

日常生活動作における動作意図推定とアシストロボットによる自動動作補正に関する研究

侯, 玘

<https://hdl.handle.net/2324/7363780>

出版情報 : Kyushu University, 2024, 博士 (工学), 課程博士
バージョン :
権利関係 :



博士論文

日常生活動作における動作意図推
定とアシストロボットによる自動
動作補正に関する研究

HOU YUE

2025年1月



九州大学大学院
工学府 機械工学専攻

目次

第1章	序論	6
第1節	社会的背景と日常生活動作アシストロボットの発展	6
第2節	動作意図推定	11
第3節	動作調整技術	16
第4節	本研究の目的	21
第5節	結言	22
第2章	食事動作における目標位置推定および動作補正	23
第1節	緒言	23
第2節	提案手法	24
第1項	目標位置の推定	25
第2項	動作の評価と補正	27
第3節	食事動作計測実験	33
第1項	実験条件および実験手順	33
第2項	実験結果	37
第4節	ニューラルネットワークを用いた道具軌道と姿勢の空間関係の学習	39
第5節	評価実験	41
第1項	実験条件および実験手順	41
第2項	実験結果	43
第6節	結言	49
第3章	リーチング動作における動作種類推定	50
第1節	緒言	50
第2節	筋電信号測定筋肉の選定	53
第3節	リーチング動作計測実験を通じたデータ収集	53
第4節	筋電信号解析における特徴抽出	55
第5節	抽出した筋電特徴量を用いた学習	73
第6節	モデルの訓練および予測結果	74
第7節	結言	79
第4章	リーチング動作における手先加速度ベクトルの推定	80
第1節	緒言	80
第2節	提案手法	81
第1項	筋骨格モデル	82

第2項	ニューラルネットワークと組み合わせ.....	84
第3節	リーチング動作計測実験によるデータ収集.....	86
第4節	モデルの訓練および予測結果.....	87
第5節	結言	106
第5章	まとめ	107
参考文献	110
謝辞	127

図目次

図 1-1	上肢外骨格型アシストロボットによる食事動作支援.....	10
図 1-2	下肢外骨格型アシストロボットによる歩行動作支援.....	11
図 1-3	ステレオカメラと超音波センサーを用いた上肢外骨格型アシストロボットにおけるユーザー動作意図の推定.....	15
図 1-4	レーザーレンジファインダーを用いた下肢外骨格型アシストロボットにおけるユーザー動作意図の推定 ...	16
図 1-5	仮想トンネルによる食事動作中の動作補正	19
図 1-6	仮想壁による危険判定と動作補正	20
図 1-7	機械的振動刺激による肘関節の動作調整	20
図 2-1	提案手法の全体的なフローチャート	24
図 2-2	食事動作における適切な道具軌道	26
図 2-3	食事動作における不適切な道具軌道	26
図 2-4	道具軌道の仮想トンネル	29
図 2-5	道具姿勢の仮想トンネル	30
図 2-6	道具軌道の仮想トンネルと道具姿勢の仮想トンネルの組み合わせ.....	33
図 2-7	食事動作計測実験における机上マーカの設定位置.....	35
図 2-8	食事動作計測実験で使用された道具	35
図 2-9	食事動作計測実験における EMG センサーの取り付け位置.....	36
図 2-10	食事動作計測実験の装置全景	36
図 2-11	食事動作中に EMG 信号に基づいて推定された中間位置の例.....	38
図 2-12	動作軌道から得られた中間位置と EMG 信号に基づいて推定された中間位置の x 軸および y 軸方向の位置偏差.....	39
図 2-13	評価実験で使用された上肢外骨格型パワーアシストロボット.....	43
図 2-14	評価実験の実験環境	43
図 2-15	不適切な道具軌道の補正に関する実験結果	46
図 2-16	不適切な道具姿勢の補正に関する実験結果	47
図 2-17	不適切な道具軌道および道具姿勢の補正に関する実験結果.....	48
図 3-1	目標位置が届く範囲のリーチング動作	51
図 3-2	目標位置が届かない範囲のリーチング動作	52
図 3-3	手に 2kg の重りを持ちながらのリーチング動作.....	52
図 3-4	筋電信号を計測する対象筋肉	55
図 3-5	被験者 1 の各種リーチング動作（前上方向）における筋電信号特徴.....	58
図 3-6	被験者 1 の各種リーチング動作（前左方向）における筋電信号特徴.....	59
図 3-7	被験者 1 の各種リーチング動作（前右方向）における筋電信号特徴.....	60
図 3-8	被験者 1 の各種リーチング動作（前下方向）における筋電信号特徴.....	61
図 3-9	被験者 1 の各種リーチング動作（前方向）における筋電信号特徴.....	62
図 3-10	被験者 2 の各種リーチング動作（前上方向）における筋電信号特徴.....	63

図 3-11	被験者 2 の各種リーチング動作（前左方向）における筋電信号特徴	64
図 3-12	被験者 2 の各種リーチング動作（前右方向）における筋電信号特徴	65
図 3-13	被験者 2 の各種リーチング動作（前下方向）における筋電信号特徴	66
図 3-14	被験者 2 の各種リーチング動作（前方向）における筋電信号特徴	67
図 3-15	被験者 3 の各種リーチング動作（前上方向）における筋電信号特徴	68
図 3-16	被験者 3 の各種リーチング動作（前左方向）における筋電信号特徴	69
図 3-17	被験者 3 の各種リーチング動作（前右方向）における筋電信号特徴	70
図 3-18	被験者 3 の各種リーチング動作（前下方向）における筋電信号特徴	71
図 3-19	被験者 3 の各種リーチング動作（前方向）における筋電信号特徴	72
図 3-20	EMG 信号処理および動作分類プロセス	74
図 3-21	動作種類ごとの平均予測精度	77
図 3-22	被験者ごとの平均予測精度	77
図 3-23	動作方向ごとの平均予測精度	78
図 3-24	全体の平均予測精度	78
図 4-1	筋電信号を計測する対象筋肉	83
図 4-2	提案する筋骨格モデル	84
図 4-3	筋骨格モデルとニューラルネットワークを組み合わせた構造	84
図 4-4	被験者 1 の各種リーチング動作（前上方向）の加速度ベクトル予測結果	90
図 4-5	被験者 1 の各種リーチング動作（前左方向）の加速度ベクトル予測結果	91
図 4-6	被験者 1 の各種リーチング動作（前右方向）の加速度ベクトル予測結果	92
図 4-7	被験者 1 の各種リーチング動作（前下方向）の加速度ベクトル予測結果	93
図 4-8	被験者 1 の各種リーチング動作（前方向）の加速度ベクトル予測結果	94
図 4-9	被験者 2 の各種リーチング動作（前上方向）の加速度ベクトル予測結果	95
図 4-10	被験者 2 の各種リーチング動作（前左方向）の加速度ベクトル予測結果	96
図 4-11	被験者 2 の各種リーチング動作（前右方向）の加速度ベクトル予測結果	97
図 4-12	被験者 2 の各種リーチング動作（前下方向）の加速度ベクトル予測結果	98
図 4-13	被験者 2 の各種リーチング動作（前方向）の加速度ベクトル予測結果	99
図 4-14	被験者 3 の各種リーチング動作（前上方向）の加速度ベクトル予測結果	100
図 4-15	被験者 3 の各種リーチング動作（前左方向）の加速度ベクトル予測結果	101
図 4-16	被験者 3 の各種リーチング動作（前右方向）の加速度ベクトル予測結果	102
図 4-17	被験者 3 の各種リーチング動作（前下方向）の加速度ベクトル予測結果	103
図 4-18	被験者 3 の各種リーチング動作（前方向）の加速度ベクトル予測結果	104
図 4-19	被験者 1 の予測誤差（RMSE）の軸ごとの分布	105
図 4-20	被験者 2 の予測誤差（RMSE）の軸ごとの分布	105
図 4-21	被験者 3 の予測誤差（RMSE）の軸ごとの分布	105

表目次

表 2-1	被験者の詳細.....	34
表 2-2	各 EMG チャンネルに対応する筋肉.....	35
表 2-3	モデルの構造とハイパーパラメータ.....	40
表 2-4	モデルにおける x - y , z - x , および y - z 方向の決定係数 (R^2) の値.....	40
表 2-5	被験者 3 人の実際の平均道具姿勢とモデルによって推定された姿勢との誤差.....	41
表 3-1	被験者の詳細.....	54
表 3-2	各 EMG チャンネルに対応する筋肉.....	54
表 4-1	各 EMG チャンネルに対応する筋肉.....	83
表 4-2	被験者の詳細.....	87

第1章 序論

第1節 社会的背景と日常生活動作アシストロボットの発展

現在、人口高齢化の進行が先進諸国を中心に世界的な社会問題の一つとなっている[1]. その中でも日本は高齢化率（高齢者が総人口に占める割合）が最も高い国である[2]. 内閣府が令和6年度に公表した高齢社会白書によると、65歳以上人口は増加が続いており、同年度には3,623万人となり、高齢化率は29.1%に達した. 今後も急速な高齢化が進行すると予測されており、令和52年（2070年）には高齢化率が38.7%に達すると見込まれている[3]. さらに、平均寿命も延び続けており、令和4年時点で男性の平均寿命は81.05年、女性は87.09年に達した. 今後も男女ともに平均寿命が延び、令和52年には男性が85.89年、女性が91.94年と予測される[3]. 高齢化が進む社会において、高齢者以外にも多くの障害を抱える人々が存在しており、彼らに対する支援も重要視される必要がある. 世界保健機関（WHO）の「障害に関する世界報告書」によると、現在、世界人口の約15%にあたる10億人以上が何らかの障害を抱えており、そのうち2~4%が日常生活において重大な困難を経験している[4]. また、厚生労働省「令和4年生活のしづらさなどに関する調査」より、在宅と施設入所した障害者（身体障害者、知的障害者と精神障害者）の総数は1164.6万人であり、人口の約9.3%に相当となっている[5].

こうした高齢者や障害者の中には、身体に備わる「運動機能」と「環境認知機能」の低下が見られる場合がある[6][7]. 運動機能とは、人間が身体を動かす際に必要な筋力や瞬発力などの能力を指す. 一方で、環境認知機能は視覚や聴覚などの感覚を通じて周囲の環境に関する情報を感知し、理解する能力である. これらの運動機能と環境認知機能は日常生活における動作を行う際に重要な役割を果たしている. 加齢や障害によって、運動機能だけでなく、環境認知機能も制約を受け、自立した生活が難しくなるケースも少なくない. こうした機能の制約により、転倒などの家庭内事故が発生しやすくなり、骨折や頭部の強打といった外傷を負い、場合によっては脳損傷などの重篤な怪我に繋がる可能性もある. その結果、加齢や障害によって機能制約を受けた人々の中には、他者からの介護が必要になるケースが増えている[6][7]. 自宅で生活する場合は家族の援助を受け、施設に入所して

いる場合は介護職員からの支援を受けることになる。一方、介護者の視点から見ると、高齢化に伴う生産年齢人口の減少によって介護職の人手不足が深刻化し、個々の介護職員への負担が増加している。これにより、長時間労働や休息不足、精神的ストレスに直面することが多く、介護の質を維持することも難しくなりがちである。その結果、介護職員自身の心身の健康や生活の質が脅かされるリスクが高まっている[8]。さらに、介護の負担は介護職だけでなく、家庭で介護を担う家族にも大きな影響を及ぼす。特に親や家族の介護が必要な場合、仕事との両立が難しくなり、やむを得ず離職を選ぶ人も少なくない。実際、厚生労働省の「令和5年雇用動向調査結果の概況」によると、年間で約7.1万人が「介護・看護」を理由に離職している現状がある[9]。これは経済にも大きな影響を及ぼしており、逆に言えば、高齢者が自立した生活を送れることで、介護者だけでなく社会全体の負担軽減が期待されると言える。このような背景から、介護者の負担を軽減し効率を向上させると同時に、被介護者の自立を促進し、安全で質の高い生活を実現するための取り組みが重要であることが明らかである。近年、ロボット技術の発展に伴い、さまざまな分野でロボットの応用が進展しており、日常生活における社会課題の解決に向けた期待が高まっている。特に福祉分野においては、介護現場の課題解決を目的としたアシストロボットの開発が積極的に進められている[10]。

このような背景を踏まえ、被介護者の視点に立って考えると、こうしたアシストロボットは、日常生活における基本的な動作を支援する役割が期待されている。実際に、これまで高齢者や障害者などの被介護者が自立した日常生活を営むことを目指し、多様なアシストロボットが広く開発されている[11]-[43]。これらのロボットは、ユーザーが装着するかどうかに応じて「非装着型」と「装着型」の二つに分類される。

非装着型アシストロボットとは、ユーザーが身体に直接装着することなく、周囲に設置して使用するアシストロボットの種類である。このタイプのロボットには、杖型ロボット[11]-[16]、補助車型ロボット[17]-[21]、ロボットアーム[21]-[23]などが含まれており、それぞれ異なる支援内容に応じて特化した設計が施されている。例えば、杖型ロボットや補助車型ロボットは主にユーザーの歩行を支援し、バランスを保つなどの役割を果たす[11]-[21]。これにより、高齢者や身体能力が低下した人々も安全かつ快適に移動でき、転倒のリスクを軽減できる。ロボットアームは別の用途に特化しており、主に物の持ち上げや移動をサポートする機能を備えている[21]-[23]。このようなロボットアームは、テーブルに置かれた物体を掴んでユーザーのもとに持ってくるといった動作が可能であり、リーチング動作が困難なユーザーのために、物へのアクセスを容易にする役割を担っている。特に

手先の動作が制限されている場合や、椅子に座ったまま作業を行う場面で大いに役立つ。非装着型アシストロボットの利点として、ユーザーへの心理的・身体的負担が少ない点が挙げられる。装着型のように身体に直接装着する必要がないため、違和感や圧迫感が少なく、気軽に使用できることが特徴である。そのため、高齢者や障害者また短時間の補助を求めるユーザーにとっても使いやすく、生活の質向上に貢献する。また、非装着型のもう一つの大きな利点として、共有の容易さが挙げられる。装着の必要がないため、複数のユーザーが同じデバイスを簡単に利用できるという特長がある。さらに、非装着型アシストロボットは、装着型では対応が難しい動作支援にも適している。例えば、入浴時の支援やベッドからの起き上がりの補助など、特定の動作を行う際には非装着型の方が効果的である場合がある [24][25]。このタイプのロボットは、ある程度の行動能力を持つユーザーの動作を補助するだけでなく、身体機能を完全に失ったユーザーに対しても、その動作を代替する形で支援を提供できる [11]-[25]。しかし、非装着型アシストロボットは使用する環境に設置する必要があるため、特定の場所でしか使用できないという点である。このような制約により、日常生活において多様な場面で利用する際には、移動や設置が課題となる可能性がある。また、非装着型ロボットは個々のユーザーのニーズに合わせたカスタマイズが難しいという問題もある。すべての人の体型や動作の習慣、特定のニーズに完全に適応することは現状では困難であり、この点がユーザー満足度や利用効率の低下につながる場合がある。

装着型アシストロボットは、ユーザーが直接身体に装着して使用することで動作支援を行うロボットである。このカテゴリーには、補助肢ロボットや外骨格型ロボットが主に挙げられる [26]-[51]。補助肢ロボットは、非装着型アシストロボットが外部から支援を行う装置に近い性質を持ちながらも、実際にはユーザーの体に装着されるという特徴を持つ。近年の研究では、「第6の指」や「第3の腕」、「第3の足」など、ユーザーの体に取り付けられ、日常生活や作業でサポートを提供するロボットが開発されている [26]-[29]。このようなロボットの利点は、ユーザーの身体の一部として自然に機能し、身体能力が制限されている場合でも安全かつ効率的に日常のタスクを遂行できる点にある。この種のロボットは、ユーザーの体を完全に覆うことはなく、ユーザーの上肢、下肢、腰などの部位と接続される形で装着される。また、主に上肢や下肢における局所的なタスクを補助することに焦点が当てられている点が特徴である。一方、外骨格型アシストロボットは、特に手足や胴体に沿って取り付けることで、このタイプのロボットはより直接的な支援を提供する。近年、このタイプのロボットの研究が活発に行われる[30]-[51]。外骨格型アシストロボッ

トは人体の解剖学や生理学に基づき、人体の構造や機能を考慮して設計されており、ユーザーの関節に合わせたリンク、アクチュエータ、センサーを備えている。外骨格型アシストロボットの研究は 1960 年代に始まり[30]、1970 年代には福祉分野でも報告があった[31]。近年では、上肢、下肢、腰などの動きや全身運動をサポートする外骨格型アシストロボットが、特定の用途や限られた条件下で実用化されつつある[32]-[51]。主流の福祉分野における外骨格型アシストロボットは、加齢や病気によって筋力や環境認知能力が低下した高齢者や障害者、またはある程度の可動性を維持しているユーザーに適している。この種のロボットは、他のアシストロボットとは異なり、ユーザーの体に直接作用することで支援を提供する点に特徴がある。これにより、ユーザーが運動機能が低下している場合には、筋力補助を提供し、ユーザーの身体的な負担を軽減することが可能である[32]-[42]。この際、ロボットはユーザーの動作意図に応じてアクチュエータを先行して駆動させ、動きを効果的に支援する。近年、福祉分野では特に上肢および下肢の運動機能を支援する外骨格型パワーアシストロボットの利用が注目されている。この種のロボットの開発は、リハビリテーション、日常生活支援など、多岐にわたる用途を対象として進められており、上肢や下肢の動作を補助することを目的としている。上肢用の外骨格型ロボットは、肩、肘、手首などの関節動作を支援する設計が主流であり、日常生活における物の把持から、ユーザーの機能回復を目指すリハビリテーションまで、幅広い分野で活用されている。一方、下肢用の外骨格型ロボットは主に歩行支援を目的とした応用が進んでおり、歩行機能に障害のある人に対する運動機能の補助やリハビリテーションでの使用が期待されている。また、ユーザーが環境認知機能が低下している場合には、ユーザーが不適切な動作を行った際に、ロボットが必要に応じて補正力を発生させ、危険な動作を安全な動作へと補正することができる[43]-[50]。他のロボットが接点(手など)を介して外部から動作をガイドまたは変更するのは異なり、外骨格型ロボットはユーザーの体に密着し、ロボットが発生させる力はユーザーの動きと合わせるため、ユーザーはより直感的に補助の効果を感じることができる。装着型アシストロボットは、多くの場面で効率的で柔軟なサポートを提供する一方で、いくつかの制約も存在する。まず、このロボットはユーザーが持つわずかな運動能力に依存するため、完全に運動機能を失った場合には、日常生活の活動を補助する効果が制限される可能性がある。また、体に装着する特性上、軽量化が図られているとはいえ、長時間の使用によって身体に負担がかかるという懸念もある。

これらの多様な種類のアシストロボットは、それぞれ異なるアプローチでユーザーを支援している。しかし、日常生活を支援するアシストロボットのいかなる種類であっても、

その効果的な運用にはユーザーの動作意図を正確に推定することが欠かせない。ユーザーが何をしようとしているかを理解しなければ、支援そのものが適切かつ意味のあるものとはならない。このような意図推定の重要性は、対象となるユーザーの運動機能や環境認知能力に応じて異なる形で現れる。たとえば、運動機能が完全に失われたユーザーの場合、ロボットがその意図する動作を代行する必要がある。一方で、運動機能を有しているものの筋力や環境認知能力が不足しているユーザーには、意図する動作に対して適切かつ効果的な補助を提供することが求められる。このように、動作意図の推定は、支援の質と安全性を向上させる上で極めて重要な要素である。しかし、現状のアシストロボット技術では、多くの研究が動作意図推定の精度向上に寄与しているものの、依然としてあらゆる状況でユーザーの動作意図をリアルタイムで正確に推定することは難しい課題として残されている。特に、多様な日常生活動作に対応可能な効果的な意図推定アプローチの実現には、まだ多くの課題が残されている。

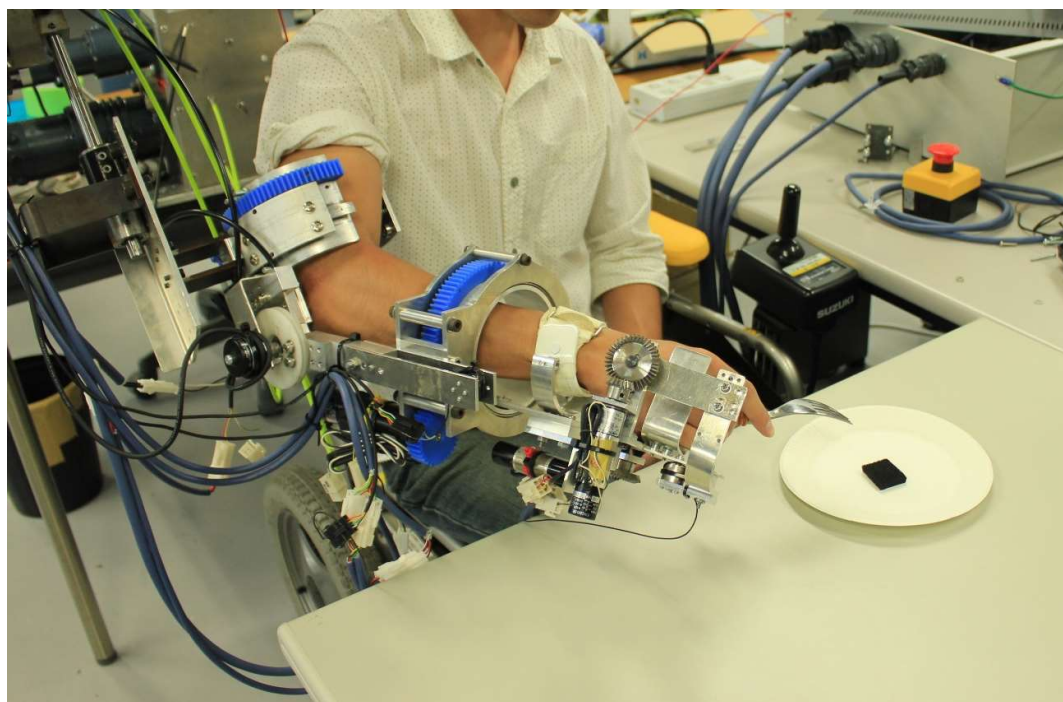


図 1-1 上肢外骨格型アシストロボットによる食事動作支援 [44]



図 1-2 下肢外骨格型アシストロボットによる歩行動作支援 [49]

第 2 節 動作意図推定

日常生活動作を支援するアシストロボットの応用において、ユーザーの動作意図を正確に予測する能力は、自然なインタラクションと適切な支援を実現する上で極めて重要である。例えば、リハビリテーションなどの場合で使用される、あらかじめ定義された運動軌道に基づくアシストアプローチなどとは異なり、日常生活動作の支援では、ユーザーがこれから行おうとする動作、例えばリーチング動作における取得しようとしている物品の位置を正確に予測する必要がある。このような予測により、状況に即したタイムリーかつ適切な支援を提供することが可能となる。

動作意図推定に関する技術を紹介する前に、類似する関連技術として「動作推定」を理解することが有用である。動作推定とは、センサーから取得されるデータを用いてユーザーの現在の運動状態を推測する技術を指す[51][52]。この技術は、歩行解析や運動軌跡の追跡など幅広い分野で応用されており、アシストロボット制御システムにとって情報を提供している。動作推定を通じて、ロボットはユーザーの現在の具体的な動作を正確に把握し、理解することが可能である。しかし、動作推定の限界として、現在の動作状況の把握にとどまり、ユーザーがなぜその動作を行っているのか、あるいは次に何をしようとしているのかを予測することができない点が挙げられる。多くの実際の場面、特に日常生活動作の支援においては、単に現在の動作を理解するだけでは不十分であり、ロボットにはユーザーの将来の行動や意図を予測する能力が求められる。この限界を克服するため、近年では動作意図推定に焦点を当てた研究が進展しつつある。この分野の研究目標は、現在の動作データや環境情報を基に、ユーザーの将来の行動意図を予測することである[53]-[82]。具体的には、動作の目標位置、動作の種類、必要な力のベクトルなどを推測することなどが含まれる。例えば、ロボットはユーザーが物体をつかむ意図があるか、どのような動作を行おうとしているか、さらにはタスクを完了するために必要な力の大きさを判断する必要がある。このような課題に対応するためには、ユーザーの動作意図を適切に推定する技術が不可欠である。動作意図推定技術の実現においては、ユーザーの動作中に発生する生体信号や動作情報を分析し、それに基づいて予測モデルを構築することで、将来の動作意図や行動を予測する[53]-[82]。この技術をアシストロボットに応用することを目的は、ユーザーが意図する動作をリアルタイムでサポートし、より自然で安全なインタラクションの実現が求められている。

ユーザーの動作中には多種多様な情報が生成されており、その種類に応じて生体信号や動作に関する情報に分類される。生体信号は動作意図推定における重要な情報源の一つであり、ユーザーの身体から直接取得されるため、リアルタイムでの意図推定が可能となる[53]-[61]。代表的な生体信号として、脳波（EEG）と筋電信号（EMG）が挙げられるが、それぞれ異なる特性を持っている。EEG 信号は脳の活動によって生じる電気信号であり、周波数ごとに異なる脳機能に関与する[53]-[58]。多様な周波数帯域と脳領域の電気活動を活用することで、EEG は意図推定に適しており、実際の動作の意図の推測だけでなく、運動想像にも応用可能である[58]。EMG 信号は筋肉活動を反映する生体信号として、動作意図推定の分野で活用されている[57][59]-[61]。EMG 信号の特徴は、筋肉の収縮や弛緩に基づく直感的な反応であり、動作意図を推定するのに適している点である。さらに、EMG 信

号は動作の発生に先行して生成されるため、この信号を早期に検出することで、意図する動作を迅速に推定することが可能である。この特性を利用すれば、アシストロボットがユーザーの意図にリアルタイムで応答し、動作と同期した支援を実現できる。また、EMG センサーはターゲットとする動作に応じて柔軟に配置でき、環境干渉や電気ノイズの影響を受けにくいという利点を持つ。加えて、小型で設置が簡便であるため、高い可動性を求められる用途にも幅広く適用可能である。このような特性から、動作意図推定に関する研究では EMG 信号が広く利用されている。一方、生体信号だけでなく、ユーザーの動作に関する情報も動作意図推定において重要な役割を果たしている。この種の情報には、ユーザーの視線、姿勢、動作の軌跡、速度、加速度などが含まれる[62]-[68]。視線情報は目の動きの方向と注視点を追跡することで取得され、ユーザーの注意の方向を反映する[62][63]。また、ユーザーの姿勢や動作の軌跡に関する情報は、カメラ、モーショントラッカーを用いて取得され、速度や加速度は加速度計やジャイロセンサーによって測定される。これらの情報を基に、ユーザーの身体の姿勢や手足の動きから動作意図を推定することが可能である[64]-[68]。このように、動作に関する情報は生体信号とは異なる視点からユーザーの意図を捉えることができるが、状況に応じて適切な情報源を選択することが重要である。例えば、動作が比較的単純で意図が明確な場合には、EMG 信号単独で迅速かつ正確に意図を推定することが可能である。一方で、動作の過程が複雑であったり、意図が多様な要素に依存している場合には、生体信号と動作情報を組み合わせることで、より高い精度や信頼性を確保することが求められる。このように、単一の情報源と複数の情報源の使い分けにより、多様なシナリオに対応した柔軟な意図推定が可能となる。

計測データ自体は単なる数値や信号の集合であり、それだけではユーザーの意図や次の動作を直接的に推測することは困難である。このため、計測データに基づいて動作の傾向や特徴を解析し、ユーザーの動作意図を予測するための手法が必要とされる。この方法として、いくつかのアプローチが提案されている[69]-[81]。まず、過去の観測データと現在のセンサーデータを組み合わせ、ユーザーが次にどのように動くかを確率的に推定する方法がある。このような確率的アプローチ（ベイズ推定やマルコフ決定過程など）では、データの蓄積を基に動作の傾向を推定し、動作意図をリアルタイムで予測することが可能である[69][70]。これらの方法は、通常、明示的な確率分布の仮定や設計された特徴に依存しており、動作のパターンが比較的単純で、変動や不確実性が少なくタスクに適している。一方で、高次元データや複雑なタスクには限界がある。このような場合、機械学習を活用することが効果的である。これらの機械学習に基づく予測手法では、訓練データを基にモ

デルを学習させ、訓練済みモデルを用いて動作意図を推定する[71]-[78]。動作中に生成される信号は時系列データとして得られる（筋電信号や加速度など）。これらのデータは時間に依存した連続的な変化を示すため、リカレントニューラルネットワーク（RNN）が特に有効である。RNN は時間依存性を考慮し、過去の情報を基に現在の状態から次の動作を予測できるため、動作意図の推定に適している[74][75]。さらに、LSTM や GRU といった改良型 RNN は、長期的な依存関係を効率よく捉えることで、予測精度を向上させることが期待されている[76]-[78]。一方、学習モデルは内部構造が不明確であり、動作意図予測の仕組みを説明することが困難である。このような場合、特に物理的解釈が求められる場合には、人間の身体構造や動作の力学的関係をモデル化し、その解析結果を基に動作意図を推測する生体力学モデルも注目されている。このアプローチの代表例として、筋骨格モデルが挙げられる[79]-[81]。筋骨格モデルは、ユーザーの測定データを基に、骨、筋肉、関節を含む人体の仮想モデルを構築する手法であり、このモデルを活用することで、動作中の筋活動や関節に生じる運動学的および力学的な情報を解析することが可能となる。

日常生活における動作は、その種類ごとに異なる動作意図を持つ場合が多い。たとえば、ユーザーが歩行している場合、運動意図は「進行方向を変更する」や「特定の目標位置に接近する」といった目的を示す。一方で、書字動作では「平面上に何らかの符号や文字を生成する」という意図が含まれ、また、リーチング動作では「どの目標物を取得するか」という選択が意図される。さらに、食事の動作では「どの食物を取得したいか」という運動意図が存在する。このように、動作の種類ごとに動作意図が異なるため、それらを適切に推定する手法の選定が重要となる。しかし、現状では、日常生活には多種多様な動作が存在するものの、それら全てにおいて意図推定の手法が十分に確立されているわけではない。依然として多くの動作において課題が残されており、さらなる研究が必要にある。例えば、アシストロボットがユーザーを意図する目標位置に到達させる動作を支援する場合、動作意図の推定とはユーザーの最終目標位置を特定することを指す。これにより、アシストロボットはユーザーが意図する動作を完成させるために、適切な支援を提供することが可能となる。現在、目標位置予測は主に視線情報や動作軌跡に基づいているが、日常生活環境では既存の視線ベースの手法が環境の影響を受けやすい。軌跡ベースの手法は軌跡履歴に依存するが、軌跡データにはセンサーノイズや異常値が含まれる可能性があり、これらの誤差が予測結果に影響を与える場合がある。特に、非直線的な動作は直線的な動作よりも予測が困難である。これは、非直線的な動作が曲線的な軌跡を描く、その曲線の特徴を適切に認識し、意図推定に活用可能な有効な特徴を識別する必要があるためである。ま

た、日常生活の動作の中には、いくつかの類似した動作が存在する場合があります、これらの動作種類を予測することは、ある程度その意図を反映することができる。ロボットはユーザーの現在の動作がどのタイプに属するかを理解する必要があり、それに基づいて適切な支援やフィードバックを提供できる。しかし、日常的によく使われる動作の中には、タイプ間の境界があいまいな場合があります、識別が簡単にできない可能性がある。

