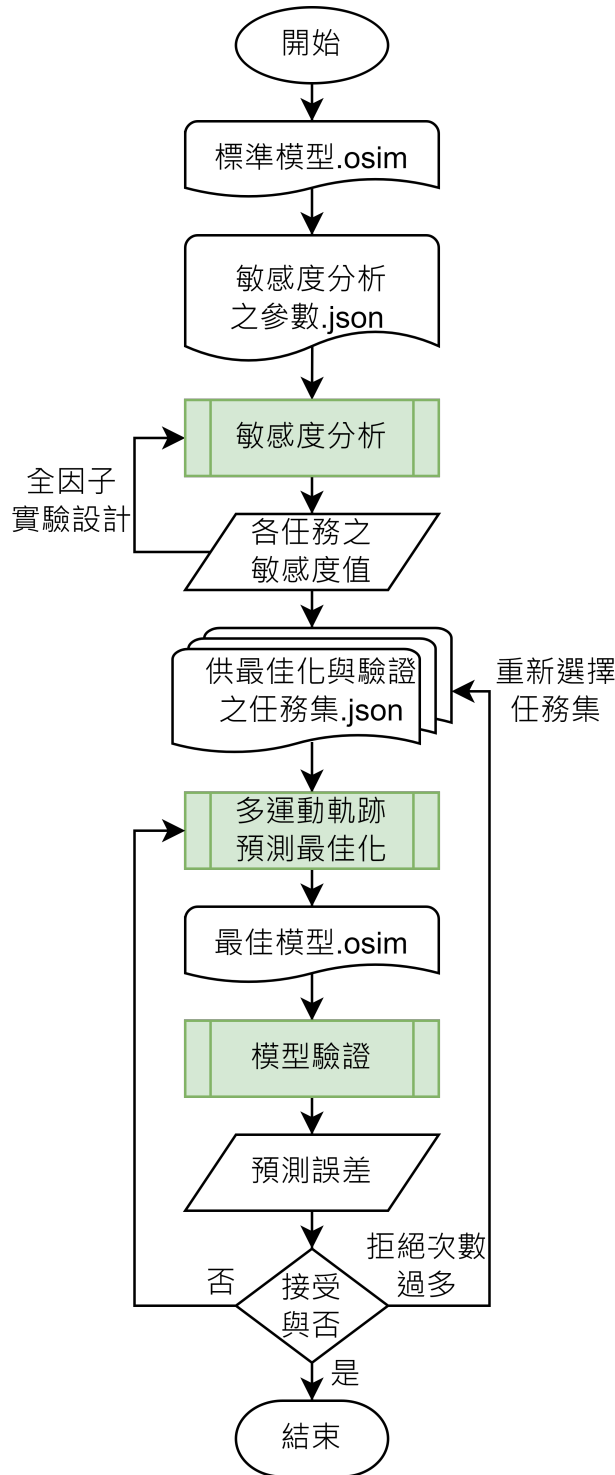


圖 3.1: 研究總流程圖



3.1 肌肉模型

肌肉於醫學領域中，注重於肌肉的解剖學、生理學、疾病與康復等層面，透過 EMG、超音波等醫療器材來檢視肌肉的狀態；在生物力學領域中，則透過數學模型來模擬肌肉的特性，包括肌腱、肌纖維和羽狀角度等資訊，或是肌肉活化、收縮速度等更深入之層面，藉此來預測與分析人體運動時的肌肉表現，提供較具客觀性且量化的研究結果，應用於復健、運動科學與醫療輔具等領域。

在肌肉力學中，肌肉活化動力學用來將神經激發轉換成肌肉活化程度，而肌肉收縮動力學則把肌肉活化程度轉換為肌肉力量，兩者皆由非線性微分方程來描述，其中肌肉模型即用來代表肌肉收縮動力學。肌肉模型的種類挑選取決於研究目的與應用層面，每種模型皆有各自的複雜與準確性，本研究挑選被廣泛使用的希爾式肌肉模型，以下將逐一介紹該模型的特性。

3.1.1 希爾式肌肉模型

希爾式肌肉模型是由學者 Hill 於 1938 年所提出 [54]，雖距今將近百年歷史，但該肌肉模型仍在生物醫學領域中被認可並持續使用。以下以學者 Zajac [94] 與 Thelen [61] 所發表的研究進行介紹，如圖 3.2 所示，希爾式肌肉模型主要分為三大元件，分別是收縮元件 (contractile element, CE)、並聯彈性元件 (parallel elastic element, PEE) 與串聯彈性元件 (series elastic element, SEE)，用此代表單一的肌肉肌腱單元 (muscle-tendon unit, MTU)，而圖 3.2 下方展示的則是肌肉特徵曲線 (characteristic curves)。下方為各元件於肌肉模型中所代表的意義：

- 收縮元件 (CE)

模擬可主動收縮之肌肉性能，其力量產生和活化程度、主動力與長度和速度之特徵曲線相關。

- 並聯彈性元件 (PEE)

模擬肌肉非收縮部分之彈性，其力量產生和被動力與長度之特徵曲線相關，與活化程度無關。

- 串聯彈性元件 (SEE)

模擬肌腱之彈性，其力量產生和力量與應變之特徵曲線相關。

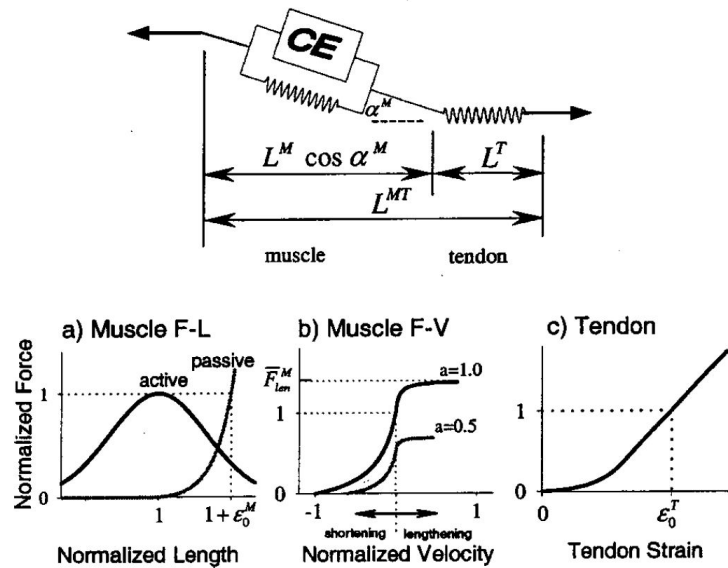
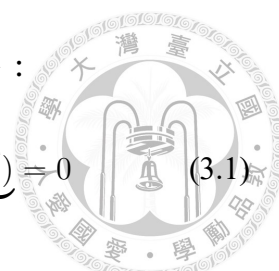


圖 3.2: 用以描述肌肉收縮動力學之希爾式肌肉模型，其特徵曲線包括 (a) 肌肉主動力與長度 f_{AL} 和肌肉被動力與長度 f_{PL} 之特徵曲線；(b) 肌肉力量與速度之特徵曲線 f_{FV} ；(c) 肌腱力量與應變之特徵曲線 f_{SE} 。其力量、長度與速度皆經過正規化處理 [61]。

3.1.2 肌肉參數

肌肉模型當中存在許多參數會影響出力結果，常見參數包括以下幾種：

- 最大等長力量 (maximum isometric force, F_O^M)
肌肉於等長收縮 (isometric contraction) 運動時，可以產生的最大力量，稱之為最大等長力量，其亦用於正規化肌肉特徵曲線之力量的標準。
- 最佳肌纖維長度 (optimal fiber length, L_O^M)
肌肉於等長收縮運動達到最大力量時，其肌纖維之長度，稱之為最佳肌纖維長度，其亦用於正規化肌肉特徵曲線之長度的標準。
- 肌腱鬆弛長度 (tendon slack length, L_S^T)
肌腱未受到任何力量、完全放鬆時，其長度稱之為肌腱鬆弛長度。
- 最大收縮速度 (maximum contraction velocity, V_{max}^M)
肌肉於收縮時可達到的最大速度，稱之為最大收縮速度，其亦用於正規化肌肉特徵曲線之速度的標準。
- 羽狀角度 (pennation angle, α^M)
肌纖維與肌腱的夾角，稱之為羽狀角度。



在肌肉模型之肌肉肌腱元件的微分方程式可由下方公式表示：

$$F_O^M \left[\underbrace{a f_{AL}(L^M) f_{FV}(\dot{L}^M)}_{CE} + \underbrace{f_{PL}(L^M)}_{PEE} \right] \cos \alpha^M - \underbrace{F_O^M f_{SE}(L^T)}_{SEE} = 0 \quad (3.1)$$

其中可分成兩部分，分別為肌肉 (CE 與 PEE) 和肌腱 (SEE) 的力量結果，兩者的力量達成模型的力平衡關係，而三個元件的出力結果皆受到最大等長力量 F_O^M 的影響，而肌肉的兩個元件則皆受到羽狀角度 α^M 的影響。收縮元件 CE 力量由肌肉活化程度 a 、肌肉主動力與長度之特徵曲線 f_{AL} 、肌肉力量與速度之特徵曲線 f_{FV} 決定；並聯彈性元件 PEE 力量由肌肉被動力與長度之特徵曲線 f_{PL} 決定；串聯彈性元件 SEE 力量由肌腱力量與應變之特徵曲線 f_{SE} 決定。其中各個特徵曲線的結果則分別由肌纖維長度 L^M 、肌纖維收縮速度 \dot{L}^M 與肌腱長度 L^T 決定。

在該研究領域當中，最經常被探討的肌肉參數為最大等長力量、最佳肌纖維長度，以及肌腱鬆弛長度 [18] [85] [89] [90] [91] [92]，因此本研究挑選這三個肌肉參數作為主要評估對象，其餘參數設置為預設，不納入考量。

3.2 OpenSim 模擬軟體與工具箱應用

OpenSim [95] 是一套用於生物力學模擬的軟體，其使用介面如圖 3.3 所示，使用者可以透過建立模型、匯入動作資料，來模擬出人體的三維運動，並利用資料來推算出人體動力學與肌動學，像是關節間扭矩、肌肉力量、肌肉活化程度等資訊，OpenSim 中內含了許多模擬工具，學者可以藉由這些工具的使用來建立自訂模型、執行生物力學模擬，應用於運動科學、醫療復健、醫學研究等領域之中。

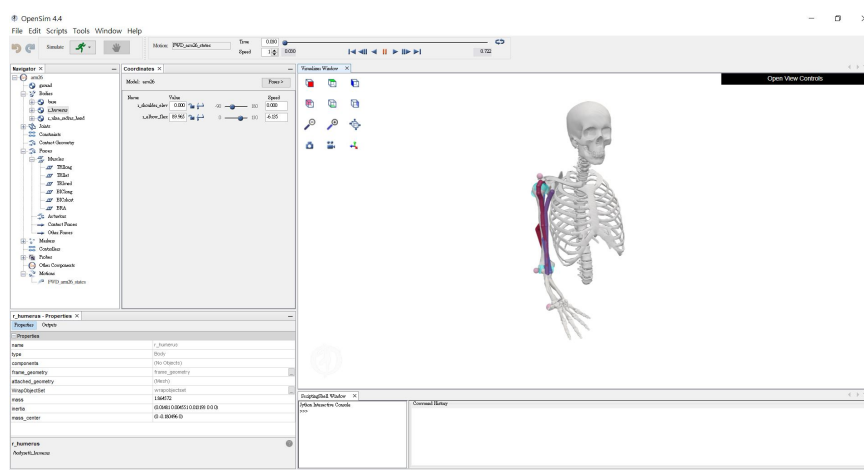



圖 3.3: OpenSim 軟體使用介面



由於 OpenSim 為開源軟體，且具有提供應用程式介面 (application programming interface, API) 的資料庫供其餘程式語言使用，如 MATLAB、Python、Java 以及 C++，因此在醫學工程中是非常受學者所好，正因如此，有眾多的資源可供所有使用者互相參考、協助，故本研究將透過 OpenSim 4.4 作為模型建立與力學模擬之工具，確保該研究程序符合常理，提高結果的可信度。

3.2.1 人體肌肉骨骼模型

OpenSim 在人體的模型建立當中，允許使用者透過 vtp、stl、obj 檔案作為輸入來呈現骨骼幾何外觀，在對各骨骼進行慣性參數設定和骨骼間的座標轉換資訊後，可以利用關節 (joint)、限制條件 (constraint) 等設定，來完成骨骼模型的建立；接下來可以藉由肌肉模型的新增來模擬肌肉的機械與生理特性，來建立出肌肉骨骼模型，其中有兩種肌肉模型可供 OpenSim 使用者選擇，分別是 Thelen 2003 肌肉模型 [61] 與 Millard 2012 肌肉模型 [96]，兩種肌肉模型都是基於希爾式肌肉模型概念所建立，Millard 提出的肌肉模型比起 Thelen 所提出的更加複雜，包括在活化動力學、肌肉特徵曲線、肌肉力學上都更符合真實肌肉狀況，因此也被認為是較準確的肌肉模型，但由於其複雜性，需要更多的計算成本和相關專業領域知識來取得參數，才能有效的使用。

3.2.2 人體動作模擬與分析

完成 OpenSim 之肌肉骨骼模型建立後，可以透過所提供的模擬工具箱進行人體動作與力學分析，包括模型縮放 (Scale Model)、殘差縮減演算法 (Residual Reduction Algorithm, RRA) 來對模型進行校正，逆向運動學 (Inverse Kinematics, IK) 針對量測資料的輸入轉換為關節轉動角度，以及正向動力學 (Forward Dynamics, FWD)、逆向動力學 (Inverse Dynamics, ID) 來計算人體的動力學與肌動學，除此之外，模擬工具箱還包含靜態最佳化 (Static Optimization, SO)、肌肉計算控制 (Computed Muscle Control, CMC)，這兩種方法經常使用在人體力學模擬分析中，透過 OpenSim 所提供的強大模擬工具箱，可以大幅降低研究的複雜度，並同時提供可信度高的模擬結果。下方將會深入介紹本研究使用到的模擬工具箱，藉由這些功能來計算模型狀態、控制訊號等資訊，作為肌肉參數估計的方法。



正向動力學

參考自 OpenSim 之正向動力學文檔 [97]，正向動力學是在描述一個數學模型受到力量與扭矩影響後，該模型的座標值 (coordinates, \mathbf{q}) 與座標速度 (coordinates velocities, $\dot{\mathbf{q}}$) 會如何改變的方法，而於肌肉骨骼模型中的肌肉由動力學來控制，藉由特定輸入來影響模型的行為，這些輸入在 OpenSim 裡稱為「控制訊號 (control)」，其可以是肌肉或扭矩產生器的激發 (excitation)，這些控制訊號決定施加於模型的力量與扭矩，從而產生對應動作。

根據牛頓第二定律，可以利用多體動力學 (multibody dynamics) 來描述視為剛體的肢段運動過程，其方程式如下所示：

$$\underbrace{\ddot{\mathbf{q}}}_{\text{unknown}} = \underbrace{[\mathbf{M}(\mathbf{q})]^{-1}[\boldsymbol{\tau} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{G}(\mathbf{q}) + \mathbf{F}]}_{\text{known}} \quad (3.2)$$

其中 \mathbf{q} 、 $\dot{\mathbf{q}}$ 、 $\ddot{\mathbf{q}}$ 分別代表座標值、座標速度與座標加速度向量， $\mathbf{M}(\mathbf{q})$ 為系統質量矩陣， $\boldsymbol{\tau}$ 為關節扭矩向量， $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 為科氏力與離心力向量， $\mathbf{G}(\mathbf{q})$ 為重力向量， \mathbf{F} 則為其餘力量向量。可以透過肌肉骨骼動力學，來計算出肌肉力量產生的關節扭矩，完成正向動力學的計算，肌肉骨骼動力學方程式如下所示：

$$\begin{aligned} \tau_m &= R(\mathbf{q})f(a, l, \dot{l}) \\ \dot{l} &= \Lambda(a, l, \mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \\ \dot{a} &= A(a, u) \end{aligned} \quad (3.3)$$

其中肌肉淨扭矩 τ_m 為力臂 $R(\mathbf{q})$ 與肌肉力量 f 的乘積，肌肉力量 f 由肌肉活化程度 a 、肌纖維長度 l 和肌纖維收縮速度 \dot{l} 決定；肌纖維收縮速度 \dot{l} 由肌肉收縮動力學 Λ 所計算，肌肉收縮動力學 Λ 由肌肉活化程度 a 、肌纖維長度 l 、座標值 \mathbf{q} 、座標速度 $\dot{\mathbf{q}}$ 決定；活化動力學 A 則用來描述肌肉的活化程度變化 \dot{a} 如何響應輸入的神經激發 u ，亦即控制訊號。方程式第二式稱為肌肉收縮動力學，第三式稱為肌肉活化動力學，其組合成可描述肌肉骨骼動力學的微分方程組。

正向動力學透過數值積分器求解肌肉骨骼動力學，來不斷計算出下一刻的模型狀態，其中模型狀態包括座標值 \mathbf{q} 、座標速度 $\dot{\mathbf{q}}$ 、肌肉活化程度 a ，以及肌纖維長度 l ，由於正向動力學的計算為開迴路系統、沒有回授，因此長時間的模擬會產生發散結果。



在 OpenSim 當中，正向動力學的模擬使用方法如圖 3.4 所示，共需要以下幾種檔案作為輸入：

- Model.osim
執行正向動力學的 OpenSim 模型，必須包括慣性參數，如肢段質量等。
- Control.xml
包含時間歷程的控制訊號，作為模型致動器所需要的激發程度。
- Reserve_Actuators.xml
備用致動器，用來補充模型肌肉的致動器。
- FWD_Setup.xml
執行正向動力學所需的配置設定。

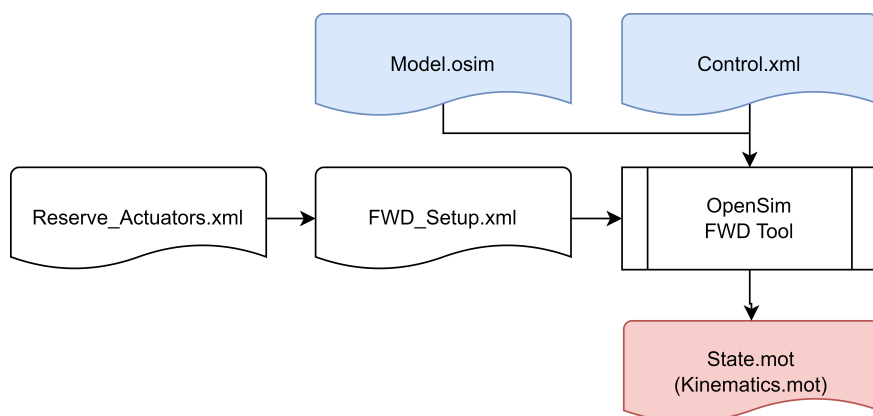


圖 3.4: OpenSim 之正向動力學使用流程圖

執行完正向動力學後，將會產生該模型收到指定的控制訊號下所對應的模型狀態，包括運動學、活化程度、肌纖維長度。在本研究中將經常使用到正向動力學模擬，可直接將其視為以下簡化版之函數：

$$\text{Kinematics} = f_{\text{FWD}}(\text{Model}, \text{Control}) \quad (3.4)$$



靜態最佳化

參考自 OpenSim 之逆向動力學文檔 [98]，模型的運動全權由它的位置、速度與加速度來定義，逆向動力學是透過已知的運動來求解所受到的未知廣義力量，其求解的運動方程式如下所示：

$$\underbrace{\boldsymbol{\tau}}_{\text{unknown}} = \underbrace{\mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathbf{G}(\mathbf{q})}_{\text{known}} \quad (3.5)$$

其中 $\boldsymbol{\tau}$ 為廣義力量的向量， \mathbf{q} 、 $\dot{\mathbf{q}}$ 、 $\ddot{\mathbf{q}}$ 分別代表座標值、座標速度與座標加速度向量， $\mathbf{M}(\mathbf{q})$ 為系統質量矩陣， $\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 為科氏力與離心力向量， $\mathbf{G}(\mathbf{q})$ 則為重力向量，因此在該方程式中，等號左側為未知、右側則為已知。

參考自 OpenSim 之靜態最佳化文檔 [99]，靜態最佳化可視為逆向動力學的一種延伸，在求解運動方程式時，其將每個瞬間的關節扭矩拆分為每個肌肉的力量，在受到肌肉力量與活化程度的關係限制下，最小化特定的目標函數，通常為模型中各肌肉的活化程度 a 之 p 次方的加總， p 由使用者自定義，經常設置為平方 ($p = 2$) 作為考量，其最佳化問題如下：

$$\min \sum_{i=1}^{N_m} (a_i)^p \quad (3.6)$$

s.t. muscle activation-to-force conditions

該方法由於是透過逐幀計算，故稱為「靜態」最佳化，沒有積分的計算過程帶來運算快速的優點，但也同時忽略了活化動力學與肌腱的順應性 (tendon compliance)。

於靜態最佳化過程中，常因為肌肉致動器無法產生足夠的力量來滿足運動需求，造成模擬的失敗，經常藉由加入備用致動器 (reserve actuator) 與殘差致動器 (residual actuator) 來輔助達成任務，備用致動器是用來新增額外的力量給予特定肌肉，而殘差致動器則是用來彌補模型、量測動作和力之間的差異，故有上帝之手 (hand of God) 之名。致動器的調用也會產生對應的活化程度，對最佳化中的目標函數造成變動，進而產生不同的最佳化結果，當備用致動器的最佳力量設置較低時，其產生相同力量時需要更大的活化程度，亦代表調用的代價將會更高，因此在模擬中會盡可能地使用原先的肌肉致動器，但當力量不足時，備用致動器仍能適時的予以幫助。

在 OpenSim 當中，靜態最佳化的模擬使用方法如圖 3.5 所示，共需要以下幾種檔案作為輸入：



- Model.osim
執行靜態最佳化的 OpenSim 模型，必須包括慣性參數，如肢段質量等。
- Kinematics.mot
包含時間歷程的模型運動之廣義座標。
- SO_Setup.xml
執行靜態最佳化所需的配置設定。

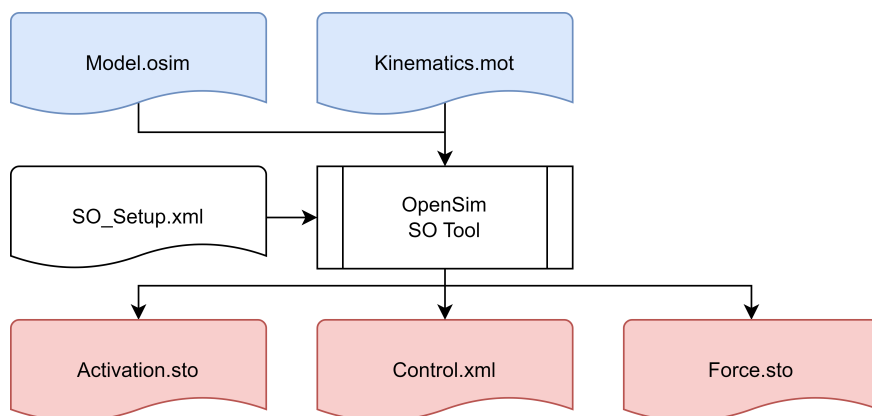


圖 3.5: OpenSim 之靜態最佳化使用流程圖

執行完靜態最佳化後，將會產生包含時間歷程的最小化之控制訊號、活化程度，以及對應的力量結果。

肌肉計算控制

參考自 OpenSim 之肌肉計算控制文檔 [100]，肌肉計算控制 [101] 如同該工具所命名，是用來計算所設定的期望動作中，各致動器所需的控制訊號之模擬工具，該模擬工具結合比例微分控制器 (PD control) 和靜態最佳化來實現，其示意圖如圖 3.6 所示，第一步是根據比例微分控制定律來計算期望加速度 $\ddot{\mathbf{q}}^{\text{des}}$ ，驅動模型座標 \mathbf{q} 朝向實驗座標 \mathbf{q}^{exp} ，如下所示：

$$\ddot{\mathbf{q}}^{\text{des}}(t+T) = \ddot{\mathbf{q}}^{\text{exp}}(t+T) + \vec{\mathbf{k}}_v[\dot{\mathbf{q}}^{\text{exp}}(t) - \dot{\mathbf{q}}(t)] + \vec{\mathbf{k}}_p[\mathbf{q}^{\text{exp}}(t) - \mathbf{q}(t)] \quad (3.7)$$

其中 $\vec{\mathbf{k}}_v$ 和 $\vec{\mathbf{k}}_p$ 為速度和位置誤差的回授增益 (feedback gain)；第二步是透過靜態最佳化計算控制訊號；第三步則是執行正向動力學檢視模型運動結果。重複這三個步驟，直到時間往前推進至所設置的結束模擬時刻。

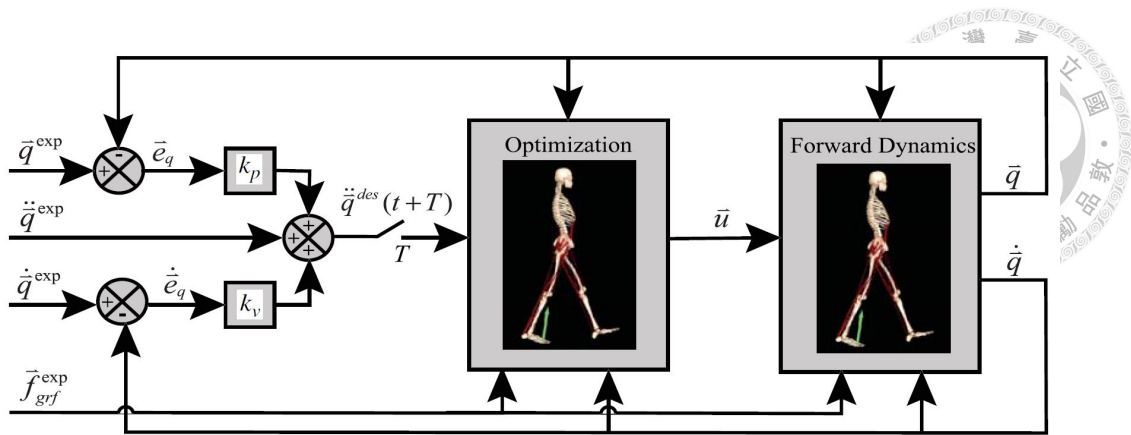


圖 3.6: 肌肉計算控制演算法示意圖 [102]

在 OpenSim 當中，肌肉計算控制的模擬使用方法如圖 3.7 所示，共需要以下幾種檔案作為輸入：

- Model.osim
執行肌肉計算控制的 OpenSim 模型，必須包括慣性參數，如肢段質量等。
- Kinematics.mot
期望動作，包含時間歷程的模型運動之廣義座標。
- Tracking_Task.xml
追蹤任務設定，指定要追蹤的關節座標以及對應的權重。
- Reserve_Actuators.xml
備用致動器，用來補充模型肌肉的致動器。
- Control_Constraints.xml
模型裡的致動器之控制訊號限制，設定各個致動器所能接受的最大與最小控制訊號值，亦可用於啟用時機的設置。
- CMC_Setup.xml
執行肌肉計算控制所需的配置設定。

執行完肌肉計算控制後，將會產生模型裡的各個致動器之包含時間歷程的控制訊號。在本研究中將經常使用到肌肉計算控制模擬，可直接將其視為以下簡化版之函數：

$$\text{Control} = f_{\text{CMC}}(\text{Model}, \text{Kinematics}) \quad (3.8)$$

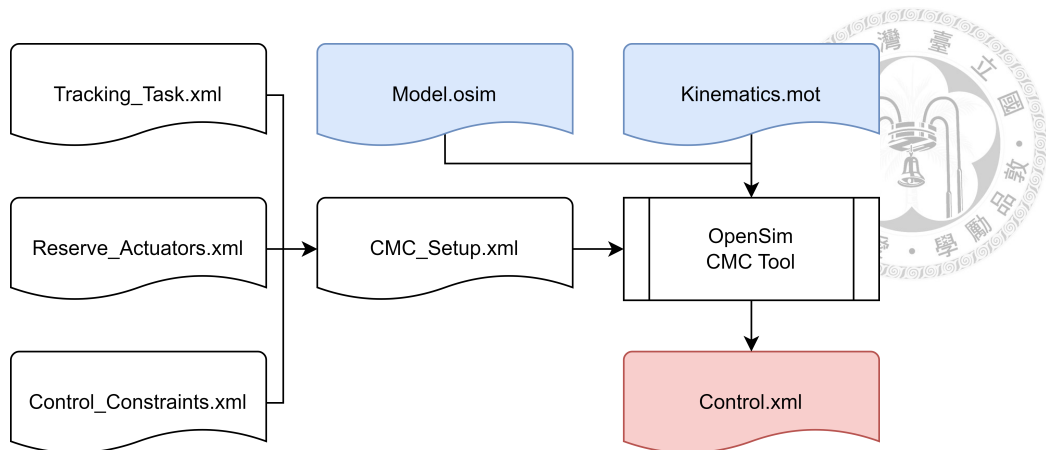


圖 3.7: OpenSim 之肌肉計算控制使用流程圖

3.2.3 OpenSim-MATLAB 介面

OpenSim 在使用上可以藉由圖形使用者介面 (Graphical User Interface, GUI) 來執行建模與模擬，其提供明確的視窗供使用者設定參數、配置模擬工具箱，以及透過可視化介面清楚呈現模型和模擬過程，對於初新者或是簡易的操作是非常友善的，但對於重複執行相似的流程，或是需要讀取結果進行後續處理，諸如此類需要大量人工步驟的工作時，就並不是一個推薦的方法。

OpenSim API 讓使用者能透過其他程式語言編寫，靈活執行 OpenSim 所提供的強大模擬功能，而 MATLAB 常用於數學運算與數據分析，其中包含全域最佳化、平行運算等工具箱的提供。因此本研究選擇利用 MATLAB R2022b 來匯入 OpenSim API 資料庫執行運算，取用 OpenSim 的模型修改、正向動力學與肌肉計算控制模擬等功能，結合 MATLAB 的數學運算與最佳化演算法功能，透過這套 OpenSim-MATLAB 介面來執行模型肌肉參數的估計，提供具可信度的研究結果。

3.3 運動軌跡預測任務

運動軌跡是用來描述模型在運動過程中，其座標值、座標速度、座標加速度隨時間的變化，並不包含模型所受到的力量為何，其可以將數據透過繪圖來表示，例如座標速度與時間關係圖，亦可以透過曲線擬合 (curve fitting) 成多項式來表達。人體是由關節的轉動來達成運動任務，故在人體運動中經常使用關節轉動角度、速度與加速度來描述運動軌跡，若當運動皆由一維軌跡來描述時，不同的關節將含有不同數量的運動軌跡，其取決於該關節所含有的自由度，每多一個自由度，代表需要多一組角度、速度與加速度之運動軌跡來描述。



3.3.1 運動軌跡生成

本研究將經常使用運動軌跡作為評估肌肉參數的指標，模擬研究中可透過三個步驟來生成運動軌跡，方法如圖 3.8 所示，首先透過自訂動作來生成期望動作，例如簡諧、等速運動等；第二步是將已建立的肌肉骨骼模型與步驟一生成的期望動作，輸入至肌肉計算控制，來生成對應的控制訊號；最後將肌肉骨骼模型與步驟二生成的控制訊號，輸入至正向動力學，來生成最終的運動軌跡。若在已經有控制訊號情況下，則可省略前兩步驟，直接執行正向動力學來生成運動軌跡，於真實情境中則可直接透過動作捕捉系統的量測，來得到真實運動軌跡。



圖 3.8: 運動軌跡生成流程圖

在本研究中，將含有標準答案的模型稱為「標準模型 (standard model)」或「目標模型 (target model)」，而當步驟二與三所輸入的模型皆為目標模型時，則最後生成的運動軌跡被稱為「目標運動軌跡 (target kinematic trajectory)」，於常理來說，期望動作應該與目標運動軌跡完美匹配，但由於期望動作並非人體或模型一定能達成，故透過肌肉計算控制模擬，來產生模型能完成最相似的動作所需之控制訊號，再藉由正向動力學模擬來生成目標運動軌跡。

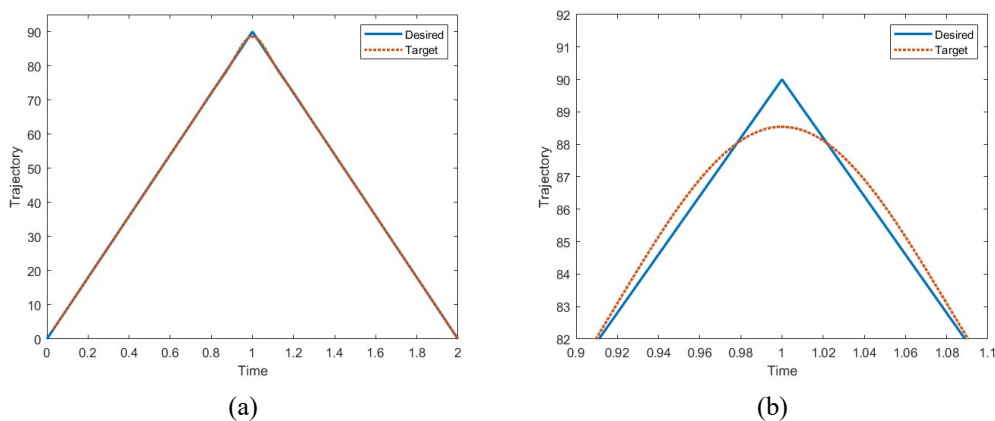


圖 3.9: 期望動作與目標運動軌跡差異範例：(a) 原始結果 (b) 局部放大。

上方圖 3.9 為上方所提及之範例，可明顯觀察出所生成的目標運動軌跡與原先的期望動作不同，而本範例的期望動作為等速運動，其生成公式如下：

$$Tr(t) = \begin{cases} 90 \times t & \text{when } 0 \leq t \leq 1 \\ 90 \times (2 - t) & \text{when } 1 \leq t \leq 2 \end{cases} \quad (3.9)$$

3.3.2 預測任務與誤差

本研究將模擬時由目標模型生成特定動作的控制訊號作為控制變數，在固定的控制訊號輸入下，不同模型會產生相異的運動軌跡，其中後續說明將把欲評估的模型稱作「預測模型 (predictive model)」，而對應產生的運動軌跡稱為「預測運動軌跡 (predicted kinematic trajectory)」。藉由不斷地比較預測運動軌跡與目標運動軌跡，來尋找出可以生成與目標運動軌跡最相似的模型，最終該模型稱為「最佳模型 (optimal model)」，而這整個過程被稱為預測任務。

在預測任務中，兩軌跡之間的差異稱為「預測誤差 (prediction error)」，其可以用很多種方式來量化，例如使用均方根誤差 (root-mean-square error, RMSE) 來計算兩軌跡之間的差異，其計算公式如下：

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum_{t=t_i}^{t=t_e} [\mathbf{Tr}(t) - \mathbf{Tr}^{\text{targ}}(t)]^2}{N_t}} \quad (3.10)$$

代表著根據欲評估運動軌跡 \mathbf{Tr} 與目標運動軌跡 $\mathbf{Tr}^{\text{targ}}$ ，從初始時間 t_i 至終止時間 t_e 共 N_t 筆離散資料點所計算的結果。不過由於均方根誤差會受尺度的影響，故本研究的預測誤差是使用正規化均方根誤差 (normalized root-mean-square error, NRMSE) 作為量化結果，其計算公式如下：

$$E_{\text{NRMSE}} = \frac{E_{\text{RMSE}}}{\max(\mathbf{Tr}^{\text{targ}}) - \min(\mathbf{Tr}^{\text{targ}})} \quad (3.11)$$

上方所介紹的預測任務與誤差計算方式，可由下方圖 3.10 流程圖來表示其概念，估計參數可根據各研究來選擇使用的估計方法，本研究以最佳化演算法進行估計參數，將於後方小節進行介紹。

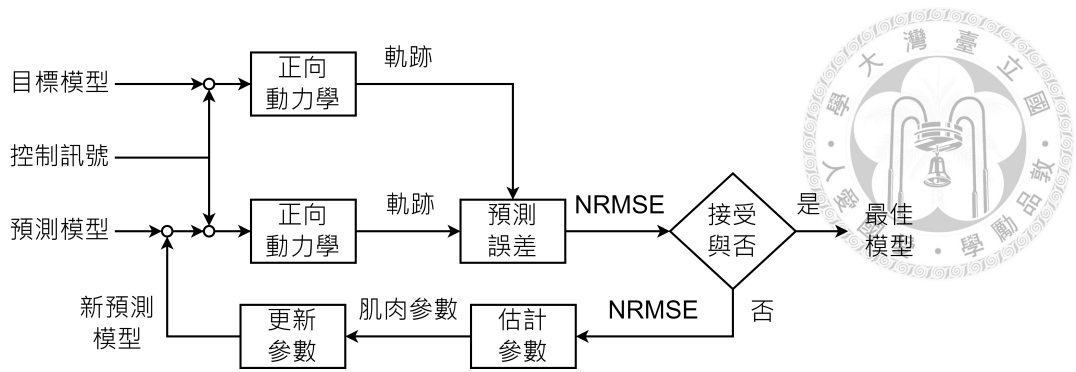


圖 3.10: 預測任務流程圖

3.4 敏感度分析

健身藉由特定動作與姿勢來訓練對應的肌肉群、使肌肉組織更加發達，若姿勢錯誤將會造成訓練效果不佳的情形發生，於肌肉參數的估計過程中也有相同之處，對於感興趣之肌肉進行參數估計時，必須尋找到對應的特定動作作為期望動作，再藉由肌肉計算控制來生成控制訊號作為運動軌跡預測之輸入。本研究透過敏感度分析生成不同動作與對應每條肌肉之敏感度關係，用作尋找合適的期望動作，供後續進行肌肉參數估計，若無此研究步驟，不幸將會造成感興趣之肌肉與動作毫無關聯，對於參數估計上將會徒勞無功。

3.4.1 Sobol 序列與擾動參數生成

Sobol 序列 [103] 是一個以二為基數來生成的均勻、低差異性之準隨機 (quasi-random) 序列，下方圖 3.11 是透過 MATLAB 之 `sobolset` 與 `rand` 函式所隨機生成之二維資料，樣本數皆為 500，其中 `sobolset` 是 MATLAB 實現 Sobol 序列的函式，而 `rand` 則是生成均勻分布的隨機資料，從圖 3.11 可以明顯看出由於 Sobol 序列為準隨機序列，因此相比 `rand` 所生成的資料更加均勻，故經常用來作為敏感度分析之工具，為生成參數組合的有效方法。

從 Sobol 序列生成之集合範圍落在 0 與 1 之間，透過下方公式將集合平移至對應之肌肉參數受擾動後的範圍：

$$S' = \mathbf{x}_{lb} + (\mathbf{x}_{ub} - \mathbf{x}_{lb}) \times S \quad (3.12)$$

其中 S 與 S' 代表平移前與平移後的集合，而 \mathbf{x}_{ub} 與 \mathbf{x}_{lb} 分別代表平移後的新上界與下界，上下界是由原始肌肉參數與擾動值來定義，藉此方法來取得擾動之肌肉參



數，作為敏感度分析之參數集，下方圖 3.12 為受擾動肌肉參數生成之範例，其中以一條肌肉為一組進行擾動。

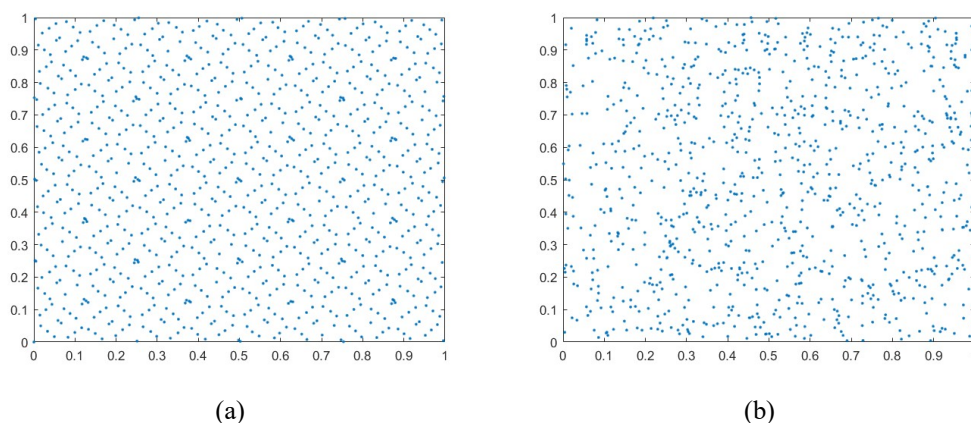


圖 3.11: MATLAB 之 (a) sobolset 準隨機與 (b) rand 隨機生成函式差異，以生成二維資料為例。

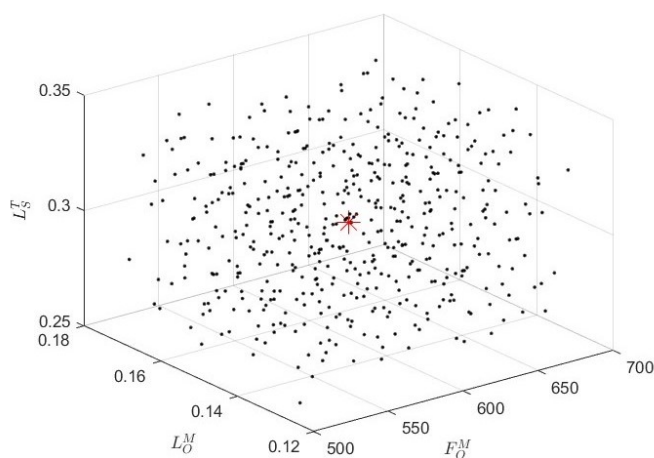


圖 3.12: 受擾動肌肉參數生成之範例。位於中心處之「*」點為原始肌肉參數，假定為 $(F_O^M, L_O^M, L_S^T) = (600, 0.15, 0.30)$ ，其餘為受擾動的 500 個參數組合，為原始參數受到 $\pm 15\%$ 擾動範圍內之肌肉參數。