これらの動作意図を推定するには、動作の性質に応じた適切な情報と手法の選択が求められる。たとえば、筋電信号や動作軌跡などの情報、あるいはそれらの組み合わせを使用することで、動作意図に関する有用な情報が得られる可能性がある。また、推定手法として、機械学習に基づくモデルや生体力学モデル、あるいはそれらを統合したアプローチが考えられる。動作意図の種類や推定の目的に応じて、これらの情報と手法を最適に組み合わせることが、意図推定の効果向上に寄与すると考えられる。

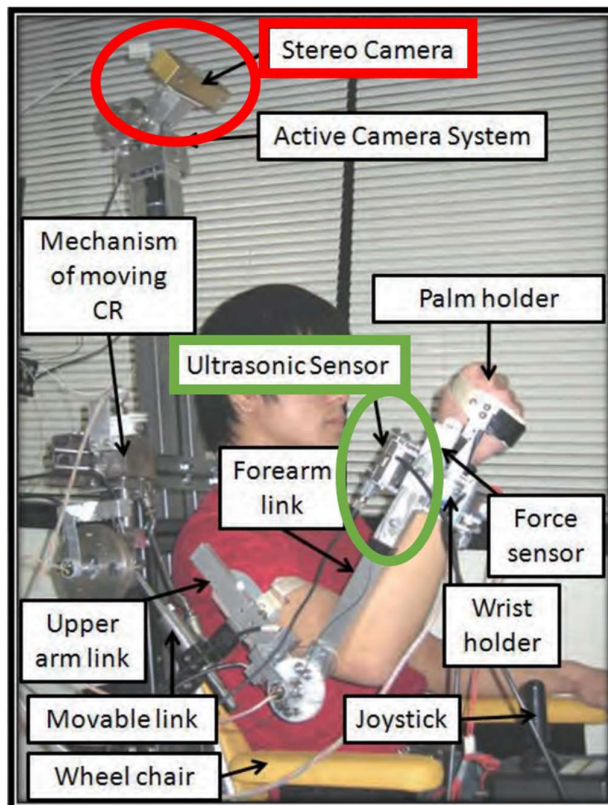


図 1-3 ステレオカメラと超音波センサーを用いた上肢外骨格型アシストロボットにおけるユーザー動作意図の推定 [44]



図 1-4 レーザーレンジファインダーを用いた下肢外骨格型アシストロボットにおけるユーザー動作意図の推定 [49]

第 3 節 動作調整技術

視覚障害や聴覚障害などにより，高齢者や障害者は周囲の環境を認知する能力が衰えている場合が多く，環境を正しく認識できずに危険を見落とししたり，意図した動作を正しく行えないことがある．これを防ぐために，アシストロボットはユーザーの環境認知能力の劣化を補い，危険な動作や不適切な動作を防止し，ユーザーの意図に応じた適切な支援や補正を行う動作調整技術が求められている[82]-[98]．この技術の目的はユーザーがより正確で安全に動作を行えるよう支援することである．動作調整技術には二つの重要な側面がある．一つは，ユーザーが行った動作が適切であるかどうかを判断することである．もう一つは，ユーザーの動作が不適切と判断された場合に，デバイスを通じて動作を変更することである．

ユーザーの動作が適切かどうかを判断する方法としては、機械学習に基づいた手法や閾値ベースの方法やが適用可能である[82][83]。機械学習に基づいた手法では、ニューラルネットワーク[82]やサポートベクターマシン (SVM) [83]などのアプローチを用い、ラベル付けされた動作データを使ってモデルをトレーニングすることで、動作が適切かどうかを判断できる。一方で、閾値ベースの手法は直感的で理解しやすいアプローチと考えられる。たとえば、ユーザーの関節角度や速度[84][85]、エンドエフェクタの動作空間[43]-[50][86][87]に基づいて一連の閾値を設定することで、「仮想トンネル」や「仮想壁」と呼ばれる許容される動作範囲の境界を定義する。このような方法により、リアルタイムでユーザーの動作が設定した範囲内に収まっているかを検出し、適切性を評価することが可能となる。この手法はもともとリハビリテーション分野で利用されてきた。リハビリテーションにおける動作調整では、ユーザーが自力で行える部分は自発的に行い、必要な場合のみ外部からのアシストを受けることで、自主的な動作能力の向上を図る。このため、ユーザーの身体機能に応じて最小限のアシストを行う AAN (Assist-As-Need) 制御手法が広く用いられており、仮想領域を設定してユーザーの動作をガイドする効果が実証されている[85]-[87]。具体的には、作業空間や関節空間において、ユーザーが所定の訓練軌道に近づくように「仮想トンネル」といった仮想領域が設定される。また、与えられた軌道の近辺には補正力が発生しない半径範囲の領域が設けられ、この範囲内の動作は適切な動作と判断される。これにより、一定の運動機能を持つユーザーは、制約を受けずに自ら運動軌道を選択することが可能となる。一方、ユーザーが仮想トンネルの範囲から外れた場合は、仮想トンネルの壁が軌道方向に力を発生させ、ユーザーの動作が与えられた軌道の近辺に留まるように誘導され、予定された軌道に沿って移動することが可能となる。また、外骨格型アシストロボットにおいても、仮想領域を用いてユーザー動作の妥当性範囲を定義し、補正力やトルクを追加することでユーザーの動作を調整することができる[43]-[50]。不適切な動作は合理的な範囲、またはそれに近い安全な動作に修正される。先行研究では、日常生活活動を支援する装着型外骨格ロボットに仮想領域を適用する認知アシストアプローチの有効性が検討された。下肢の運動においては、障害物の前に弾性と粘性による斥力が発生する「仮想壁」を自動生成し、ユーザーの遊脚が仮想壁内に入ると、ロボットが動作を修正し、足が障害物に衝突しないよう支援する[47]-[50]。また、上肢のタスクを適切に遂行するため、ロボットが自動で「仮想トンネル」を生成し、ユーザーの動きの許容範囲を設定する。このとき、ユーザーの手先や持つ道具の先端が仮想トンネル内にある場合は適切な動作と判断され、仮想トンネルを外れた場合にはロボットが補正力を発生させて動

作を修正する[43]-[46].

ユーザーの動作が不適切と判断された場合に、デバイスを用いて動作を調整する方法として、いくつかの研究では電気刺激デバイス、機械的振動刺激デバイス、外骨格型ロボット、などが活用されている[88]-[98]. 電気刺激による動作調整は、外部からの電気信号によって骨格筋を収縮させ、脊髄を介さずに筋線維（効果器）へ直接刺激を与える特徴がある[88]. これにより、筋肉に対する直接的な電気信号によって動作が迅速に調整され、反応時間の短縮が期待できるという利点がある. しかし、電気刺激を用いた動作調整には、全身の動き（立ち上がり動作など）を調整する際に限界があり、部分的な動作の調整や補助の範囲で特に効果的である. また、機械的振動刺激を利用した動作調整も同様に、部分的な動作の調整や補助に効果的である[89]-[98]. 機械的振動刺激による動作調整では、筋肉に振動刺激信号を送り、神経反応を誘発して動作を調整する. この技術では、振動刺激が中枢神経系に働きかけ、誘発される運動錯覚（KI）や緊張性振動反射（TVR）を通じて動作の調整が行われる. 運動錯覚は、筋肉に振動刺激を加えることで筋肉内の感覚器官が刺激をされ、筋肉の長さやその変化速度を感知する機能が働くことで生じる現象である. 振動刺激された体の部位に関する位置感覚や速度感覚が変化し、結果として実際には運動していない状態でも動作しているような錯覚が生じることが知られている[89]-[95]. また、筋肉に振動刺激を与えることで運動錯覚だけでなく、意図せずに起こる反射現象も発生することが確認されている. 振動刺激による反射現象は緊張性振動反射と呼ばれ、振動刺激を受けた筋肉が収縮を引き起こす反応である [96]-[98]. このとき、収縮する筋肉に対して拮抗筋は弛緩し、結果として関節運動が生じる. この技術では、調整する動作に関連する関節の関与する筋肉に振動刺激を与えるバイブレータを装着し、運動錯覚や緊張性振動反射を誘発することで動作の補正に役立つ. 外骨格型ロボットを用いた動作調整は、ユーザーの動作が不適切と判断された場合、即座に適切な動作に戻すための補正力を加える手法である[43]-[50]. この補正力は、ロボットの機械構造を通じてユーザーの身体に直接適用することで、全身を伴う動作にも対応した効果的な補正が可能である. これに対して、電気刺激や振動刺激を用いた動作修正は適用範囲が限定的であり、複雑な動作の調整には十分な能力を発揮できない場合がある. また、これらの方法では個体差が影響する傾向が強い. 一方で、外骨格型ロボットを用いた動作調整は、直接的な力学的修正を通じて、高い適応性と拡張性を備えている.

日常生活動作の補正に関する既存の研究では、外骨格型ロボットを活用した仮想領域を基に動作の調整に関して、多くの成果が報告されている[43]-[49]. しかし、これまでの手

法では、動作の適切性を判断する際に単に運動軌道に対して仮想領域を設定するだけに留まっている。実際の日常生活では、道具を使用する多様な動作も存在し、これらの動作において道具の姿勢はあらかじめ固定されたものではなく、運動軌道に応じて適切に変化する。このため、道具を用いた動作を補正するには、運動軌道と道具の持ち姿勢の両方を同時に考慮する必要がある。しかし、これまでの研究では主に運動軌道に焦点が当てられており、道具の持ち姿勢との連動評価や補正が難しい状況である。この課題を解決するためには、新たなアプローチが求められる。

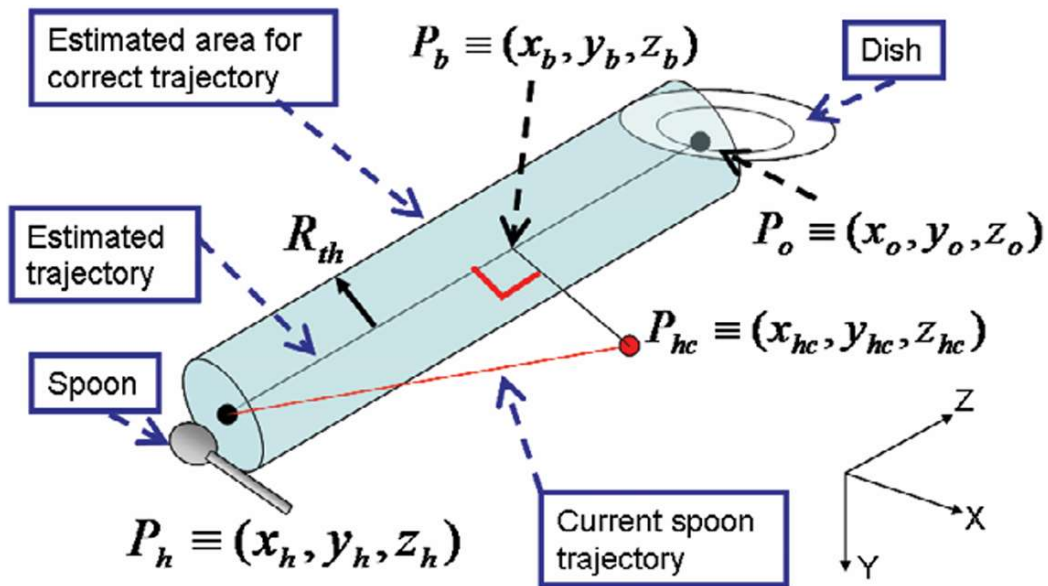


図 1-5 仮想トンネルによる食事動作中の動作補正[45]

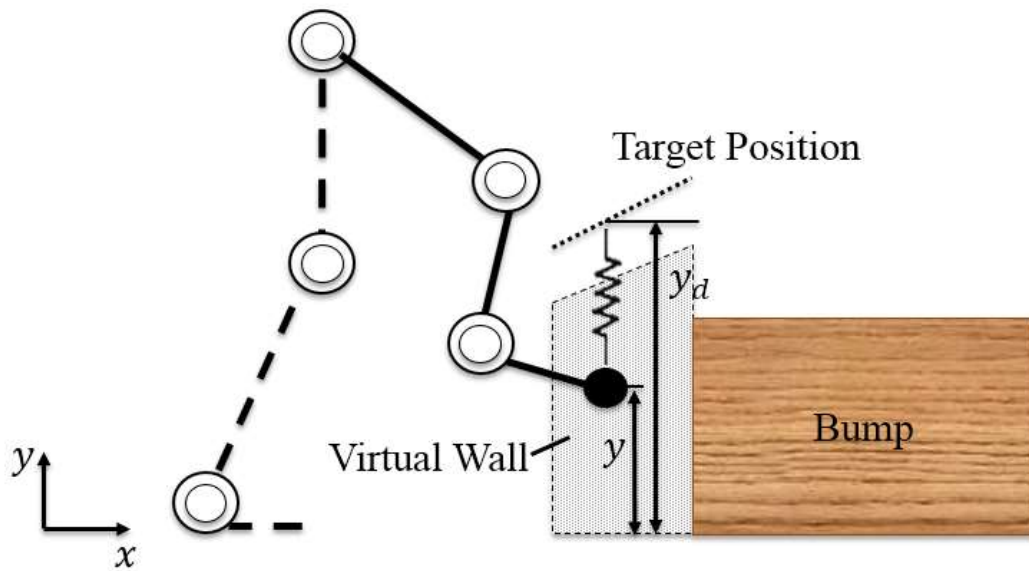


図 1-6 仮想壁による危険判定と動作補正 [49]

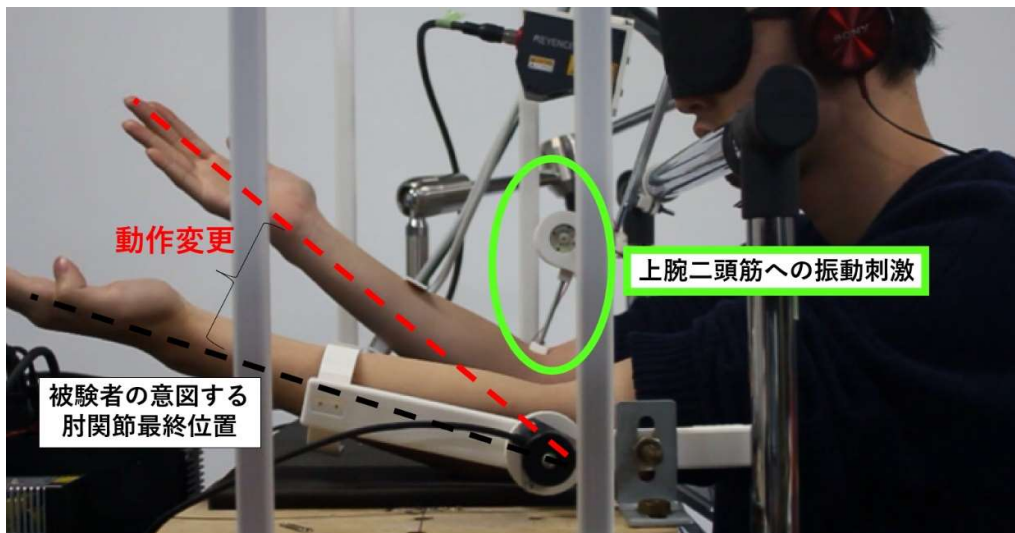


図 1-7 機械的振動刺激による肘関節の動作調整 [95]

第4節 本研究の目的

これまで、高齢者や障害者など運動能力や認知能力が低下した人々を支援するため、介護や生活を補助するアシストロボットの開発が進められてきた。また、センサーを活用することで動作意図の推定が可能となり、仮想領域などの手法を用いて、ユーザーの動作が適切かどうかを判断する技術も研究されている。さらに、ロボットから生じる補正力などを利用することで、ユーザーの動作を調整できる可能性が示されている。

日常生活の基本動作を適切に遂行することは、高齢者や障害者の自立度や生活の質に直接影響を与えるため、その支援は効果的な自立支援に繋がる。したがって、これらの動作を支援するための手法を研究することは重要である。本研究では、上肢を用いる日常生活動作の中でも、特によく使用される「食事動作」と「リーチング動作」に着目している。「食事動作」は、道具を使って食べ物を取得する動作であり、「リーチング動作」は物を取る、または置く際に行われる動作を指す。これらはいずれも日常生活における基本的な動作であり、高齢者や障害者に対してより効果的な支援が期待されている。本研究では、「食事動作」に関して動作意図の推定に加え、不適切な動作の検出と補正に関する研究を進めている。一方、「リーチング動作」については、主に動作意図の推定に焦点を当てて検討を行っている。これらを踏まえ、本研究では以下の項目を詳細に検討する。

1. 食事動作は、日常生活動作における道具を用いる代表的なタスクの一つであり、ユーザーが意図する動作を実現する時、動作軌道だけでなく道具の姿勢のコントロールも重要である。本研究では、上肢外骨格型パワーアシストロボットを活用し、ユーザーの意図する食べ物の位置を推定するとともに、道具の動作軌道と持ち姿勢を同時に評価・補正する手法を提案する。
2. リーチング動作は、日常生活においてよく見られる基本的な動作であり、いくつかの類似した動作種類が含まれている。動作の種類を正確に識別することは、ユーザーの意図を推定する上で重要な要素となる。本研究では、日常生活における類似したリーチング動作に着目し、筋電信号を基に機械学習を活用することで、動作の方向に依存せず動作種類を識別する手法を提案する。
3. リーチング動作における動作意図推定をさらに検討するため、本研究では筋骨格モデルとニューラルネットワークを組み合わせることで、筋電信号および動作情報からユーザーの手先の加速度ベクトルを推定する方法を提案する。

第5節 結言

本章では、研究の背景と目的を述べた上で、本研究が取り組む三つの課題を示す。この三つの課題は、日常生活における基本的な上肢動作を多角的に支援するために設定された。それぞれが異なる視点から支援技術の向上に寄与し、最終的に高齢者や障害者の自立度や生活の質を向上させることを目指している。課題一では、食事動作を対象に、上肢外骨格型パワーアシストロボットを活用し、ユーザーが動作中に目標位置を推定しつつ、道具の動作軌道と持ち姿勢を同時に評価・補正する手法を提案する。課題二では、類似したリーチング動作を対象に、その動作種類を分類する手法を検討する。課題三では、課題二と同様にリーチング動作を対象とし、動作中のユーザーの手先の加速度ベクトルを推定する手法を提案する。

第2章 食事動作における目標位置推定および動作補正

第1節 緒言

第一章で述べたように、認知機能が低下している高齢者や障害者において、日常生活で動作を行う際に、ユーザーの動きが意図した動作とは異なり、不適切な動作となる可能性がある。そのため、アシストロボットはユーザーの意図通りの動きを妨げることなく、不適切な動作を修正できるよう、アシストアプローチを通じて必要な支援を提供する必要がある。本研究では、認知機能が低下しているが基本的な運動能力を保持している人を支援するために、上肢外骨格型パワーアシストロボットを活用し、フォーク、箸、スプーンなどの道具を用いた食事動作において、目標となる食べ物を取得する動作を支援する手法を提案する。

第一章で説明した通り、生体信号（EMG, EEG など）や動作情報（視線、運動軌道、速度、加速度など）を利用することで、ユーザーの動作意図を推定することが可能である。特に、食事動作においては、意図する食べ物、すなわち動作の終点位置の推定が、動作意図の具体的な体现である。これまでの研究では、視線情報や手先の位置（運動軌跡）は、ユーザーのリーチング動作における目標位置を効果的に予測できると報告されている[99]。しかし、視線情報を用いる場合には、計測装置の精度は照明条件の影響を受けるため、干渉がある場合に制約を受けることがある[100]。一方、手先の位置（軌跡）を利用して予測する場合、いくつかの動作では軌跡が直線に近い傾向があり、このような場合には手の移動方向に基づいて目標位置を直接予測することが可能である。しかし、別の動作、例えば食事動作のように軌跡が曲線を描くケースも存在する。このような非直線的な軌道では、動作の開始点や曲線軌道の頂点などの軌道の特徴点を活用することで、動作の終点、すなわち目標位置を推定できることが示されている[46]。しかし、これらの特徴点（特に曲線軌道の頂点）を識別する際には、センサーの精度差による影響を受けやすく、そのため通常は一定の閾値を設定し、それを越えたタイミングで特徴点の位置を確定する必要がある。このプロセスにより、特徴点の確認に遅延が発生する可能性がある。そこで本研究では、曲線軌跡の頂点の前後の運動段階を EMG 信号を用いて識別する手法を提案し、この特徴

点を早期に検出することで目標位置推定の精度向上を目指す。

また、ユーザの動作意図が認識されると、アプローチを通じてユーザーの動作が適切かどうかを判断し、必要に応じて不適切な動作を補正することが求められている。これも第一章で述べた通り、先行研究においては、動作の適切性を判断する手法が提案されており、さらに不適切な動作軌道の補正も行われていることが報告されている[43]-[50]。しかし、食事動作においては、手が道具を持ちながら目標の食べ物に接近する際に、道具の姿勢も同時に変化する。このため、道具の動作軌道だけでなく、道具を持つ際の姿勢が適切であるかどうかを評価し、不適切な場合には補正する必要がある。しかし、軌道と姿勢を連動して評価・補正することは、既存の方法では実現されていない。そこで、本章では、食事動作中の道具を用いた食べ物取得の動作に着目し、ユーザーの動作意図を推定するとともに、道具の動作軌道と持ち姿勢を同時に評価・補正する手法を提案する。

第2節 提案手法

本研究では、上肢外骨格型パワーアシストロボットを活用し、認知機能が低下している人が道具を使用して食べ物を取る動作を適切に実行できるよう支援するアシスト手法が提案されている。この方法では、まずユーザーがどの位置から、あるいはどの皿から食べ物を取ろうとしているのかを予測し、その動作意図を推定する。次に、不適切な道具の運動軌道や持ち姿勢を検出し、それらを適切に補正することで、ユーザーの意図する動作を正確に遂行し、食べ物を取る動作を実現する。提案手法の全体的なフローチャートを図 2-1 に示す。

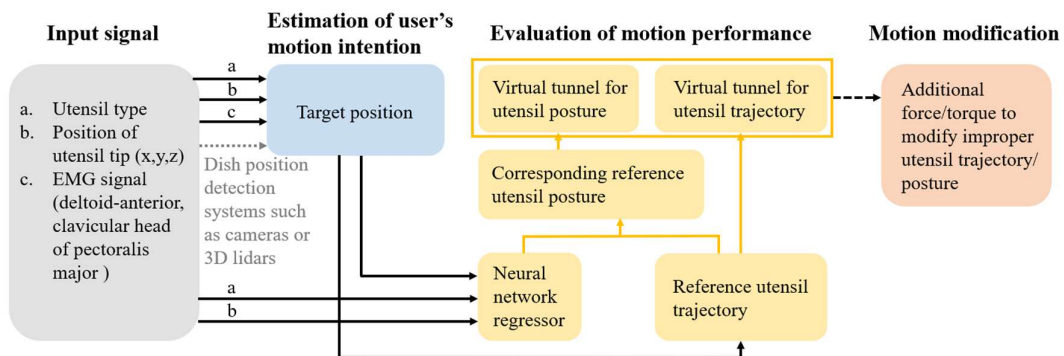


図 2-1 提案手法の全体的なフローチャート

第 1 項 目標位置の推定

食物動作において、上肢エンドエフェクタ（手先や道具）の運動軌道を利用することは、ユーザーが意図する皿の位置を推定するための実用的な手法であると考えられている。日常生活における健常者の食事動作では、手先や道具の運動軌道が一貫した特徴を示す。この軌道は、通常テーブルから始まり、一定の高さまで上昇した後、目標の皿に向かって下降し、食べ物を取る動作へと至る（図 2-2 参照）。このように、食事動作は一貫性のあるパターンを示すと考えられる。本研究では、この一貫した動作パターンを基に、曲線状の道具軌道の特徴付けるために三つの重要な軌道点を定義した。それは、動作開始時の道具先端の位置（初期位置 P_h ）、道具軌道の頂点となる位置（中間位置 P_p ）、およびユーザーが食べ物を取ろうとする皿の位置（目標位置 P_o ）である。健常者から得られた運動データを分析することで、これら三つの軌道点の座標間の相関関係を確立することができる。先行研究[46]で示したように、初期位置と中間位置の座標が与えられれば、ユーザーの目標位置を推定することが可能である。初期位置は動作が開始される位置であり、直接計測することができる。中間位置をタイムリーかつ正確に取得することで、ユーザーの目標位置を推定することが可能になる。しかし、認知機能が低下しているユーザーの場合、運動軌道が目標位置から逸れる可能性があるため、初期位置と中間位置のみを基にした目標位置の推定では、推定された目標位置も意図された目標位置からわずかにずれることがある（図 2-3 参照）。この問題を解決するために、先行研究に基づき、カメラや 3D LiDAR などを活用した皿位置検出システム[43]-[45]を用いて、すべての皿の位置を正確に特定する手法が有効である。この技術を活用することで、推定された目標位置に最も近い皿を特定し、それをユーザーの意図する位置として認識することが可能となる。

食事動作には、前腕、肘、肩関節の協調的な動きが関与する[101]。これらの関節の活動を考慮すると、関連する筋肉からの EMG 信号は、ユーザーの運動軌道を推測するために間接的に利用可能な情報となる。ユーザーが初期位置から中間位置に移行する際には、肩の屈曲角度が増加し、それに伴い関与する筋肉の EMG 信号強度も増加する。その後、中間位置から目標位置へ移動する段階では、肩の屈曲角度が減少し始め、同様に関与する筋肉の EMG 信号強度も減少する。したがって、肩の屈曲角度が動作中に増加または減少するに伴い、肩関節の屈曲角度に関連する EMG 信号も動的に変化し、この変化は動作パターン（初期位置から中間位置への移動、または中間位置から目標位置への移動）の切り替えを反映している。この情報は、中間位置に到達したかどうかを判断するために活用でき、動作の進行を追跡する上で重要な役割を果たす。肩屈曲の主働筋である三角筋前部および

大胸筋（鎖骨部）は、この動作中に顕著な活動を示す[102]-[104]. したがって、これら二つの筋肉の EMG 信号を用いることで、ユーザーが動作中に中間位置に到達するタイミングを特定することができる. また、このタイミングが特定されると、その時点の道具先端の位置を推測された中間位置として定義できる. この情報は、外骨格型パワーアシストロボットを用いた運動学的計算に組み込むことで、手先および道具の位置をリアルタイムで計算する際に活用される. この計算方法では、外骨格型ロボットのリンクの長さと関節角度を基に手先の位置を特定し、動作中に手先と持ち道具の一体的な関係を考慮し、それを運動学的チェーンに組み込んで拡張する. さらに、この手法では、肩の EMG 信号と初期位置、中間位置、目標位置を含む主要な軌道点間の数学的関係を統合する[46]. 中間位置の識別精度を向上させることで、ユーザーが意図する目標位置の予測精度を高めることが可能となる.

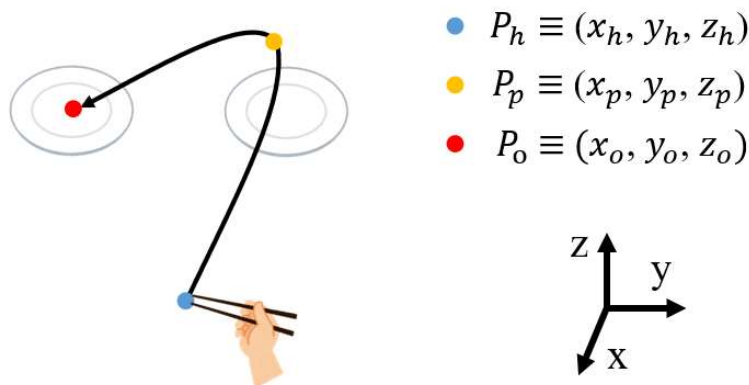


図 2-2 食物動作における適切な道具軌道

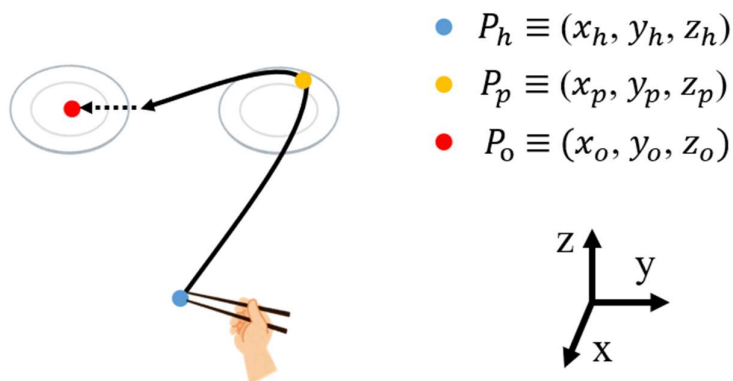


図 2-3 食物動作における不適切な道具軌道

第2項 動作の評価と補正

ユーザーの目標位置が推定された後、意図した食事動作を達成するためには、ユーザーが実行する道具の軌道および持ち姿勢をリアルタイムで監視し、その動作の適切性を評価することが求められる。本研究で提案する手法では、これらを実行するために、二つの仮想トンネル（道具先端の軌道用および持ち姿勢用）を定義する。道具先端の運動軌道および持ち姿勢が仮想トンネル内に収まっている場合、それらは適切であると判断される。一方で、仮想トンネルの範囲を外れた場合は、不適切な動作と見なされる。この二種類の仮想トンネルを統合することで、道具先端の運動軌道と持ち姿勢の協調制御を実現する。ユーザーが不適切な動作を行った際、外骨格型ロボットが補正力やトルクを適用し、道具先端の運動軌道や持ち姿勢を仮想トンネル内に戻すよう補正する。本手法は、ユーザーの目標位置を予測したから、その目標位置に到達するまで、道具先端の運動軌道と持ち姿勢の適切性をあわせて評価し、不適切な場合には補正を行う。

道具軌道の仮想トンネルの定義は、図 2-4 に示されている。ユーザーが道具を操作して中間位置まで移動し、目標位置が推定された後、目標の皿に向かう基準軌道が計算される。この基準となる道具先端の運動軌道は、中間位置 P_p と目標位置 P_o を通過する二次曲線で近似される。この軌道は、 x 軸に対して次の式で表される：

$$y = \frac{y_o - y_p}{(x_o - x_p)^2} (x - x_p)^2 + y_p \quad (2.1)$$

$$z = \frac{z_o - z_p}{(x_o - x_p)^2} (x - x_p)^2 + z_p \quad (2.2)$$

この基準軌道を中心に、半径 R_{TH} の仮想トンネルが生成される。この仮想トンネルは、ユーザーが自由に動作できるように、最初は幅広く設定されている。しかし、ユーザーが目標位置に近づくにつれて、仮想トンネルの幅は徐々に狭まり、食べ物を正確に掴むためのサポートを提供する。仮想トンネルの最大半径 $R_{TH,max}$ と最小半径 $R_{TH,min}$ をそれぞれ仮定する。ユーザーが目標位置に近づくにつれて、仮想トンネルの半径 R_{TH} は次の式に従って減少する：

$$D_{hc,o} = \sqrt{(x_{hc} - x_o)^2 + (y_{hc} - y_o)^2 + (z_{hc} - z_o)^2} \quad (2.3)$$

$$D_{p,o} = \sqrt{(x_p - x_o)^2 + (y_p - y_o)^2 + (z_p - z_o)^2} \quad (2.4)$$

$$R_{TH} = (R_{TH,max} - R_{TH,min}) \left(\frac{D_{hc,o}}{D_{p,o}} \right)^2 + R_{TH,min} \quad (2.5)$$