3.4.2 敏感度指標

生成 N_{sa} 個 m 肌肉受到 δ 擾動範圍內的參數樣本後，將這些參數樣本更新至目標模型，將該模型稱為「擾動模型 (perturbation model)」， N_{sa} 個擾動模型皆可從正向動力學產生在 k 任務的運動軌跡，並計算對應的預測誤差，該 N_{sa} 個預測誤差的平均即為本研究之敏感度指標。以上流程代表一次敏感度分析，並得到一個



對應的敏感度指標，若欲評估之肌肉骨骼模型有 N_m 條肌肉，而有 N_k 個動作需進行評估，則總共需要執行 $N_m \times N_k$ 次敏感度分析，結果將供最佳化與模型驗證過程進行任務挑選，下方圖 3.13 為整個敏感度分析之流程圖。

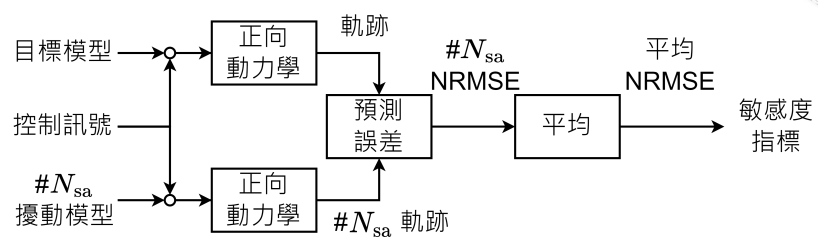


圖 3.13: 敏感度分析流程圖

若結果為 m_1 肌肉敏感度較 m_2 肌肉高，其意味在相同擾動情況下， m_1 肌肉執行該任務會產生更大的軌跡偏移，故在選定 m_1 肌肉的參數時必須更加謹慎，亦可代表著在該任務中， m_1 肌肉更適合用來進行參數評估。

3.5 多運動軌跡預測任務與最佳化

完成敏感度分析後，根據欲評估的肌肉來挑選合適的任務集，作為肌肉參數估計的目標任務，從預測任務結果得到的最佳模型，其肌肉參數即為估計結果。下方圖 3.14 為該多運動軌跡預測任務流程圖，本研究透過最佳化演算法搜尋合適的肌肉參數值，直到尋找到能產生與目標運動軌跡最相似的模型，與先前介紹之預測任務相異處在於，該方法是透過多個預測任務來尋找參數，即同時輸入多個控制訊號執行，而預測模型必須同時完成多個任務才算完成，因此若該任務集有 N_k 個任務，則會產生 N_k 個對應預測誤差，其平均值將為後續估計參數的指標。

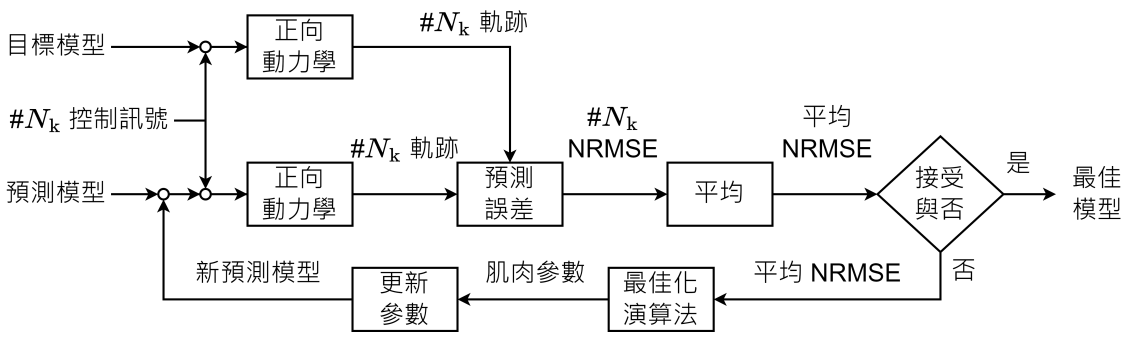


圖 3.14: 多運動軌跡預測任務流程圖

Bujalski 等人 [18] 於研究表明，希爾式肌肉模型對於不確定性具有高敏感度，特定肌肉參數的改變可透過其餘參數變化來抗衡，故本研究透過多預測任務來避免該狀況產生，預測模型必須同時完成多組預測任務，若預測誤差皆於容忍範圍才可視為滿足條件，屆時會透過單預測任務的案例來證實其重要性。

在最佳任務集的選定上，應避免挑選過於相似的任務，原因在於最佳化過程中，目標函數是多組預測誤差之平均，其目的是盡可能地將局部最小值「掩蓋」，使在搜尋最佳解時避免掉入局部最小值的結果。若當挑選過於相似的任務，其對於「掩蓋」局部最小值是無效的，亦即失去多軌跡預測的目的，故在最佳任務集的選定上，應當謹慎挑選。

3.5.1 問題定義

在已知 N_k 組控制訊號 $\mathcal{C} = \{\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_{N_k}\}$ 與對應目標運動軌跡 $\mathcal{T}^{\text{targ}} = \{\mathbf{Tr}_1^{\text{targ}}, \mathbf{Tr}_2^{\text{targ}}, \dots, \mathbf{Tr}_{N_k}^{\text{targ}}\}$ 下，給定一肌肉骨骼模型 $P(\mathbf{x})$ ，該模型除了欲評估之 N_x 個肌肉參數 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{N_x}]$ 外，其餘幾何特徵、肌肉參數等資訊皆為已知，尋找出一個能產生與目標運動軌跡之平均預測誤差 $E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}}$ 最小的模型，視作最佳模型 $P(\mathbf{x}^*)$ ，也就是個人化模型。

3.5.2 最佳化問題

下方為本研究之最佳化問題：

$$\begin{aligned}
 \min_{\mathbf{x}} \quad & \frac{\sum_{i=1}^{N_k} E(P(\mathbf{x}), \mathbf{C}_i, \mathbf{Tr}_i^{\text{targ}})}{N_k} \\
 \text{s.t.} \quad & E_i \leq E_{\text{tol}} \\
 & \mathbf{x}_{\text{lb}} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}_{\text{ub}} \\
 & \text{Executable in OpenSim}
 \end{aligned} \tag{3.13}$$

其中最佳化共含有 N_k 個動作， E 為計算預測誤差的函式，其由設定肌肉參數為 \mathbf{x} 陣列的肌肉骨骼模型 P 、第 i 個動作的控制訊號 \mathbf{C}_i 、目標運動軌跡 $\mathbf{Tr}_i^{\text{targ}}$ 決定，透過公式 3.10 與 3.11 來計算，結果由 E_i 表示。

該最佳化問題中，目標函數為所有預測誤差 E_i 之平均，設計變數為欲評估之肌肉參數 \mathbf{x} ，限制式則包含了三項，分別是個別預測誤差 E_i 必須小於或等於使用者自訂之容忍值 E_{tol} ，肌肉參數 \mathbf{x} 必須包含在使用者自訂之上界 \mathbf{x}_{ub} 與下界 \mathbf{x}_{lb} ，以及模擬在 OpenSim 中是可執行的，排除任何會產生錯誤訊息的模擬結果。



3.5.3 最佳化流程與演算法

本研究求解上方所述之最佳化問題分為兩部分，首先由於肌肉參數之初始值為未知，故先透過粒子群最佳化 (particle swarm optimization, PSO) 演算法尋找粗略的解，作為下階段估計肌肉參數的初始值 x_0 ，再透過模式搜尋 (pattern search) 演算法來估計模型之肌肉參數 x 。

粒子群最佳化演算法

參考自 MATLAB 文檔 [104]，粒子群最佳化演算法是一種基於族群式 (population-based) 的演算法，粒子族群會在區域中移動，而所有粒子在每次移動中皆會計算當下各自的目標函數值，作為評估各自下次移動速度的參考，族群接續下次移動並重新評估直到演算法終止。過程中每個粒子皆往各自尋找到的最佳位置前進，或是往族群中其餘粒子尋找到的最佳位置前進，經過數次移動後，族群會聚集於某個位置或數個位置的周圍，即搜尋到的結果。在演算法中，每個粒子皆有各自獨立的移動速度，且不只會受到過去移動結果影響，也會受到整個族群的結果影響，藉由不斷調整的移動策略來搜尋結果，因此可以在最佳化問題中快速地找出最佳解。

粒子群最佳化演算法除了搜尋快速外，無須初始值的輸入亦是挑選作為本研究演算法的原因之一。本研究透過 MATLAB 所提供的 "particleswarm" 函式來實現該演算法，並搭配平行運算功能來提升速度，設置上除了調整 "FunctionTolerance" 為 $1e-4$ 外，其餘皆為預設。

模式搜尋演算法

參考自 MATLAB 文檔 [105]，模式搜尋演算法是屬於直接搜尋 (direct search) 的一種，該種演算法在求解時無須得知目標函數之梯度，其透過搜尋當前點 (current point) 周圍位置的結果，來尋找目標函數低於當前點的位置來替換，由於無須得知梯度資訊，其可用來解決目標函數不可微分或是不連續之最佳化問題。下方圖 3.15 為 MATLAB 文檔所提供之搜尋演算法流程圖，演算法在求解的每個步驟中，搜尋在當前點周圍的一系列點，亦被稱為網格 (mesh)，其由當前點與稱為模式 (pattern) 的一組向量之純量倍數相加結果來形成，若在網格中搜尋到較好的目標函數值，則成為下次計算的當前點，搜尋與比較的這個過程稱為表決 (polling)，整個演算法持續相同步驟直到達到終止條件。此外在模式搜尋演算法



中可以決定是否啟用搜尋功能，若不啟用則透過每次的表決來完成最佳化，當選擇啟用搜尋功能時，每次表決前會先透過指定的其它種最佳化演算法，搜尋是否有更好的點可以替代當前點，若有搜尋到更好的當前點，則更新當前點並省略表決、去執行下次迭代，反之，則依照原先的流程進行表決。

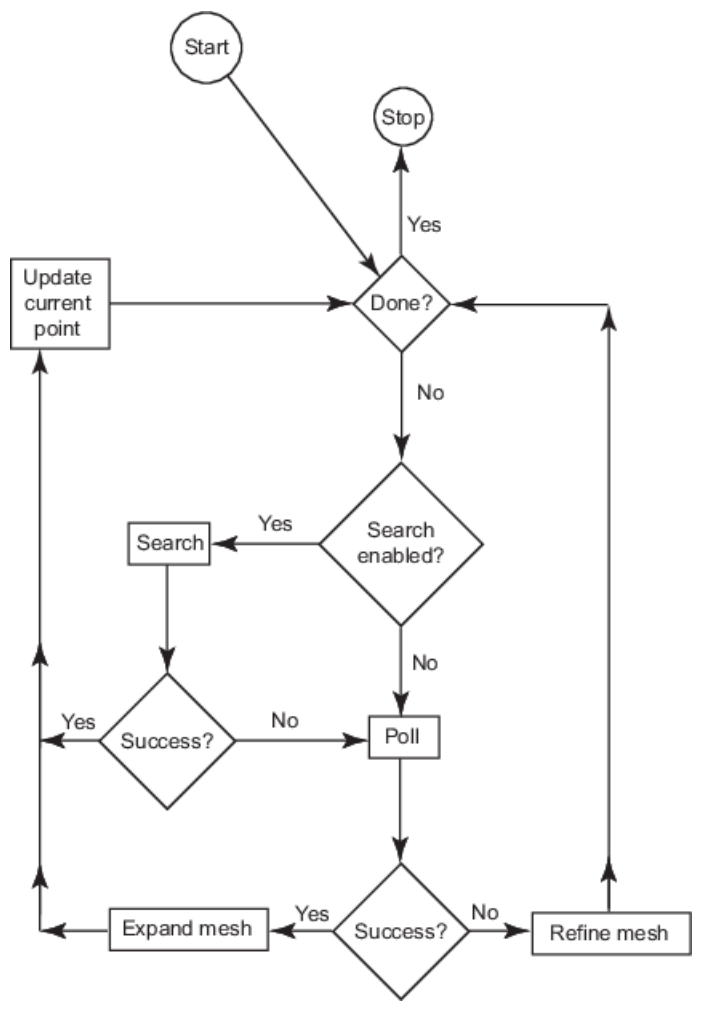


圖 3.15: 模式搜尋演算法流程圖 [106]

由於肌肉參數估計的過程並非是單純的數學方程式，本研究是透過 OpenSim 正向動力學模擬來得到不同輸入與輸出的結果，過程如黑盒難以猜測，故挑選無須得知目標函數梯度的搜尋演算法，作為本研究估計肌肉參數最終結果的方法。本研究透過 MATLAB 所提供的 "patternsearch" 函式來實現該演算法，並搭配平行運算功能來提升速度，演算法設置為 "nups"，其全名為非均勻模式搜尋 (nonuniform pattern search, NUPS) 演算法；搜尋函式則選定 "searchneldermead"，其等同使用 Nelder-Mead 演算法的 "fminsearch" 來進行搜尋，同樣是一種無導數方法的直接搜尋演算法；其餘設置則皆為預設。

虛擬碼

下方為本研究求解最佳化問題之虛擬碼 (pseudocode)，透過該流程來估計最佳模型之肌肉參數：



Algorithm 1: Pseudocode for optimization

input : $P(\mathbf{x})$, musculoskeletal model;
 \mathcal{C} , controls for all tasks;
 $\mathcal{T}^{\text{targ}}$, target kinematic trajectories for all tasks;
 \mathbf{x}_{ub} and \mathbf{x}_{lb} , upper bound and lower bound of muscle parameters;
 E_{tol} , prediction error tolerance;
 $f_{\text{tol}}^{\mathbf{x}_0}$, tolerance value used only to find the initial value \mathbf{x}_0
output: \mathbf{x} , array of muscle parameters;
 $f_{\mathbf{x}}$, objective function value at solution;
 $r_{\mathbf{x}}$, reason optimization stopped;

- 1 $f_{\mathbf{x}_0} \leftarrow f_{\text{tol}}^{\mathbf{x}_0} + 1$
- 2 **while** $f_{\mathbf{x}_0} > f_{\text{tol}}^{\mathbf{x}_0}$ **do**
- 3 $[\mathbf{x}_0, f_{\mathbf{x}_0}, r_{\mathbf{x}_0}] \leftarrow \text{particleswarm}(P(\mathbf{x}), \mathcal{C}, \mathcal{T}^{\text{targ}}, \mathbf{x}_{\text{ub}}, \mathbf{x}_{\text{lb}})$
- 4 **end**
- 5 $[\mathbf{x}, f_{\mathbf{x}}, r_{\mathbf{x}}] \leftarrow \text{patternsearch}(P(\mathbf{x}), \mathcal{C}, \mathcal{T}^{\text{targ}}, \mathbf{x}_0, \mathbf{x}_{\text{ub}}, \mathbf{x}_{\text{lb}}, E_{\text{tol}})$
- 6 **return** $[\mathbf{x}, f_{\mathbf{x}}, r_{\mathbf{x}}]$

3.6 模型驗證

求解完最佳化問題後，得到的最佳模型可視為個人化模型，於模擬研究中可以與目標模型的肌肉參數進行比較，檢視最佳化演算法的結果是否正確，該方法是屬於驗證模型的直接方法，但由於在實際情況是無法得知個人肌肉參數，除非透過醫療器材的量測，故直接方法並非一個妥善的模型驗證方法。

本研究會使用間接驗證來確認模型，驗證方法如下方圖 3.16 之流程圖，其亦是預測任務之概念，差異在於透過敏感度分析結果中，以高敏感度任務作為輸入，來檢視最佳模型是否仍有可接受的預測誤差結果。該方法於模擬研究和實際情況皆能使用，前者可透過目標模型與最佳模型的預測任務來確認，後者則透過指定任務來重新量測數據，包含神經激發訊號與運動軌跡，其依序作為模擬的輸入，以及與最佳模型於模擬產生的運動軌跡進行比較之數據。

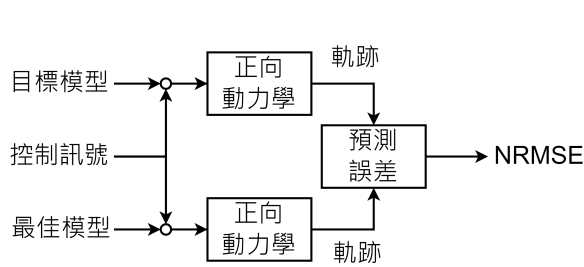


圖 3.16: 模型驗證流程圖



3.7 小結

本章節首先介紹將會使用到的背景知識，像是透過希爾式肌肉模型來模擬肌肉，藉此理解肌肉的機械與生理特性，而藉由 OpenSim 的協助，不但能快速建立肌肉骨骼模型，還可以執行正向動力學與肌肉計算控制等模擬，且得到一個可信的結果，接下來介紹本研究的核心模擬——運動軌跡預測任務，後續的敏感度分析、最佳化過程與模型驗證，皆是以預測任務為基礎來延伸，透過預測任務來檢視模型的表現，亦即預測誤差。本研究透過敏感度分析來得知肌肉與任務之間的關係，藉此挑選合適的任務集作為參數評估輸入，搭配最佳化演算法來進行參數估計，其中多組預測任務具有讓目標函數更加明確的功用，避免參數不具識別性的原因，掉入至局部最小值結果當中，最終透過間接方法來驗證模型的正確性。

該研究方法之應用可分為兩種討論，第一是模擬研究，即為本研究使用之方法，透過純模擬研究來檢視該方法的可行性，優點是其具有明確答案可供參考，且無需考慮量測造成的不確定性，在進入到實際應用前，也必須先確認模擬研究是可執行的；第二種則是實際應用，其可透過 EMG 與動作捕捉系統來達成，藉由 EMG 量測肌肉訊號作為輸入，動作捕捉系統量測運動軌跡作為輸出之結果比較，兩者結合並搭配本研究之最佳化方法，即可達成肌肉之參數估計，但存在龐大的量測不確定性情況下，由於微小的軌跡偏離，即會造成肌肉參數的變動與抗衡，縱使估計出肌肉參數，其結果之正確性仍有待商榷，因此於現今之科技發展，要達成實際應用仍有一段距離。

本章節主要介紹論文之研究方法，下章節會以實際模型與動作進行討論，藉由上方所提及之方法與流程，針對模型進行肌肉參數評估的前置作業與套用說明。



上肢特定肌肉之參數評估與最佳化

本章節會以第三章所介紹之方法進行延伸討論，以人體的上臂肌肉為主要研究對象，藉由執行不同的動作任務，來評估上臂特定肌肉之參數，其中以 OpenSim 與 MATLAB 軟體作為模擬與分析的工具。

本研究之上臂肌肉以肱二頭肌群為主要評估對象，其中又分為長頭與短頭兩條肌肉，代表著該肌群需要兩個希爾式肌肉模型來模擬，而每個模型欲評估參數有三個，分別為最大等長力量 (F_0^M)、最佳肌纖維長度 (L_0^M) 與肌腱鬆弛長度 (L_S^T)，動作任務則主要以手肘彎曲為主，藉由不同的彎曲方向、肩膀位置與彎曲範圍作為分類。另外模擬案例在套用第三章方法中，不管是敏感度分析、最佳化評估還是模型驗證，用於計算之運動軌跡皆是採用關節轉動速度，其相比於轉動角度更能呈現出細微差異，在求解的肌肉參數精準度上，也將會有更好的效果。

4.1 肌肉骨骼模型

肌肉骨骼模型選擇透過 OpenSim 來建立，OpenSim 不管是在骨骼設定或是肌肉模型的模擬，都提供完善的資訊與方法供使用，且由於為開源軟體，有多種已建立好的模型供使用者挑選，除了省去建模的繁瑣過程外，其模擬結果亦可相互比較，故本研究乃透過已建立好的 OpenSim 肌肉骨骼模型，進行後續的研究執行與探討。

4.1.1 上肢肌肉骨骼模型

本研究選擇 Holzbaur 等學者於 2005 年所發表的 arm26 模型 [65]，該模型於 OpenSim 軟體下載後，即可在文件中之 "Models" 資料夾內搜尋到，其為具有 6 條

肌肉與 2 個自由度的右上肢模型，詳介資訊如圖 4.1 和 4.2 所示，模型作者表明在肌肉模型與關節運動學中，參數設定皆來自實驗數據，另外該模型已被眾多學者使用。綜合上述原因，本研究認為該模型具有一定的參考價值與可信度，且適合用作於本研究方法，故選定該模型作為本研究的主要模型。

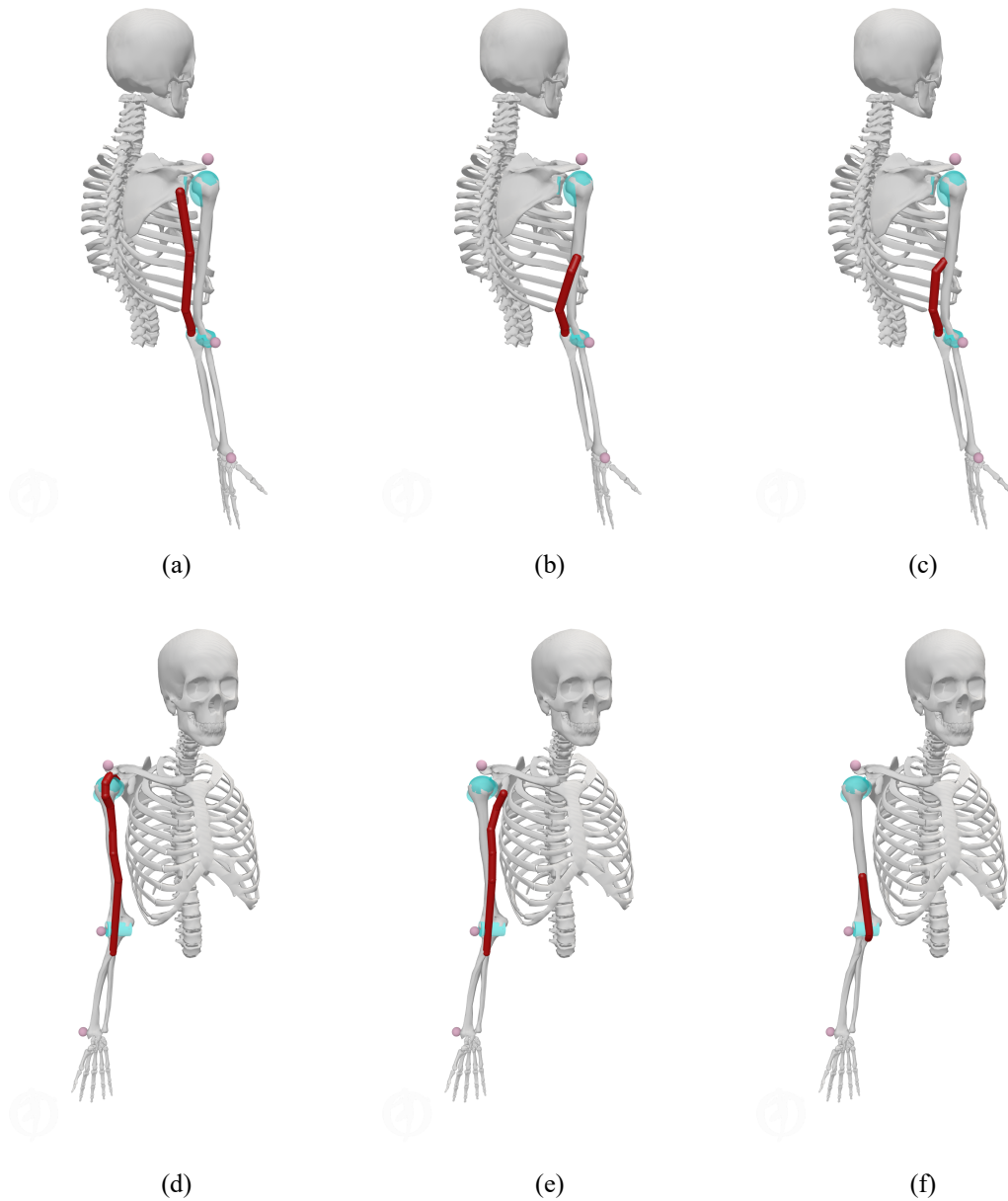


圖 4.1: arm26 模型所提供的六條肌肉模型，分別模擬為 (a) 肱三頭肌長頭 (TRI-long)、(b) 肱三頭肌外側頭 (TRI-lat)、(c) 肱三頭肌內側頭 (TRI-med)、(d) 肱二頭肌長頭 (BIC-long)、(e) 肱二頭肌短頭 (BIC-short) 與 (f) 肱肌 (BRA)。

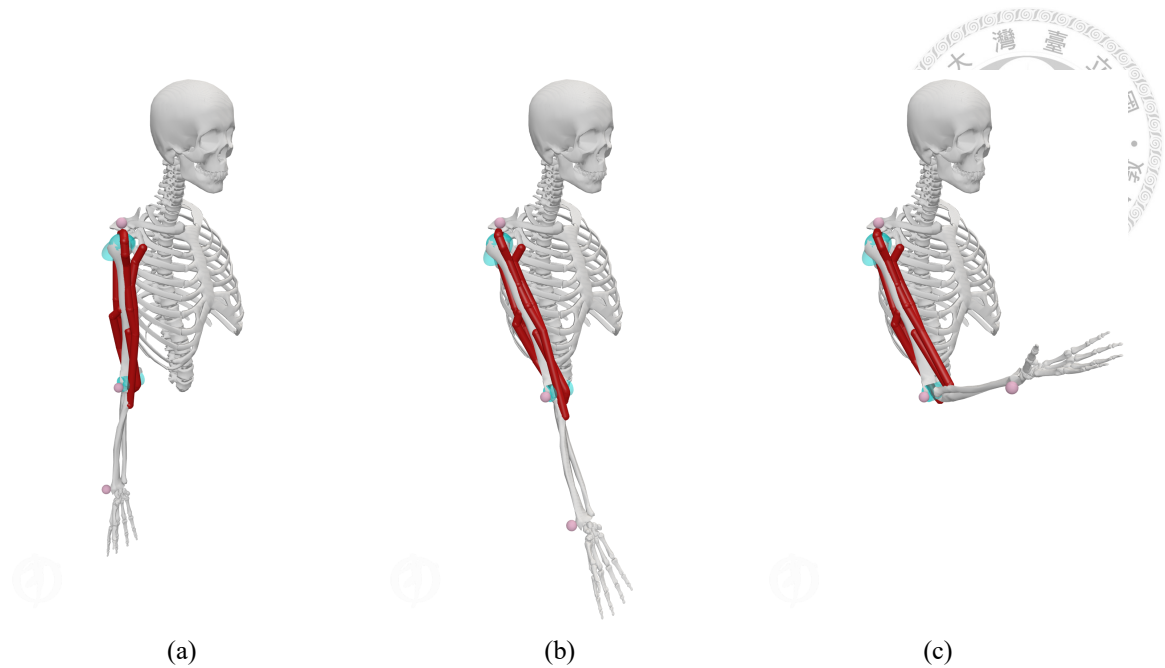


圖 4.2: arm26 模型所提供的兩個自由度，分別為肩膀或手肘的屈曲 (flexion) 和伸展 (extension)，以實際移動作為展示範例：(a) $(\theta_{\text{shoulder}}, \theta_{\text{elbow}}) = (0, 0)$ ；(b) $(\theta_{\text{shoulder}}, \theta_{\text{elbow}}) = (30, 0)$ ；(c) $(\theta_{\text{shoulder}}, \theta_{\text{elbow}}) = (30, 90)$ ，其中單位為角度。

4.1.2 具負重之上肢肌肉骨骼模型

本研究目的為評估肌肉參數，而適當負重使肌肉明確知道執行該動作時，需要透過哪幾條肌肉作為主動發力來抵抗負重，故於上方介紹之 arm26 模型中，添加負重選項作為本研究之模型。負重方法參考 Akhavanfar 等學者所發表之研究，其以抬舉任務 (lifting tasks) 作為目標動作，藉由五種不同的負重模擬方法來估計脊柱關節載荷程度，並比較五種方法的結果差異與準確性 [107]。本研究採取該文獻提出之第二種方法——提高手部質量視作負重，該方法無須額外的計算分析，相較於第三種至第五種方法較為快速，且在模擬時也同時會考慮到負重之加速度，相較於第一種方法——建立外部負載檔案，較符合真實情境。

本研究採取「提高手部質量」作為負重方法，但由於原先 arm26 模型之手部肢段與前臂相連，若直接提高會代表同時提高手部與前臂的質量，模擬結果會因為慣性因素造成極大誤差，故修改原先 arm26 模型。首先於手部位置新增一個 ”Body” 物件，該物件質量設定為負重質量，並使用 ”WeldJoint” 來連接手臂肢段，讓該負重物件的移動與手臂同時進行，利用此方法來增加負重模擬，模型修正後如圖 4.3 所示，而該模型即為第三章所提到的標準模型或目標模型，用來作為後續的評估模型。

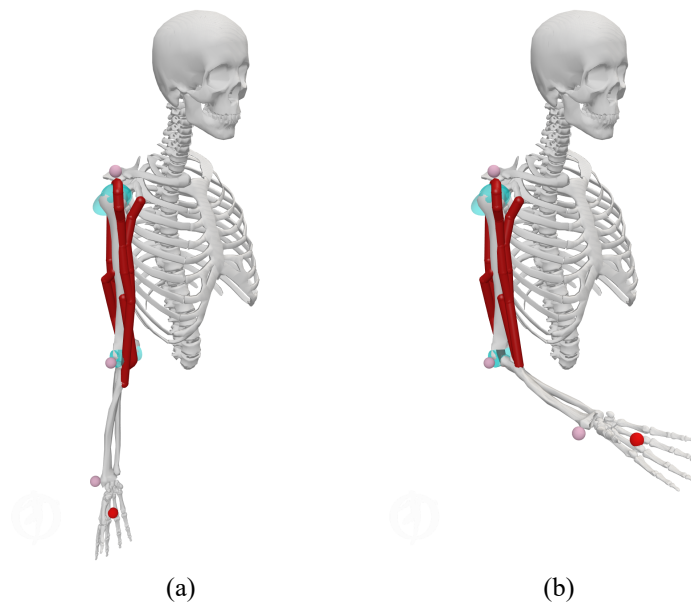


圖 4.3: 具負重之 arm26 模型：(a) $(\theta_{\text{shoulder}}, \theta_{\text{elbow}}) = (0, 0)$ ；(b) $(\theta_{\text{shoulder}}, \theta_{\text{elbow}}) = (0, 90)$ ，其中單位為角度，而手部紅色圓球即為負重物件，且其與手臂同步移動。

4.1.3 欲評估之肌肉參數

本論文在模擬每條肌肉的希爾式肌肉模型當中，每條肌肉的欲評估參數之候選皆有三個，分別為最大等長力量 (F_O^M)、最佳肌纖維長度 (L_O^M) 與肌腱鬆弛長度 (L_S^T)，會根據案例配置來決定最終欲評估參數之對象與數量，無須評估之參數則設置為預設值，如下方表 4.1，而這些預設參數值即為本論文之模擬案例的肌肉參數標準答案。

表 4.1: 肌肉模型預設參數

Muscle name	F_O^M (N)	L_O^M (m)	L_S^T (m)
TRIlong	798.52	0.1340	0.1430
TRIlat	624.30	0.1138	0.0980
TRImed	624.30	0.1138	0.0908
BIClong	624.30	0.1157	0.2723
BICshort	435.56	0.1321	0.1923
BRA	987.26	0.0858	0.0535



4.2 運動軌跡與控制訊號生成

預測誤差作為參數估計的評斷標準，而在執行預測任務前，必須先得到指定任務的控制訊號和目標軌跡，如同於第三章研究方法中的說明，指定任務的期望動作與實際產生的目標運動軌跡具有微小差異，故必須先透過肌肉計算控制模擬來取得指定任務的控制訊號，再透過正向動力學模擬生成目標運動軌跡，下方將逐一介紹本論文模擬案例的執行細節。

4.2.1 期望動作生成

本論文預測任務主要以肘關節轉動為主，根據任務的不同來決定初始角度、終止角度與轉動方向，選擇該自由度的原因是由於欲評估之肌肉位於上臂，而肘關節的運動學正是由上臂肌肉決定，故以肘關節轉動作為主要動作任務，另外由於肘關節為單自由度，其運動學評估簡易，適合作為研究初期之案例；在肩關節的自由度則選擇不轉動、設定為定值，根據任務的不同來決定固定的角度。

本研究將肘關節的轉動軌跡擬合為正弦函數，根據振幅、週期、平移的調配，來生成符合轉動的方程式，其中方程式又區分成屈曲與伸展兩種，屈曲軌跡生成為公式 4.1，而伸展則為公式 4.2：

$$Tr_F(t) = \begin{cases} \theta_1 & \text{when } t \leq T \\ \frac{\theta_2 - \theta_1}{2} \sin\left[\frac{2\pi}{2t_{dur}}(t - T) - \frac{\pi}{2}\right] + \frac{\theta_2 - \theta_1}{2} + \theta_1 & \text{when } T < t \leq T + t_{dur} \\ \theta_2 & \text{when } t > T + t_{dur} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$Tr_E(t) = \begin{cases} \theta_2 & \text{when } t \leq T \\ \frac{\theta_2 - \theta_1}{2} \sin\left[\frac{2\pi}{2t_{dur}}(t - T) + \frac{\pi}{2}\right] + \frac{\theta_2 - \theta_1}{2} + \theta_1 & \text{when } T < t \leq T + t_{dur} \\ \theta_1 & \text{when } t > T + t_{dur} \end{cases} \quad (4.2)$$

其中軌跡函式 Tr 主要由轉動角度波谷值 θ_1 與波峰值 θ_2 決定，若為屈曲運動，則 θ_1 為初始角度、 θ_2 為終止角度，反之若為伸展運動，則 θ_2 為初始角度、 θ_1 為終止角度，故 θ_2 必定大於 θ_1 ；轉動所需要的時間 t_{dur} 則根據轉動範圍來換算，以轉動 130 度需要 1 秒的比例進行縮放，換算公式為 $t_{dur} = \frac{\theta_2 - \theta_1}{130}$ ；時間平移 T 則設定為 0.03 秒定值，故轉動會在 0.03 秒後才開始執行，目的是為了配合 OpenSim 肌肉計算控制模擬需要 0.03 秒的緩衝時間，下方圖 4.4 為期望動作的生成範例。

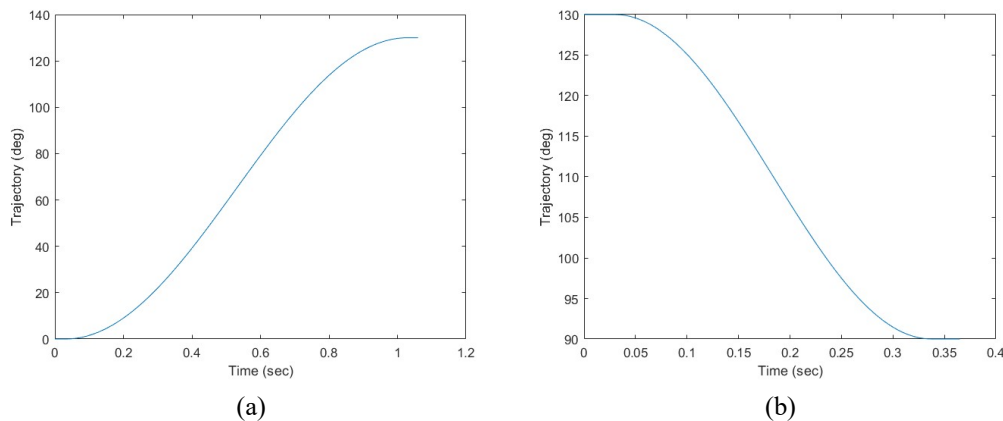


圖 4.4: 期望動作被擬合為正弦函數，其根據公式 4.1 與 4.2 生成：(a) 執行屈曲動作，參數配置為 $(\theta_1, \theta_2) = (0, 130)$ ，由轉動範圍縮放得到 $t_{dur} = 1$ 秒；(b) 執行伸展動作，參數配置為 $(\theta_1, \theta_2) = (90, 130)$ ，由轉動範圍縮放得到 $t_{dur} = 0.3077$ 秒。

4.2.2 控制訊號生成

取得期望動作後，將該動作資料與目標模型輸入至肌肉計算控制模擬中，來取得目標模型生成該期望動作所需的控制訊號。在肌肉計算控制模擬設置中，如圖 3.7 所示，還需 "Tracking_Task"、"Reserve_Actuators" 與 "Control_Constraints" 三個檔案輸入至 "CMC_Setup" 中，這些檔案以原先 OpenSim 於 Arm26 資料夾內所提供的檔案進行設置，但在 "Control_Constraints" 檔案中，每條肌肉的 "default_min" 皆調整為 0.001。經過肌肉計算控制模擬後，將會得到控制訊號、模型狀態等資訊，將於下階段模擬使用。

4.2.3 運動軌跡生成

以肌肉計算控制得到的控制訊號作為輸入，模型狀態作為初始狀態，輸入目標模型至正向動力學模擬，即可得到最終的目標運動軌跡，該軌跡為目標模型能達成最相似期望動作的軌跡，且包含肌肉於各時間點的狀態、力量等資訊，若當輸入不同的模型至模擬時，將會產生不同的運動軌跡，如預測模型、擾動模型等皆會有相異結果，這些軌跡將與目標軌跡比較，作為後續敏感度分析、多運動軌跡預測最佳化、驗證模型的評估標準。在正向動力學模擬設置中，由於有提供初始狀態，故設定 "solve_for_equilibrium_for_auxiliary_states" 為 "false"，並提供相同的 "Reserve_Actuators" 檔案，其餘則設定為預設。

在 OpenSim 的正向動力學文檔 [97] 中表明，由於是透過積分器運算，且為開迴路系統，故在積分過程可能會因為數值誤差的累積，造成結果隨時間漂移，另外若當問題太過僵硬，可能會造成積分器需要極小的時間步長，該情況會讓模擬執行緩慢並生成大量的結果。本研究在後續執行過程皆有遇到相似的問題，是由於肌肉參數在擾動或尋找過程中，可能會產生不合常理的參數組合，故若發生相似的問題時，本研究將該些情況的誤差直接設置為 "nan"，不予以處理與考量。

4.3 任務與肌肉參數間之敏感度分析

從預測任務中來評估參數為本研究核心概念，「任務」的組成由負重和動作兩者共同決定，透過設定先前介紹的具負重之上肢肌肉骨骼模型，來選擇手部負重質量，而動作如同先前介紹之期望動作生成，可根據肘關節的轉動角度與方向、肩關節的固定角度來決定，不同的任務組合都會對每條肌肉產生相異的敏感度指標。本節將透過全因子的實驗設計法，計算所分類出的全部任務之敏感度指標，從該分析結果來挑選合適的任務，作為後續最佳化與驗證模型的執行任務。

4.3.1 任務種類

為了簡化模擬複雜度，模擬案例中的模型負重皆設定為 2.5 公斤，不予以更動，而在動作任務分類上共含有三個因子，分別為肘關節轉動方向 V_{dir} 、肩

表 4.2: 任務種類編號範例

任務編號	V_{dir}	θ_{sh} (deg)	$[\theta_1, \theta_2]$ (deg)
Task 1	flexion	-90	[0,90]
Task 2	flexion	-90	[0,130]
Task 3	flexion	-90	[90,130]
Task 4	flexion	-45	[0,90]
⋮		⋮	
Task 21	flexion	180	[90,130]
Task 22	extension	-90	[0,90]
⋮		⋮	
Task 42	extension	180	[90,130]

關節角度 θ_{sh} ，以及肘關節角度組合 $[\theta_1, \theta_2]$ 。肘關節轉動方向因子含有 2 個水準，分別為 $V_{dir} = \{\text{flexion}, \text{extension}\}$ ；肩關節角度因子含有 7 個水準，分別為 $\theta_{sh} = \{-90, -45, 0, 45, 90, 135, 180\}$ ，單位為角度；肘關節角度組合因子含有 3 個水準，分別為 $[\theta_1, \theta_2] = \{[0, 90], [0, 130], [90, 130]\}$ ，單位為角度。最終組合成的任務共含有 42 種供挑選，並依照上方說明順序進行編號，上方表 4.2 為編號範例，其餘任務編號將以此類推，其中肘關節轉動方向 V_{dir} 與肘關節角度組合 $[\theta_1, \theta_2]$ 用於公式 4.1 和 4.2 之期望動作生成，而肘關節與肩關節角度所對應之模型姿態可參考圖 4.2 和 4.3。