ここで、 $D_{hc,o}$ は道具先端の位置 P_{hc} と目標位置 P_o の間のユークリッド距離を示す。同様に、 $D_{p,o}$ は中間位置 P_p と目標位置 P_o の間のユークリッド距離を示す。目標位置付近では、仮想トンネルの半径を最小限にする必要があるが、皿の一般的なサイズなどの要素を考慮し、最小半径 $R_{TH,min}$ はユーザーが食物取得動作を実行できる大きさを確保することが重要である。一方、最大半径 $R_{TH,max}$ を広めに設定し、より幅広いユーザーの動作を受け入れる設計とする。

もし道具先端が仮想トンネルの外に超えた場合、すなわち、道具先端の位置と基準となる軌道との最短距離 $sDist$ がしきい値 R_{TH} を超えた場合には、道具先端をトンネル内に補正するため、 $sDist$ の方向に補正力が適用される。 $sDist$ を計算する式は以下の通りである：

$$sDist = \sqrt{(x_{hc} - x_{ref})^2 + (y_{hc} - y_{ref})^2 + (z_{hc} - z_{ref})^2} \quad (2.6)$$

ここで、 $P_{hc} \equiv (x_{hc}, y_{hc}, z_{hc})$ は道具先端の位置を表し、 $P_{ref} \equiv (x_{ref}, y_{ref}, z_{ref})$ は基準となる軌道上で P_{hc} に最も近い点、すなわち理想的な道具先端の位置を示す。この距離を三次元空間で評価するために、トンネル半径 (R_{TH}) に基づいて x , y , および z 方向に限界が設定される。ユーザーが実行した軌道の適切性は x 軸, y 軸, z 軸の各方向について、以下の式によって評価される：

$$sDist_x = |x_{hc} - x_{ref}| > \sqrt{\frac{R_{TH}^2}{3}} \quad (2.7)$$

$$sDist_y = |y_{hc} - y_{ref}| > \sqrt{\frac{R_{TH}^2}{3}} \quad (2.8)$$

$$sDist_z = |z_{hc} - z_{ref}| > \sqrt{\frac{R_{TH}^2}{3}} \quad (2.9)$$

これらの式は、道具先端が仮想トンネルの各方向 (x , y , z) で許容範囲を超えたかどうかを判断するために使用される。各方向の距離情報に基づき、補正力を適用する方向が決定

される．具体的には， $sDist$ が仮想トンネルの範囲を超えた場合にのみ，各方向 (x, y, z) の距離 $sDist_x$ ， $sDist_y$ ， $sDist_z$ がそれぞれのしきい値を超えているかを確認する．超過している軸方向に対して，超過量に応じた補正力をその方向に適用し，道具先端をトンネル内に戻す．

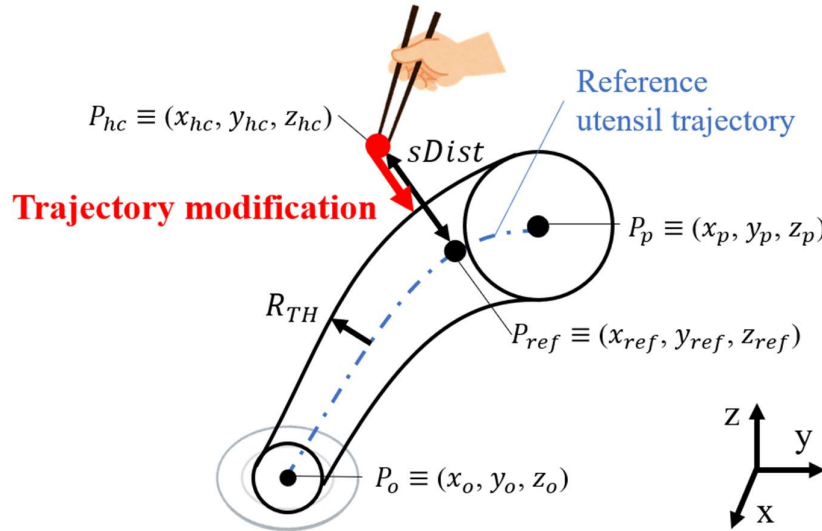


図 2-4 道具軌道の仮想トンネル

道具の持ち姿勢が適切であるかを評価し，不適切な持ち姿勢を修正するために，図 2-5 に示すように，二つ目の仮想トンネルが設置された．道具の持ち姿勢は，道具先端の位置 P_{hc} と人差し指の付け根の位置 P_f の関係によって決定される．この道具持ち姿勢は， x - y ， z - x ，および z - y 方向において，次の式により定義される：

$$\theta_{xy} = \text{atan2}(x_{hc} - x_f, y_{hc} - y_f) \quad (2.10)$$

$$\theta_{zx} = \text{atan2}(z_{hc} - z_f, x_{hc} - x_f) \quad (2.11)$$

$$\theta_{zy} = \text{atan2}(z_{hc} - z_f, y_{hc} - y_f) \quad (2.12)$$

ここで， θ はユーザーによる道具の持ち姿勢を表し， θ_{ref} は基準となる姿勢を表す．仮想トンネルは，基準姿勢を中心とした許容角度 θ_{TH} に基づき設定される．この仮想トンネルの最大サイズと最小サイズは，それぞれ $\theta_{TH,max}$ と $\theta_{TH,min}$ であると仮定する．軌道仮想トンネルと同様に，この姿勢仮想トンネルもユーザーが目標位置に近づくにつれて徐々に狭くなるように設計されている．この設計を実現するための θ_{TH} の計算式は以下の通りであ

る：

$$\theta_{TH} = (\theta_{TH,max} - \theta_{TH,min}) \left(\frac{D_{hc,o}}{D_{p,o}} \right)^2 + \theta_{TH,min} \quad (2.13)$$

式 (2.3) および (2.4) で示されるように、 $D_{hc,o}$ は道具先端の位置 P_{hc} と目標位置 P_o の距離を表し、 $D_{p,o}$ は中間位置 P_p と目標位置 P_o の距離を示す。姿勢仮想トンネルにおいて、最小サイズ $\theta_{TH,min}$ は、食事活動中における道具姿勢の基本的な可動範囲を確保する必要がある。一方、最大サイズ $\theta_{TH,max}$ は、初期姿勢における柔軟性を高めるために設定される。

いずれの方向においても外れを検知し、必要な補正トルクを適用するため、 x - y 、 z - x 、 z - y の各平面ごとにしきい角度 ($\theta_{TH,xy}$ 、 $\theta_{TH,zx}$ 、 $\theta_{TH,zy}$) が設定されている。これらのしきい角度はすべて $\theta_{TH,min}$ を超えないよう制約されている。もし道具の姿勢が任意の方向で許容範囲を超えた場合、対応する補正トルクが適用される。不適切な姿勢を判断する基準は、以下の式で示されている：

$$\theta_{gap,xy} = |\theta_{xy} - \theta_{ref,xy}| > \theta_{TH,xy} \quad (2.14)$$

$$\theta_{gap,zx} = |\theta_{zx} - \theta_{ref,zx}| > \theta_{TH,zx} \quad (2.15)$$

$$\theta_{gap,zy} = |\theta_{zy} - \theta_{ref,zy}| > \theta_{TH,zy} \quad (2.16)$$

ここで、 θ_{gap} は、ユーザーの実際の持ち姿勢 θ と基準となる姿勢 θ_{ref} の絶対差を表す。これらの式を使用することで、不適切な道具姿勢の方向を特定し、それに応じた補正トルクの適用する方向を決定することが可能である。

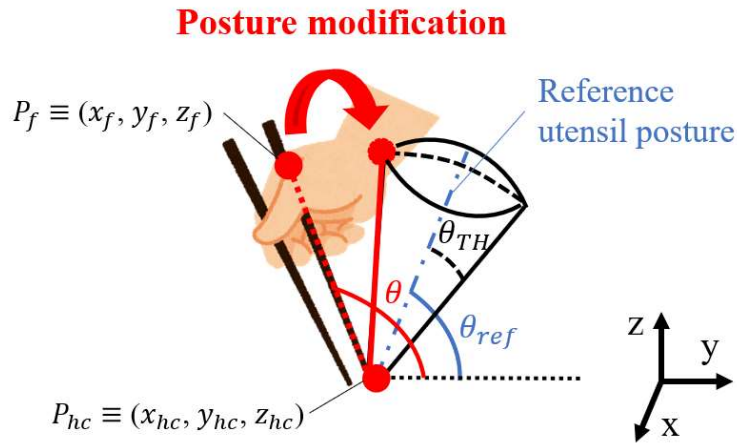


図 2-5 道具姿勢の仮想トンネル

これらの不適切な道具先端の運動軌道および持ち姿勢の調整を行う際には、ユーザーの快適さと効率的な軌道および姿勢の補正とのバランスを取ることが重要である。仮想トンネルの限界で補正力やトルクが急激に変化すると、ユーザーが不自然で連続性に欠ける操作感を抱く可能性がある。この問題を解決するために、仮想トンネルの周囲に外部限界を設定する。本研究では、従来の一定の補正力/トルクを適用する方法とは異なり、補正力/トルクがトンネル限界と外部限界の間で徐々に変化するように設計されている。外部限界は仮想トンネルの周囲に定義され、そのサイズはパラメータ ΔL_1 および ΔL_2 によって決定され、それぞれトンネル限界から $\Delta L_1 \times R_{TH}$ および $\Delta L_2 \times R_{TH}$ の距離に位置付けられる。道具先端の運動軌道または持ち姿勢が仮想トンネル内に収まっている場合には補正は行われず、トンネル限界を超えた場合にのみ適用される。トンネル限界と外部限界の間では、適用される補正力またはトルクは、 $sDist$ または θ_{gap} の値に応じて段階的に変化し、0 から最大値まで線形的に増加する。 $sDist$ または θ_{gap} が外部限界を超えた場合、最大の補正力またはトルクが適用される。

軌道補正時の補正力 $F(sDist)$ の大きさは、道具が基準軌道からの空間的な距離 $sDist$ に依存する。この補正力は次の式で定義される：

$$F(sDist) = \begin{cases} 0, & sDist \leq R_{TH} \\ K_f F_{max}, & R_{TH} < sDist < (1 + \Delta L_1) * R_{TH} \\ F_{max}, & sDist \geq (1 + \Delta L_1) * R_{TH} \end{cases} \quad (2.17)$$

$$K_f = \frac{(sDist - R_{TH})}{\Delta L_1 * R_{TH}} \quad (2.18)$$

仮想トンネルの限界を $sDist$ が超えた場合にのみ、各方向に設定された限界を確認し、ずれが発生した方向における大きさに比例して補正力を適用する。姿勢補正において、補正トルク $T(\theta_{gap})$ は x - y , z - x , および z - y の各方向での姿勢偏差角度 $\theta_{gap,xy}$, $\theta_{gap,zx}$, $\theta_{gap,zy}$ に基づき計算される。各方向に適用される補正トルクの式は以下の通りである：

$$T(\theta_{gap}) = \begin{cases} 0, & \theta_{gap} \leq \theta_{TH} \\ K_t T_{max}, & \theta_{TH} < \theta_{gap} < (1 + \Delta L_2) * \theta_{TH} \\ T_{max}, & \theta_{gap} \geq (1 + \Delta L_2) * \theta_{TH} \end{cases} \quad (2.19)$$

$$K_t = \frac{(\theta_{gap} - \theta_{TH})}{\Delta L_2 * \theta_{TH}} \quad (2.20)$$

道具の軌道と姿勢を同時に補正するためには、二つの仮想トンネルを空間的にリンクす

る必要がある (図 2-6 参照). ユーザーが目標位置に向かって動作を行うと, それに伴い道具の姿勢も変化し, 食べ物を取りやすい最適な姿勢が維持される. したがって, これら二つの仮想トンネルをリンクするためには, 道具先端の運動軌道と持ち姿勢の空間的関係を把握する必要がある. 本研究では, この関係性を明確化し, 道具の基準軌道と持ち姿勢を結び付けるために, ニューラルネットワークを採用した. ニューラルネットワークは, 入力データと出力データ間の関係を特定し, それを予測に活用できる機械学習モデルとして広く用いられている. このモデルは, 基準軌道と姿勢の非線形関係を捉える能力を有し, データから学習することが可能であり, さらにリアルタイムでの予測にも対応できる. 本研究では, 健常者から収集した動作データを用いることで, 基準となる道具先端位置 P_{ref} に基づき, 基準道具姿勢 θ_{ref} をリアルタイムで予測するモデルを構築した. これは, 実際の道具位置が設定された仮想トンネルから外れた場合でも, P_{ref} が有効な基準点として機能する.

道具軌道の仮想トンネルを構築した後, 道具姿勢の仮想トンネルが動的に生成される. 予想される道具先端位置 P'_{hc} は, 基準道具姿勢 θ_{ref} に基づく基準点として作用する. P'_{hc} は, 距離 $sDist$ とリアルタイムの道具先端位置 P_{hc} を基づき, 以下の式で決定される:

$$P'_{hc} = \begin{cases} P_{hc}, & sDist < R_{TH} \\ P_i, & sDist \geq R_{TH} \end{cases} \quad (2.21)$$

ここで, P_i は, 道具先端位置 P_{hc} から基準軌道への垂線と軌道仮想トンネルの限界との交点を示す. 具体的には, 道具先端が軌道仮想トンネル内に留まっている場合, その対応する姿勢仮想トンネルは道具先端の現在位置 P_{hc} を基準点として設計される. 一方, 道具先端が軌道仮想トンネルから外れた場合, 姿勢仮想トンネルの基準点は P_i に移動される. したがって, 二つの仮想トンネルは, 姿勢仮想トンネルの基準点を基に, 軌道仮想トンネルの中心線 (基準軌道) に対する法線を通じて交差する. この手法により, ユーザーの道具軌道と持ち姿勢を同時かつ連動して制御することが可能となる.

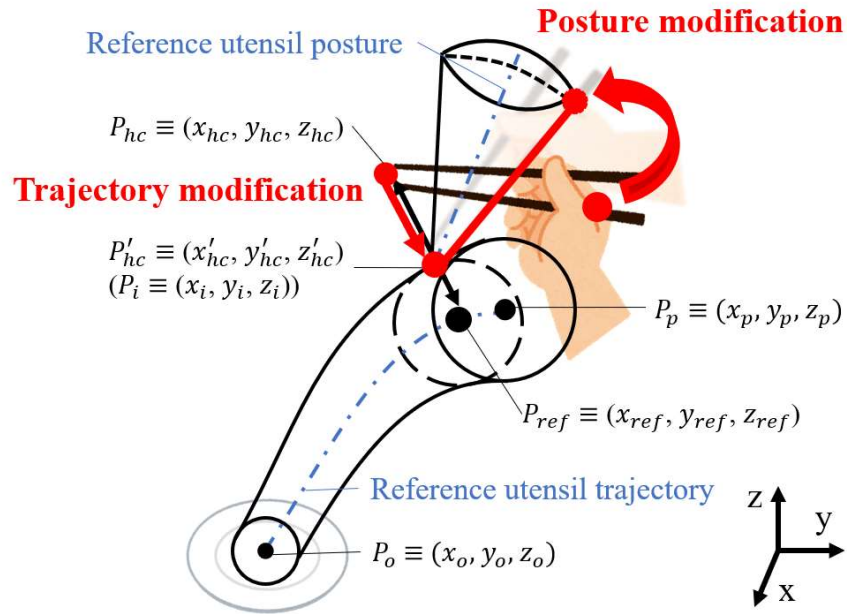


図 2-6 道具軌道の仮想トンネルと道具姿勢の仮想トンネルの組み合わせ

第 3 節 食事動作計測実験

第 1 項 実験条件および実験手順

この実験は以下の二つの目的で行われた。一つ目は、三角筋前部および大胸筋（鎖骨部）の EMG 信号を用いて、ユーザーの動作が中間位置に到達したかどうかを判断できるかを検証し、さらにユーザーの目標位置を予測する能力を評価することである。二つ目は、ニューラルネットワークを利用して、動作プロセスにおける道具先端の運動軌道と持ち姿勢のつながりを確立する可能性を示すことである。また、この実験は九州大学大学院工学研究院の倫理委員会に申請し、認可を得たプロトコルに基づくものである。

この実験には、健常者の右利きの被験者 3 名（男性 1 名、女性 2 名）が協力した。表 2-1 には、被験者の年齢、性別、身長、体重、利き手に関する情報が示されている。被験者は実際の食事用の皿ではなく、代わりに位置マーカーを対象に動作を行い、道具を使用して食べ物を取る動作を模擬した。この実験は、図 2-7 に示されるように、300 mm × 300 mm

の机上作業エリア内で実施され、そのエリアは3×3の格子状配置で均等に分けられていた。各領域（100 mm × 100 mm）は指定された目標位置番号に対応しており、目標位置を示す位置マーカーが各領域の中央に配置された。実験では、フォーク、箸、スプーンの3種類の道具を使用し（図 2-8 参照）、異なる目標位置に向かう際の道具先端の運動軌道と持ち姿勢、ならびに被験者の EMG 信号を計測した。道具の軌道と持ち姿勢を測定するために、道具先端と被験者の人差し指の付け根の位置にマーカーを取り付け、動作追跡システム（V120 Duo, OptiTrack）を用いてこれらの位置を計測した。位置データは 120 フレーム毎秒（fps）で取得された。さらに、肩の筋肉からの EMG 信号（表 2-2 参照）を測定するため、EMG センサー（EM-U810BE, Ultium）が使用した。EMG センサーの配置は図 2-9 に示されている。EMG データはサンプリングレート 2 kHz で記録され、ローパスフィルターは 500 Hz、ハイパスフィルターは 10 Hz に設定された。また、OptiTrack システムによって収集されたデータと EMG 信号間の同期が確立された。実験中、被験者は上半身の姿勢を変更しないように直立した状態で座った。実験の様子は図 2-10 に示されている。実験手順は以下の通りとなる：

1. 各被験者はフォークを持ち、手を机上の初期位置に置く。その後、フォークの先端軌道、持ち姿勢、および EMG 信号の記録が開始される。
2. 被験者は目標位置 1 に向かって動作を開始し、初期位置に戻る。このプロセスを目標位置 2 から 9 に向かう動作について順番に繰り返す。
3. ステップ 1 および 2 のプロセスを 3 回繰り返す。
4. フォークを箸に、さらにスプーンに変更し、ステップ 1 から 3 を繰り返す。

この実験では、各動作試行の間に 10 秒間の休憩を設け、被験者が次の動作に備えられるようにした。また、各動作試行のデータ収集前には、動作追跡システムの動作状況をチェックした。さらに、静止状態において EMG 信号がゼロ付近であることを確認した後、計測を開始した。

表 2-1 被験者の詳細

Participant	Age	Weight (kg)	Height (cm)	Hand dominance	Sex
1	31	50	165	Right	Female
2	29	71	174	Right	Male
3	28	51	162	Right	Female

表 2-2 各 EMG チャンネルに対応する筋肉

EMG Channel (Ch)	Muscle
Ch. 1	Deltoid-anterior
Ch. 2	Pectoralis major (clavicular head)

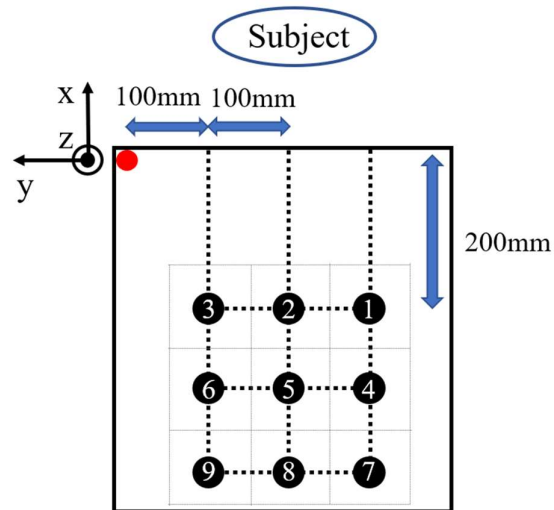


図 2-7 食事動作計測実験における机上マーカの設定位置



図 2-8 食事動作計測実験で使用された道具

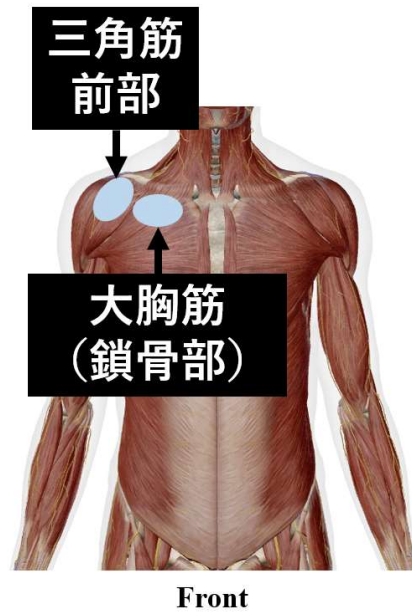


図 2-9 食事動作計測実験における EMG センサーの取り付け位置 [105]

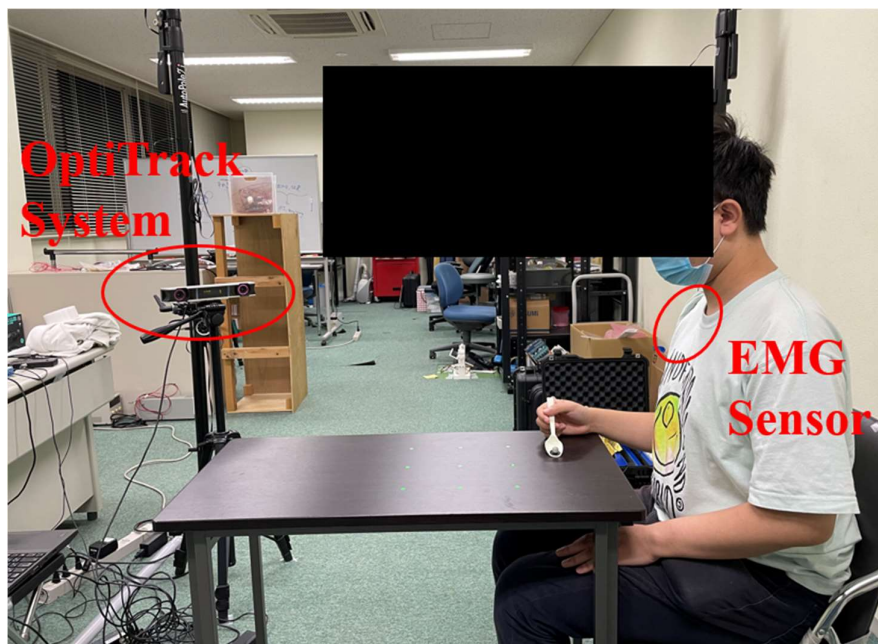


図 2-10 食事動作計測実験の装置全景

第 2 項 実験結果

代表的な結果として、図 2-11 は被験者 1 がフォークを使用して目標位置 9 から食事動作を行った際に測定された道具の軌道および三角筋前部と大胸筋（鎖骨部）の処理済み EMG 信号を示している。図 2-11(a)は、三角筋前部および大胸筋（鎖骨部）の EMG 結果を示している。生の EMG 信号から特徴を抽出するために、500 ミリ秒のウィンドウサイズで二乗平均平方根（RMS）を計算することで特徴を抽出した。その後、15 ミリ秒のウィンドウサイズでメディアンフィルタを適用し、ノイズを除去しつつ EMG-RMS 信号を平滑化した。フィルタ処理された EMG-RMS 信号は、点線破線で表されている。初期位置から中間位置に運動する際、肩の屈曲に伴い両筋肉の RMS 信号は増加した。一方、中間位置から目標位置への運動では、肩の伸展に伴って両筋肉の RMS 信号は減少した。図 2-11(b)は、三角筋前部および大胸筋（鎖骨部）の EMG-RMS 信号の変化率を示している。この結果から、EMG-RMS 信号が正から負に転じるタイミングでピークに達することが分かる。図 2-11(c)は測定された道具の軌道を示している。赤い矢印は EMG 信号から予測された中間位置到達のタイミングを示し、緑の矢印は道具軌道上の実際の間中位置を示している。ユーザーの動作軌跡の中間位置と、EMG 信号に基づいて推定された中間位置との間における x 方向および y 方向の偏差については、図 2-12 に示されている。

先行研究により[46]、動作の目標位置は (x_o, y_o) で表され、中間位置 P_p と初期位置 P_h から導き出せることが示されている。また、この関係を示す式では道具の種類に応じてパラメータが変化し、以下のように表される：

$$x_o = a_{utensil,x} * x_p + b_{utensil,x} * x_h + c_{utensil,x} \quad (2.22)$$

$$y_o = a_{utensil,y} * y_p + b_{utensil,y} * y_h + c_{utensil,y} \quad (2.23)$$

目標物がテーブル上にあるため、目標位置の z 座標は一定であり、計算には含めていない。係数 a 、 b 、および c は、使用する道具や座標軸（ x 軸、 y 軸）の条件に基づいて調整される。EMG 信号から推定された中間位置を目標位置の計算式に入力し、本実験で得られた係数を適用することで、実際の目標位置と推定された目標位置の誤差を求めた。すべての動作試行のデータに基づき、推定された中間位置と実際の間中位置との最大偏差は、 x 軸で 0.0304 m、 y 軸で 0.0298 m だった。推定された中間位置と実際の間中位置の両方を目標位置の計算に組み込んだところ、求められた目標位置間の差異は 60 mm 未満であることが確認された。一般サイズの食器用プレートの直径がおよそ 250 mm（10 インチ）であること

を考慮すると、これらの偏差は許容範囲内である。本実験で収集した動作データおよび EMG データの分析から、軌道の間中位置と三角筋前部筋および大胸筋（鎖骨部）の EMG 信号との間に高い相関性があることが確認された。特に、被験者が中間位置に近づく際、いずれかの筋肉の EMG-RMS 信号がピークを示し、その後初めて負の変化率を示した。このパターンはすべての被験者で確認され、三角筋前部筋および大胸筋（鎖骨部）の EMG-RMS 信号が中間位置到達を判定する上で有効であることを示している。さらに、推定された中間位置と初期位置を組み合わせることで、ユーザーの目標位置を推定測する能力がある。

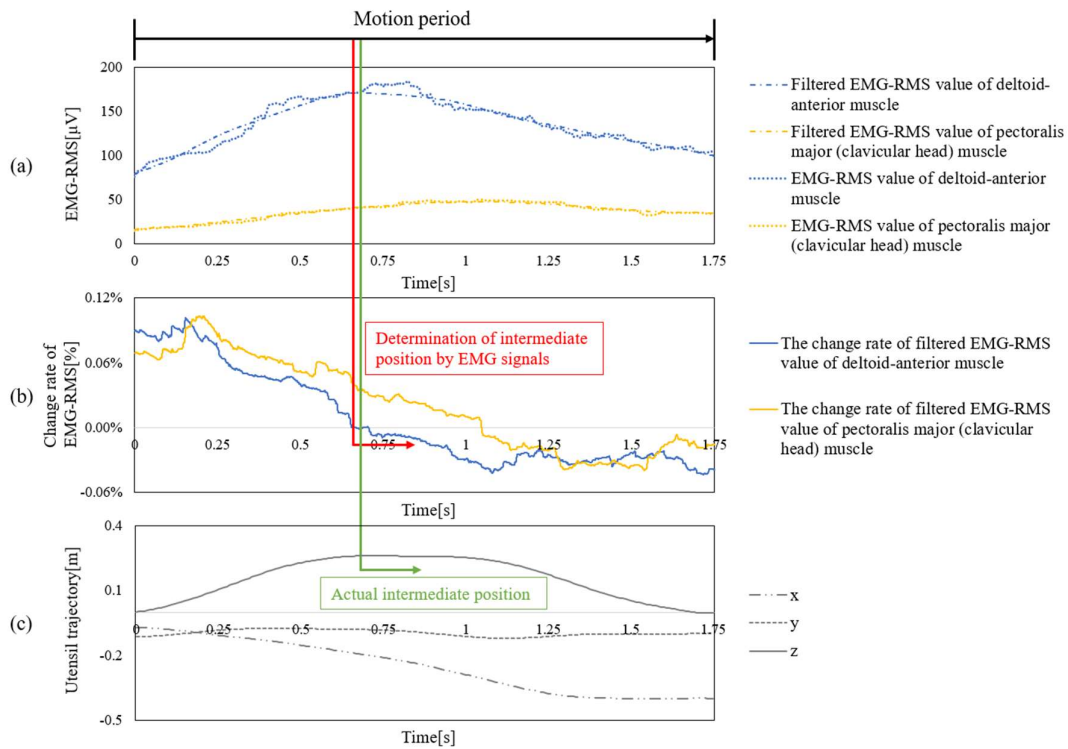


図 2-11 食事動作中に EMG 信号に基づいて推定された中間位置の例

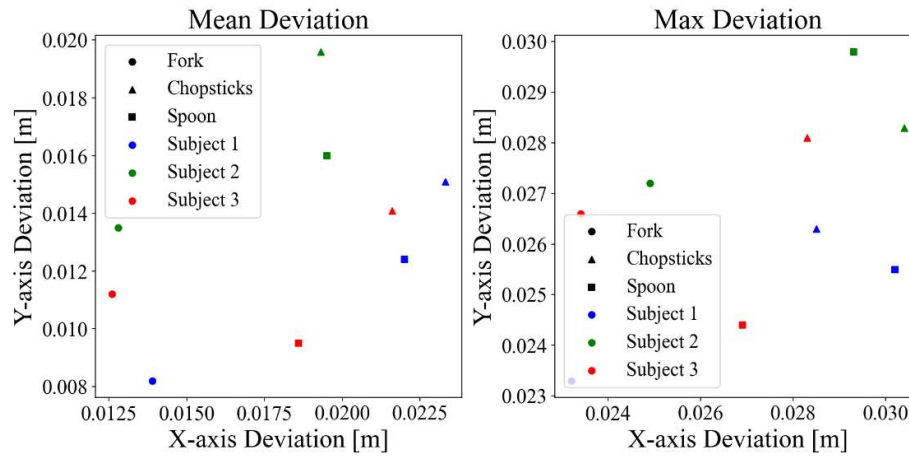


図 2-12 動作軌道から得られた中間位置と EMG 信号に基づいて推定された中間位置の x 軸および y 軸方向の位置偏差

第 4 節 ニューラルネットワークを用いた道具軌道と姿勢の空間関係の学習

動作中に道具位置に基づいて基準姿勢を決定するために、本研究では表 2-3 に示す 3 層構造のニューラルネットワーク回帰モデルを採用した。このモデルは、次に示す 3 つの入力を扱うように設計されている：道具の軌道（ x 軸， y 軸， z 軸方向），ユーザーの目標位置インデックス（1~9 の範囲），および使用する道具の種類（フォーク，箸，スプーン）。これらの入力データは，40 個のニューロンを持つ隠れ層に伝達される。この隠れ層では，非線形性を導入するために双曲線正接関数（ \tanh 関数）が活性化関数として用いられている。一方，出力層では基準となる道具姿勢を推定するために線形活性化関数が使用されている。ネットワークは誤差逆伝播学習アルゴリズムを使用し，重みはランダムに初期化された後，学習中に予測誤差を最小化するように最適化された。平均二乗誤差（MSE）損失関数を使用し，学習率は 0.0001 に設定して重み調整の安定性を確保した。また，過学習を防ぐために，ドロップアウト技術を採用し，各イテレーションにおいて層内ニューロンの 30% をランダムに無効化することで，モデルの汎化能力を向上させた。さらに，学習の安定性と効率性を向上させるために正規化を実施し，出力を元のデータスケールで解釈可能に

するため非正規化も適用した。モデルが個々の被験者間の差異を考慮するために、3人の被験者の平均データが使用された。この平均データは3つのセットに分けられ、そのうち2つのセットは訓練用に、残りの1セットはテスト用に使用された。

表 2-3 モデルの構造とハイパーパラメータ

Layer	Input layer	Hidden layer	Output layer
Neuron count	5	40	3
Activation function	-	Hyperbolic tangent	Linear
Error function	Mean squared error loss function		
Learning algorithm	Error backpropagation		
Learning rate	0.0001		
Dropout rate	0.3		

このモデルの推定精度は、訓練済みモデルによる推定された道具姿勢と実際の姿勢を、 x - y 、 x - z 、および y - z の各方向で比較することで検証された。モデルのパフォーマンスを評価するために、決定係数 (R^2) が使用された。 R^2 は次の式で定義される：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2.24)$$

ここで、 y_i は実際の道具姿勢を表し、 \hat{y}_i は推定された姿勢を指す。また、 \bar{y}_i は実際の道具姿勢の平均値を示す。決定係数 R^2 の値は 0 から 1 の範囲をとり、値が高いほど、訓練されたモデルがデータに適合していることを示す。3つの道具姿勢 $\theta_{ref,xy}$ 、 $\theta_{ref,xz}$ 、および $\theta_{ref,yz}$ に対する R^2 値は表 2-4 に示され、それぞれ 0.93、0.88、および 0.97 だった。さらに、推定結果を評価するために、二乗平均平方根誤差 (RMSE) が使用された。 x - y 、 x - z 、および y - z 方向における道具姿勢の推定誤差は、それぞれ 1.88° 、 1.69° 、および 1.54° だった。推定された道具姿勢と実際の姿勢との最大絶対誤差は、 x - y 方向で 13.18° 、 x - z 方向で 11.90° 、 y - z 方向で 8.58° となった。このモデルは、道具の位置に基づいて基準となる道具姿勢を予測する能力を有していることが確認された。

表 2-4 モデルにおける x - y 、 z - x 、および y - z 方向の決定係数 (R^2) の値

Reference utensil posture	R^2	RMSE
$\theta_{ref,xy}$	0.93	1.88°
$\theta_{ref,xz}$	0.88	1.69°
$\theta_{ref,yz}$	0.97	1.54°

表 2-5 被験者 3 人の実際の平均道具姿勢とモデルによって推定された姿勢との誤差

Error	$\theta_{ref,xy}$	$\theta_{ref,xz}$	$\theta_{ref,yz}$
Mean	3.55°	2.87°	2.37°
Max	13.18°	11.90°	8.58°

第 5 節 評価実験

本実験の目的は、上肢外骨格型パワーアシストロボットを装着したユーザーが、実際の使用場面において不適切な道具の軌道や持ち姿勢を取った場合、それを判別し補正する手法の有効性を検証することにある。

第 1 項 実験条件および実験手順

本実験では、健常者の右利きの 29 歳女性（身長 160 cm，体重 50 kg）が被験者となった。実験に使用した上肢外骨格型パワーアシストロボットは図 2-13 に示されており、車椅子に装着された。このロボットは、ユーザーの動作に対応するために EMG を活用した制御手法を用いている[41]。一方で、本研究で提案された手法は、補正力やトルクを適用することで、ユーザーの不適切な動作を調整することを可能にする。このロボットは、肩、肘、腕、手首の複数の関節の動きを含む 7 自由度（7DOF）の上肢動作を支援している。肩の屈曲・伸展動作と肘の屈曲・伸展動作の 2 自由度はワイヤーによって駆動されている。このワイヤー駆動方式を採用することで、ロボットの重量を増加させることなく、高出力の DC モーターを使用することが可能になる。一方で、肩の外転・内転動作、内旋・外旋動作、前腕の回内・回外動作、手首の橈屈・尺屈動作、および手首の掌屈・背屈動作の 4 自由度は DC モーターによる直接駆動させている。各関節の角度はエンコーダーを用いて測定されており、さらに、前腕と手首には三軸力センサーが設置されているため、ユーザーとロボット間の相互作用力を測定することができる。実験環境は図 2-14 に示され、被験者は外骨格型ロボットを装着し、指定されたタスクを実行した。この環境には、D1, D2, D3 とラベル付けされた 3 つの皿が設置され、それぞれの位置は (-0.50 m, 0.20 m, 0.50 m), (-0.60 m, 0.10 m, 0.50 m), (-0.50 m, 0.10 m, 0.50 m) と設定されている。これらの位置は皿位置検出シ

ステム[43]-[45]によって測定されることを想定しているが、本研究ではあらかじめ設定された位置データを直接利用している。被験者には、3つの皿の中から1つを目標として選び、使用する道具を選択した上で、その道具を使って選択した皿から食べ物を取るよう指示した。

提案されたアシスト手法の有効性を評価するため、被験者には意図的に不適切な道具軌道および/または持ち姿勢を用いて動作を実行するよう指示した。実験は以下の3つの試行に分けて行われた。試行Aでは、被験者が動作中に意図的に不適切な道具軌道を実行し、その結果、自然な軌道からわずかに外れ、仮想トンネルの限界を超えるようにした。ただし、この試行では道具の持ち姿勢は通常のような自然な持ち姿勢を維持した。試行Bでは、被験者は道具を持ち、自然な動作で目標の皿に向けて移動しましたが、動作中に意図的に道具の持ち姿勢を変化させた。この結果、自然な持ち姿勢から外れ、仮想トンネルの限界を超えるようにした。試行Cでは、試行AおよびBの条件を組み合わせ、動作中に不適切な道具の軌道と姿勢の両方を実行する設定とした。実験手順は以下のように定めた：

1. 被験者は道具を手に取り、手をテーブル上の初期位置に置く。
2. 被験者は試行Aを実行する。
3. ステップ1を繰り返し、被験者は試行Bを実行する。
4. ステップ1を繰り返し、被験者は試行Cを実行する。

本実験では、軌道の仮想トンネルは最小半径 $R_{TH,min}$ を 50 mm、最大半径 $R_{TH,max}$ を 100 mm に設定されている。一方、姿勢の仮想トンネルでは、許容角度が最小 $\theta_{TH,min}$ を 15 度、最大 $\theta_{TH,max}$ を 30 度に設定されている。最大の動作補正力 F_{max} は 1.4 N とされ [106]、姿勢補正トルク T_{max} は 2.5 N/m に設定されている。仮想トンネルの外部限界は、基準となる軌道・姿勢から 1.2 倍の $R_{TH} \cdot \theta_{TH}$ の位置にあり、 ΔL_1 および ΔL_2 はそれぞれ 0.2 に設定されている。

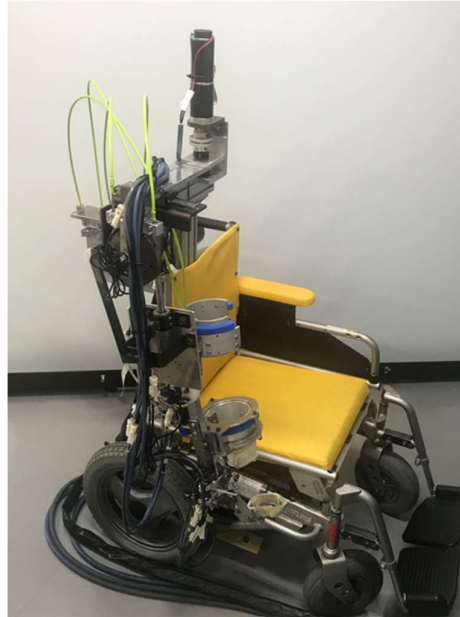


図 2-13 評価実験で使用された上肢外骨格型パワーアシストロボット

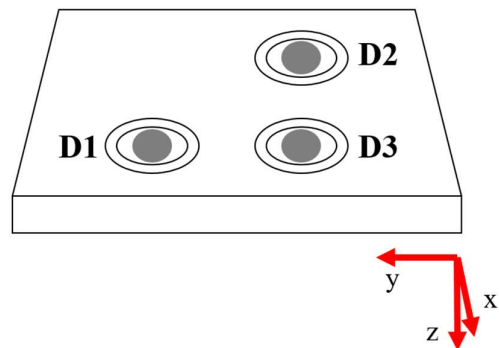


図 2-14 評価実験の実験環境

第 2 項 実験結果

実験の結果は、図 2-15、図 2-16、図 2-17 に示され、それぞれ試行 A、B、C に対応している。これらの試行では、空間に 2 つの連結された仮想トンネルを生成することで、道具の先端軌跡や持ち姿勢が不適切と判断された場合に補正された。この方法の有効性は、仮

想トンネルの限界を超えた不適切な道具の先端軌跡や持ち姿勢を検出し、自動的に補正することで、ユーザーの動作を適切な状態に戻す能力によって評価される。図 2-15(a)，図 2-16(a)，図 2-17(a)では、緑色の領域が軌道仮想トンネルの範囲を示し、その外部限界は緑の点線で示されている。オレンジ色の実線は道具先端から基準となる軌道までの最短距離 ($sDist$) を表す。黒の点線、破線、および一点鎖線は、それぞれ x 方向 (前後)， y 方向 (左右)， z 方向 (上下) における偏差量 ($sDist_x$ ， $sDist_y$ ， $sDist_z$) を示している。図 2-15(b)，図 2-16(b)，図 2-17(b)では、青い一点鎖線，黄色の点破線，および灰色の破線が、それぞれ x ， y ， z 方向における補正力を表す。図 2-15(c)，図 2-16(c)，図 2-17(c)では、緑色の領域が姿勢仮想トンネルの範囲を示し、同様に緑の点線がその外部限界を示している。青，黄色，灰色の実線は、それぞれ z - y ($\theta_{gap,zy}$)， z - x ($\theta_{gap,zx}$)， x - y ($\theta_{gap,xy}$) 方向における実際の道具姿勢と基準姿勢との角度差 (θ_{gap}) を示している。偏差角度が仮想トンネルを超える場合、対応する方向に姿勢補正トルクが加えられる。図 2-15(d)，図 2-16(d)，図 2-17(d)では、 z - y ， z - x ， x - y 方向の補正トルクが、それぞれ青い一点鎖線，黄色の点破線，灰色の破線で描かれている。仮想トンネルは目標位置が推定された後に生成されるため、動作の初期段階、すなわち初期位置から中間位置への移動する段階では動作の評価や補正は行われない。これらは目標位置が決定し、仮想トンネルが生成された後に行う。

図 2-15 は、試行 A における実験結果を示している。この試行では、不適切な道具軌道が動作に使用された。外骨格型ロボットは図 2-15(a)に示されるように、偏差量 $sDist$ を計算し、行う動作を補正する必要があるかを判断した。評価結果によれば、 $sDist$ がトンネル限界を超えた際、特に x 方向において $sDist_x$ が許容限界を超えた。これにより、ロボットは x 方向に動作補正力を漸進的に適用し、その大きさは偏差量 $sDist$ に比例して増加し、外部限界を超えたときにピークに達した。この補正力により、道具の先端位置は外部境界を越えて許容範囲内へ向かい、その後補正力が減少し、道具の先端位置が仮想トンネル内に収まると補正力は停止した。その結果、行う道具軌道は仮想トンネル内で調整された。一方で、 y 方向および z 方向では補正の条件が満たされなかったため、これらの方向での動作補正は行われなかった。また、試行中を通じて道具の持ち姿勢は一貫して仮想トンネル内に留まっていたため、姿勢補正トルクは適用されなかった (図 2-15(c)および図 2-15(d)参照)。試行 A の結果は、不適切な道具軌道に対する修正が期待どおりに実現可能であることを確認した。

図 2-16 は試行 B の実験結果を示しており、この試行では不適切な道具の持ち姿勢で動作が実行された。この試行では、道具軌道が試行中を通じて仮想トンネル内に留まったため、

動作補正力は適用されなかった (図 2-16(a)および図 2-16(b)参照)。一方, 図 2-16(c)および図 2-16(d)に示されるように, 仮想トンネルが生成された直後, z - y 方向および x - y 方向における偏差角度 $\theta_{gap,zy}$ および $\theta_{gap,xy}$ が姿勢仮想トンネルの許容角度を超えていた。このことは, これらの方向での姿勢が不適切であることを示しており, 特に x - y 方向では仮想トンネルの外部限界を超えていた。不適切な道具姿勢を補正するため, 仮想トンネル内に姿勢を調整する補正トルクが適用された。各方向の道具姿勢が仮想トンネル内に戻ると, 補正トルクは徐々に減少し, 最終的に停止した。一方, z - x 方向の姿勢は補正の条件を満たしていなかったため, この方向での補正トルクは適用されなかった。試行 B の結果は, 不適切な道具持ち姿勢に対する補正が期待どおり効果的に実現できることを確認した。

図 2-17 は試行 C の結果を示しており, この試行では不適切な道具軌道と持ち姿勢がどちらも含まれていた。図 2-17(a)に示されるように, $sDist$ が軌道仮想トンネルの限界を超えた後, x 方向と z 方向でそれぞれの制約を超えた $sDist_x$ および $sDist_z$ が観測された。その結果, ロボットはこれらの方向において偏差量に比例した補正力を適用した。この補正力は $sDist$ が増加するにつれて大きくなり, 外部限界を超えた際に最大値に達した。その後, 道具先端を仮想トンネルに向けて戻すように調整し, 先端が外部限界に入ると減少し, 最終的に止まった。これにより, 不適切な道具軌道は仮想トンネル内に再調整された。一方, y 方向では補正の条件が満たされなかったため, 補正は行われなかった。図 2-17(c)および図 2-17(d)では, z - y 方向と z - x 方向における姿勢偏差角度 $\theta_{gap,zy}$ および $\theta_{gap,zx}$ がそれぞれ示されている。これらの偏差角度は仮想トンネルを超えており, これらの方向での姿勢が不適切であることを示している。この不適切な姿勢を修正するために, 仮想トンネル内に調整する補正トルクが適用された。各方向の姿勢が仮想トンネル内に戻ると, 修正トルクは徐々に減少し, 最終的に停止した。一方, x - y 方向では補正の条件が満たされなかったため, この方向での補正トルクは適用されなかった。試行 C の結果は, 不適切な道具先端の運動軌道および持ち姿勢の補正が期待どおり実現可能であることを確認した。

これらの実験結果に基づき, 提案手法を適用することで, 食事動作中の道具先端の運動軌道と持ち姿勢に対する仮想トンネル生成メカニズムが効果的に実行可能であることが確認された。これにより, 不適切な道具軌道や道具姿勢をリアルタイムで検出し補正することが可能となり, ユーザーの食事動作のパフォーマンスを向上させることができる。結論として, 本提案手法は食事動作を効果的に支援することができる。

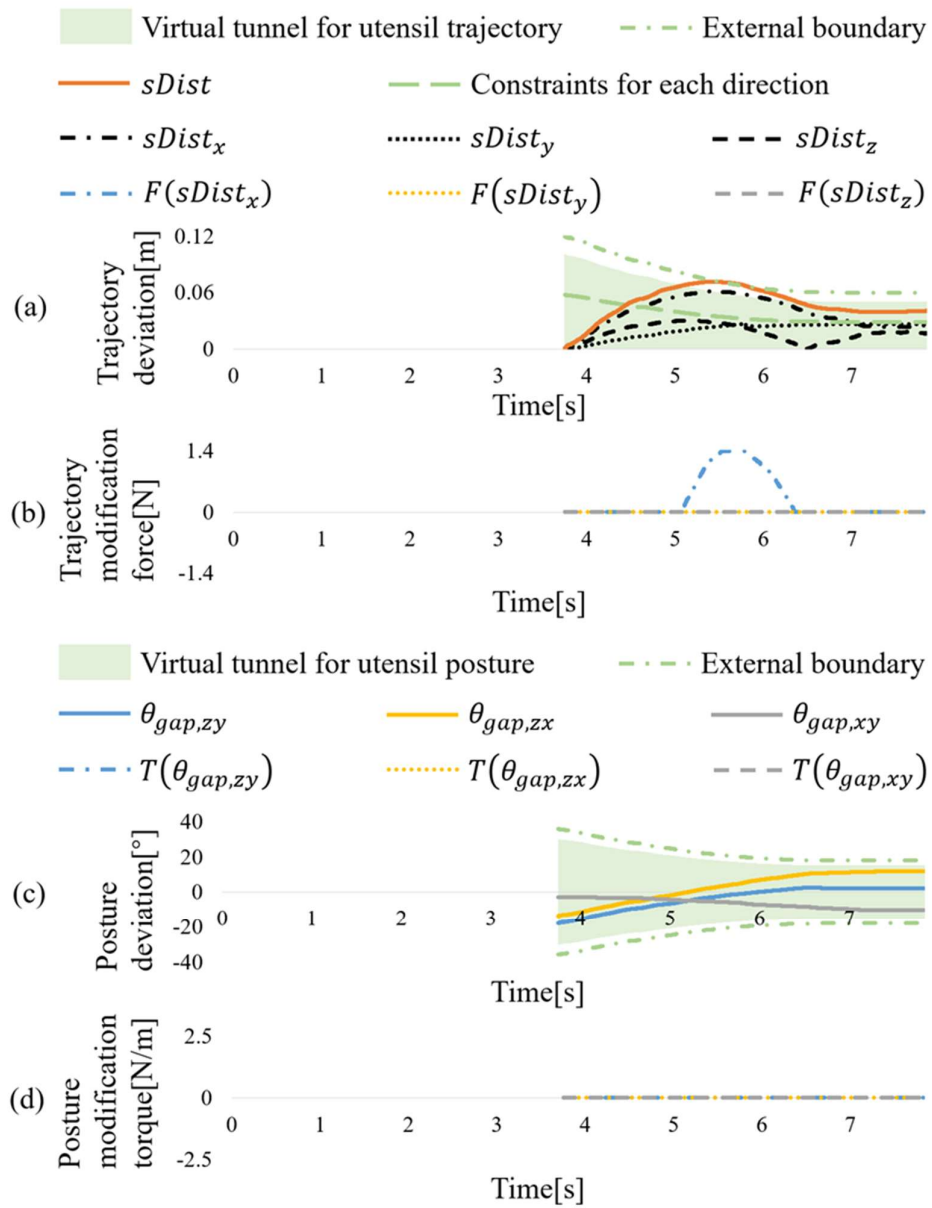


図 2-15 不適切な道具軌道の補正に関する実験結果

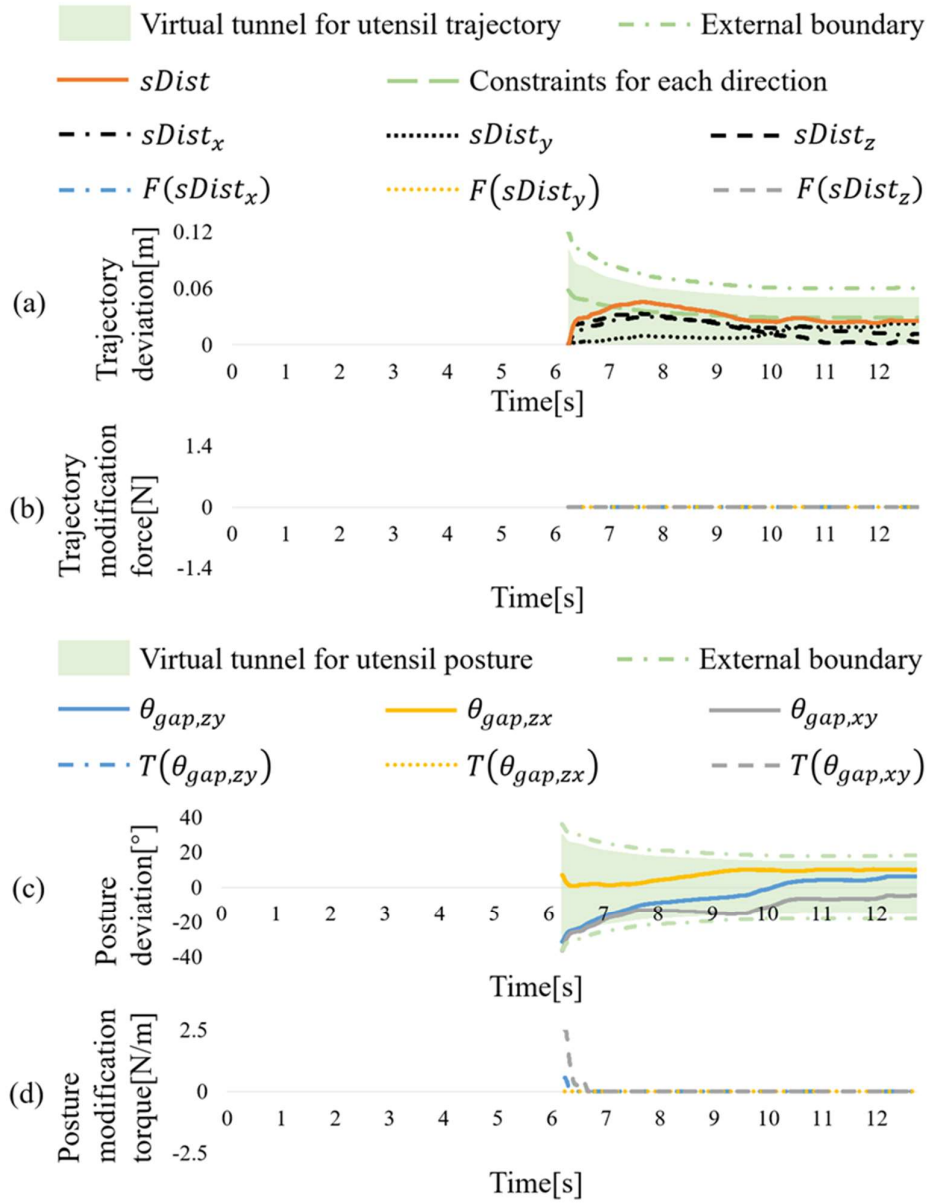


図 2-16 不適切な道具姿勢の補正に関する実験結果

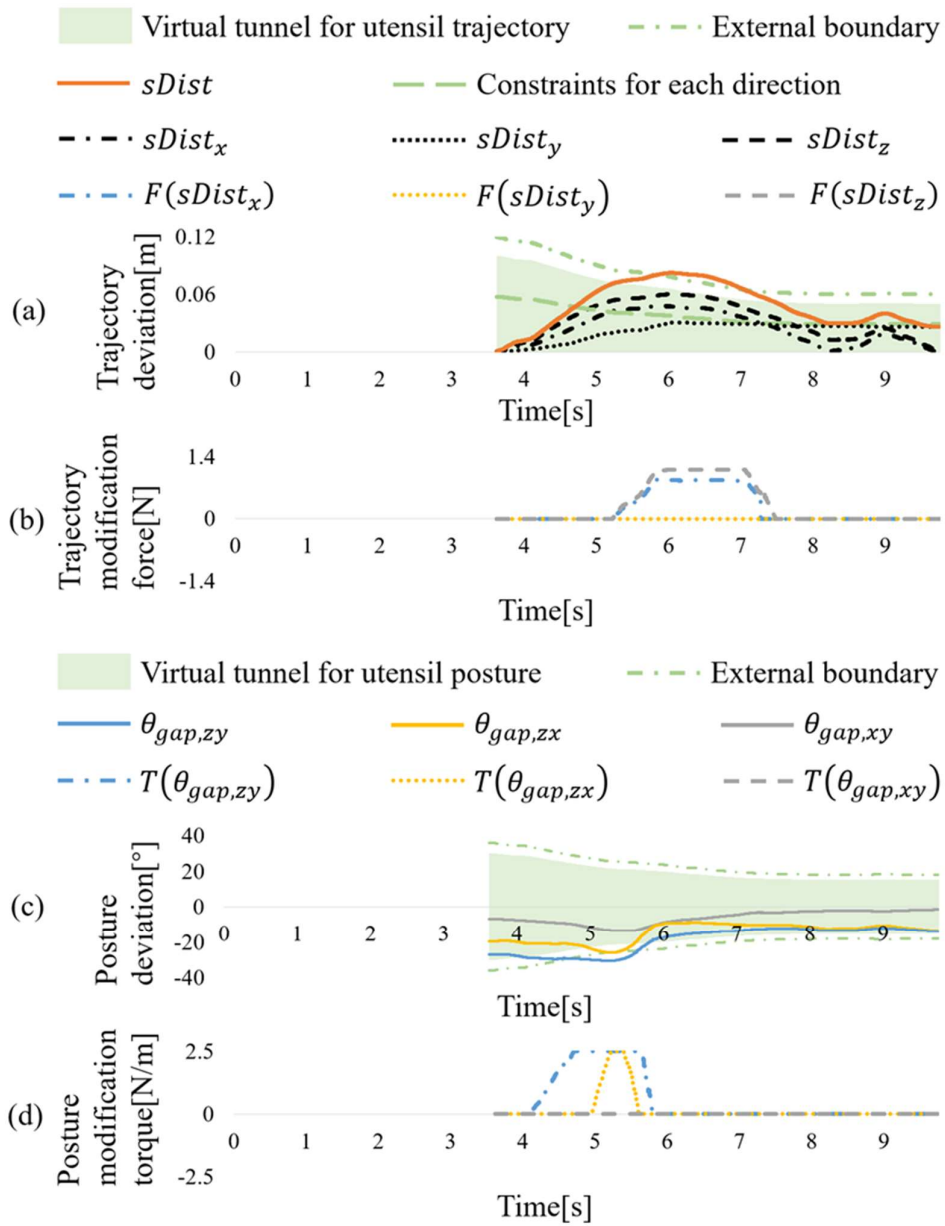


図 2-17 不適切な道具軌道および道具姿勢の補正に関する実験結果

第6節 結言

本章では、上肢運動のうち、食事動作の一部である食物取得動作に着目し、動作意図の推定を行うとともに、行う動作が適切であるかどうかを評価し、不適切である場合には補正する手法を提案する。提案手法は以下の二つの要素で構成されている。まず、フォークやスプーンなどの道具先端の運動軌道とユーザーの肩部筋肉（三角筋前部および大胸筋（鎖骨部））の筋電信号を用いて、ユーザーが目指している目標位置を推定する。次に、空間的に関連する二つの仮想トンネルを活用し、不適切な道具軌道と持ち姿勢を特定して補正する。実験の結果、肩部筋肉の EMG 信号を用いることで、特徴的な中間位置を効果的に特定し、ユーザーの目標位置を適切に推定できることが実証された。また、ニューラルネットワークモデルを活用することで、基準軌道と持ち姿勢との空間的関係を効果的に構築できることが確認された。実験により、この技術を用いることで、上肢外骨格型パワーアシストロボットが不適切な動作をリアルタイムで補正できることが確認された。

第3章 リーチング動作における動作種類推定

第1節 緒言

リーチング動作は、物を取ったり運んだりする日常的な基本動作であり、手を伸ばして目標位置に到達するプロセスを含む。この動作において、ユーザーが目標の位置を特定し、その情報を基に動作を実行する。既存のリーチング動作に関する研究では、目標位置が手の届く範囲内にあるリーチング動作を対象とした研究が主となっている。これらの研究は、動作方向の分類、すなわち目標位置の予測に焦点を当てている。第一章で述べたように、このような研究の多くは生体信号（EEG や EMG など）を基づいて予測を行っている。これらの研究の中には、リーチング動作を対象とし、動作範囲をテーブル上に限定しているものが存在する。Shiman らは EEG 信号を用いて、フィルタバンク共通空間パターン（FBCSP）の多クラス拡張と線形判別分析（LDA）分類器を活用し、初期位置から目標位置へ向かうリーチング動作の分類を行った[107]。また、Irastorza-Landa らは上肢の EMG 信号に基づき、同様に初期位置から目標位置へのリーチング動作を分類した[108]。一方、空間内で行うリーチング動作を対象とする研究では、三次元での動きの予測が求められる。これに関連して、Carvalho らは短時間で構築された二次元脳波信号（EEG 画像）と深層学習技術を組み合わせることで、特徴抽出および分類を実現した[109]。また、Lee らは、EEG 信号に基づき、初期ブロックを備えた畳み込みニューラルネットワーク（CNN）アーキテクチャを提案し、異なる目標位置を対象とするリーチング動作の分類を行った[110]。

日常生活においては、近くの物体へのリーチング動作だけでなく、遠くの物体へのリーチング動作も頻繁に行われる。しかし、これらの動作は異なる意図に基づいて行われるため、動作を区別しユーザーの意図を正確に推定することが重要である。リーチング動作の特徴を正確に識別し、意図を特定する能力は、アシストロボットが効果的かつ適切な支援を行うために不可欠である。例えば、リーチングの目標位置が手の届く範囲内にある場合、アシストロボットはユーザーの「自分で届かせたい」という意図を正確に把握し、介入を行わずユーザーが動作を完遂できるようにすることが求められる。リーチングの目標物が遠くて手が届かない場合、アシストロボットはユーザーの「届かない物を取ってほしい」という意図を把握し、その物を取る支援を行う必要がある。さらに、日常生活でこれらのリーチング動作を実行する際には、動作があらゆる方向に向かう可能性がある。そのため、

こうした多方向性を持つリーチング動作に対応し、ユーザーの意図を的確に推定できる手法が重要となる。

本研究では、動作中の EMG 信号特徴の融合に基づき、ユーザーの動作方向を問わず、リーチング動作を「目標位置が届く範囲のリーチング動作」と「目標位置が届かない範囲のリーチング動作」に識別可能にすることを目指した（図 3-1, 図 3-2 参照）。さらに、「重りを持ちながらのリーチング動作」に着目し、これが肩周辺を含めて上肢の近位部で追加的な筋活動を引き起こし、届かない範囲のリーチング動作に共通する動作特性を示すことを補足的に検討した（図 3-3 参照）。この動作は、届く範囲および届かない範囲のリーチング動作におけるユーザー意図の識別性能をさらに検証する目的で取り上げられた。これらの各種リーチング動作を識別可能な EMG 特徴を特定するため、関連する上肢および体幹の筋肉を選定し、それらの筋肉から筋電信号を計測する予備実験を設計した。計測された EMG 信号を分析した結果、異なる動作種類間で区別が可能な特徴セットを抽出した。その後、これらの特徴に基づいてユーザーの動作意図を予測するため、学習モデルを訓練および適用し、その分類性能を評価した。



図 3-1 目標位置が届く範囲のリーチング動作



図 3-2 目標位置が届かない範囲のリーチング動作



図 3-3 手に 2kg の重りを持ちながらのリーチング動作

第2節 筋電信号測定筋肉の選定

これらのリーチング動作を識別可能な EMG 特徴を明らかにするために、本研究では上肢および体幹の動作関連筋肉を検討した。前方向への運動を例にとると、目標位置が手の届く範囲にある場合のリーチング動作は、主に肩の屈曲と肘の伸展を含むとされる[111]。一方、目標位置が手の届かない範囲にある場合のリーチング動作では、より多くの関節動作が必要となる。この際、肩の屈曲に加え、体幹の前屈や対側への回旋が生じ、肩の水平外転が同時に行われる [112]。こうした差異は、他の方向へのリーチング動作においても、目標位置によって類似の関節動作の違いが生じる可能性があると考えられている。これにより、目標位置が手の届く範囲内にある場合のリーチング動作と比較して、より多くの筋肉が関与することが示唆されている。先行研究において、肩甲上腕関節の水平外転では三角筋後部が重要な役割を果たすことが指摘されており[113]、体幹の回旋においては外腹斜筋が主要な役割を担うと報告されている[114]。しかし、既存の研究によると、前方向への目標位置が届かない範囲へのリーチング動作においては、左右の外腹斜筋の筋活動がほぼ同程度であることが明らかにされている[115]。一方で、側方への動作では、体幹や骨盤が側方に移動するに伴い、対側の外腹斜筋が主に活性化され、腕を下げる際にはその活動が低下する。同側の外腹斜筋も同様のパターンに従うが、対側に比べて活動は著しく低いことが明らかである。また、いずれの方向に対しても、手に物を持ちながらリーチング動作を行う場合、重量を支えながら動作を行う必要があるため、上肢の筋活動が増加する。この際、荷重量が増加するほど上腕二頭筋の活動が高まり、追加の荷重を支えるための適応が見られる[116]。以上を踏まえ、本研究では三角筋後部、対側の外腹斜筋、および上腕二頭筋の EMG 信号を選定した。