4.3.2 任務挑選準則

在任務挑選準則上，將其分成供「最佳化階段」與供「模型驗證階段」使用來討論，最佳化任務的挑選將以常見的健身動作作為執行任務，例如以啞鈴彎舉來評估二頭肌參數，而先前增加的負重功能即可作為啞鈴重量來源的模擬，此階段的敏感度分析則用來檢測該動作是否可行。之所以不挑選敏感度最高的動作是由於最佳化演算法所故，本研究在最佳化過程所設定的上下界較為寬鬆，第一階段的最佳化過程（尋找初始值）大多在距離最佳參數甚遠的地方進行迭代，而敏感度分析只代表在預設參數擾動範圍內的敏感度（如 $\pm 5\%$ ），故兩個不同範圍的評估結果是沒有相關聯的（最佳化範圍指的是上下界，敏感度分析指的則是擾動範圍），若選擇高敏感度任務給最佳化執行，則可能會造成很難、甚至無法收斂，使得參數評估時間增長或失敗，不過若當最佳化的上下界與敏感度分析的擾動範圍相同，例如皆為最佳參數的 $\pm 5\%$ ，則應挑選高敏感度任務來進行最佳化參數評估，但該情形於本研究並不探討。

模型驗證階段則與敏感度分析結果相關，模型驗證的目的是為了確保最佳模型在執行其他任務時仍有低誤差的表現，此時最佳模型裡的參數有兩種可能，第一種為與預設答案相近，若設定敏感度分析的擾動值為 $\pm 5\%$ 或更小，則兩者（模型驗證與敏感度分析）是相關聯的，故應挑選高敏感度任務來驗證；第二種則為與預設答案相差甚遠的參數結果，但由於預測誤差小到使得最佳化中斷，此種情形涉及到參數不可識別性，將在後續案例會深入探討，不過該狀況在執行其他任務時，皆會有巨大的預測誤差，因此同樣挑選高敏感度的任務即可。綜合上述，在模型驗證的任務挑選準則上，將優先挑選高敏感度的任務來執行，但若任務在 NRMSE 為 nan 之樣本數量過多，則不予以考量。



4.3.3 敏感度分析

如同於第三章所述，若模型含有 N_m 條肌肉和 N_k 個任務需要評估，則需執行 $N_m \times N_k$ 次敏感度分析，本模擬案例的模型雖含有 6 條肌肉，但欲評估之肌肉只有二頭肌群的 2 條肌肉，在全因子的實驗設計下共有 42 個任務需要評估，故需執行 $2 \times 42 = 84$ 次敏感度分析，每次的敏感度分析皆會得到一個對應指標，其用來代表該肌肉與該任務的關聯性，指標大意味著該肌肉在相同範圍的擾動下，執行該任務時會有更大的運動軌跡偏移，而這些敏感度分析結果可用來檢測和挑選最佳化與驗證模型階段的執行任務，其程式執行流程圖如圖 4.5 所示。

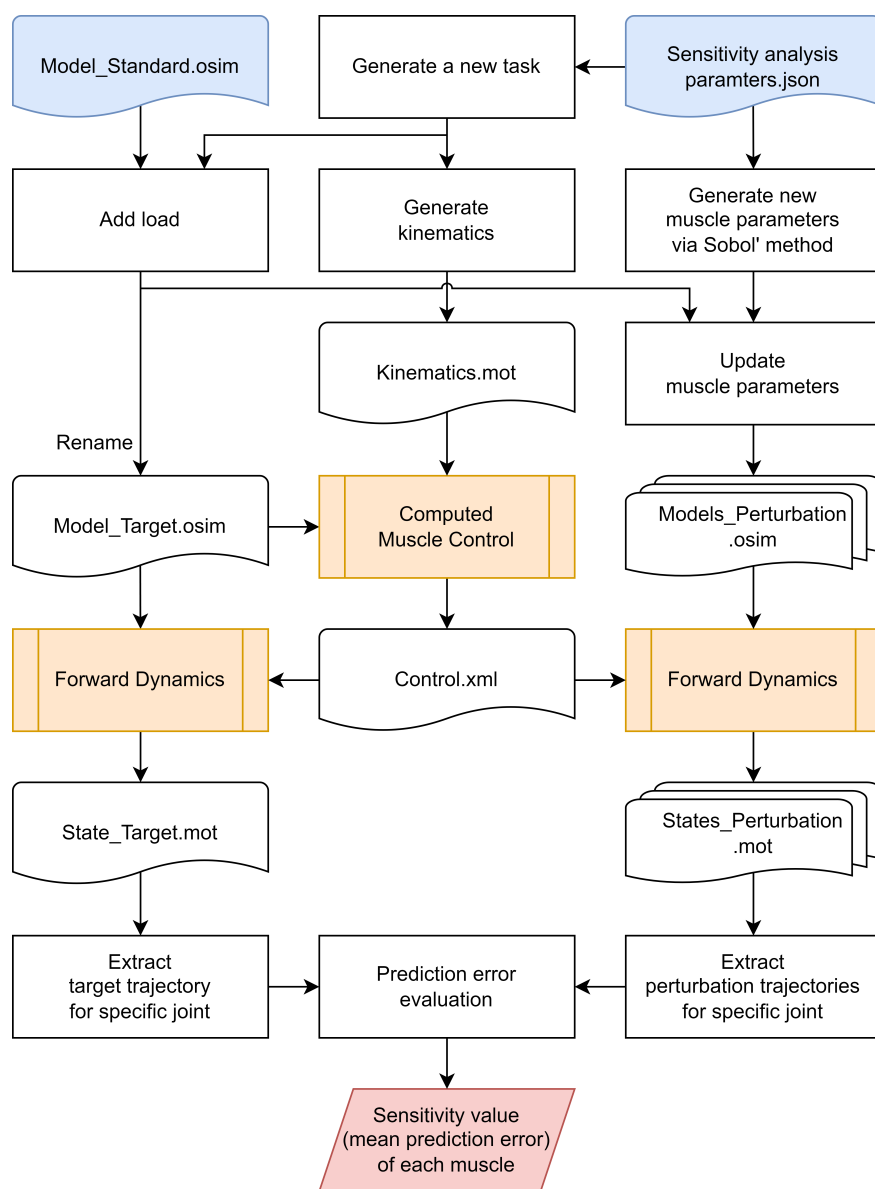
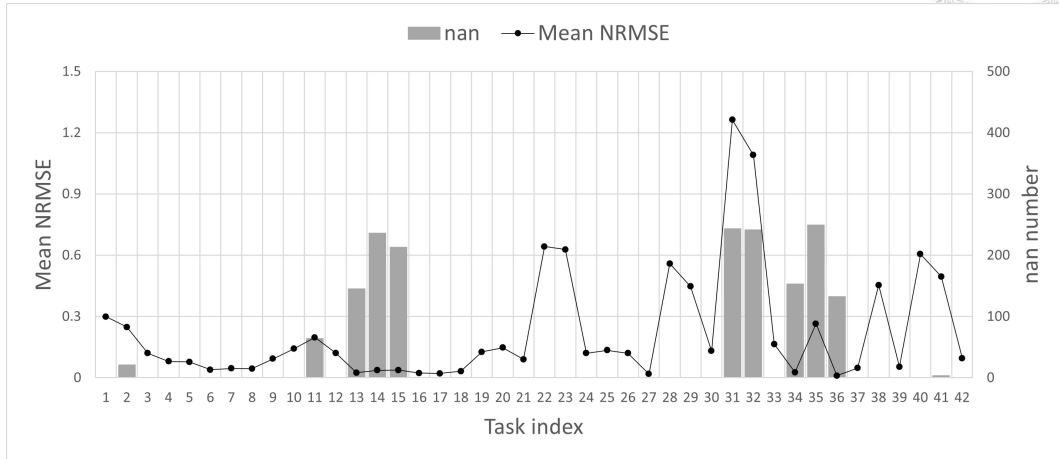
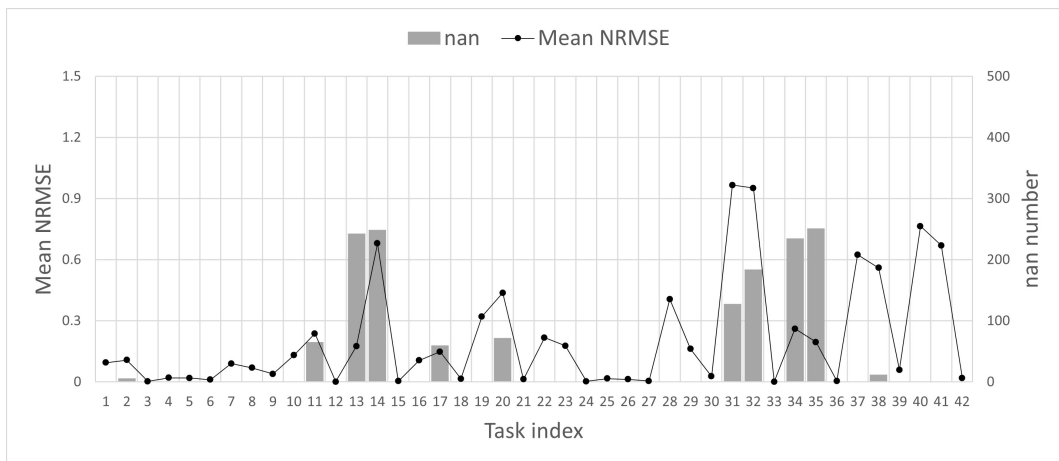


圖 4.5: 敏感度分析之程式執行流程圖

在本模擬案例中，敏感度分析的參數設定為樣本 $N_{sa} = 500$ 與擾動值 $\delta = 0.05$ ，代表透過 Sobol 序列來生成 500 個隨機參數組合，且均落在欲評估肌肉預設值的 $\pm 5\%$ 之內，下方圖 4.6 為二頭肌長頭與短頭對各任務之敏感度指標。



(a)



(b)

圖 4.6: 二頭肌 (a) 長頭與 (b) 短頭之敏感度分析結果。橫軸為任務編號；主座標軸 (左) 為全部樣本的 NRMSE 之平均值 (忽略 nan 值)，即敏感度指標；副座標軸 (右) 為 NRMSE 為 nan 之樣本數量。

以圖 4.7 的 Task 20 和 Task 17 比較作為範例說明，這兩個任務均為肘關節從 0 度伸展至 130 度，唯獨差在 Task 20 的肩關節固定在 180 度，而 Task 17 則為 135 度，在相同的敏感度分析參數設置下擾動二頭肌長頭，可明顯發現 Task 20 比 Task 17 的運動軌跡偏移還要大，代表二頭肌長頭對於 Task 20 有較高的敏感度，其在模型的肌肉參數上有些許變動時，就會造成運動軌跡的大範圍偏離，而若是以敏感度低的任務作為執行任務，則在估計過程容易把解附近的參數判定為答案，故敏感度分析的結果將對參數評估上有實質幫助。

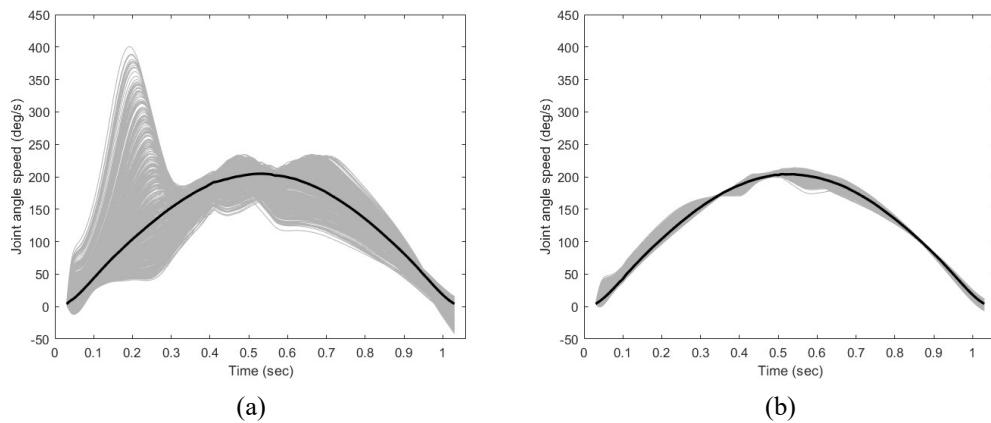


圖 4.7: 透過運動軌跡偏移來呈現 (a) Task 20 與 (b) Task 17 在二頭肌長頭的敏感度指標，其中 Task 20 與 Task 17 的敏感度指標分別為 0.1473 與 0.0208，而圖中灰線代表擾動模型產生的軌跡，黑線則為目標軌跡。

4.4 肌肉參數最佳化與驗證

本節將介紹參數評估的流程與設定，並依據上一節的任務挑選準則來挑選適當的任務，供後續的最佳化與模型驗證階段使用，除了提供各個任務的敏感度分析結果外，亦會說明挑選的原因。

4.4.1 最佳化與模型驗證

下方圖 4.8 和 4.9 分別為執行多運動軌跡預測最佳化和驗證模型的程式流程圖，在最佳化的參數設定上，上下界根據表 4.1 來設定，分別為 $100 \leq F_O^M \leq 1000$ 和 $0.05 \leq L_O^M, L_S^T \leq 0.35$ ，尋找初始值的容忍誤差則設定成 $f_{tol}^{x_0} \leq 0.05$ ，而每個最佳化任務的預測誤差限制設定為 $E_{tol} \leq 0.01$ 。

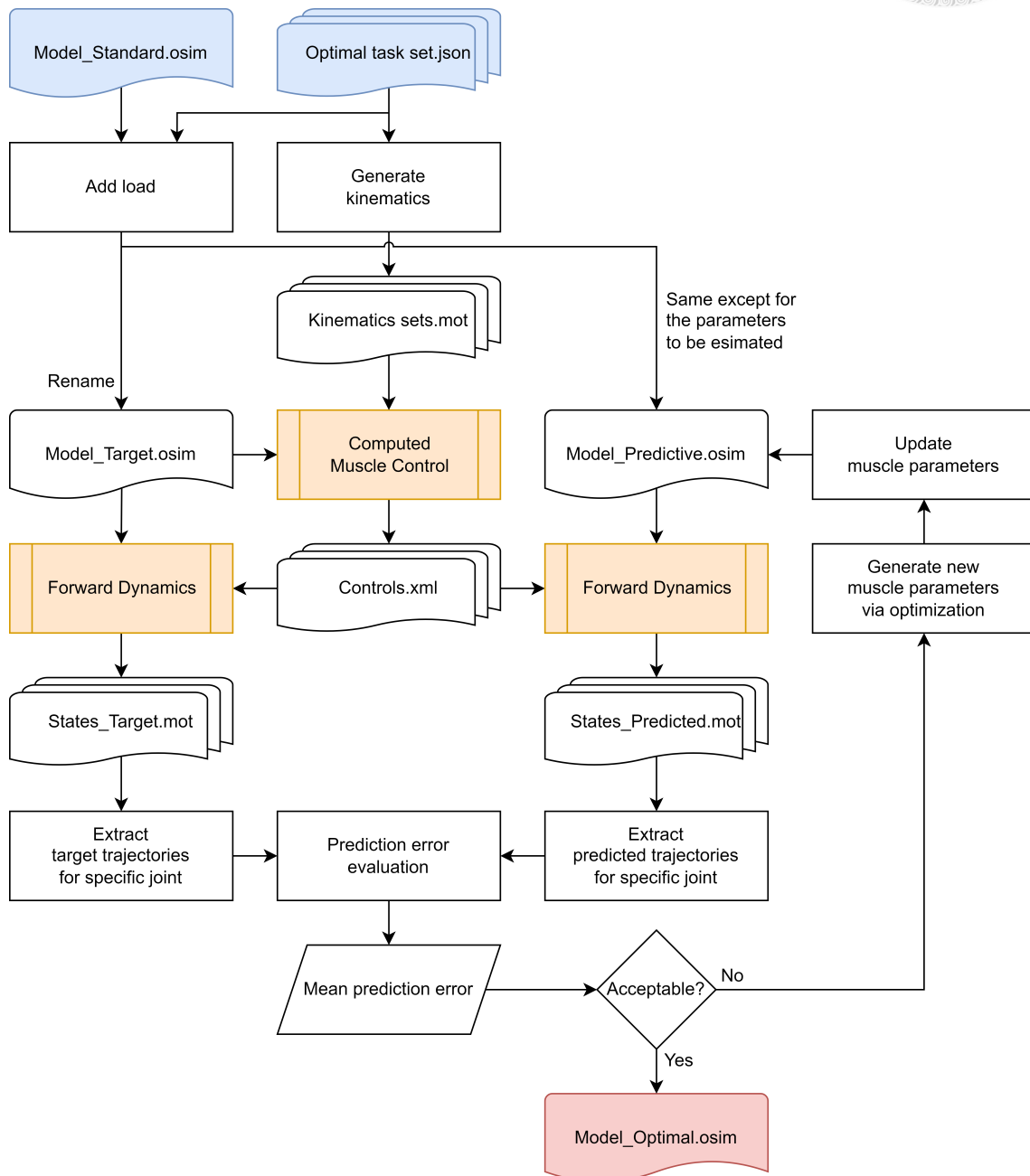


圖 4.8: 多運動軌跡預測最佳化之程式執行流程圖

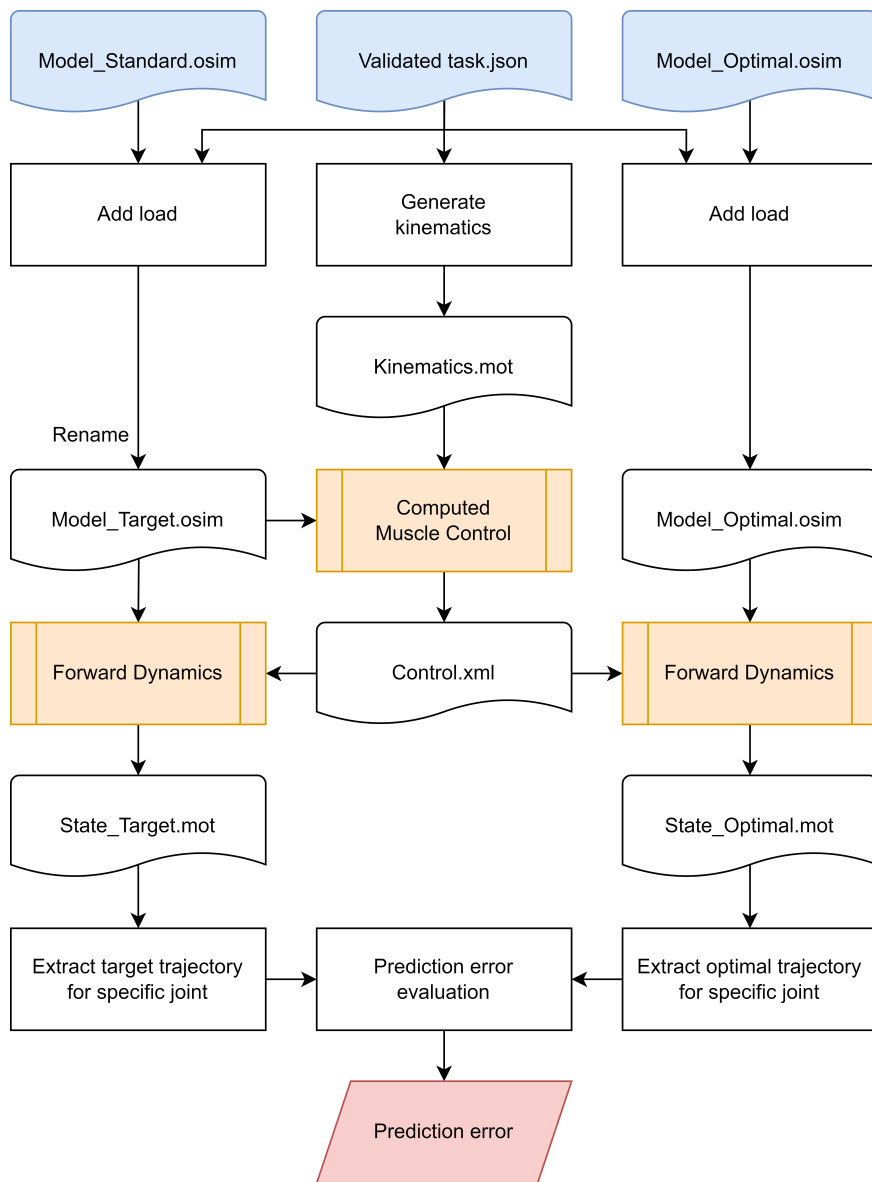


圖 4.9: 模型驗證之程式執行流程圖



4.4.2 執行任務介紹

以下將依據前一節所介紹的任務挑選準則與敏感度分析，針對欲評估的二頭肌肉群來挑選適當的任務，並依序介紹各個任務的種類與性質。

最佳化任務

最佳化任務以常見的啞鈴彎舉動作來進行模擬，共挑選兩個任務來執行多運動軌跡預測最佳化，分別為 Task 7 ($V_{dir}, \theta_{sh}, [\theta_1, \theta_2] = (\text{flexion}, 0, [0, 90])$) 與 Task 8 ($V_{dir}, \theta_{sh}, [\theta_1, \theta_2] = (\text{flexion}, 0, [0, 130])$)，並將模型負重設定為 2.5 公斤來視為啞鈴。以下圖 4.10 為這兩個任務與二頭肌群之敏感度分析結果，在敏感度分析的參數設置上，樣本維持為 $N_{sa} = 500$ ，而由於最佳化過程的上下界較為寬鬆，且該任務為常見的健身動作，其目的只是為了藉由擾動來再次確認參數的更動是否對目標函數 (E_{NRMSE}^{mean}) 有影響，故擾動值調整為 $\delta = 0.30$ ，這些擾動可假擬為參數在最佳化時的搜索過程。圖 4.10 中可看出擾動軌跡與目標軌跡皆有一定的差異程度，故用於執行最佳化是可行的。