第3節 リーチング動作計測実験を通じたデータ収集

この実験では、3名の被験者（男性1名、女性2名、平均年齢28.5歳±1.5歳、右利き）を対象に実施した。被験者の年齢、身長、体重、利き手および性別の詳細は表3-1に示す。なお、この実験は九州大学大学院工学研究院の倫理委員会に申請し、認可を得たプロトコルに基づくものである。各被験者には、動作を行う側の三角筋後部および上腕二頭筋、さらに対側の外腹斜筋にワイヤレス EMG センサー（EM-U810BF, Ultium）を配置し、図3-4

に示された位置に基づいて筋電信号が記録した。筋電信号の計測中，ユーザーの手先の動作軌跡はモーショントラッカー（V120 Duo, OptiTrack）を用いて同時に追跡され，EMG信号とモーショントラッキングデータの同期が確保された。モーショントラッキングデータは各動作の開始および終了時を特定するための参照として機能した。この実験において，被験者は右側の上肢を使用し，椅子に座った姿勢で各種類のリーチング動作を行った。具体的には，実際の目標物は設置せず，手が届く範囲でのリーチング動作 [タスク 1]，届かない範囲でのリーチング動作 [タスク 2]，および手に 2kg の重りを持ちながら行うリーチング動作 [タスク 3] を実施した。それぞれの試行は，被験者が手を太ももの上に自然に置いた状態を初期姿勢として開始された。各タスクは，手を「前」，および約 45 度傾けた斜め上方向の「前上」，斜め左方向の「前左」，斜め右方向の「前右」，および斜め下方向の「前下」の 5 つの方向に沿って実施された。必要なデータ量を得るために，各方向でそれぞれ 5 回ずつ行った。したがって，各被験者は 3 種類のタスクを 5 方向に対して各 5 回，合計 75 回の試行を実施した。試行間には 10 秒間の休息時間が設けた。EMG 信号は 2kHz のサンプリングレートで記録され，モーショントラッキングデータは毎秒 120 フレーム（fps）で取得した。

表 3-1 被験者の詳細

Participant	Age	Weight (kg)	Height (cm)	Hand dominance	Sex
1	29	50	160	Right	Female
2	29	71	174	Right	Male
3	31	50	165	Right	Female

表 3-2 各 EMG チャンネルに対応する筋肉

EMG Channel (Ch)	Muscle
Ch. 1	Deltoid-anterior
Ch. 2	External oblique (Opposite side)
Ch. 3	Biceps brachii

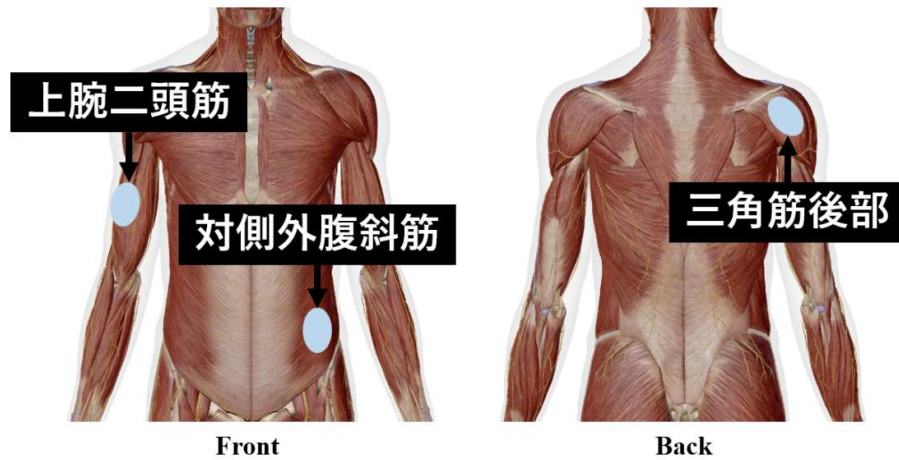


図 3-4 筋電信号を計測する対象筋肉 [105]

第 4 節 筋電信号解析における特徴抽出

本研究では、連続的な EMG 信号をリアルタイム動作識別を実現するために、オーバーラップウィンドウに分割する手法を採用した。具体的には、各データウィンドウには 200 サンプルを含め、ウィンドウ間のステップサイズは 50 ポイントに設定した。特徴抽出の段階では、時間領域解析、周波数領域解析、及び時間—周波数領域解析を組み合わせ、信号特性を多面的に捉えることを目指している。具体的には、時間領域では筋活動の強度を示す RMS (Root Mean Square) を採用し、以下の式で計算される：

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (3.1)$$

ここで、 x_i は信号のサンプル値、 N はサンプルの総数を表す。

周波数領域では信号パターンの変化を表す ZCR (Zero Crossing Rate) と周波数成分を示す MDF (Median Frequency) に着目した。ZCR は信号がゼロラインを越える回数を計算する指標であり、以下の式により求められる：

$$ZCR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} I[x_i \cdot x_{i+1} < 0] \quad (3.2)$$

ここで、 x_i は信号のサンプル値、 N は信号のサンプル数、 $I(A)$ は指示関数と呼ばれ、命題 A が真であれば 1、偽の場合に 0 を返す関数である。この式では、信号の隣接するサンプル値 x_i と x_{i+1} の積を確認し、その値が負の場合 (x_i と x_{i+1} の符号が異なる場合) に 1 を返し、それ以外の場合に 0 を返す仕組みとなっている。MDF は信号のパワースペクトル密度 (PSD) を基に定義される。具体的には、MDF は信号の総エネルギーを二等分する周波数を指し、以下の関係で定義される：

$$\int_0^{f_{MDF}} P(f) df = \frac{1}{2} \int_0^{f_{max}} P(f) df \quad (3.3)$$

ここで、 $P(f)$ は周波数 f におけるパワースペクトル密度、 f_{MDF} は MDF、 f_{max} は信号の最大周波数をそれぞれ表す。MDF は信号エネルギーの中央値に着目している。この特性により、信号のエネルギー分布の変化をより直感的に反映できる。

さらに、時間一周波数領域解析として離散ウェーブレット変換 (DWT) を適用し、4 次の Daubechies ウェーブレット (db4) を使用することで、信号を 4 レベルまで分解した。これにより、信号の時間周波数特性を抽出し、特定の周波数帯域における存在する特徴を明確化した。DWT の過程で得られる近似係数および詳細係数は、それぞれ以下の式で表される：

$$A_j[k] = \sum_i x[i] \cdot \phi_{j,k}[i] \quad (3.4)$$

$$D_j[k] = \sum_i x[i] \cdot \psi_{j,k}[i] \quad (3.5)$$

式 (3.4) は近似係数 $A_j[k]$ を表し、入力信号 $x[i]$ をスケーリング関数 $\phi_{j,k}[i]$ に投影することで計算される。一方、式 (3.5) は詳細係数 $D_j[k]$ を表し、信号 $x[i]$ をウェーブレット関数 $\psi_{j,k}[i]$ に投影することで計算される。近似係数と詳細係数は、ウェーブレット変換において重要な役割を果たす。特定のスケール j と位置 k におけるこれらの係数は、入力信号 $x[i]$ がそれぞれの基底関数にどれだけ類似しているかを示す。近似係数は信号の全体的な特徴を提供する一方で、詳細係数は局所的な変化やエッジなど、より細かい特徴を捉えることができる。さらに、近似係数および詳細係数のエネルギーを計算することで、各周波数帯域における信号のエネルギー分布を評価できる。

$$E_{A_j} = \sum_k (A_j[k])^2 \quad (3.6)$$

$$E_{D_j} = \sum_k (D_j[k])^2 \quad (3.7)$$

収集した全ての EMG データから抽出された特徴を解析した結果、リーチング動作の種類に応じて特定の筋活動に有意な変化が見られた。具体的には、目標位置が届く範囲のリーチング動作や手に 2kg の重りを持ちながらのリーチング動作と比較して、目標位置が届かない範囲のリーチング動作において、三角筋後部の DWT から得たレベル 4 の詳細係数のエネルギーおよび対側外腹斜筋の RMS 値が有意に増加した。また、手に 2kg の重りを持ちながらのリーチング動作では、目標位置が届く範囲のリーチング動作と目標位置が届かない範囲のリーチング動作に比べて、上腕二頭筋の RMS 値が高いことが確認された。この傾向は、図 3-5 から図 3-19 に示すように、全ての被験者および全ての動作方向において一貫して確認された。一方で、他の特徴については、このような一貫性は見られなかった。図 3-5 から図 3-9 は被験者 1、図 3-10 から図 3-14 は被験者 2、図 3-15 から図 3-19 は被験者 3 に対応しており、それぞれの図は前上、前左、前右、前下、前方向のリーチング動作における筋電信号の特徴を示している。

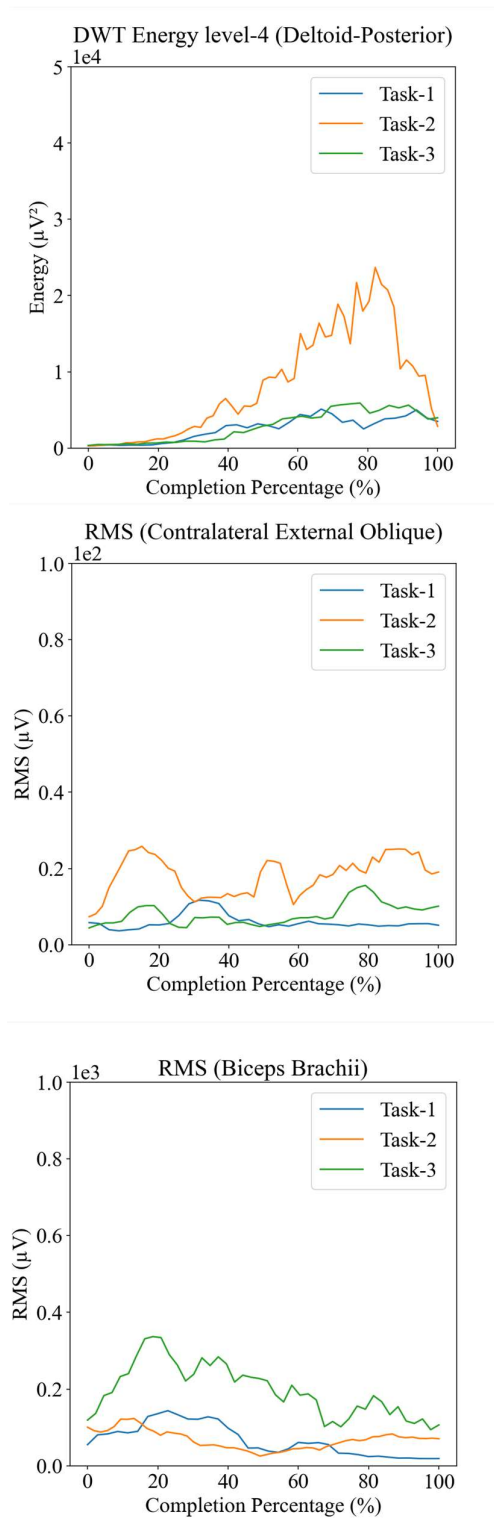


図 3-5 被験者 1 の各種リーチング動作（前上方向）における筋電信号特徴

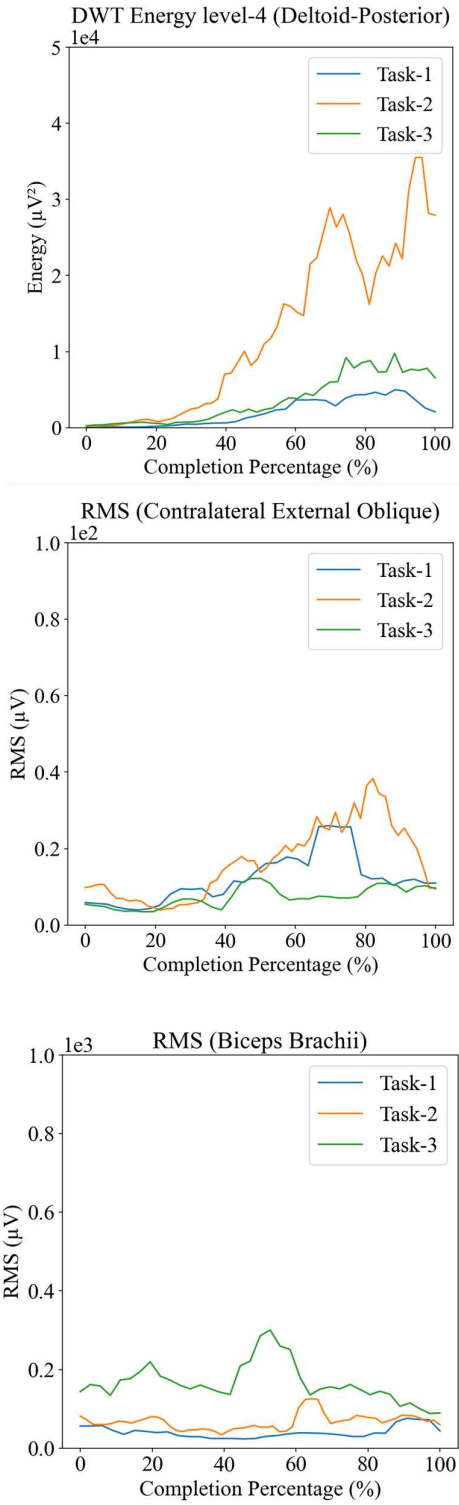


図 3-6 被験者 1 の各種リーチング動作（前左方向）における筋電信号特徴

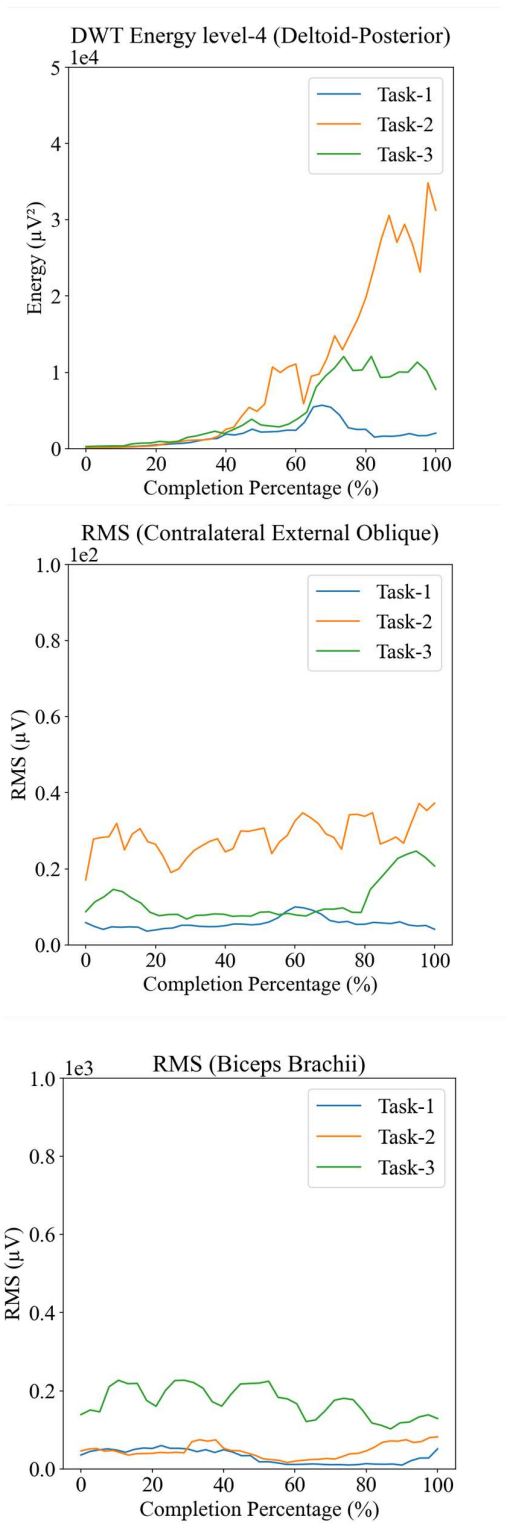


図 3-7 被験者 1 の各種リーチング動作（前右方向）における筋電信号特徴

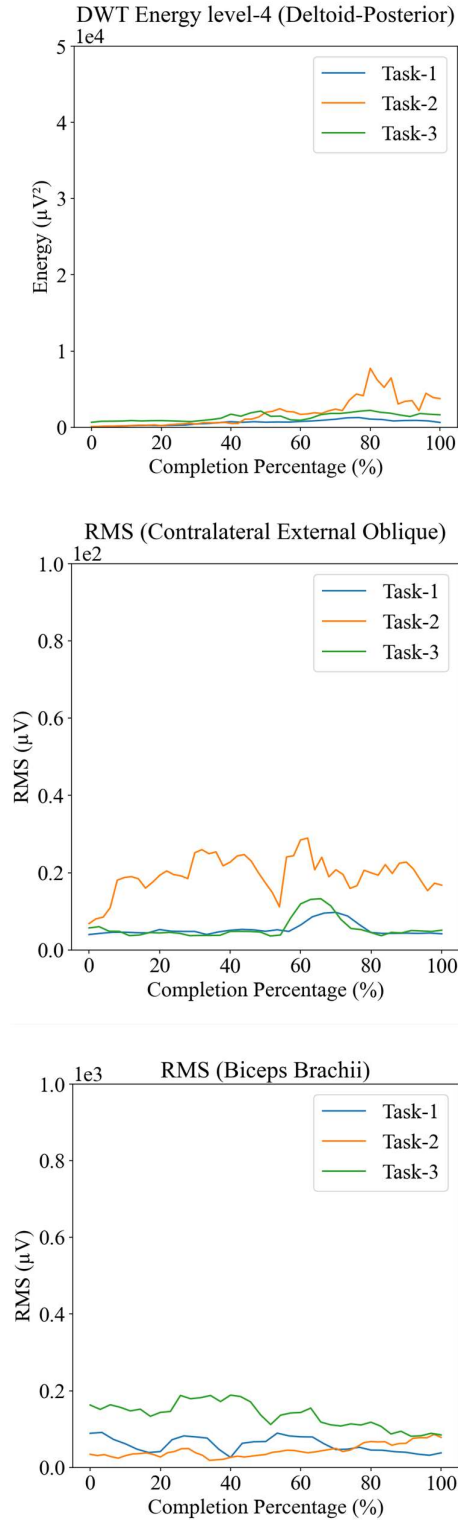


図 3-8 被験者 1 の各種リーチング動作（前下方向）における筋電信号特徴

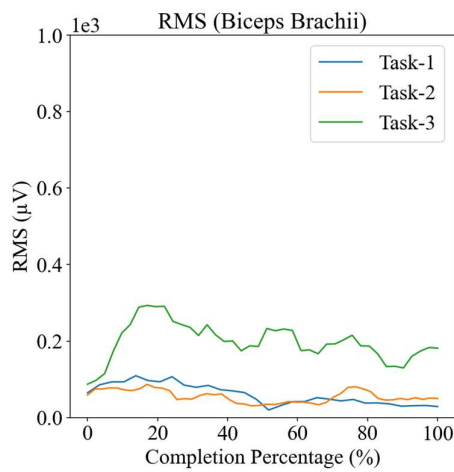
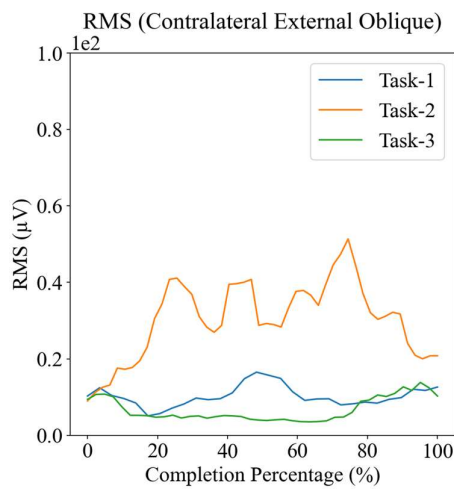
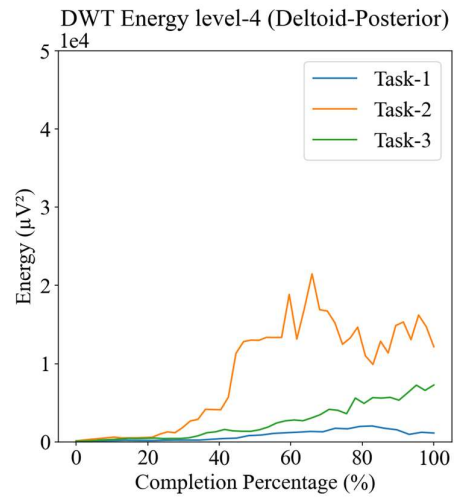


図 3-9 被験者 1 の各種リーチング動作（前方向）における筋電信号特徴

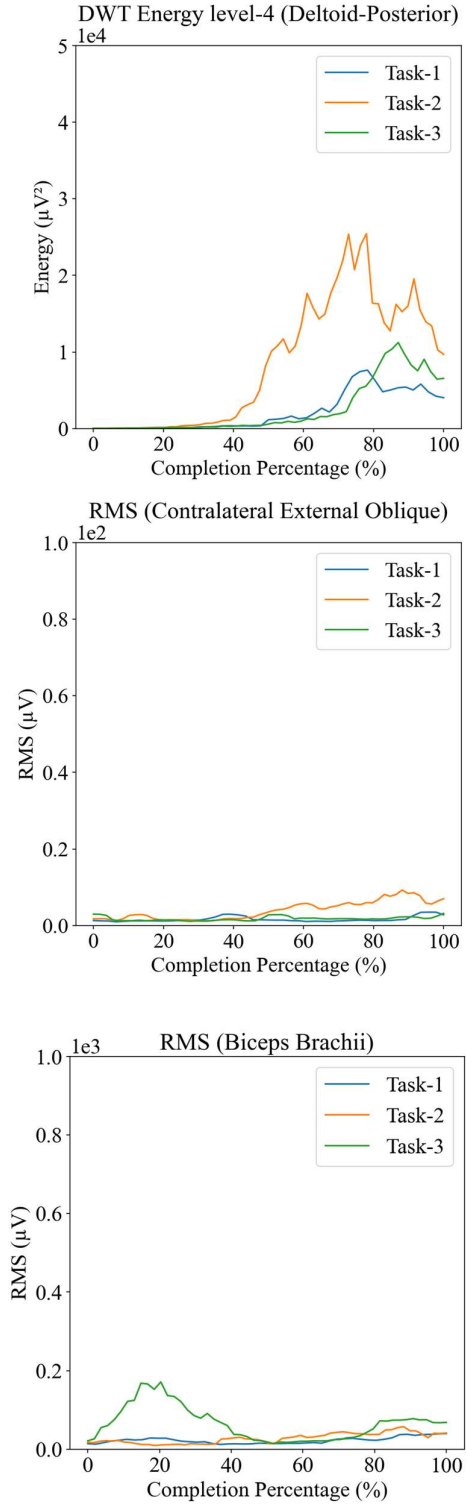


図 3-10 被験者 2 の各種リーチング動作（前上方向）における筋電信号特徴

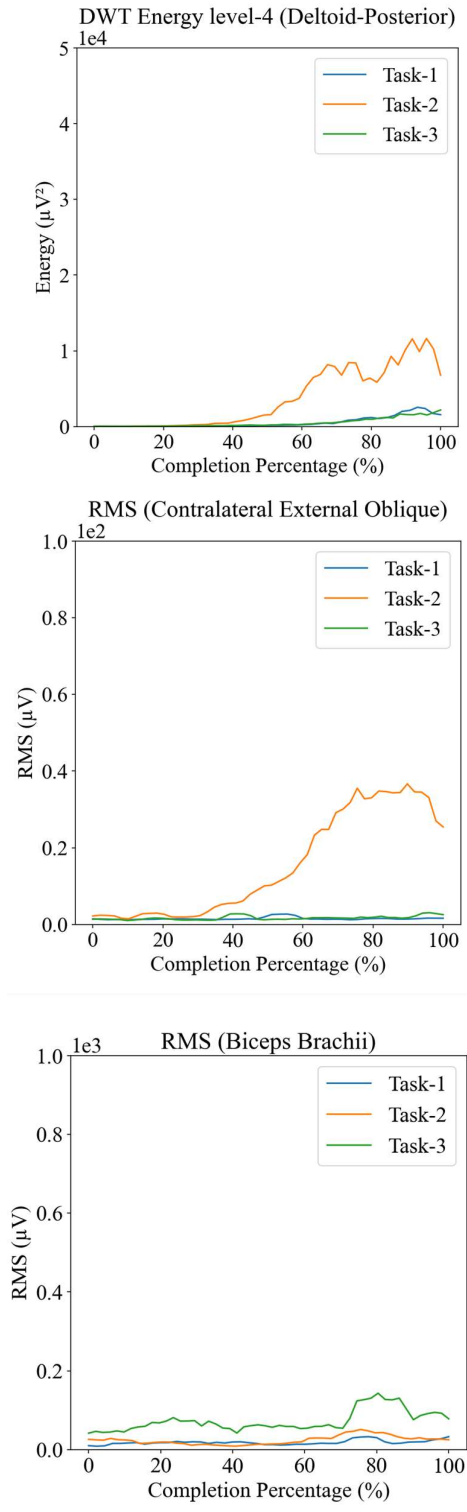


図 3-11 被験者 2 の各種リーチング動作（前左方向）における筋電信号特徴

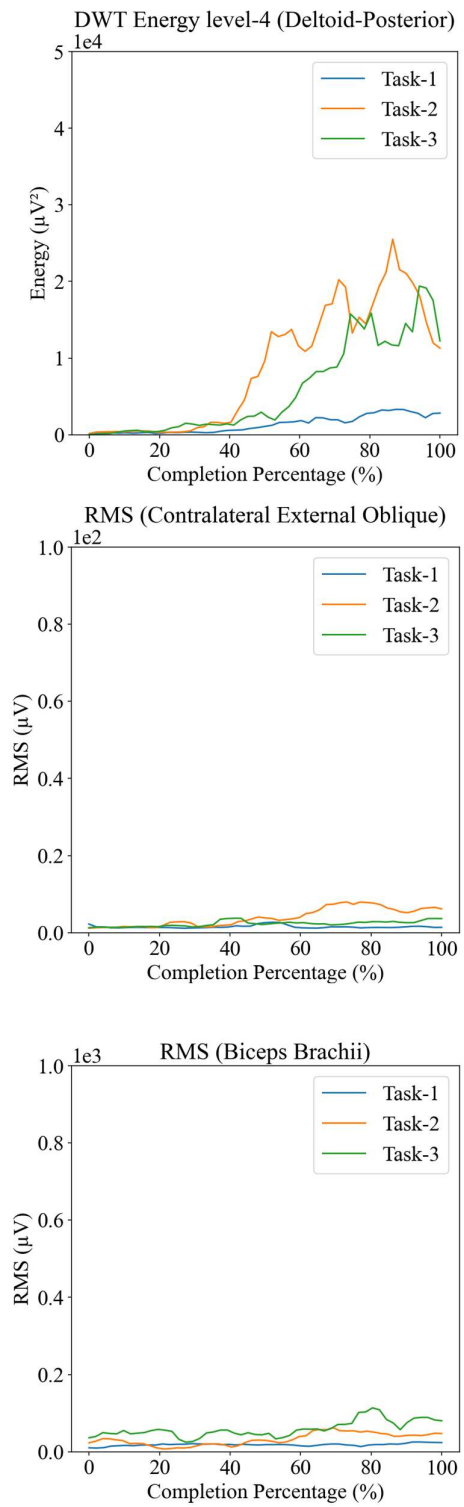


図 3-12 被験者 2 の各種リーチング動作（前右方向）における筋電信号特徴

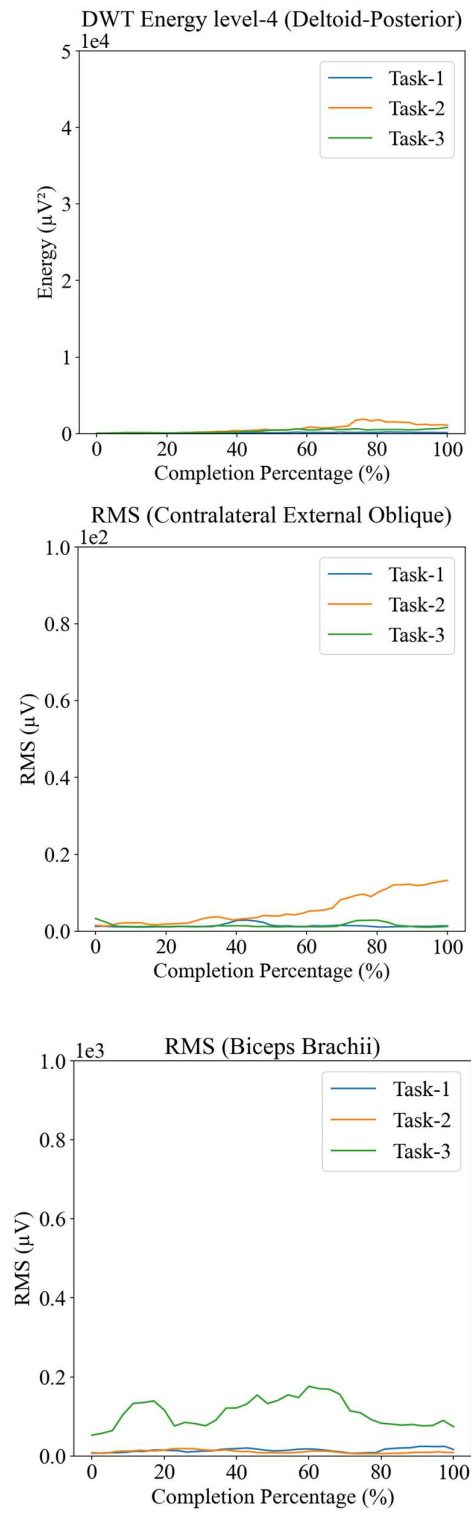


図 3-13 被験者 2 の各種リーチング動作（前下方向）における筋電信号特徴

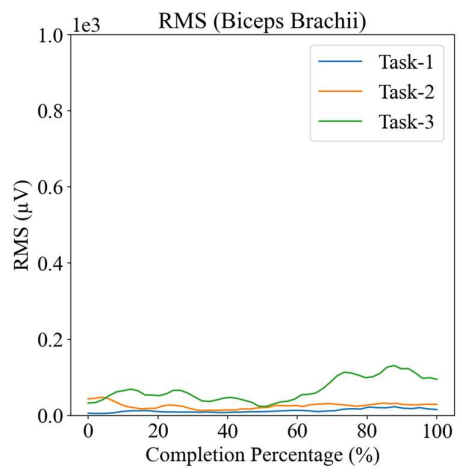
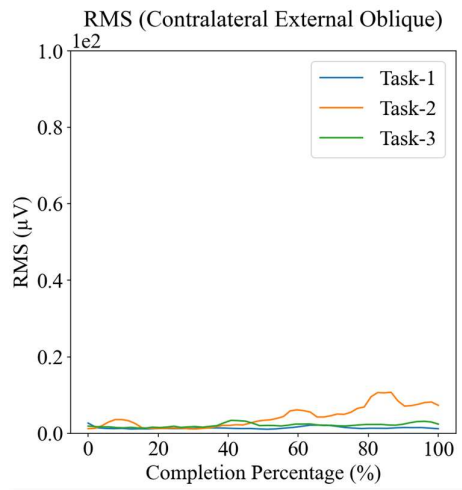
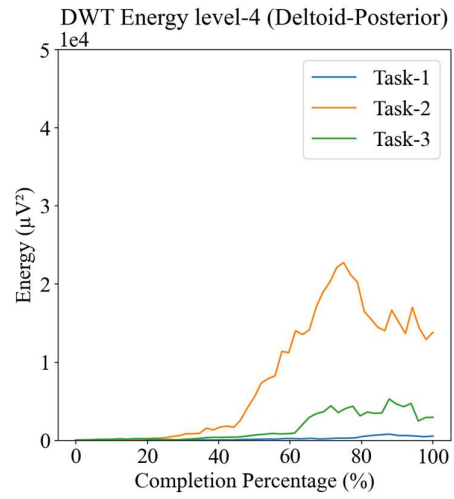