模型驗證任務

模型驗證的任務挑選則以高敏感度任務為優先，所挑選的任務為 Task 40 ($V_{dir}, \theta_{sh}, [\theta_1, \theta_2] = (\text{extension}, 180, [0, 90])$)，並同樣將負重設定為 2.5 公斤來模擬啞鈴。下方圖 4.11 為驗證任務與二頭肌群之敏感度分析結果，將樣本參數設置為 $N_{sa} = 500$ ，擾動值則與先前的敏感度分析相同，設定為 $\delta = 0.05$ ，藉由小範圍的擾動來檢視預設參數周圍的軌跡變動情形。最終敏感度分析結果顯示，即使是微小的參數變動，其所產生的運動軌跡皆會有大幅的改變，該任務在驗證模型上將能有良好的鑑別作用。

4.5 小結

本章節將上肢肌肉骨骼模型套用在所提出的研究方法，介紹了許多模擬案例的細節，如負重功能的新增、運動軌跡公式、任務種類等資訊，除此之外也先透過該模型來展示敏感度分析的結果，提供後續的最佳化與模型驗證的任務挑選，最主要的目的是要完成上肢特定肌肉之參數評估。下個章節將依據第三章的研究方法、第四章的前置作業，完整介紹參數評估案例，並針對評估結果進行探討。

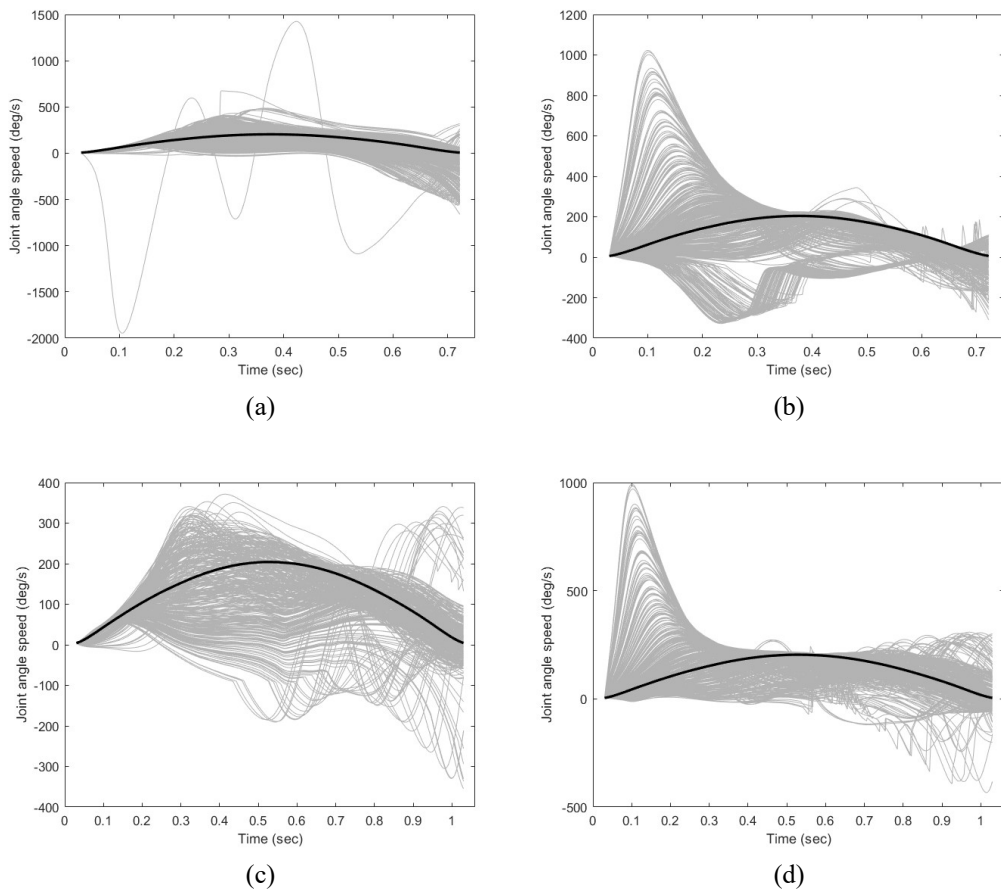


圖 4.10: 最佳化任務之敏感度分析結果：(a) Task 7 於二頭肌長頭之敏感度指標為 0.3919；(b) Task 7 於二頭肌短頭之敏感度指標為 0.5811；(c) Task 8 於二頭肌長頭之敏感度指標為 0.3421；(d) Task 8 於二頭肌短頭之敏感度指標為 0.4006。圖中灰線代表擾動模型產生的軌跡，黑線則為目標軌跡。

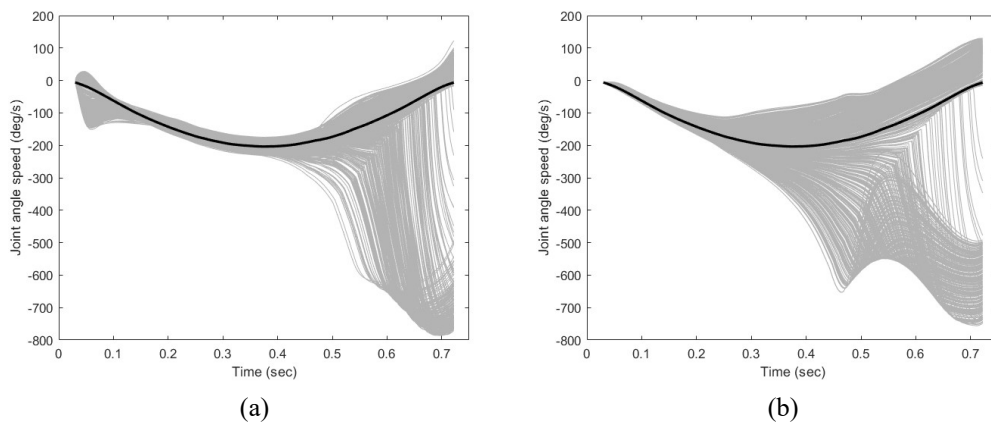


圖 4.11: 模型驗證任務之敏感度分析結果：(a) Task 40 於二頭肌長頭之敏感度指標為 0.6050；(b) Task 40 於二頭肌短頭之敏感度指標為 0.7648。圖中灰線代表擾動模型產生的軌跡，黑線則為目標軌跡。



參數評估模擬案例與成果探討

上一章完成了模擬案例的前置作業，本章節將根據問題複雜度分類，透過多運動軌跡預測最佳化對每個案例進行參數估計，藉由上肢模型來實現所提出之研究方法，接續將針對評估結果進行討論，並從預測結果與參數結果的兩個面向進行切入，最後對單軌跡案例的模擬結果來探討，以參數不可識別性為主軸來描述其對參數評估的影響。

5.1 參數評估模擬案例

本節將綜合成果來展示數個模擬案例，透過最佳化方法來評估肱二頭肌群的肌肉參數，下方圖 5.1 為本研究案例分類，主要以評估的參數數量來區分，其皆是透過「多」運動軌跡預測最佳化來進行評估，另外將會補充一個以「單」運動軌跡預測最佳化評估的單軌跡案例，屆時會透過此案例來體現多預測任務的重要性。

在單肌肉單參數案例、單肌肉多參數案例和多肌肉多參數案例皆是使用多預測任務來執行，統稱為多軌跡案例，代表在最佳化搜尋時必須同時滿足上一章節所選定的兩項任務 (Task 7 與 Task 8)，而在單軌跡案例中則是使用單預測任務，所挑選使用的任務為 Task 7。

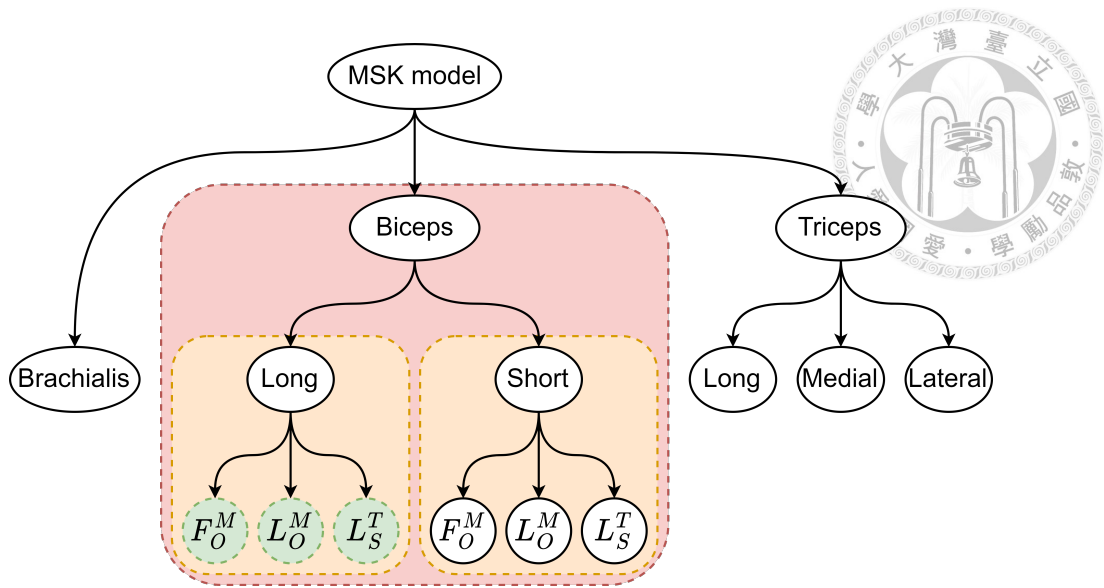


圖 5.1: 研究案例分類，其中綠色代表評估單一肌肉之單一參數，含有 1 個設計變數，即單肌肉單參數案例；橘色代表評估單一肌肉之多參數，含有 3 個設計變數，即單肌肉多參數案例；紅色代表評估多肌肉之多參數，含有 6 個設計變數，即多肌肉多參數案例。

5.1.1 單肌肉單參數案例評估

單肌肉單參數案例將對單一肌肉之單一參數進行評估，意味著最佳化問題中含有 1 個設計變數，而非設計變數的肌肉參數則維持為預設值，下方以「肱二頭肌長頭的三個肌肉參數」作為評估範例，個別執行參數最佳化與模型驗證，總共含有三個例子展示。

肱二頭肌長頭之最大等長力量

最佳化演算法得到的最小誤差為 $E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}} = \frac{4.40 \times 10^{-5} + 4.20 \times 10^{-5}}{2} = 4.30 \times 10^{-5}$ ，所得到對應的最佳參數如表 5.1 所示，其中尋找初始值與最佳解的迭代過程各花了 23 秒與 76 秒的執行時間，而最佳模型執行驗證任務的結果為 $E_{\text{NRMSE}} = 2 \times 10^{-4}$ 。

表 5.1: 單肌肉單參數案例於肱二頭肌長頭之最大等長力量的最佳參數

Muscle name	F_O^M (N)
BIClong	624.302



肱二頭肌長頭之最佳肌纖維長度

最佳化演算法得到的最小誤差為 $E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}} = \frac{5.10 \times 10^{-5} + 5.40 \times 10^{-5}}{2} = 5.25 \times 10^{-5}$ ，所得到對應的最佳參數如表 5.2 所示，其中尋找初始值與最佳解的迭代過程各花了 6 秒與 33 秒的執行時間，而最佳模型執行驗證任務的結果為 $E_{\text{NRMSE}} = 6.00 \times 10^{-4}$ 。

表 5.2: 單肌肉單參數案例於肱二頭肌長頭之最佳肌纖維長度的最佳參數

Muscle name	L_O^M (m)
BIClong	0.11570

肱二頭肌長頭之肌腱鬆弛長度

最佳化演算法得到的最小誤差為 $E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}} = \frac{4.50 \times 10^{-5} + 4.50 \times 10^{-5}}{2} = 4.50 \times 10^{-5}$ ，所得到對應的最佳參數如表 5.3 所示，其中尋找初始值與最佳解的迭代過程各花了 6 秒與 42 秒的執行時間，而最佳模型執行驗證任務的結果為 $E_{\text{NRMSE}} = 3 \times 10^{-4}$ 。

表 5.3: 單肌肉單參數案例於肱二頭肌長頭之肌腱鬆弛長度的最佳參數

Muscle name	L_S^T (m)
BIClong	0.27230

5.1.2 單肌肉多參數案例評估

單肌肉多參數案例將對單一肌肉之多參數進行評估，意味著最佳化問題中含有 3 個設計變數，而非設計變數的肌肉參數則維持為預設值，下方以「肱二頭肌長頭」與「肱二頭肌短頭」作為評估範例，個別執行參數最佳化與模型驗證，總共含有兩個例子展示。

肱二頭肌長頭

最佳化演算法得到的最小誤差為 $E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}} = \frac{4.20 \times 10^{-5} + 6.00 \times 10^{-5}}{2} = 5.10 \times 10^{-5}$ ，所得到對應的最佳參數如表 5.4 所示，其中尋找初始值與最佳解的迭代過程各花了 217 秒與 303 秒的執行時間，而最佳模型執行驗證任務的結果為 $E_{\text{NRMSE}} = 4.00 \times 10^{-4}$ 。

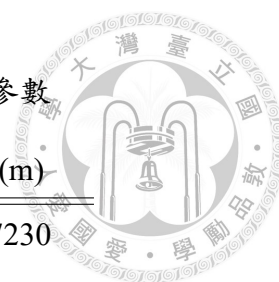


表 5.4: 單肌肉多參數案例於肱二頭肌長頭的最佳參數

Muscle name	F_O^M (N)	L_O^M (m)	L_S^T (m)
BIClong	624.326	0.11568	0.27230

肱二頭肌短頭

最佳化演算法得到的最小誤差為 $E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}} = \frac{7.40 \times 10^{-5} + 5.20 \times 10^{-5}}{2} = 6.3 \times 10^{-5}$ ，所得到對應的最佳參數如表 5.5 所示，其中尋找初始值與最佳解的迭代過程各花了 451 秒與 530 秒的執行時間，而最佳模型執行驗證任務的結果為 $E_{\text{NRMSE}} = 2.10 \times 10^{-3}$ 。

表 5.5: 單肌肉多參數案例於肱二頭肌短頭的最佳參數

Muscle name	F_O^M (N)	L_O^M (m)	L_S^T (m)
BICshort	435.586	0.13208	0.19230

5.1.3 多肌肉多參數案例評估

多肌肉多參數案例將對多肌肉之多參數進行評估，意味著最佳化問題中含有 $3 \times N_m$ 個設計變數，而非設計變數的肌肉參數則維持為預設值，下方以「肱二頭肌群」作為評估範例 (6 個設計變數)，執行參數最佳化與模型驗證。

肱二頭肌群

最佳化演算法得到的最小誤差為 $E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}} = \frac{1.04 \times 10^{-4} + 1.11 \times 10^{-4}}{2} = 1.08 \times 10^{-4}$ ，所得到對應的最佳參數如表 5.6 所示，其中尋找初始值與最佳解的迭代過程各花了 1223 秒與 3420 秒的執行時間，而最佳模型執行驗證任務的結果為 $E_{\text{NRMSE}} = 5.60 \times 10^{-3}$ 。

表 5.6: 多肌肉多參數案例於肱二頭肌群的最佳參數

Muscle name	F_O^M (N)	L_O^M (m)	L_S^T (m)
BIClong	624.601	0.11560	0.27236
BICshort	435.264	0.13206	0.19231



5.1.4 單軌跡案例評估

單軌跡案例為多肌肉多參數案例之變形，僅差異在單軌跡案例為執行單個預測任務 (Task 7)，是以單運動軌跡預測最佳化來評估肌肉參數，下方同樣以「肱二頭肌群」作為評估範例 (6 個設計變數)，執行後續的參數最佳化與模型驗證。

肱二頭肌群

最佳化演算法得到的最小誤差為 $E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}} = 5.14 \times 10^{-3}$ ，所得到對應的最佳參數如表 5.7 所示，其中尋找初始值與最佳解的迭代過程各花了 1247 秒與 1215 秒的執行時間，而最佳模型執行驗證任務的結果為 $E_{\text{NRMSE}} = 6.86 \times 10^{-1}$ 。

表 5.7: 單軌跡案例於肱二頭肌群的最佳參數

Muscle name	F_O^M (N)	L_O^M (m)	L_S^T (m)
BIClong	574.490	0.13464	0.23260
BICshort	356.981	0.10780	0.19486

5.2 參數評估結果

下方表格 5.8 為多軌跡案例的參數評估結果整理，除了上一節就有提供的最佳化最小誤差 (平均誤差) 與模型驗證誤差外，還新增了一項「參數誤差」，乃是因為本研究呈現的是模擬案例，故有參數結果的標準答案，即原先模型的預設參數值 (表 4.1)。參數誤差的計算方法是先取得每項參數與標準答案的誤差百分比絕對值，再將全部結果取平均，如單肌肉單參數案例只有一項最佳參數，則參數誤差即為該項參數與標準答案的誤差百分比，而如多肌肉多參數案例其最佳參數含有六項，則是將各個參數的誤差取平均。

從多軌跡案例的結果顯示，最佳化演算法皆中斷於極小的平均誤差值，而用來確認最佳模型的間接驗證方法，也都呈現著良好的預測成效，至此可大致確定每個案例的最佳參數組合與標準答案有高度相似，最終從參數誤差項也直接驗證結果，故所提出的研究方法能有效地估計肌肉參數。



表 5.8: 多軌跡案例之肌肉參數評估成果整理

	最佳化最小誤差 $E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}}$	模型驗證誤差 E_{NRMSE}	參數誤差
單肌肉單參數案例	最大等力量	4.30×10^{-5}	2.00×10^{-4}
	最佳肌纖維長度	5.25×10^{-5}	6.00×10^{-4}
	肌腱鬆弛長度	4.50×10^{-5}	3.00×10^{-4}
單肌肉多參數案例	肱二頭肌長度	5.10×10^{-5}	4.00×10^{-4}
	肱二頭肌短頭	6.30×10^{-5}	2.10×10^{-3}
多肌肉多參數案例	肱二頭肌群	1.08×10^{-4}	5.60×10^{-3}



5.3 肌肉參數不可識別性探討

本節將以單軌跡案例結果來探討關於肌肉參數不可識別性問題，表 5.9 為單軌跡案例的評估成果整理，數據顯示最佳化演算法雖未如先前案例尋找到極小值，不過該誤差仍非常小，下方圖 5.2 與 5.3 則為單軌跡案例所得到之最佳模型所執行的軌跡預測圖，於常理來說，最佳參數應於驗證模型時仍具有低預測誤差的表現，但結果並非如此，而參數誤差項也證實了該組最佳參數距離標準答案甚遠，此評估結果意味著這組最佳參數在最佳化任務中能達成精準預測，但於其他任務中卻無法有同樣的預測能力，可得知若是預測任務不夠明確與多樣，將會造成模型具有多組解的情況發生，如文獻探討所提及之肌肉代償、參數抗衡等問題。

表 5.9: 單軌跡案例之肌肉參數評估成果整理

		最佳化最小誤差	模型驗證誤差	參數誤差
		$E_{\text{NRMSE}}^{\text{mean}}$	E_{NRMSE}	
單軌跡案例	肱二頭肌群	5.14×10^{-3}	6.86×10^{-1}	1.28×10^{-1}

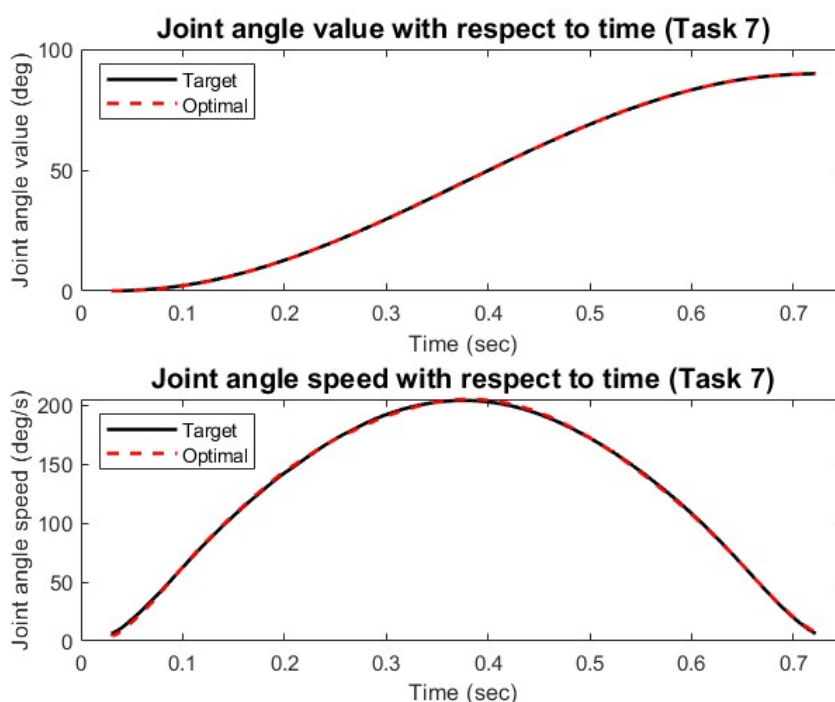


圖 5.2: 單軌跡案例於最佳化任務 (Task 7) 之運動學軌跡預測，包含關節轉動角度與關節轉動速度對時間之關係。

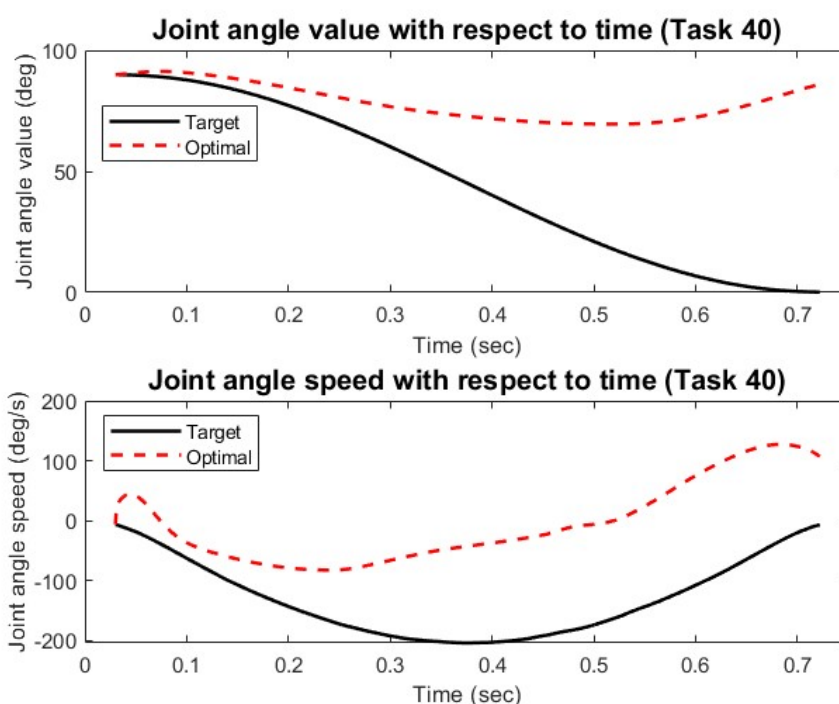


圖 5.3: 單軌跡案例於模型驗證任務 (Task 40) 之運動學軌跡預測，包含關節轉動角度與關節轉動速度對時間之關係。

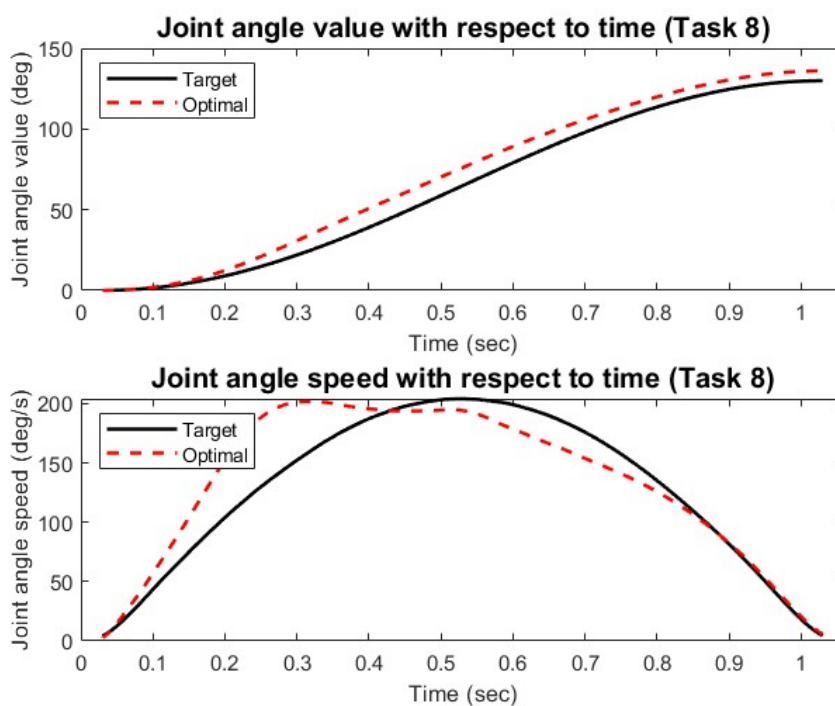



圖 5.4: 透過單軌跡案例得到的最佳模型來額外執行 Task 8 之運動學軌跡預測，包含關節轉動角度與關節轉動速度對時間之關係。



在上方單軌跡案例中，結果可能會找到軌跡預測誤差極小的解，但該組解卻離標準答案甚遠，不能把這種情況歸咎於最佳化演算法的問題，演算法確實找到一組極小的答案並停止迭代，但不幸的是該組解為較遠的局部最小值，不管是在肌肉與肌肉間的代償關係，還是在希爾式肌肉模型中的參數抗衡，皆會影響肌肉參數評估的準確性，因此加入其餘軌跡的預測是必要的，使尋找到的最佳模型能同時完成多個預測任務，也使最佳化問題中的目標函數更加明確。如上方圖 5.4 為透過單軌跡案例得到的最佳模型，來額外執行多肌肉多參數案例的第二個最佳化任務 (Task 8)，從單軌跡案例得到的最佳模型在 Task 8 中仍然表現不佳，若如多肌肉多參數案例同時評估 Task 7 與 Task 8 兩個任務，即可以解決上述問題。

另外在最佳化演算法上，很難僅透過最小誤差來判定尋找到的參數結果是否正確，最小誤差與參數誤差由於參數不可識別性的影響，兩者並非呈現正相關的關係，無法訂定一個最小誤差的閾值來作為最佳化演算法的停止條件。舉例來說，將二頭肌群在表 4.1 的 6 個預設參數值進行偏移，分別全部偏移 +1% 與 -1%，也就是參數誤差皆為 1×10^{-2} ，在這兩種情形執行 Task 7 下，預測誤差分別為 2.90×10^{-2} 和 1.98×10^{-2} ，與先前介紹的單軌跡案例相比 (參數誤差 1.28×10^{-1} ；最小誤差/預測誤差 5.14×10^{-3})，即可發現單軌跡案例縱使有較大的參數誤差 (距離標準答案較遠)，在 Task 7 卻有著更小的預測誤差結果。結論為在最佳化過程中，並不能在演算法終止條件上設定目標函數的閾值，而得到的最佳解必須透過模型驗證過程來確認是否正確。

5.4 小結

本章節透過常見的上肢骨骼模型作為模擬範例，來展示最佳化與間接驗證方法，並根據結果來針對每個案例進行深入探討。本論文由於皆為模擬研究的緣故，最佳參數可與真實答案 (參數預設值) 進行比較，綜合多軌跡案例的模型驗證與參數誤差結果，提出的方法能有效地找到肌肉骨骼模型中之指定的肌肉肌腱參數，證實該方法能應用於個人化模型的建立，另外在單軌跡案例中，最佳化迭代中止且得到的預測誤差很小，但在模型驗證階段卻有巨大的預測誤差，透過該現象來探討關於參數不可識別性的問題，並說明了多預測任務的必要性。下一章節將統整整篇論文的結論與貢獻，並提出相關之未來工作。



結論與未來工作

在本論文中，首先第一章介紹了關於人體動作模擬與分析的研究背景，以及其必要性與應用場合，衍生出本論文之動機與目的；接續第二章介紹相關的背景文獻，也針對相似的文獻進行回顧與探討；在第三章的部分，提出了本論文之核心研究方法，透過這套研究方法來對肌肉骨骼模型進行肌肉參數估計，目的是為了建立個人化模型，過程包括預測任務、敏感度分析、多運動軌跡預測最佳化，以及模型驗證；第四章與第五章將該研究方法套用在一個普及的上肢肌肉骨骼模型中，透過數個多軌跡案例來展示該方法的有效性與正確性，並以單軌跡案例來證實解決肌肉參數具不識別性的重要性。最後本章節將統整論文，依序列出本研究成果與貢獻，以及提出數個未來工作，作為本研究可延伸之方向。

6.1 研究成果與貢獻

下方將條列出數個關於本研究之成果與貢獻，讓讀者除了回顧本論文之核心方法外，也能清楚瞭解該論文之成果與貢獻處。

- **透過現有開源軟體進行人體動作模擬與分析研究**

本研究使用現有的 OpenSim 開源生物力學模擬軟體，將生物力學領域的計算全權交由其處理，OpenSim 在該領域已被學者廣泛使用，其結果相對具有可信度，再結合 MATLAB 商業數學軟體其基本數學運算、最佳化演算法，以及平行運算等功能，藉由呼叫 OpenSim API 來完成整個研究的模擬與分析，達到肌肉參數估計、建立個人化模型的最終目的。



- **提出最佳化方法同時評估多條肌肉之多參數組合**

本研究核心方法是透過預測任務來完成肌肉參數的估計，藉由目標運動軌跡與預測軌跡的不斷比較，來尋找出能產生與目標軌跡最相似的預測模型，作為最終的個人化模型，與此同時也完成了肌肉參數的估計。在這之中提出了多運動軌跡預測最佳化方法，藉由結合多預測任務與最佳化演算法，來完成研究。

- **結合敏感度分析來尋找最佳化與驗證所需之特定動作**

指派無意義之任務進行參數評估是徒勞無功的，本研究透過敏感度分析來量化任務與肌肉間之關聯，供最佳化與驗證模型階段的任務挑選參考依據，除了能確認任務是否符合作為評估對象外，亦提高驗證模型的效果。

- **探討肌肉參數的不可識別性問題**

肌肉參數的改變可由其餘參數的變動來抗衡 [18]，該點說明了肌肉參數具不可識別性問題，本研究於單軌跡案例中展示了該性質，縱使預測任務的誤差非常小，仍有可能產生一組與標準答案偏離許多的解，因此單一任務的預測是不可行的，故透過多預測任務來解決該問題。

6.2 未來工作

下方將列舉幾個未來工作，可作為本研究之延伸方向：

- **提高欲評估之肌肉參數數量**

本研究最終能估計兩條肌肉，共含有六個肌肉參數是同時被評估的，該研究成果雖踏出了一步，但對於建立全身的个人化模型仍有段距離，本文作者認為可先朝同時評估上臂所有肌肉作為目標，也就是先以 arm26 所提供之六條肌肉同時評估作為未來短期目標。

- **提高人體模擬動作自由度與複雜度**

在動作任務的選定上，本研究侷限於肘關節的單自由度轉動，若能提高任務的複雜度，雖可能提高執行複雜度，但或許能更有效的估計肌肉參數。

- **預測任務數量與評估結果間的關係**

在多運動軌跡預測最佳化中，多軌跡案例以同時執行兩個預測任務作為範例，在未來工作中，建議學者能往預測任務的數量進行探討，預測任務數量

的增加會使每次的迭代時間增長，但若能使演算法提早找到最佳參數，則會是更好的方法，因此預測任務的數量是值得探討的。

- **結合全域敏感度分析來尋找最佳化與驗證所需之最合適動作**

本研究的敏感度分析只單就每個任務對每條肌肉的影響，若能執行全域敏感度分析，則可提供更明確、合適的任務，作為參數評估的使用，藉此提高整個方法的速度與正確性。

- **透過臨床實驗來檢視該方法的成效**

由於現今的量測技術仍有許多的量測誤差存在，這些誤差就足以因為參數的不識別性，產生許多不同的個人化模型，因此待量測技術更加完善後，應進行臨床實驗，來檢視該方法的成效。

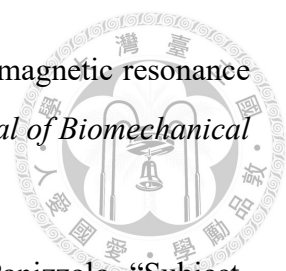




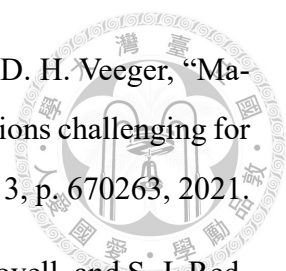
參考文獻

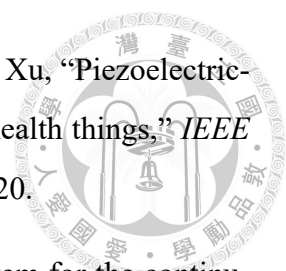
- [1] I. Roupa, M. R. da Silva, F. Marques, S. B. Gonçalves, P. Flores, and M. T. da Silva, “On the modeling of biomechanical systems for human movement analysis: a narrative review,” *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 29, no. 7, pp. 4915–4958, 2022.
- [2] S. D. Uhlrich, T. K. Uchida, M. R. Lee, and S. L. Delp, “Ten steps to becoming a musculoskeletal simulation expert: A half-century of progress and outlook for the future,” *Journal of Biomechanics*, p. 111623, 2023.
- [3] H. Barnamehei, F. T. Ghomsheh, A. S. Cherati, and M. Pouladian, “Muscle and joint force dependence of scaling and skill level of athletes in high-speed overhead task: musculoskeletal simulation study,” *Informatics in Medicine Unlocked*, vol. 20, p. 100415, 2020.
- [4] G. S. Bullock, J. Mylott, T. Hughes, K. F. Nicholson, R. D. Riley, and G. S. Collins, “Just how confident can we be in predicting sports injuries? a systematic review of the methodological conduct and performance of existing musculoskeletal injury prediction models in sport,” *Sports Medicine*, vol. 52, no. 10, pp. 2469–2482, 2022.
- [5] S. L. Delp, J. P. Loan, M. G. Hoy, F. E. Zajac, E. L. Topp, and J. M. Rosen, “An interactive graphics-based model of the lower extremity to study orthopaedic surgical procedures,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 37, no. 8, pp. 757–767, 1990.
- [6] A. Rajagopal, Ł. Kidziński, A. S. McGlaughlin, J. L. Hicks, S. L. Delp, and M. H. Schwartz, “Pre-operative gastrocnemius lengths in gait predict outcomes follow-


- ing gastrocnemius lengthening surgery in children with cerebral palsy,” *PLoS One*, vol. 15, no. 6, p. e0233706, 2020.
- [7] C. Winby, D. Lloyd, and T. Kirk, “Evaluation of different analytical methods for subject-specific scaling of musculotendon parameters,” *Journal of Biomechanics*, vol. 41, no. 8, pp. 1682–1688, 2008.
- [8] R. Akhundov, D. J. Saxby, L. E. Diamond, S. Edwards, P. Clausen, K. Dooley, S. Blyton, and S. J. Snodgrass, “Is subject-specific musculoskeletal modelling worth the extra effort or is generic modelling worth the shortcut?,” *PLoS One*, vol. 17, no. 1, p. e0262936, 2022.
- [9] C. Pizzolato, D. G. Lloyd, R. S. Barrett, J. L. Cook, M. H. Zheng, T. F. Besier, and D. J. Saxby, “Bioinspired technologies to connect musculoskeletal mechanobiology to the person for training and rehabilitation,” *Frontiers in Computational Neuroscience*, vol. 11, p. 96, 2017.
- [10] D. Stanev, K. Filip, D. Bitzas, S. Zouras, G. Giarmatzis, D. Tsaopoulos, and K. Moustakas, “Real-time musculoskeletal kinematics and dynamics analysis using marker-and imu-based solutions in rehabilitation,” *Sensors*, vol. 21, no. 5, p. 1804, 2021.
- [11] L. Guo, J. Wang, Q. Wu, X. Li, B. Zhang, L. Zhou, and D. Xiong, “Clinical study of a wearable remote rehabilitation training system for patients with stroke: Randomized controlled pilot trial,” *JMIR mHealth and uHealth*, vol. 11, p. e40416, 2023.
- [12] P. Falkowski, T. Osiak, J. Wilk, N. Prokopiuk, B. Leczkowski, Z. Pilat, and C. Rzymkowski, “Study on the applicability of digital twins for home remote motor rehabilitation,” *Sensors*, vol. 23, no. 2, p. 911, 2023.
- [13] S. B. da Luz, L. Modenese, N. Sancisi, P. M. Mills, B. Kennedy, B. R. Beck, and D. G. Lloyd, “Feasibility of using mris to create subject-specific parallel-mechanism joint models,” *Journal of Biomechanics*, vol. 53, pp. 45–55, 2017.
- [14] D. L. Dejtjar, C. M. Dzialo, P. H. Pedersen, K. K. Jensen, M. K. Fleron, and M. S. Andersen, “Development and evaluation of a subject-specific lower limb model

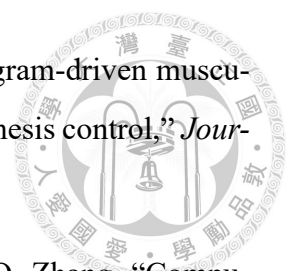
- 
- with an eleven-degrees-of-freedom natural knee model using magnetic resonance and biplanar x-ray imaging during a quasi-static lunge,” *Journal of Biomechanical Engineering*, vol. 142, no. 6, 2020.
- [15] M. Sartori, J. Rubenson, D. G. Lloyd, D. Farina, and F. A. Panizzolo, “Subject-specificity via 3d ultrasound and personalized musculoskeletal modeling,” in *Converging Clinical and Engineering Research on Neurorehabilitation II: Proceedings of the 3rd International Conference on NeuroRehabilitation (ICNR2016), October 18-21, 2016, Segovia, Spain*, pp. 639–642, Springer, 2017.
- [16] E. Passmore, A. Lai, M. Sangeux, A. G. Schache, and M. G. Pandy, “Application of ultrasound imaging to subject-specific modelling of the human musculoskeletal system,” *Meccanica*, vol. 52, pp. 665–676, 2017.
- [17] C. A. Myers, P. J. Laz, K. B. Shelburne, and B. S. Davidson, “A probabilistic approach to quantify the impact of uncertainty propagation in musculoskeletal simulations,” *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 43, pp. 1098–1111, 2015.
- [18] P. Bujalski, J. Martins, and L. Stirling, “A monte carlo analysis of muscle force estimation sensitivity to muscle-tendon properties using a hill-based muscle model,” *Journal of Biomechanics*, vol. 79, pp. 67–77, 2018.
- [19] J. Taborri, J. Keogh, A. Kos, A. Santuz, A. Umek, C. Urbanczyk, E. van der Kruk, and S. Rossi, “Sport biomechanics applications using inertial, force, and emg sensors: A literature overview,” *Applied Bionics and Biomechanics*, vol. 2020, 2020.
- [20] M. Menolotto, D.-S. Komaris, S. Tedesco, B. O’Flynn, and M. Walsh, “Motion capture technology in industrial applications: A systematic review,” *Sensors*, vol. 20, no. 19, p. 5687, 2020.
- [21] L. M. Dang, K. Min, H. Wang, M. J. Piran, C. H. Lee, and H. Moon, “Sensor-based and vision-based human activity recognition: A comprehensive survey,” *Pattern Recognition*, vol. 108, p. 107561, 2020.
- [22] S. L. Colyer, M. Evans, D. P. Cosker, and A. I. Salo, “A review of the evolution of vision-based motion analysis and the integration of advanced computer vision


- methods towards developing a markerless system,” *Sports Medicine-Open*, vol. 4, no. 1, pp. 1–15, 2018.
- [23] W. W. Lam, Y. M. Tang, and K. N. Fong, “A systematic review of the applications of markerless motion capture (mmc) technology for clinical measurement in rehabilitation,” *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 20, no. 1, pp. 1–26, 2023.
- [24] Vicon Motion Systems Ltd., “Vicon.” WebPage. Online available at: <https://www.vicon.com>; accessed at 19/5/2023.
- [25] Google Inc., “Mediapipe.” WebPage. Online available at: <https://developers.google.com/mediapipe>; accessed at 19/5/2023.
- [26] A. D. Young, “Comparison of orientation filter algorithms for realtime wireless inertial posture tracking,” in *2009 Sixth International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, pp. 59–64, IEEE, 2009.
- [27] D. Roetenberg, H. Luinge, P. Slycke, *et al.*, “Xsens mvn: Full 6dof human motion tracking using miniature inertial sensors,” *Xsens Motion Technologies BV, Tech. Rep*, vol. 1, pp. 1–7, 2009.
- [28] M. Paulich, M. Schepers, N. Rudigkeit, and G. Bellusci, “Xsens mtw awinda: Miniature wireless inertial-magnetic motion tracker for highly accurate 3d kinematic applications,” *Xsens: Enschede, The Netherlands*, pp. 1–9, 2018.
- [29] Y. Chen, C. Fu, W. S. W. Leung, and L. Shi, “Drift-free and self-aligned imu-based human gait tracking system with augmented precision and robustness,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 3, pp. 4671–4678, 2020.
- [30] M. Brossard, S. Bonnabel, and A. Barrau, “Denoising imu gyroscopes with deep learning for open-loop attitude estimation,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 3, pp. 4796–4803, 2020.
- [31] S. O. Madgwick, S. Wilson, R. Turk, J. Burrige, C. Kapatos, and R. Vaidyanathan, “An extended complementary filter for full-body marg orientation estimation,” *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 25, no. 4, pp. 2054–2064, 2020.