図 3-14 被験者 2 の各種リーチング動作（前方向）における筋電信号特徴

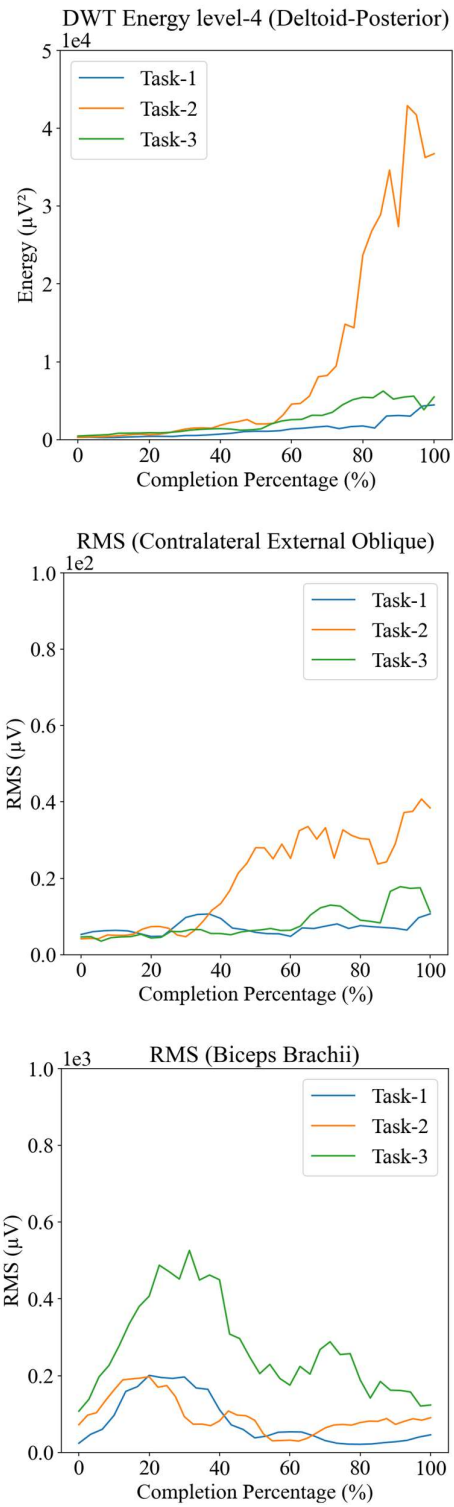


図 3-15 被験者 3 の各種リーチング動作（前上方向）における筋電信号特徴

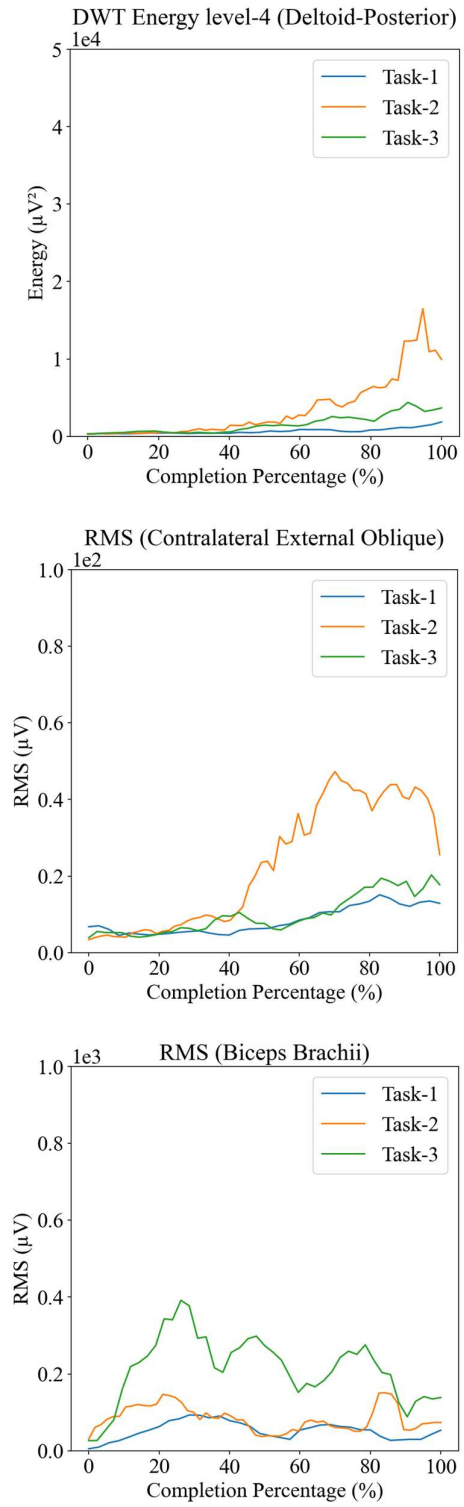


図 3-16 被験者 3 の各種リーチング動作（前左方向）における筋電信号特徴

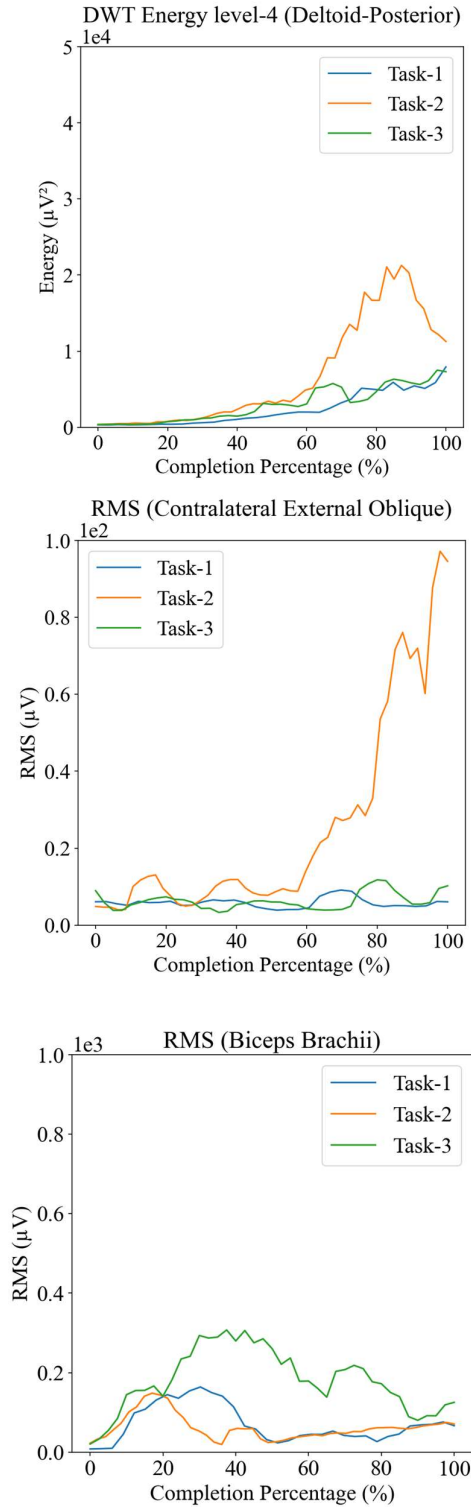


図 3-17 被験者 3 の各種リーチング動作（前右方向）における筋電信号特徴

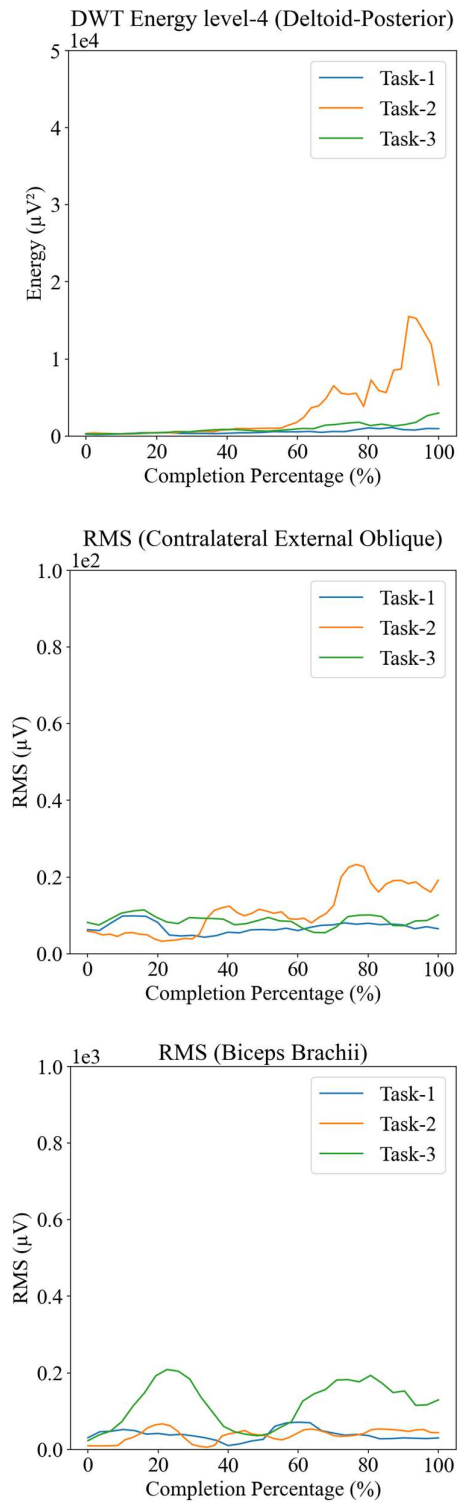


図 3-18 被験者 3 の各種リーチング動作（前下方向）における筋電信号特徴

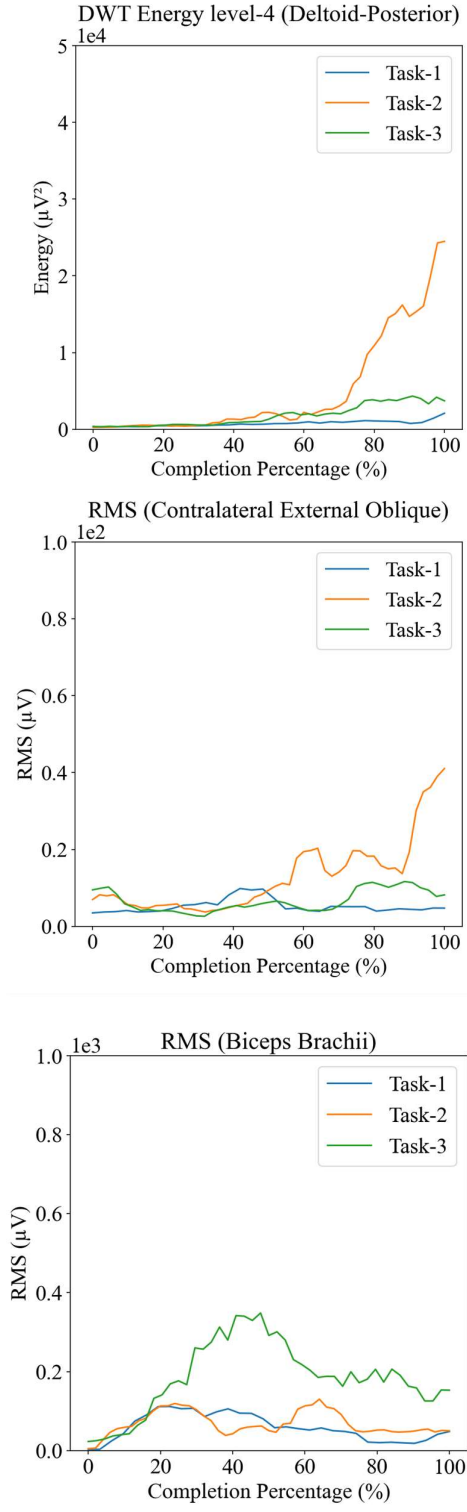


図 3-19 被験者 3 の各種リーチング動作（前方向）における筋電信号特徴

第5節 抽出した筋電特徴量を用いた学習

本研究では、特徴ベースの予測モデルを提案し、EMG 信号から抽出した特徴を活用して、リアルタイムで注目するリーチング動作を識別することを目指した。このモデルの設計は、前述のように、まず各種類の動作を分析することから始まり、それぞれの動作に関連する筋肉として三角筋後部、対側の外腹斜筋、および上腕二頭筋に着目した。リーチング動作計測実験では、各被験者が3種類の動作を5方向で実施する際に、注目した筋肉の筋電信号を計測した。収集したデータには、オーバーラップしたスライディングウィンドウ法を適用して特徴抽出を行い、全ての被験者および動作方向において一貫した特徴パターンが確認された。三角筋後部の DWT から得たレベル 4 の詳細係数のエネルギー、および対側の外腹斜筋と上腕二頭筋の RMS の三つの特徴を用いることで、動作の予測が可能であることが示された。

モデルの性能を高めるために、抽出した特徴量に対して正規化処理を実施した。これらの処理された特徴量は入力として使用され、特徴ベースの予測モデルが構築された。モデル全体の流れは図 3-20 に示されており、生の EMG データの収集から動作種類の判別に至るまでのプロセスが包括的に示されている。さらに、EMG 信号が時系列データであることを考慮し、本研究ではリカレントニューラルネットワーク (RNN) の一種として、長短期記憶 (LSTM) よりもパラメータ数が少なく、過学習のリスクが低減され、学習速度に優れるゲーティッドリカレントユニット (GRU) を選択した。このモデルは、入力層、二つの隠れ層、および分類を目的とした出力層で構成されている。まず、入力層は前処理された特徴データを取得する。その後、それぞれ 64 個のニューロンを持つ二つの GRU 層を採用し、EMG データの時間的な変化傾向を解析する。最後に、モデルは全結合 (Dense) 層を通じて予測を出力する。この層のユニット数はターゲットカテゴリの数に等しく、各カテゴリの確率分布を出力するために softmax 活性化関数を使用する。これにより、モデルは各時間窓の終わりで EMG 信号内の動作に対する確率スコアを割り当てることができ、動作種類の識別を実現する。このモデルは学習率 0.001 で Adam オプティマイザを使用して構築されている。損失関数には、多クラスラベル予測に適したスパースカテゴリカルクロスエントロピーが採用されている。モデルの汎化能力を向上させ、過学習を防ぐために、バリデーションセットの損失を監視し、連続したエポックで改善が見られない場合にトレーニングを停止するアーリーストッピング手法が採用されている。トレーニングが完了すると、モデルは運動中にリアルタイムで収集された EMG 信号を分析する準備が整う。必

要な特徴量の即時計算と前処理を経て、モデルは動作種類を予測する能力を持つ。

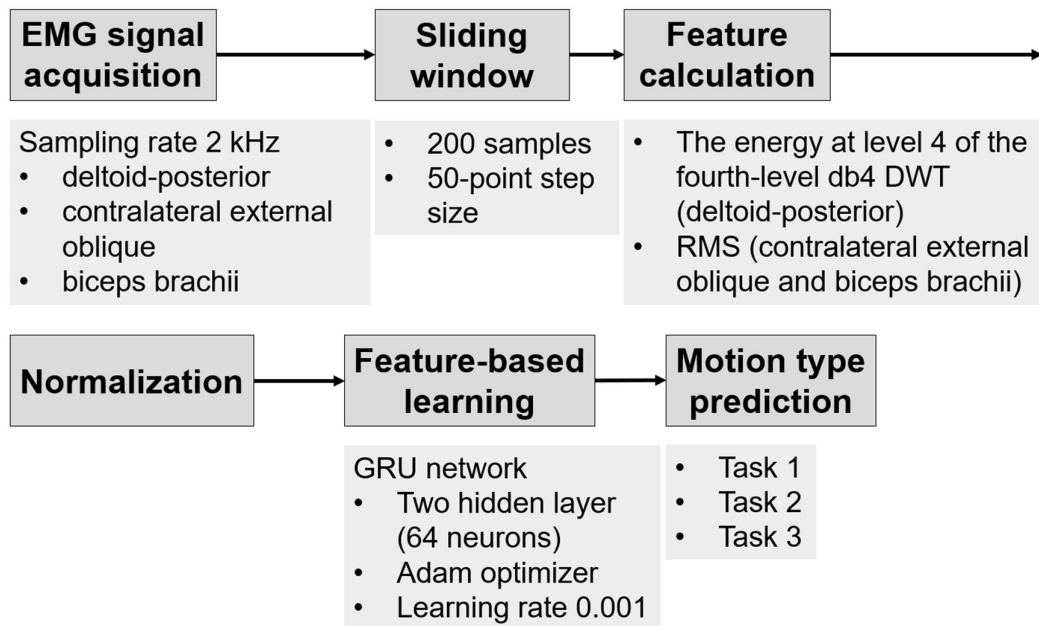


図 3-20 EMG 信号処理および動作分類プロセス

第 6 節 モデルの訓練および予測結果

リーチング動作計測実験で収集した EMG データに基に、提案した予測モデルを訓練した。この実験では、取得したデータを 5 つのセットに分割し、そのうち 3 セットをトレーニング用、1 セットは検証用、残りの 1 セットはテスト用に割り当てた。モデルは最大 5000 エポックで訓練された。また、早期停止メカニズムを導入し、500 エポック以内に性能向上が見られない場合には、訓練を終了するよう設定した。訓練が完了した後、最適なモデルの重みを用いてテストセットの評価を実施した。図 3-21 から図 3-24 はモデルの予測精度を示している。それぞれの図は、動作種類別、被験者別、動作方向別、そして全体の平均予測精度を示している。各図において、縦軸は予測精度、横軸は動作フェーズを表している。

図 3-21 は動作種類ごとの平均予測精度を示している。タスク 1、タスク 2、タスク 3 の 3

種類のタスクについて、それぞれの動作フェーズにおける平均予測精度が表示されている。グラフを見ると、タスク 2（オレンジ線）の予測精度は初期フェーズ（0～20%）では 0.3 以下と低いものの、動作が進むにつれて急激に向上し、動作フェーズ 40%以降では 0.9 以上の安定した高精度を維持している。これは、初期フェーズでは筋電信号のパターンがばらつきやすい一方、動作の進行とともにより明確な筋電信号の特徴が表れ、モデルの学習した特徴と合致しやすくなったためと考えられる。一方、タスク 1（青線）は初期段階で比較的高い精度（約 0.8）を示しているものの、動作フェーズ 20%で一旦低下し、30%で再び上昇して高精度を維持する。その後、動作フェーズ 70%を超えると再び精度が低下していることが確認される。この結果から、初期動作の予測が比較的容易である一方、動作の進行に伴い変化する筋電信号のパターンが一時的に予測モデルに混乱を引き起こした可能性が考えられる。その後、精度が回復し高精度を維持していることから、モデルが動作中盤の安定した筋電信号のパターンを適切に学習できたと推察される。しかし、動作フェーズ 70%以降では再び精度が低下しており、この再低下は動作終盤における速度低下や、動作終了に向けた筋電信号のパターンの複雑化が影響した可能性が示唆される。タスク 3（緑線）は全体を通して予測精度が安定しており、動作フェーズ 10%以降、一貫して約 0.9 以上の高い精度を示している。これは、重りを持つことで動作に一定の一貫性が生じ、モデルがそのパターンを捉えやすくなったためと考えられる。これらの結果から、タスク種類によってモデルの予測精度に差異が生じることが示唆される。

図 3-22 は各被験者の動作フェーズごとの平均予測精度を示している。グラフを見ると、被験者 1（青線）は全体的に高い精度を保っており、特に動作フェーズ 30%～100%では安定して 0.9 以上の精度を示している。一方、被験者 2（オレンジ線）は初期フェーズでは精度が低いものの、動作が進むにつれて精度が向上し、フェーズ 40%以降は安定して 0.9 以上の精度を維持している。被験者 3（緑線）も初期段階では予測精度が低いが、フェーズ 30%以降で急激に改善し、同様にフェーズ 40%以降は 0.9 以上の精度を保っている。ただし、後期フェーズ（80%～100%）では精度が再び低下する傾向が見られる。これらの結果は、各被験者の動作フェーズに応じた予測精度を示しており、特に動作フェーズ 40%～90%において、すべての被験者で予測精度が 0.9 以上を安定して維持していることが確認される。被験者による差は、個々の筋電信号のパターンや動作の特性、身体的特徴などによって生じた可能性が考えられる。被験者 1 が常に高い精度を示した要因としては、リーチング動作を行う際の筋電信号が比較的一貫していて、モデルが学習しやすかったことが挙げられる。被験者 2 と被験者 3 は初期フェーズでのばらつきが大きいものの、動作が定

常化するフェーズ 40%以降では安定した筋電信号のパターンが表出してきたと推測できる。さらに、後期フェーズで精度が再び低下していることは、最終段階の微調整動作にばらつきが生じていること、あるいはリーチの終わりで速度が低下するため筋電信号の変動が大きくなることなどが要因として考えられる。

図 3-23 は動作方向ごとの平均予測精度を示している。それぞれの線は、前上（青色）、前左（オレンジ色）、前右（緑色）、前下（赤色）、および前（紫色）の動作方向に対応している。グラフを見ると、各方向の動作は初期段階で低い予測精度を示しているが、動作フェーズ 40%~80%の間においては、すべての動作方向で予測精度が 0.9 以上を維持している。ただし、フェーズ 50%~70%の間において前上方向の予測精度は一時的に 0.9 を下回る。最終フェーズでは、すべての動作方向で予測精度がわずかに低下する傾向が見られる。動作方向によって予測精度に差が生じる要因としては、各方向での筋電信号のパターンや動作の特徴の違いが影響している可能性が考えられる。特に、前上方向では肩の屈曲や上腕の挙上に関連する筋が強く活動することが特徴であり、これらが動作中盤（50%~70%）における筋電信号のパターンを複雑化させ、一時的な予測精度の低下を引き起こした要因と考えられる。一方、動作フェーズ 40%~80%で高精度が維持されている理由としては、この区間が肩・肘・手首などの連動が最も安定し、運動のリズムが整いやすい期間であることが影響していると推測される。また、最終フェーズで予測精度が低下するのは、動作の完了時における微細な調整が筋電信号のばらつきを増大させることが挙げられる。

図 3-24 はすべての動作種類、動作方向、および被験者を含む全体的な平均予測精度を示している。グラフの結果から、動作フェーズが進行するにつれて予測精度が全体的に向上する傾向が確認される。初期フェーズである 0~10%では予測精度が 0.66 と低いものの、動作の進行に伴い精度が向上し、40%~50%のフェーズで 0.94 に達す。さらに、50%~80%の範囲では 0.98 と最も高い精度を維持している。しかし、フェーズ 90%~100%では予測精度が 0.87 に低下していることがわかる。これらの結果から、動作フェーズの中間部分である 40%~80%、特に 50%~70%のフェーズが最も予測精度の高い区間であることがわかる。この区間は予測において最適な範囲であることを示している。リーチング動作の初期フェーズでは、動作が開始された直後であるため、筋電信号のパターンにばらつきが生じやすく、その結果としてモデルの予測精度が低下しやすいと考えられる。一方で、動作が安定してくる 40%~80%のフェーズでは、腕を伸ばす動作が比較的一定の軌道や速度で進行するため、筋電信号のパターンも安定し、高い予測精度が得られる。このことは、学習モデルが「中間から後半にかけての安定した筋電信号の特徴」を効果的に捉える能力を

有していることを示唆している。

これらの結果により、使用された予測モデルが選定された EMG 信号特徴に基づき、異なるリーチング動作を効果的に認識できることを示している。

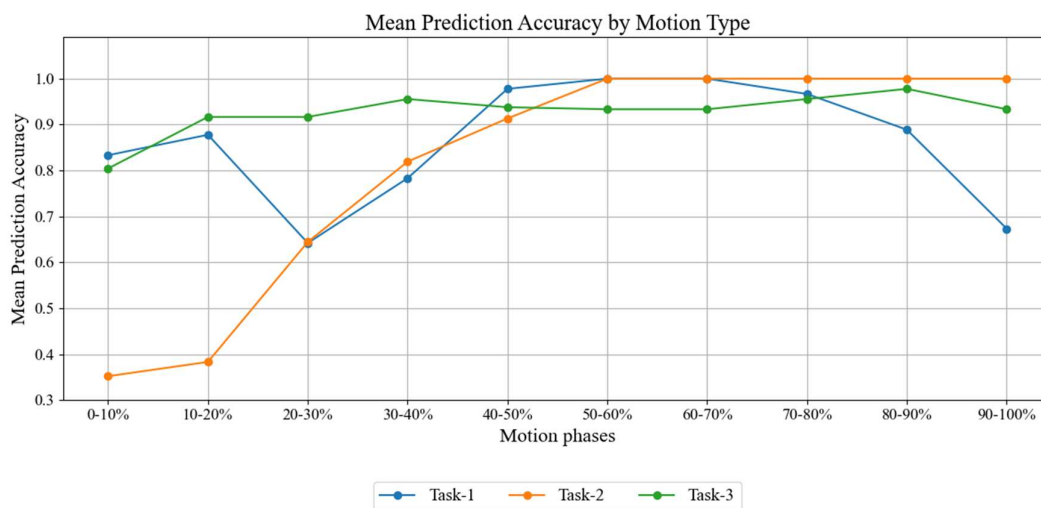


図 3-21 動作種類ごとの平均予測精度

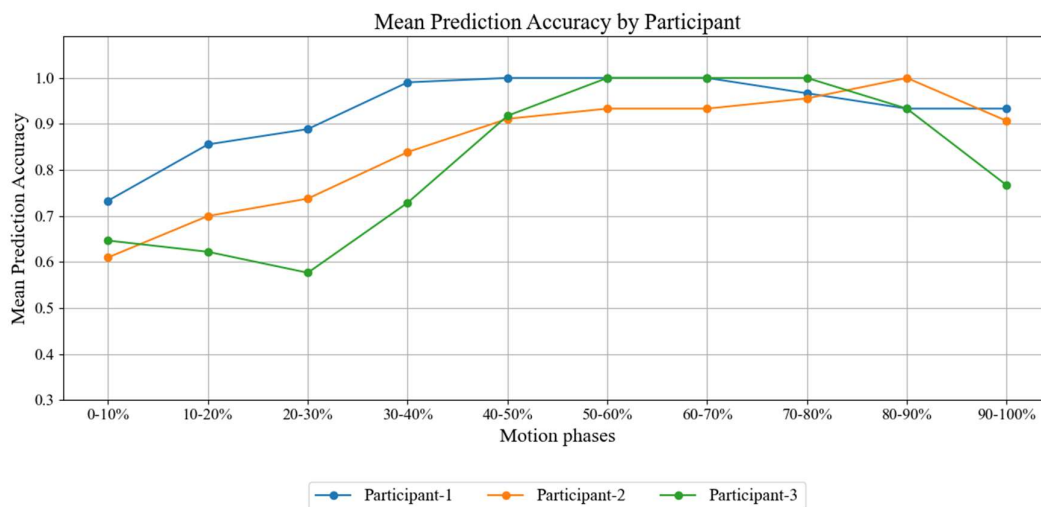


図 3-22 被験者ごとの平均予測精度

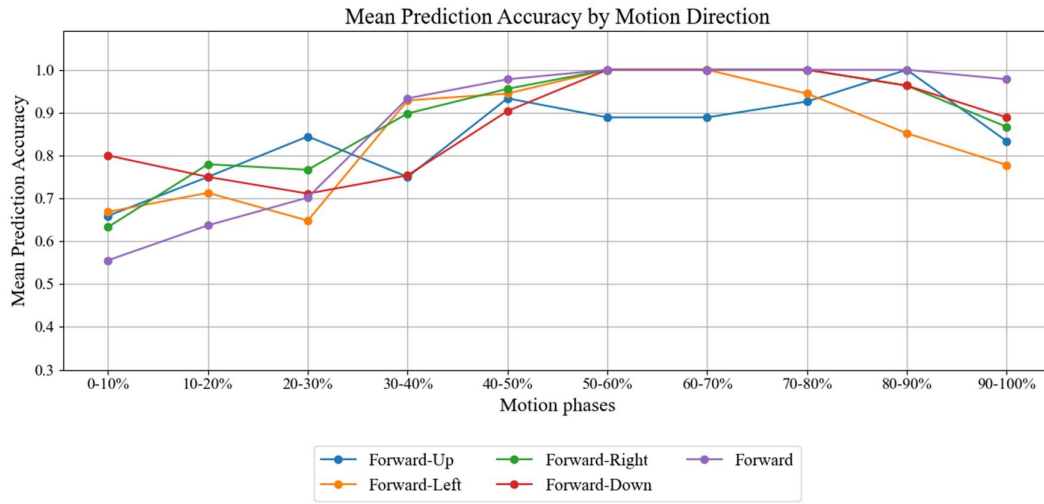


図 3-23 動作方向ごとの平均予測精度

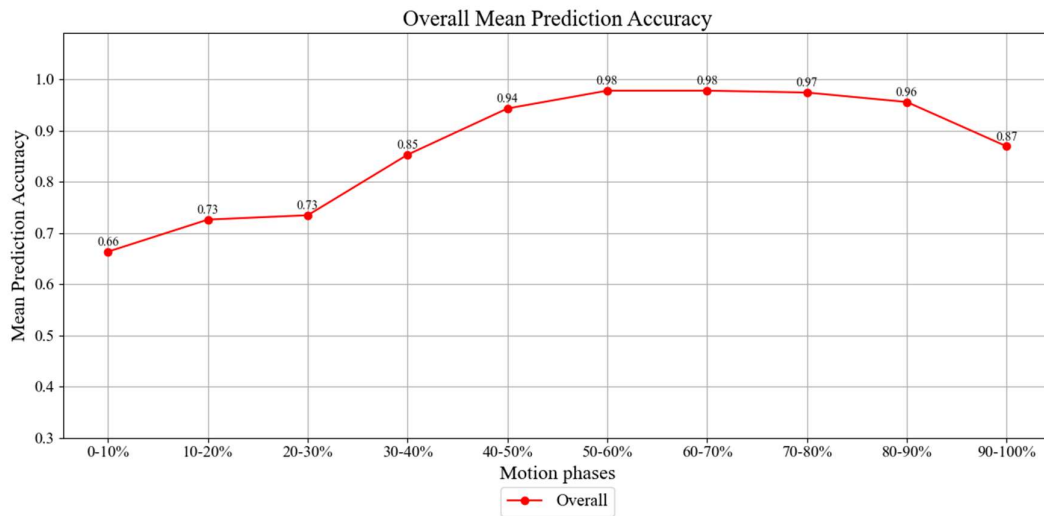


図 3-24 全体の平均予測精度

第7節 結言

本章では、EMGに基づく動作分類手法を提案し、リーチング動作を「目標位置が届く範囲のリーチング動作」と「目標位置が届かない範囲のリーチング動作」に分類することを目的とした。また、「重りを持ちながらのリーチング動作」に着目し、この動作が届かない範囲のリーチング動作に共通する動作特性について補足的に検討を行った。これらの動作における筋電信号の特徴を解析するため、各動作に対して異なる働きを示す三つの筋肉を選定した。複数方向の動作におけるEMG信号を解析した結果、以下の特徴が動作予測に有用であることが明らかになった：三角筋後部のDWTから得たレベル4の詳細係数のエネルギー、および対側の外腹斜筋と上腕二頭筋のRMS。これらの特徴は、すべての動作方向および被験者において、動作の種類との高い関連性を示した。これらの特徴量は予測モデルの入力として利用可能であることを示した。これらの特徴をGRUネットワークを活用した予測モデルに適用することで、実験で扱った五つの運動方向すべてにおいて動作の種類を識別できることを実証した。本手法は、EMG信号のリアルタイム計測と動作種類の即時予測を可能にし、それを基にアシストロボットがユーザーの動作を即時にサポートできる可能性を示している。