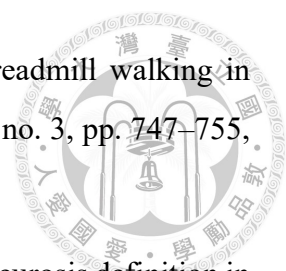
- 
- [32] M. P. van Dijk, M. Kok, M. A. Berger, M. J. Hoozemans, and D. H. Veeger, “Machine learning to improve orientation estimation in sports situations challenging for inertial sensor use,” *Frontiers in Sports and Active Living*, vol. 3, p. 670263, 2021.
- [33] L. Sy, M. Raitor, M. Del Rosario, H. Khamis, L. Kark, N. H. Lovell, and S. J. Redmond, “Estimating lower limb kinematics using a reduced wearable sensor count,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 68, no. 4, pp. 1293–1304, 2020.
- [34] M. P. van Dijk, R. M. van der Slikke, R. Rupf, M. J. Hoozemans, M. A. Berger, and D. H. Veeger, “Obtaining wheelchair kinematics with one sensor only? the trade-off between number of inertial sensors and accuracy for measuring wheelchair mobility performance in sports,” *Journal of Biomechanics*, vol. 130, p. 110879, 2022.
- [35] P. Slade, A. Habib, J. L. Hicks, and S. L. Delp, “An open-source and wearable system for measuring 3d human motion in real-time,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 69, no. 2, pp. 678–688, 2021.
- [36] J. C. van den Noort, S. H. Wiertsema, K. M. Hekman, C. P. Schönhuth, J. Dekker, and J. Harlaar, “Reliability and precision of 3d wireless measurement of scapular kinematics,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 52, pp. 921–931, 2014.
- [37] J. C. van den Noort, S. H. Wiertsema, K. M. Hekman, C. P. Schönhuth, J. Dekker, and J. Harlaar, “Measurement of scapular dyskinesis using wireless inertial and magnetic sensors: importance of scapula calibration,” *Journal of Biomechanics*, vol. 48, no. 12, pp. 3460–3468, 2015.
- [38] M. M. Bhagubai, G. Wolterink, A. Schwarz, J. P. Held, B.-J. F. Van Beijnum, and P. H. Veltink, “Quantifying pathological synergies in the upper extremity of stroke subjects with the use of inertial measurement units: A pilot study,” *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, vol. 9, pp. 1–11, 2020.
- [39] A. Muro-De-La-Herran, B. Garcia-Zapirain, and A. Mendez-Zorrilla, “Gait analysis methods: An overview of wearable and non-wearable systems, highlighting clinical applications,” *Sensors*, vol. 14, no. 2, pp. 3362–3394, 2014.

- 
- [40] S. Gao, J.-L. Chen, Y.-N. Dai, R. Wang, S.-B. Kang, and L.-J. Xu, “Piezoelectric-based insole force sensing for gait analysis in the internet of health things,” *IEEE Consumer Electronics Magazine*, vol. 10, no. 1, pp. 39–44, 2020.
- [41] T. Liu, Y. Inoue, and K. Shibata, “A wearable force plate system for the continuous measurement of triaxial ground reaction force in biomechanical applications,” *Measurement Science and Technology*, vol. 21, no. 8, p. 085804, 2010.
- [42] Kistler Holding AG, “3d force plate.” WebPage. Online available at: <https://www.kistler.com/INT/en/3d-force-plate/C00000090>; accessed at 20/5/2023.
- [43] Advanced Mechanical Technology, Inc., “Force plates products.” WebPage. Online available at: <https://www.amti.biz/product/bms464508/>; accessed at 20/5/2023.
- [44] Tec Gihan Co., Ltd, “Wired m3d force platex products.” WebPage. Online available at: <https://tecgihan.co.jp/en/products/force-plate/small-for-shoes/m3d-force-plate-wired/>; accessed at 20/5/2023.
- [45] H. Kinoshita, S. Obata, D. Nasu, K. Kadota, T. Matsuo, and G. S. Fleisig, “Finger forces in fastball baseball pitching,” *Human Movement Science*, vol. 54, pp. 172–181, 2017.
- [46] A. Muller, C. Pontonnier, and G. Dumont, “Motion-based prediction of hands and feet contact efforts during asymmetric handling tasks,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 67, no. 2, pp. 344–352, 2019.
- [47] D. R. Seshadri, R. T. Li, J. E. Voos, J. R. Rowbottom, C. M. Alfes, C. A. Zorman, and C. K. Drummond, “Wearable sensors for monitoring the internal and external workload of the athlete,” *npj Digital Medicine*, vol. 2, no. 1, p. 71, 2019.
- [48] C. R. Ahn, S. Lee, C. Sun, H. Jebelli, K. Yang, and B. Choi, “Wearable sensing technology applications in construction safety and health,” *Journal of Construction Engineering and Management*, vol. 145, no. 11, p. 03119007, 2019.

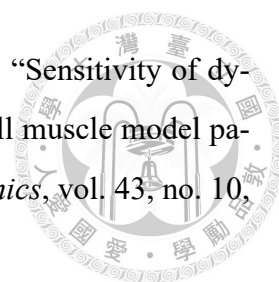
- 
- [49] Impulse Medical Technologies Inc., “Emg products.” WebPage. Online available at: <https://electrodestore.com/collections/emg-electrodes>; accessed at 21/5/2023.
- [50] G. Bassani, A. Filippeschi, and C. A. Avizzano, “A dataset of human motion and muscular activities in manual material handling tasks for biomechanical and ergonomic analyses,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 21, pp. 24731–24739, 2021.
- [51] Delsys Inc., “Trigno avanti sensor products.” WebPage. Online available at: <https://delsys.com/trigno-avanti/>; accessed at 21/5/2023.
- [52] M. Febrer-Nafria, A. Nasr, M. Ezati, P. Brown, J. M. Font-Llagunes, and J. McPhee, “Predictive multibody dynamic simulation of human neuromusculoskeletal systems: a review,” *Multibody System Dynamics*, pp. 1–41, 2022.
- [53] M. Ezati, B. Ghannadi, and J. McPhee, “A review of simulation methods for human movement dynamics with emphasis on gait,” *Multibody System Dynamics*, vol. 47, pp. 265–292, 2019.
- [54] A. V. Hill, “The heat of shortening and the dynamic constants of muscle,” *Proceedings of the Royal Society of London. Series B-Biological Sciences*, vol. 126, no. 843, pp. 136–195, 1938.
- [55] B. J. Fregly, J. A. Reinbolt, K. L. Rooney, K. H. Mitchell, and T. L. Chmielewski, “Design of patient-specific gait modifications for knee osteoarthritis rehabilitation,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 9, pp. 1687–1695, 2007.
- [56] A. Karatsidis, G. Bellusci, H. M. Schepers, M. De Zee, M. S. Andersen, and P. H. Veltink, “Estimation of ground reaction forces and moments during gait using only inertial motion capture,” *Sensors*, vol. 17, no. 1, p. 75, 2016.
- [57] M. M. Diraneyya, J. Ryu, E. Abdel-Rahman, and C. T. Haas, “Inertial motion capture-based whole-body inverse dynamics,” *Sensors*, vol. 21, no. 21, p. 7353, 2021.

- 
- [58] D. L. Crouch and H. Huang, “Lumped-parameter electromyogram-driven musculoskeletal hand model: A potential platform for real-time prosthesis control,” *Journal of Biomechanics*, vol. 49, no. 16, pp. 3901–3907, 2016.
- [59] Y. Zhao, J. Zhang, Z. Li, K. Qian, S. Q. Xie, Y. Lu, and Z.-Q. Zhang, “Computational efficient personalised emg-driven musculoskeletal model of wrist joint,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022.
- [60] D. J. Saxby, B. A. Killen, C. Pizzolato, C. Carty, L. Diamond, L. Modenese, J. Fernandez, G. Davico, M. Barzan, G. Lenton, *et al.*, “Machine learning methods to support personalized neuromusculoskeletal modelling,” *Biomechanics and Modeling in Mechanobiology*, vol. 19, pp. 1169–1185, 2020.
- [61] D. G. Thelen, “Adjustment of muscle mechanics model parameters to simulate dynamic contractions in older adults,” *Journal of Biomechanical Engineering*, vol. 125, no. 1, pp. 70–77, 2003.
- [62] A. N. Adkins, J. P. Dewald, L. P. Garmirian, C. M. Nelson, and W. M. Murray, “Serial sarcomere number is substantially decreased within the paretic biceps brachii in individuals with chronic hemiparetic stroke,” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 118, no. 26, p. e2008597118, 2021.
- [63] A. Bheemreddy, A. Friederich, L. Lombardo, R. J. Triolo, and M. L. Audu, “Estimating total maximum isometric force output of trunk and hip muscles after spinal cord injury,” *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 58, pp. 739–751, 2020.
- [64] H. Kainz, M. Goudriaan, A. Falisse, C. Huenaerts, K. Desloovere, F. De Groote, and I. Jonkers, “The influence of maximum isometric muscle force scaling on estimated muscle forces from musculoskeletal models of children with cerebral palsy,” *Gait & posture*, vol. 65, pp. 213–220, 2018.
- [65] K. R. Holzbaur, W. M. Murray, and S. L. Delp, “A model of the upper extremity for simulating musculoskeletal surgery and analyzing neuromuscular control,” *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 33, pp. 829–840, 2005.


- 
- [66] L. Willemot, A. Thoreson, R. Breighner, A. Hooke, O. Verborgt, and K.-N. An, “Mid-range shoulder instability modeled as a cam-follower mechanism,” *Journal of Biomechanics*, vol. 48, no. 10, pp. 2227–2231, 2015.
- [67] S. Wood, D. Pearsall, R. Ross, and J. Reid, “Trunk muscle parameters determined from mri for lean to obese males,” *Clinical Biomechanics*, vol. 11, no. 3, pp. 139–144, 1996.
- [68] R. Hainisch, M. Gfoehler, M. Zubayer-Ul-Karim, and M. G. Pandy, “Method for determining musculotendon parameters in subject-specific musculoskeletal models of children developed from mri data,” *Multibody System Dynamics*, vol. 28, pp. 143–156, 2012.
- [69] J. P. Charles, F. Suintaxi, and W. J. Anderst, “In vivo human lower limb muscle architecture dataset obtained using diffusion tensor imaging,” *PLoS One*, vol. 14, no. 10, p. e0223531, 2019.
- [70] J. P. Charles, C.-H. Moon, and W. J. Anderst, “Determining subject-specific lower-limb muscle architecture data for musculoskeletal models using diffusion tensor imaging,” *Journal of Biomechanical Engineering*, vol. 141, no. 6, p. 060905, 2019.
- [71] J. P. Charles, B. Grant, K. D’ Août, and K. T. Bates, “Subject-specific muscle properties from diffusion tensor imaging significantly improve the accuracy of musculoskeletal models,” *Journal of Anatomy*, vol. 237, no. 5, pp. 941–959, 2020.
- [72] J. Rubenson, N. J. Pires, H. O. Loi, G. J. Pinniger, and D. G. Shannon, “On the ascent: the soleus operating length is conserved to the ascending limb of the force–length curve across gait mechanics in humans,” *Journal of Experimental Biology*, vol. 215, no. 20, pp. 3539–3551, 2012.
- [73] F. A. Panizzolo, A. J. Maiorana, L. H. Naylor, G. A. Lichtwark, L. Dembo, D. G. Lloyd, D. J. Green, and J. Rubenson, “Is the soleus a sentinel muscle for impaired aerobic capacity in heart failure?,” *Medicine and Science in Sports and Exercise*, vol. 47, no. 3, pp. 498–508, 2015.

- 
- [74] S. J. Lee and J. Hidler, “Biomechanics of overground vs. treadmill walking in healthy individuals,” *Journal of Applied Physiology*, vol. 104, no. 3, pp. 747–755, 2008.
- [75] P. Gerus, G. Rao, and E. Berton, “Subject-specific tendon-aponeurosis definition in hill-type model predicts higher muscle forces in dynamic tasks,” *PLoS One*, vol. 7, no. 8, pp. 1–13, 2012.
- [76] P. Gerus, G. Rao, and E. Berton, “Ultrasound-based subject-specific parameters improve fascicle behaviour estimation in hill-type muscle model,” *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 18, no. 2, pp. 116–123, 2015.
- [77] T. Delabastita, M. Afschrift, B. Vanwanseele, and F. De Groote, “Ultrasound-based optimal parameter estimation improves assessment of calf muscle–tendon interaction during walking,” *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 48, pp. 722–733, 2020.
- [78] A. Mantoan, C. Pizzolato, M. Sartori, Z. Sawacha, C. Cobelli, and M. Reggiani, “Motonms: A matlab toolbox to process motion data for neuromusculoskeletal modeling and simulation,” *Source Code for Biology and Medicine*, vol. 10, pp. 1–14, 2015.
- [79] C. Pizzolato, D. G. Lloyd, M. Sartori, E. Ceseracciu, T. F. Besier, B. J. Fregly, and M. Reggiani, “Ceinms: A toolbox to investigate the influence of different neural control solutions on the prediction of muscle excitation and joint moments during dynamic motor tasks,” *Journal of Biomechanics*, vol. 48, no. 14, pp. 3929–3936, 2015.
- [80] A. Falisse, S. Van Rossom, I. Jonkers, and F. De Groote, “Emg-driven optimal estimation of subject-specific hill model muscle–tendon parameters of the knee joint actuators,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, no. 9, pp. 2253–2262, 2016.
- [81] Y. Zhao, Z. Li, Z. Zhang, A. Asker, and S. Q. Xie, “A direct collocation method for optimization of emg-driven wrist muscle musculoskeletal model,” in *2021 IEEE In-*

- ternational Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1759–1765, IEEE, 2021.
- [82] C. L. Dembia, N. A. Bianco, A. Falisse, J. L. Hicks, and S. L. Delp, “Opensim moco: Musculoskeletal optimal control,” *PLoS Computational Biology*, vol. 16, no. 12, p. e1008493, 2020.
- [83] A. Van Campen, G. Pipeleers, F. De Groot, I. Jonkers, and J. De Schutter, “A new method for estimating subject-specific muscle–tendon parameters of the knee joint actuators: a simulation study,” *International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering*, vol. 30, no. 10, pp. 969–987, 2014.
- [84] F. M. Colacino, R. Emiliano, and B. R. Mace, “Subject-specific musculoskeletal parameters of wrist flexors and extensors estimated by an emg-driven musculoskeletal model,” *Medical Engineering & Physics*, vol. 34, no. 5, pp. 531–540, 2012.
- [85] R. Hinson Jr, K. Saul, D. Kamper, and H. Huang, “Sensitivity analysis guided improvement of an electromyogram-driven lumped parameter musculoskeletal hand model,” *Journal of Biomechanics*, vol. 141, p. 111200, 2022.
- [86] E. Martín-Sosa, J. Martínez-Reina, J. Mayo, and J. Ojeda, “Influence of musculo-tendon geometry variability in muscle forces and hip bone-on-bone forces during walking,” *PLoS One*, vol. 14, no. 9, p. e0222491, 2019.
- [87] R. A. Brand, D. R. Pedersen, and J. A. Friederich, “The sensitivity of muscle force predictions to changes in physiologic cross-sectional area,” *Journal of Biomechanics*, vol. 19, no. 8, pp. 589–596, 1986.
- [88] C. Y. Scovil and J. L. Ronsky, “Sensitivity of a hill-based muscle model to perturbations in model parameters,” *Journal of Biomechanics*, vol. 39, no. 11, pp. 2055–2063, 2006.
- [89] C. Redl, M. Gfoehler, and M. G. Pandy, “Sensitivity of muscle force estimates to variations in muscle–tendon properties,” *Human Movement Science*, vol. 26, no. 2, pp. 306–319, 2007.



- [90] F. De Groot, A. Van Campen, I. Jonkers, and J. De Schutter, “Sensitivity of dynamic simulations of gait and dynamometer experiments to hill muscle model parameters of knee flexors and extensors,” *Journal of Biomechanics*, vol. 43, no. 10, pp. 1876–1883, 2010.
- [91] M. Xiao and J. Higginson, “Sensitivity of estimated muscle force in forward simulation of normal walking,” *Journal of Applied Biomechanics*, vol. 26, no. 2, pp. 142–149, 2010.
- [92] D. C. Ackland, Y.-C. Lin, and M. G. Pandy, “Sensitivity of model predictions of muscle function to changes in moment arms and muscle–tendon properties: a monte-carlo analysis,” *Journal of Biomechanics*, vol. 45, no. 8, pp. 1463–1471, 2012.
- [93] J. L. Hicks, T. K. Uchida, A. Seth, A. Rajagopal, and S. L. Delp, “Is my model good enough? best practices for verification and validation of musculoskeletal models and simulations of movement,” *Journal of Biomechanical Engineering*, vol. 137, no. 2, 2015.
- [94] F. E. Zajac, “Muscle and tendon: properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control.,” *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 17, no. 4, pp. 359–411, 1989.
- [95] S. L. Delp, F. C. Anderson, A. S. Arnold, P. Loan, A. Habib, C. T. John, E. Guendelman, and D. G. Thelen, “Opensim: open-source software to create and analyze dynamic simulations of movement,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 11, pp. 1940–1950, 2007.
- [96] M. Millard, T. Uchida, A. Seth, and S. L. Delp, “Flexing computational muscle: modeling and simulation of musculotendon dynamics,” *Journal of Biomechanical Engineering*, vol. 135, no. 2, 2013.
- [97] OpenSim, “Forward dynamics documentation in user’s guide.” WebPage. Online available at: <https://simtk-confluence.stanford.edu:8443/display/OpenSim/Forward+Dynamics>; accessed at 19/5/2023.

- 
- [98] OpenSim, “Inverse dynamics documentation in user’s guide.” WebPage. Online available at: <https://simtk-confluence.stanford.edu:8443/display/OpenSim/Inverse+Dynamics>; accessed at 19/5/2023.
- [99] OpenSim, “Static optimization documentation in user’s guide.” WebPage. Online available at: <https://simtk-confluence.stanford.edu:8443/display/OpenSim/Static+Optimization>; accessed at 19/5/2023.
- [100] OpenSim, “Computed muscle control documentation in user’s guide.” WebPage. Online available at: <https://simtk-confluence.stanford.edu:8443/display/OpenSim/Computed+Muscle+Control>; accessed at 19/5/2023.
- [101] D. G. Thelen, F. C. Anderson, and S. L. Delp, “Generating dynamic simulations of movement using computed muscle control,” *Journal of Biomechanics*, vol. 36, no. 3, pp. 321–328, 2003.
- [102] D. G. Thelen and F. C. Anderson, “Using computed muscle control to generate forward dynamic simulations of human walking from experimental data,” *Journal of Biomechanics*, vol. 39, no. 6, pp. 1107–1115, 2006.
- [103] I. M. Sobol’, “On the distribution of points in a cube and the approximate evaluation of integrals,” *Zhurnal Vychislitel’noi Matematiki i Matematicheskoi Fiziki*, vol. 7, no. 4, pp. 784–802, 1967.
- [104] The MathWorks Inc., “Particle swarm documentation in global optimization toolbox.” WebPage. Online available at: <https://www.mathworks.com/help/gads/particle-swarm.html>; accessed at 19/5/2023.
- [105] The MathWorks Inc., “Direct search documentation in global optimization toolbox.” WebPage. Online available at: <https://www.mathworks.com/help/gads/direct-search.html>; accessed at 19/5/2023.
- [106] The MathWorks Inc., “Searching and polling documentation in global optimization toolbox.” WebPage. Online available at: <https://www.mathworks.com/help/gads/searching-and-polling.html>; accessed at 19/5/2023.

- [107] M. Akhavanfar, T. K. Uchida, A. L. Clouthier, and R. B. Graham, “Sharing the load: modeling loads in opensim to simulate two-handed lifting,” *Multibody System Dynamics*, vol. 54, no. 2, pp. 213–234, 2022.