第4章 リーチング動作における手先加速度ベクトルの推定

第1節 緒言

動作意図推定においては、動作の種類を判別するだけでは不十分な場合がある。具体的には、動作の種類を正確に識別することに加え、動作中のエンドエフェクター（上肢動作の場合は手先）が発生する加速度や力のベクトルを推定することも重要である。これにより、動作の種類に基づく理解のみならず、手先が外部環境と相互作用する際の力の大きさと方向を把握することが可能となる。これらの情報は、アシストロボットによるユーザーに応じた適切な介入の実現に寄与する。

上肢の運動において、手先の主要な力の形式としては、握力と三次元力の二つが挙げられる[117]-[132]。握力は物を掴んだり、保持したり、操作したりするタスクにおいて不可欠であり、手の動作において一般的な力の形式である[117]-[119]。一方、三次元力は手先が空間内で発生させる力であり、物体や周囲環境に影響を与える。この力は物体に取り付けられたセンサーを通じて測定できるが、測定が難しい場合には予測モデルが極めて重要になる。さまざまなセンサーデータを活用することで、これらの力を効果的に予測できる力の推定に関しては、主に筋活動に由来する信号に依存しており、EMG、FMG (Force Myography) [120]、および筋音図 (MMG) [121]が利用可能である。これらの中でも、EMG が最も広く使用されている。これは、筋収縮が力の発生源であるという前提のもと、筋収縮に関連する信号を測定・解析することで、筋活動に関する洞察を得ることが可能であるためである。さらに、信号処理技術と予測モデルを統合することで、手先における発生する力を正確に推定することが可能となる。単関節運動において、手先で発生する力は主に特定の筋肉や筋群によって生成される。そのため、これらの筋肉から得られ EMG 信号を解析することで、力を推定することが可能である。たとえば、Mobasser らは、肘の屈伸運動中に手首で発生する力を、上腕二頭筋および上腕三頭筋の EMG 信号を用いて推定した[122]。同様に、Harrach らの研究では、上腕二頭筋、上腕筋、および腕橈骨筋という三つの肘屈筋から得られた信号を活用し、手首における力を推定している[123]。対照的に、多自由度の動作における力の推定には、より広範な範囲の EMG 信号を考慮する必要がある。

る。これらの力を生じさせる運動は、より多くの筋肉と複雑な筋シナジーパターンを伴うためである[124]。Wuらは、腕の8チャンネルのEMGデータを基にした握力および三次元の押し引きの力を推定する方法を開発した[117]。一方、Nielsenらは、一方の上肢から記録したEMGの特徴を基に、もう一方の上肢が発生させる力を推定する手法を提案した。この手法では、多自由度の手首における等尺性力を推定するために、ニューラルネットワークを活用している[125]。

しかし、これらの信号のみに依存してエンドエフェクターの三次元カベクトルを予測する場合、骨格や関節の動きとの整合性を欠き、実際の運動や力学に基づいた予測が困難になる可能性がある。人間の動作は神経筋系と骨格系の間の複雑な相互作用を伴うためである。筋骨格モデルが動作中の筋力や関節モーメントを予測する効果は多くの研究で実証されている[126]-[130]。また、近年の研究では、EMG信号と筋骨格モデルを用いてエンドエフェクタの力を予測する試みが行われている。特に、Parkら[131][132]は、Hillモデルに基づいて親指の先端力を推定する技術を開発した。この方法では、筋活動データとモーションキャプチャから得られる筋長データを用いて筋力を算出し、それを親指先端の力にマッピングする。しかし、この方法の適用範囲は主に静止状態での力発揮に限定されている。

このような背景を踏まえ、本研究では、第三章で注目したリーチング動作を対象に、リーチング動作中の手先加速度ベクトルを推定する手法を提案する。本手法では、筋骨格モデルとニューラルネットワークを組み合わせるアプローチを採用している。筋骨格モデルでは、動作特性を考慮して上肢および体幹の主要な関連筋肉を選定し、それらを基に動作に関わる筋骨格モデルを構築した点が特徴である。この手法により、筋電信号および動作情報からユーザーの手先加速度ベクトルを予測できる。提案手法の有効性は、実験的データ収集を通じてモデルの訓練およびテストを実施し、実証されている。

第2節 提案手法

本研究では、筋骨格モデルを活用し、リーチング動作における手先加速度ベクトルを予測するためのニューラルネットワークベースのフレームワークを開発することを目的とする。具体的には、第三章においてリーチング動作に焦点を当て、以下のシナリオに注目した：目標位置が届く範囲でのリーチング動作、目標位置が届かない範囲でのリーチング動作、そして手に物を持ちながら行うリーチング動作である。これらの動作特性を考慮し、上肢および体幹における主要な関連筋群を選定した。次に、これらのリーチング動作に適

応した筋骨格モデルを構築した。このモデルを基に、EMG 信号と逆運動学を用いて手先の位置から算出される関節角度をニューラルネットワークの入力データとして使用する。ニューラルネットワークの重みは教師あり学習によって最適化されており、この提案手法により、リアルタイムで取得した EMG 信号、手先の位置、および訓練済みモデルのパラメータを利用し、手先加速度ベクトルを即座に予測することを可能となる。

第 1 項 筋骨格モデル

これらのリーチング動作において手先加速度ベクトルを推定するための筋骨格モデルを構築するにあたり、各動作時における上肢および体幹の動作関連筋群を検討した。具体的には、前方向への運動を例にとると、目標位置が手の届く範囲にある場合のリーチング動作は、主に肩の屈曲と肘の伸展を含むとされる[111]。そこで、肩関節屈曲に関連する三角筋前部、大胸筋、上腕二頭筋を選定し[133][134]、肘関節伸展の主働筋として上腕三頭筋を選定した[135][136]。一方、目標位置が手の届かない範囲にある場合のリーチング動作では、より多くの関節動作が必要となる。この際、肩の屈曲に加え、体幹の前屈や対側への回旋が生じ、肩の水平外転が同時に行われる [112]。これにより、目標位置が手の届く範囲内にある場合のリーチング動作と比較して、より多くの筋肉が関与することが示唆されている。先行研究において、肩甲上腕関節の水平外転では三角筋後部が重要な役割を果たすことが指摘されており[113]、体幹の回旋においては外腹斜筋が主要な役割を担うと報告されている[114]。しかし、既存の研究によると、前方向への目標位置が届かない範囲へのリーチング動作においては、左右の外腹斜筋の筋活動がほぼ同程度であることが明らかにされている[115]。一方で、側方への動作では、体幹や骨盤が側方に移動するに伴い、対側の外腹斜筋が主に活性化され、腕を下げる際にはその活動が低下する。同側の外腹斜筋も同様のパターンに従うが、対側に比べて活動は著しく低いことが明らかである。したがって、本モデルでは対側の外腹斜筋を選定した。さらに、他の動作方向についても考慮すると、たとえば前上方向への動きでは、前や前下方向と比較してより深い肩の屈曲角度が要求される。この動作では、肩甲骨の上方回旋が生じ、僧帽筋の活動が増加することが報告されている[137]。前左方向への動作では、肩関節に水平内転または内転が加わる。この際、肩関節の水平内転角度が増加すると三角筋前部や大胸筋の活動が増加し[138]、肩関節の内転角度が増加すると広背筋の活動が増加する[139]。一方、前右方向への動作では、肩関節に水平外転または外転が加わり、三角筋後部の活動が増加することが確認されている[113][140]。以上の分析に基づき、モデルに含まれる筋肉を表 4-1 に示し、その付着部位を図 4-1 に示

す.

提案された筋骨格モデルは三次元的であり，リーチング動作をシミュレーションするよう設計されている．このモデルは体幹および上肢の動作を表現し，合計 5 自由度 (DOFs) を備えている．体幹では前後の屈曲および左右への回旋が可能であり，肩関節には屈曲と伸展，外転と内転の二つの自由度が設定されている．さらに，肘関節の屈曲と伸展も含まれている (図 4-2 参照)．グローバル座標系の軸は，前後方向を示す x 軸，左右方向を示す y 軸，上下方向を示す z 軸として定義されている．さらに，筋骨格モデルのセグメント質量，長さは各参加者の身長と体重に基づいて個別に調整されている．

表 4-1 各 EMG チャンネルに対応する筋肉

EMG Channel	Muscle
1	Deltoid-anterior
2	Deltoid-posterior
3	Trapezius
4	Pectoralis major
5	Triceps brachii
6	Biceps brachii
7	Latissimus dorsi
8	External oblique (Opposite side)

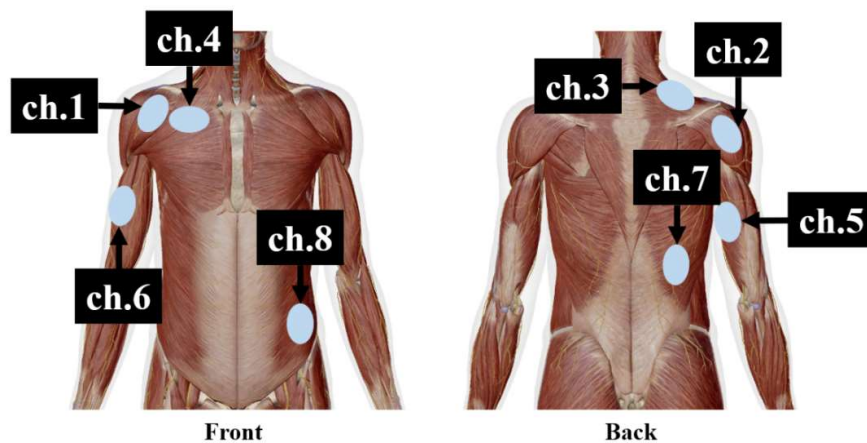


図 4-1 筋電信号を計測する対象筋肉 [105]

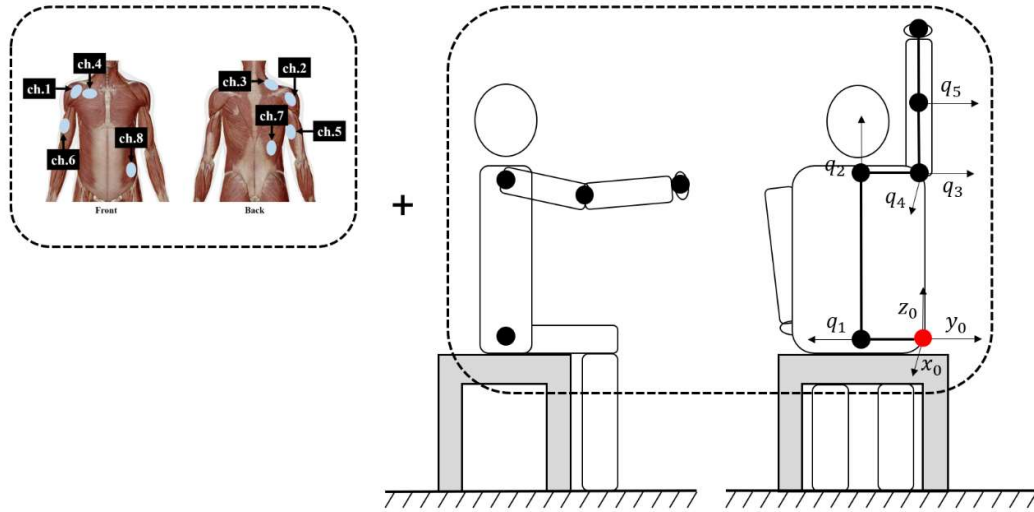


図 4-2 提案する筋骨格モデル[105]

第 2 項 ニューラルネットワークと組み合わせ

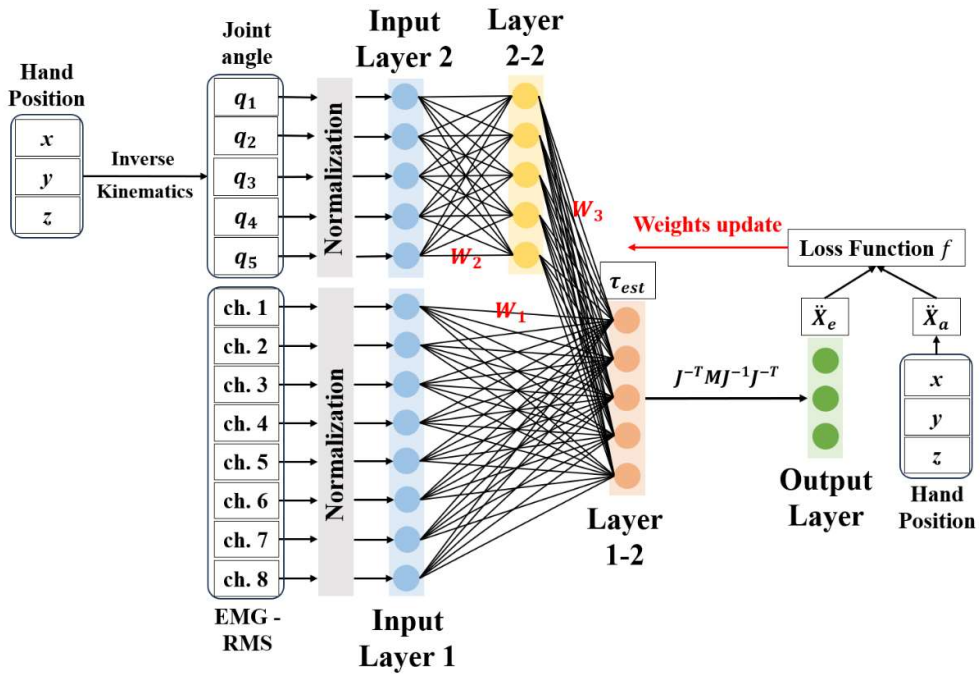


図 4-3 筋骨格モデルとニューラルネットワークを組み合わせた構造

本研究では、リーチング動作に関する筋骨格モデルを構築した上で、手先の加速度ベクトルを推定するためにニューラルネットワークを統合したモデルを設計した（図 4-3 を参照）。提案モデルでは、逆運動学を用いて動作中の手先位置から算出される関節角度と、選定した 8 チャンネルの筋肉から取得した EMG 信号を入力として、それらを統合して手先の加速度ベクトルを予測する。生の EMG 信号は直接ニューラルネットワークで解析するには適さないため、信号から適切な特徴量を抽出するプロセスが必要である。特に、筋収縮の強度を示す指標として EMG 信号の実効値（RMS）が重要であり、信号の振幅変動を効果的に反映する。本モデルでは、逆運動学を用いて手先位置から算出した関節角度 q と EMG-RMS 信号をそれぞれ二つの入力層に与える。ここで、 $ch.i$ はチャンネル i における EMG 信号の RMS 値を示す。入力データは正規化した上で、次の処理に適用する。

$$RMS = \begin{bmatrix} ch.1 \\ ch.2 \\ ch.3 \\ ch.4 \\ ch.5 \\ ch.6 \\ ch.7 \\ ch.8 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$$q = \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \\ q_5 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

提案モデルの構造は、二つの入力層（EMG 信号と関節角度）と、それらを統合する中間層、そして出力層から構成されている。中間層 Layer 1-2 では、EMG の RMS 値と関節角度 q を入力とし、これらから特徴量を抽出して統合することで、予測関節トルク τ_{est} を計算する。この処理は以下の式で表される：

$$\tau_{est} = w_1 \cdot RMS + w_3 \cdot f_a(w_2 \cdot q) \quad (4.3)$$

まず、関節角度 q に関する処理は、中間層 Layer 2-2 で行われる。この層では、関節角度 q に重み行列 w_2 を適用し、活性化関数 f_a を通じて特徴量 $f_a(w_2 \cdot q)$ を抽出する。この特徴量は関節角度情報の特性を表し、後続の Layer 1-2 に渡される。次に、Layer 1-2 では、EMG の RMS 値から抽出された特徴量 $w_1 \cdot RMS$ と Layer 2-2 の出力である $f_a(w_2 \cdot q)$ を統合する。この処理では、 $f_a(w_2 \cdot q)$ に重み行列 w_3 を適用し、それを RMS 特徴量と加算する

ことで、予測関節トルク τ_{est} が得られる。筋骨格モデルでは、関節トルクが手先に発生する力とも関連していることは既に知られており、その関係は以下の式で表される：

$$F_{est} = J^{-T} \tau_{est} \quad (4.4)$$

ここで、 F_{est} は手先の力を表し、関節トルクとヤコビ行列 J を用いて算出される。また、手先の加速度と力の間には次の関係が成り立つ：

$$\ddot{X}_e = M_{ee}^{-1} F_{est} \quad (4.5)$$

ここで、 \ddot{X}_e は手先の加速度、 M_{ee} は手先作業空間の等価質量行列を表す。さらに、等価質量行列 M_{ee} と質量行列 M の間には以下の関係が存在する：

$$M_{ee}^{-1} = J^{-T} M J^{-1} \quad (4.6)$$

したがって、ニューラルネットワークモデルの出力層は次のように表される：

$$\ddot{X}_e = J^{-T} M J^{-1} J^{-T} \tau_{est} \quad (4.7)$$

$$\ddot{X}_e = J^{-T} M J^{-1} J^{-T} (w_1 \cdot RMS + w_3 \cdot f_a(w_2 \cdot q)) \quad (4.8)$$

ここで、ニューラルネットワークの出力層では、関節トルク τ_{est} を基づき、変換行列 $J^{-T} M J^{-1} J^{-T}$ を用いて手先の加速度 \ddot{X}_e が計算する。この方法では、Layer1-2 と出力層の間に動力学的関係に基づく計算手法を採用している。具体的には、関節トルク、エンドエフェクタの力、加速度の間に存在する動力学的関係をモデル内で活用することで、出力結果の物理的妥当性を保証している。この設計によってモデルの解釈性が向上するとともに、未知の動作範囲においても合理的な結果を提供できる可能性が高まり、汎化性能が強化されている。モデルの出力は、軌道情報から算出された手先の実際の加速度ベクトル \ddot{X}_a と比較され、損失関数 f に基づいて誤差を最小化するように学習される。

第3節 リーチング動作計測実験によるデータ収集

この実験では、3名の被験者（男性1名、女性2名、平均年齢28.5歳±1.5歳、右利き）を対象に実施した。被験者の年齢、身長、体重、利き手および性別の詳細は表4-1に示す。

なお、この実験は九州大学大学院工学研究院の倫理委員会に申請し、認可を得たプロトコルに基づくものである。各被験者には、動作を行う側の三角筋前部、三角筋後部、僧帽筋、大胸筋、上腕三頭筋、上腕二頭筋、および広背筋、さらに対側の外腹斜筋にワイヤレス EMG センサー (EM-U810BF, Ultium) を配置し、図 4-1 に示された位置に基づいて筋電信号が記録した。筋電信号の計測中、ユーザーの手先の動作軌跡はモーショントラッカー (V120 Duo, OptiTrack) を用いて同時に追跡され、EMG 信号とモーショントラッキングデータの同期が確保された。この実験において、被験者は右側の上肢を使用し、椅子に座った姿勢で各種のリーチング動作を行った。具体的には、実際の目標物は設置せず、手が届く範囲でのリーチング動作 [タスク 1]、届かない範囲でのリーチング動作 [タスク 2]、および手に 2kg の重りを持ちながら行うリーチング動作 [タスク 3] を実施した。それぞれの試行は、被験者が手を太ももの上に自然に置いた状態を初期姿勢として開始された。各タスクは、手を「前」、および約 45 度傾けた斜め上方向の「前上」、斜め左方向の「前左」、斜め右方向の「前右」、および斜め下方向の「前下」の 5 つの方向に沿って実施された。必要なデータ量を得るために、各方向でそれぞれ 5 回ずつ行った。したがって、各被験者は 3 種類のタスクを 5 方向に対して各 5 回、合計 75 回の試行を実施した。試行間には 10 秒間の休息時間が設けた。EMG 信号は 2kHz のサンプリングレートで記録され、モーショントラッキングデータは毎秒 120 フレーム (fps) で取得した。

表 4-2 被験者の詳細

Participant	Age	Weight (kg)	Height (cm)	Hand dominance	Sex
1	29	50	160	Right	Female
2	29	71	174	Right	Male
3	31	50	165	Right	Female

第 4 節 モデルの訓練および予測結果

本研究では、被験者ごと・動作種類ごと (計 9 パターン) にモデルを個別に学習させた。具体的には、各被験者の各動作種類において、5 つの方向 × 4 回繰り返しのデータをトレーニング用に使用し、残りの 5 つの方向 × 1 回繰り返しのデータをテスト用に使用している。モデルは Adam オプティマイザを使用してコンパイルされ、学習率は 0.0005 に設定した。合計 20 万エポックのトレーニングを計画した。中間層 Layer 2-2 では、活性化関数 f_a として

tanh を使用した。

図 4-4 から図 4-18 は、それぞれ被験者 1、被験者 2、被験者 3 の各種類のリーチング動作における加速度ベクトルの予測結果を示している。図 4-4 から図 4-8 は被験者 1、図 4-9 から図 4-13 は被験者 2、図 4-14 から図 4-18 は被験者 3 に対応しており、前上、前左、前右、前下、前方向のリーチング動作ごとに結果が示されている。本研究では、訓練済みモデルを用いてユーザーの手先加速度の予測結果の二乗平均平方根誤差 (RMSE) 分布を分析した。被験者 1、被験者 2、被験者 3 の 3 名について、 x 軸 (前後方向)・ y 軸 (左右方向)・ z 軸 (上下方向) ごとの RMSE を箱ひげ図で示した結果を図 4-19、図 4-20、図 4-21 に示す。これらの図から、3 名の被験者それぞれにおける x 、 y 、 z 軸上の予測誤差 (RMSE) 分布は、全体的にある程度の共通点が見られる一方、個人差も存在することがわかる。まず、被験者 1 (図 4-19) をみると、 x 軸の中央値は約 0.5 m/s^2 で、平均値とほぼ一致している。四分位範囲が狭く、データ分布が比較的安定していると考えられる。一方、 y 軸の中央値は約 0.4 m/s^2 と、 x 軸よりも若干小さいが、一部の予測に外れ値が見られる点が特徴的である。さらに、 z 軸の中央値は約 0.8 m/s^2 と他の軸より高く、最大値は約 1.5 m/s^2 に達することから、分散が大きいことがわかる。被験者 1 の場合は特に z 軸方向の予測誤差が大きく、ばらつきも顕著であると言える。次に、被験者 2 (図 4-20) は、 x 軸の中央値が約 0.4 m/s^2 で、平均値もこれに近く、四分位範囲も狭いため、分布の安定性が高いことが示唆される。 y 軸の中央値は約 0.3 m/s^2 で、 x 軸より四分位範囲は広がっているものの、極端な外れ値は確認されず、分布は比較的一様である。 z 軸の中央値は約 0.6 m/s^2 と、 x 軸・ y 軸よりやや高い値を示しており、ばらつきも若干見られるが、大きな外れ値は存在しない。これらの結果から、被験者 2 においては x 軸がもっとも安定した予測精度を示している。続いて、被験者 3 (図 4-21) の場合、 x 軸の中央値は約 0.5 m/s^2 で平均値も近似しており、外れ値や大きなばらつきがみられないことから、安定した予測性能が確認された。 y 軸の中央値は約 0.4 m/s^2 で、平均値は中央値よりやや高い位置にある。四分位範囲はやや広めだが、外れ値は確認されず、データ分布に大きな偏りは見られない。一方、 z 軸の中央値は約 0.8 m/s^2 で、平均値は中央値よりやや下に位置している。四分位範囲は x 軸と同程度で、外れ値は見られないものの、誤差値そのものは x 軸や y 軸と比べてやや高めである。3 名の被験者を総合的に比較すると、 x 軸の RMSE は全体的に他の軸と比べて小さく、分布範囲も狭いことが多い。特に被験者 2 では x 軸の RMSE が際立って安定しており、高い予測精度を示唆している。一方、 z 軸の予測誤差は 3 名とも相対的に大きめで、分布範囲が広がる傾向が見られる。とりわけ被験者 1 は、 z 軸で最大値が高く、分散も大きい点が特

徴的である。y 軸は x 軸と z 軸の中間的な分布を示すことが多いが、被験者 1 では外れ値が確認され、被験者 3 でも比較的大きなばらつきが観察されるなど、個体差による影響が示唆される。これらの結果から、モデルは全体的に x 軸の加速度を比較的安定して予測できることが示された。一方、y 軸の予測には外れ値が存在するものの、全体的な予測精度において、RMSE の中央値は x 軸より小さい一方で、RMSE の四分位範囲は x 軸より大きいことが確認された。また、z 軸の予測では RMSE が大きくなりやすいことが明らかとなった。z 軸における RMSE が増大する要因としては、筋電信号や動作パターンのばらつきによるデータ分布の不均衡が影響を及ぼしている可能性が考えられる。

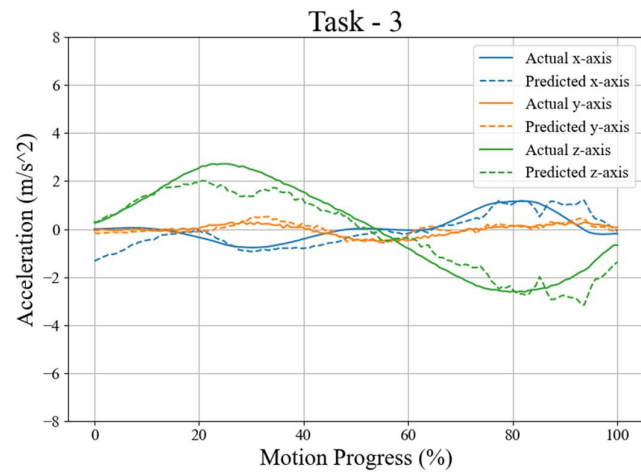
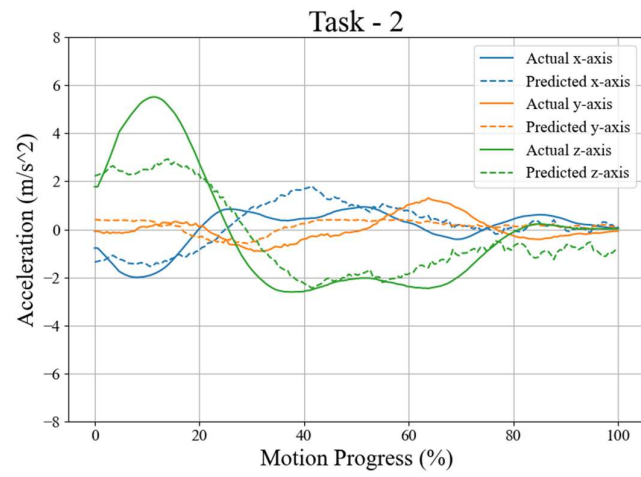
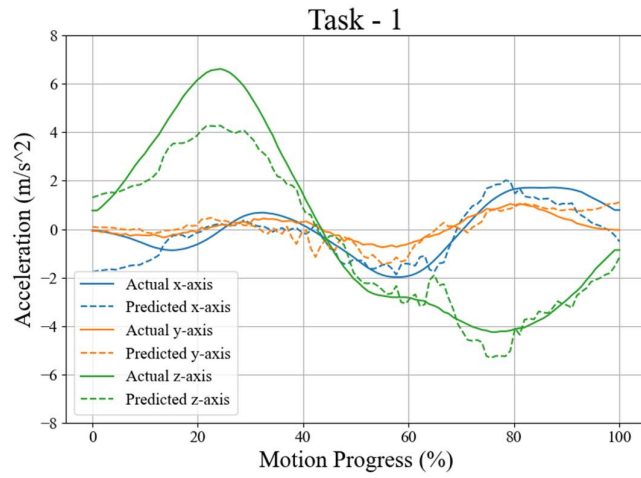


図 4-4 被験者 1 の各種リーチング動作（前上方向）の加速度ベクトル予測結果

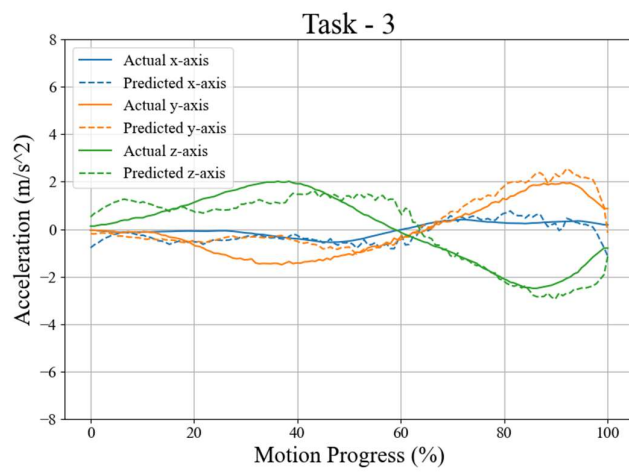
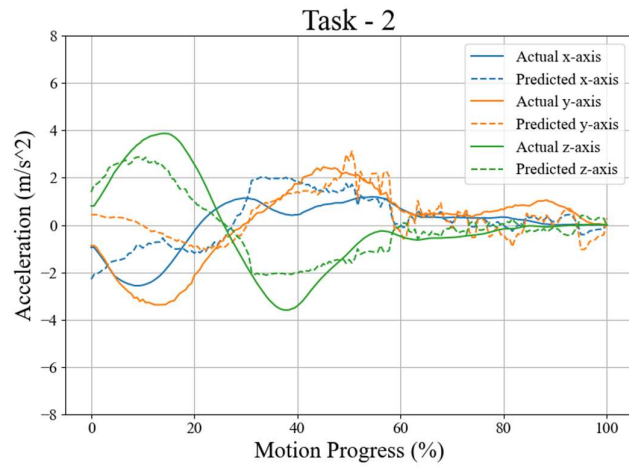
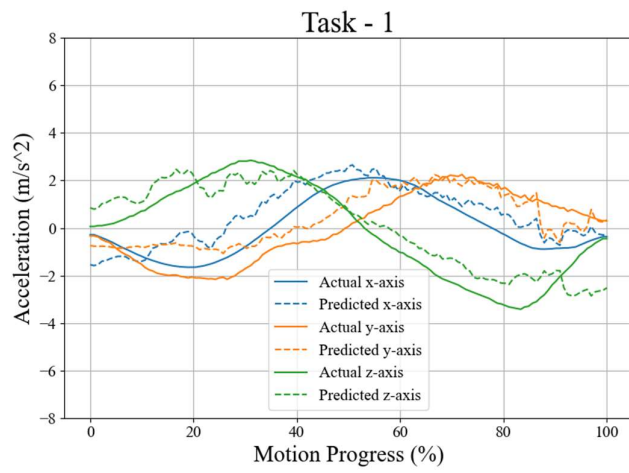


図 4-5 被験者 1 の各種リーチング動作（前左方向）の加速度ベクトル予測結果

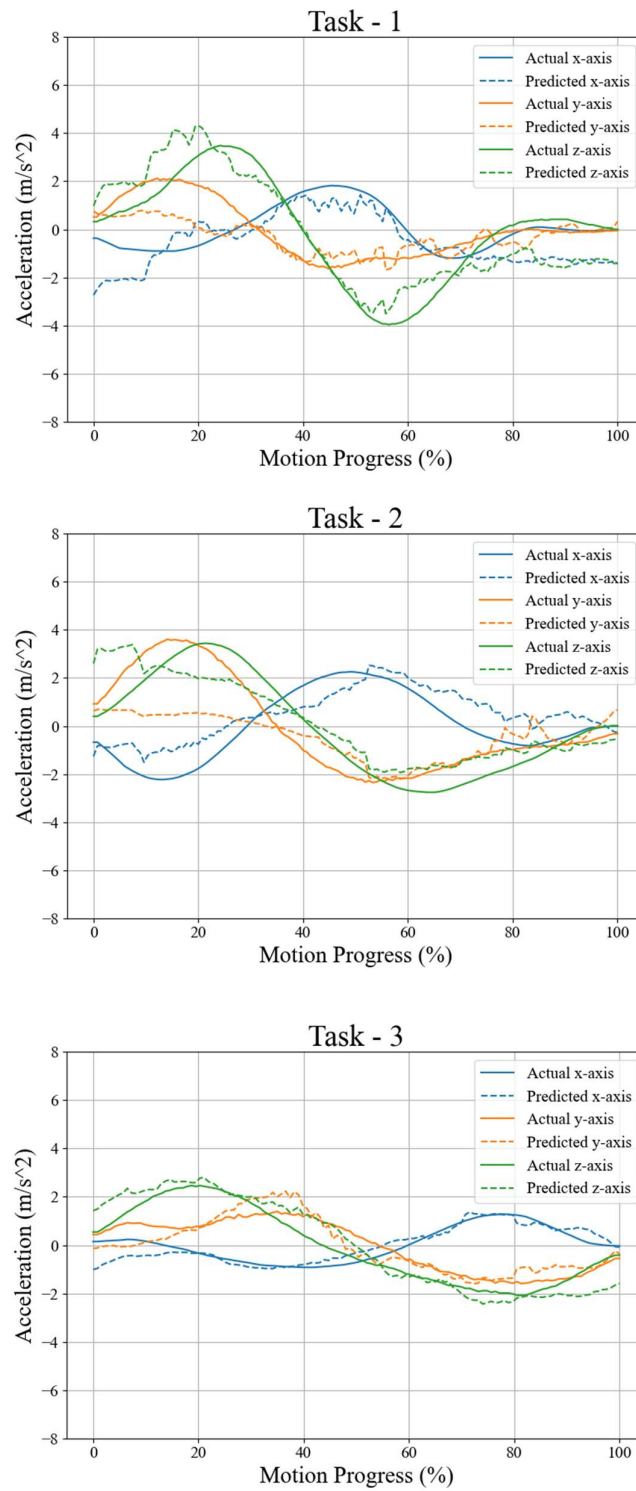


図 4-6 被験者 1 の各種リーチング動作（前右方向）の加速度ベクトル予測結果

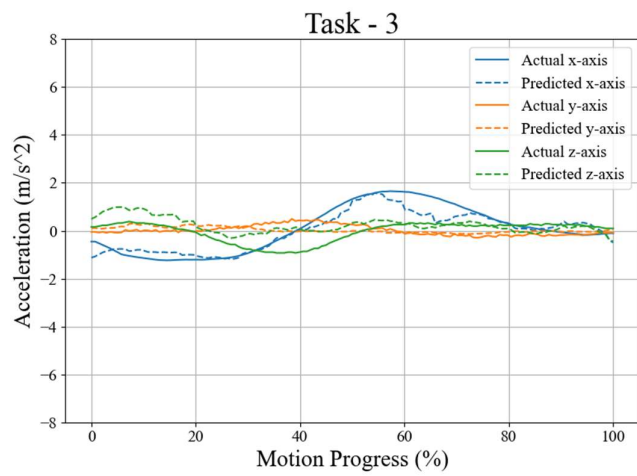
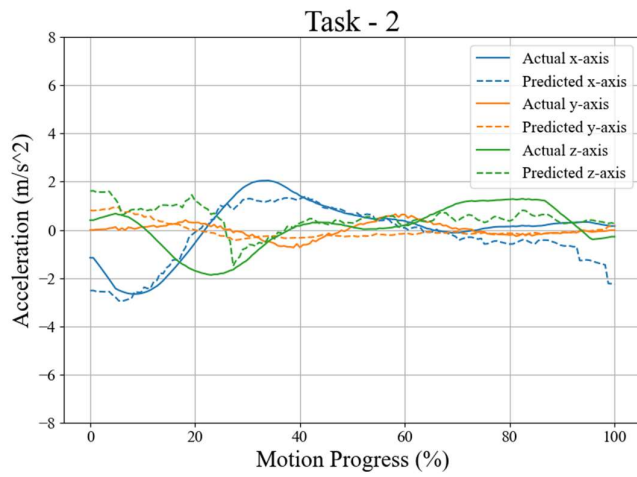
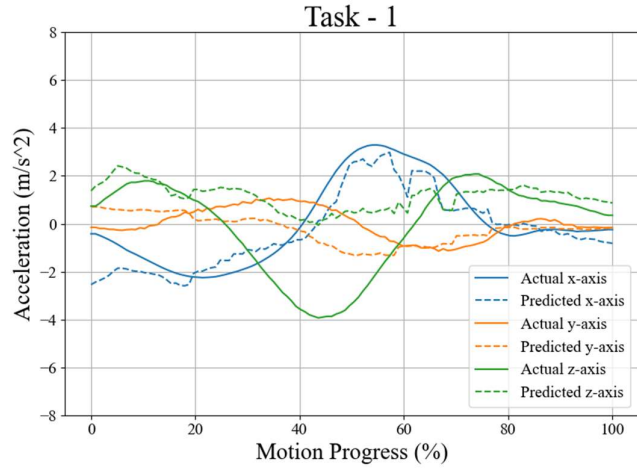


図 4-7 被験者 1 の各種リーチング動作（前下方向）の加速度ベクトル予測結果

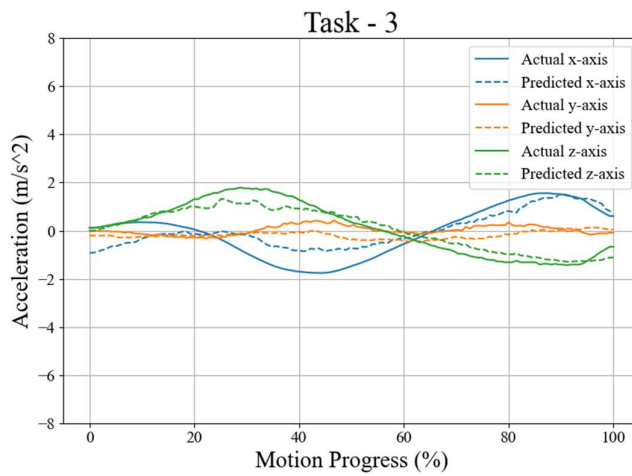
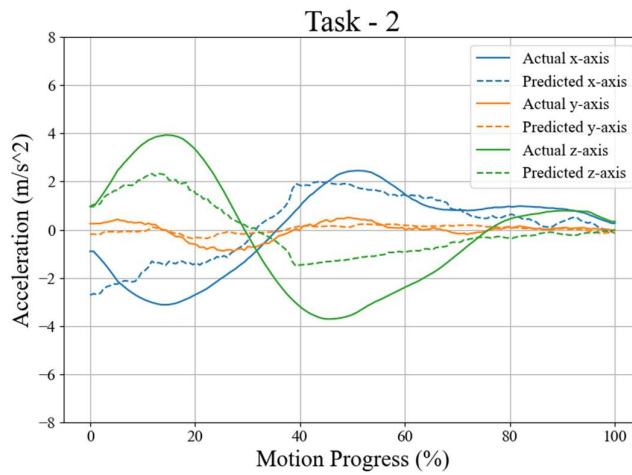
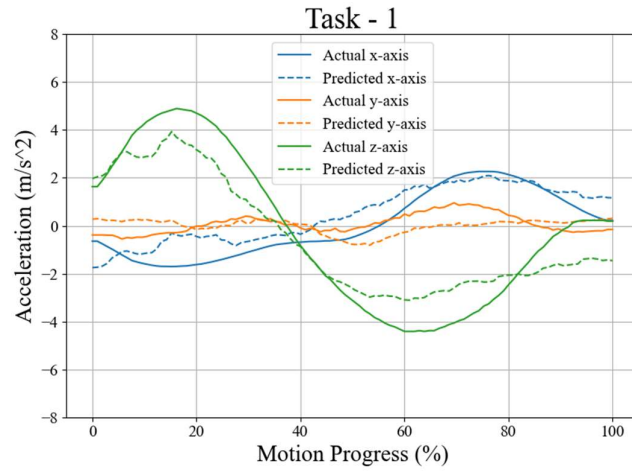


図 4-8 被験者 1 の各種リーチング動作（前方向）の加速度ベクトル予測結果

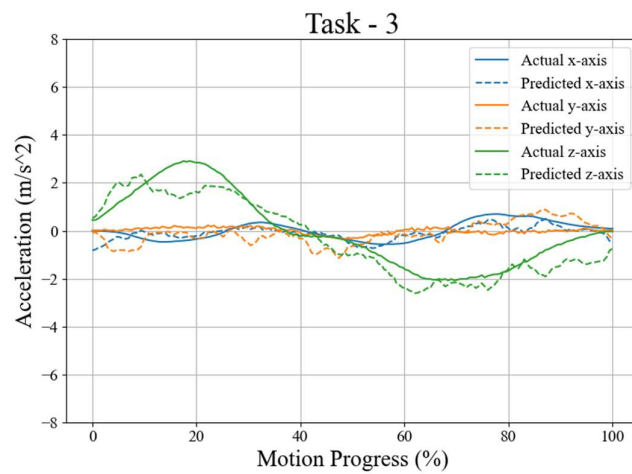
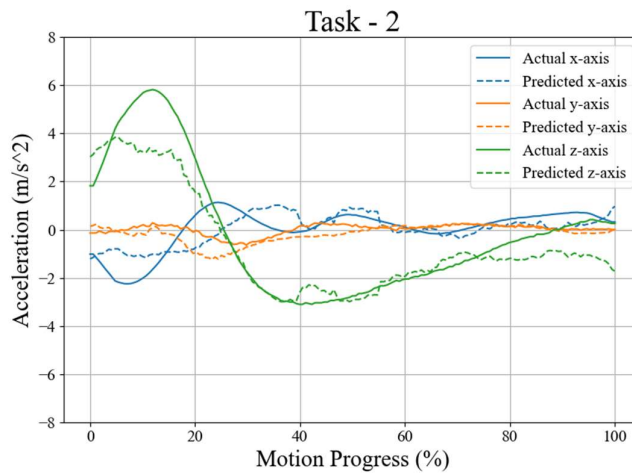
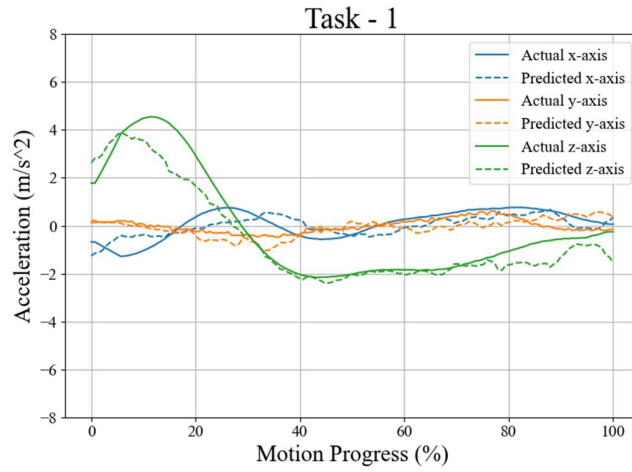


図 4-9 被験者 2 の各種リーチング動作（前上方向）の加速度ベクトル予測結果

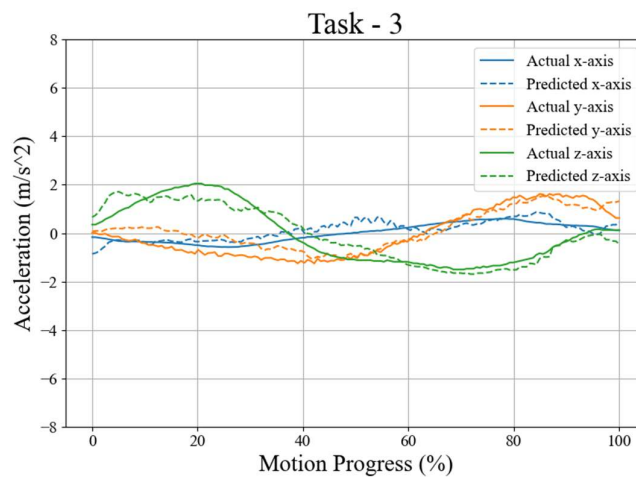
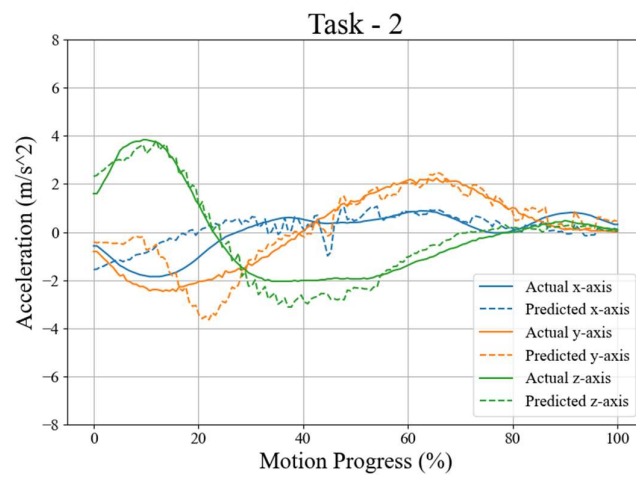
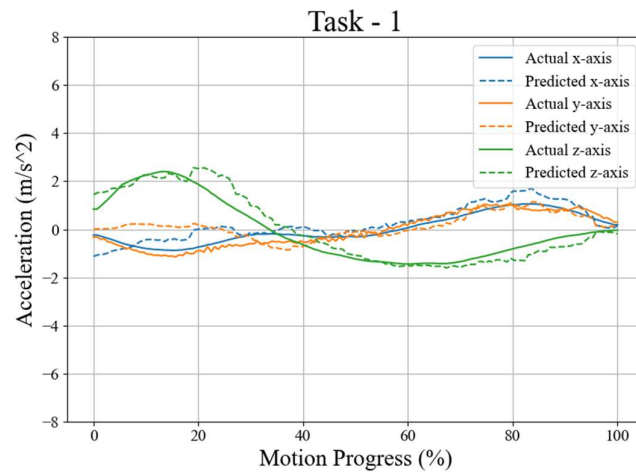


図 4-10 被験者 2 の各種リーチング動作（前左方向）の加速度ベクトル予測結果

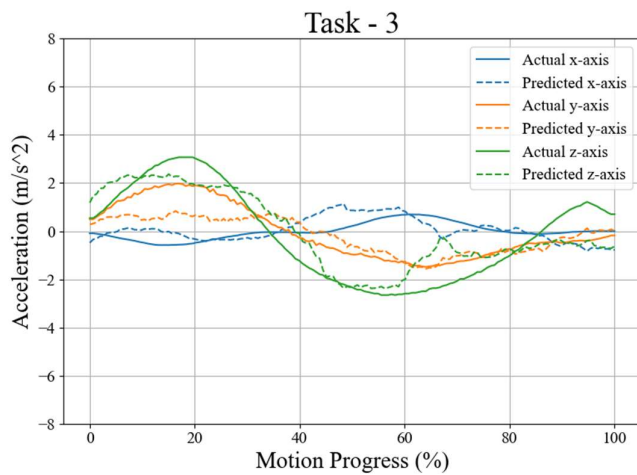
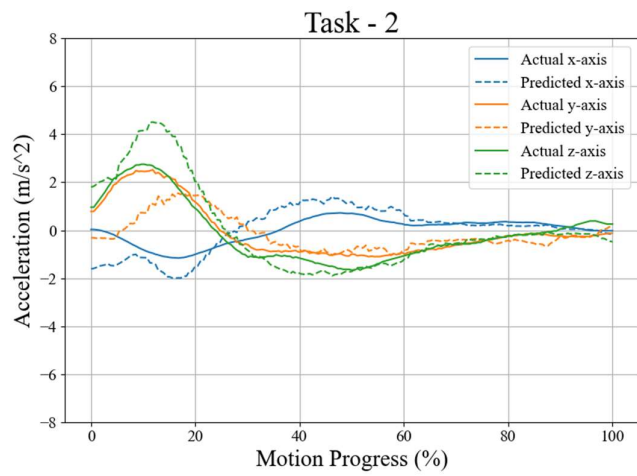
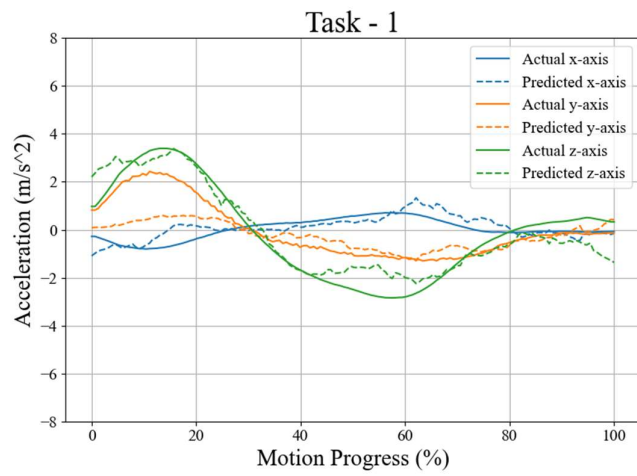


図 4-11 被験者 2 の各種リーチング動作（前右方向）の加速度ベクトル予測結果

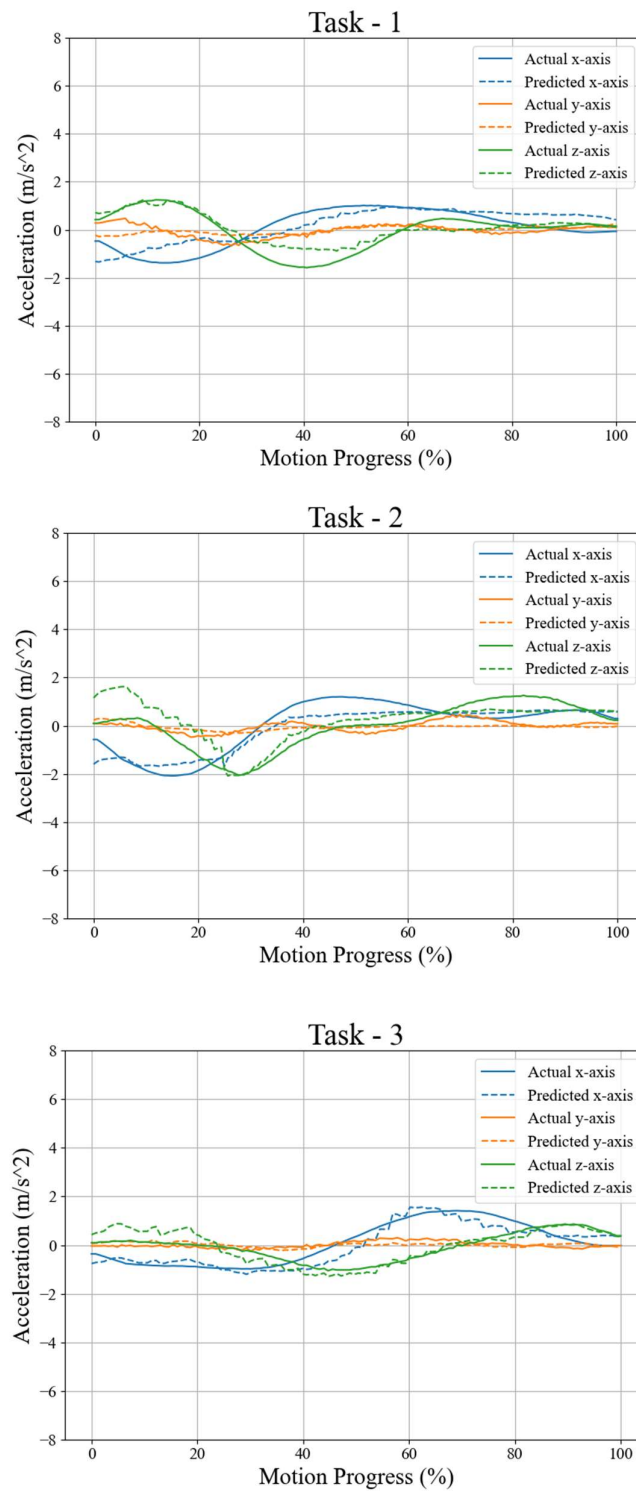


図 4-12 被験者 2 の各種リーチング動作（前下方向）の加速度ベクトル予測結果

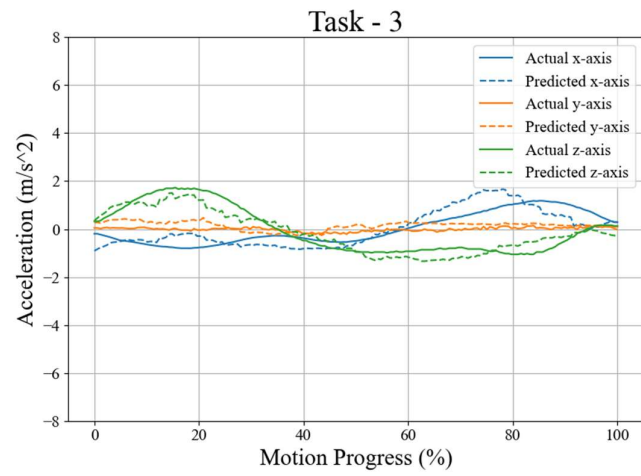
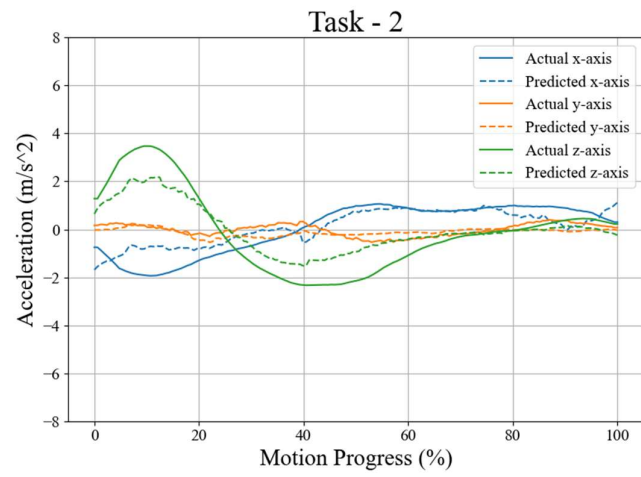
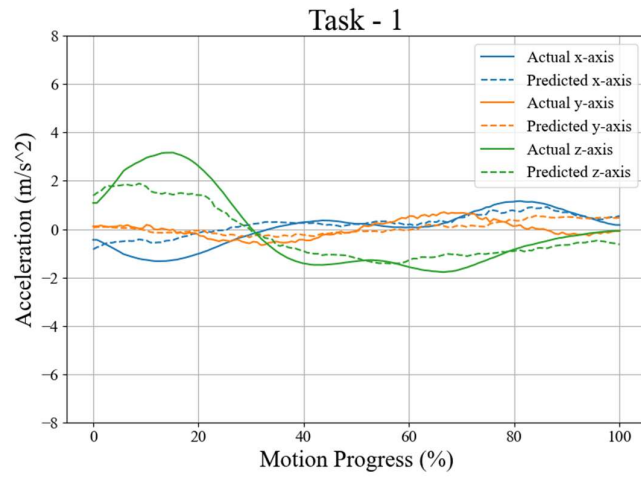


図 4-13 被験者 2 の各種リーチング動作（前方向）の加速度ベクトル予測結果

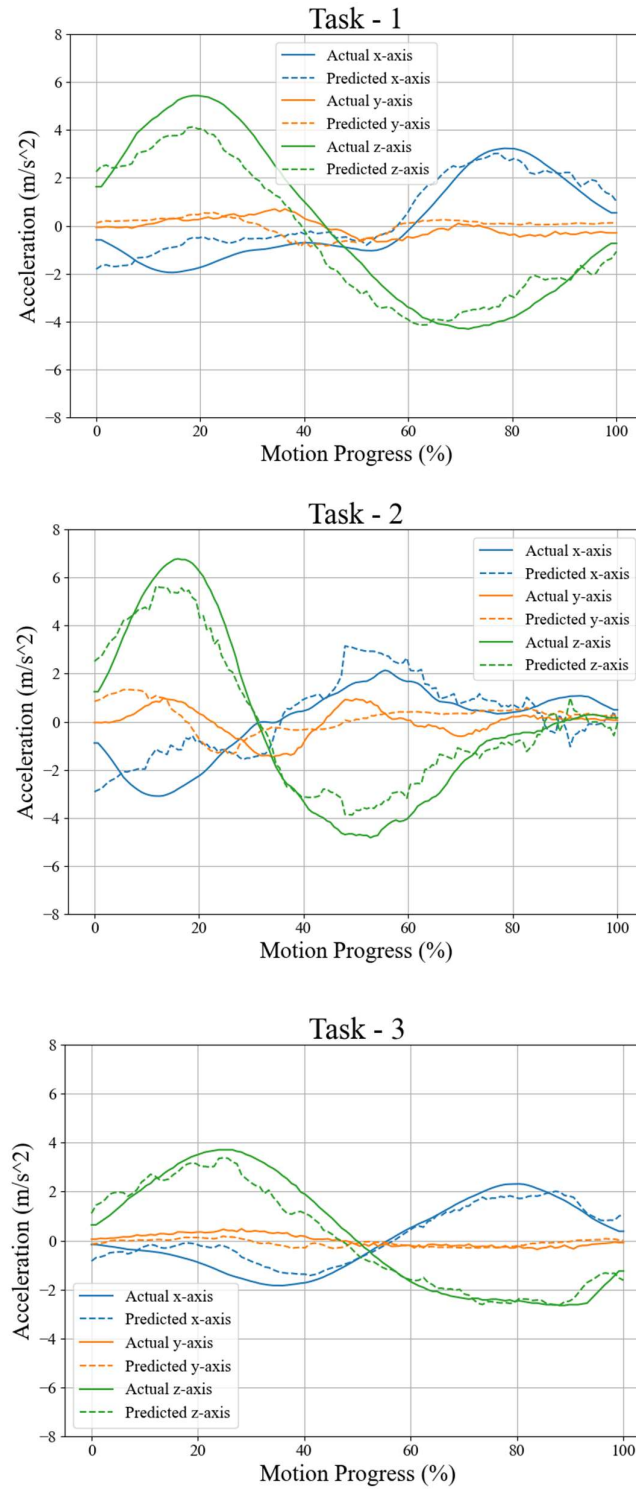


図 4-14 被験者 3 の各種リーチング動作（前上方向）の加速度ベクトル予測結果

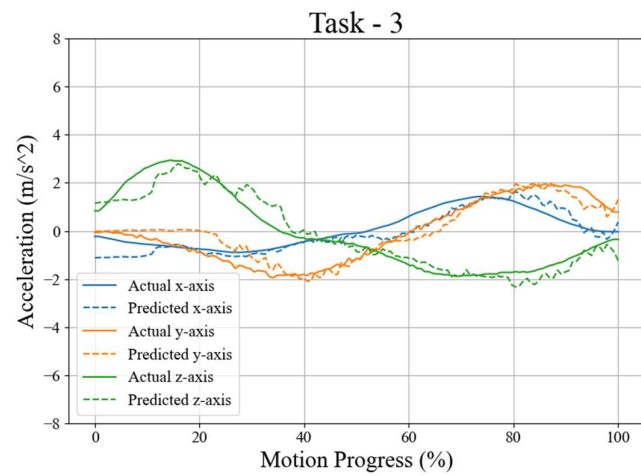
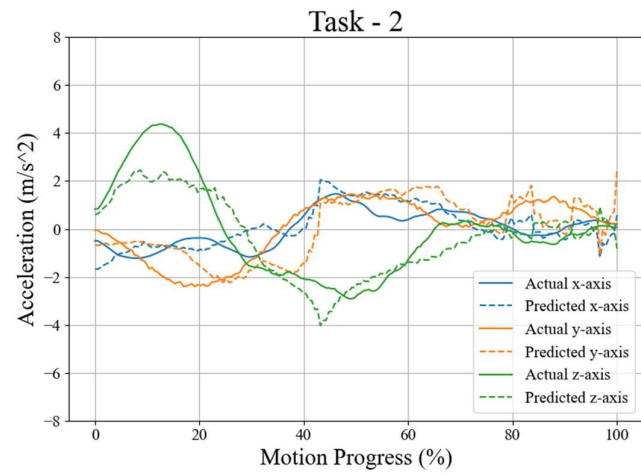
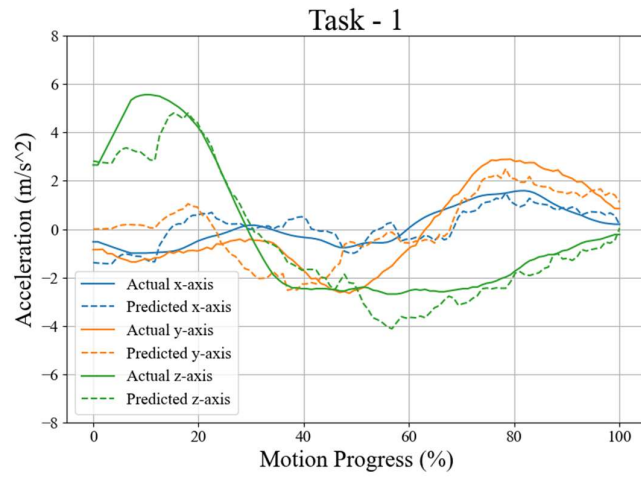


図 4-15 被験者 3 の各種リーチング動作（前左方向）の加速度ベクトル予測結果

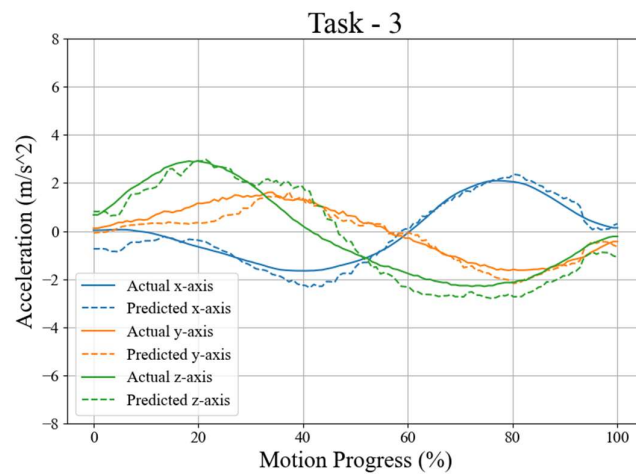
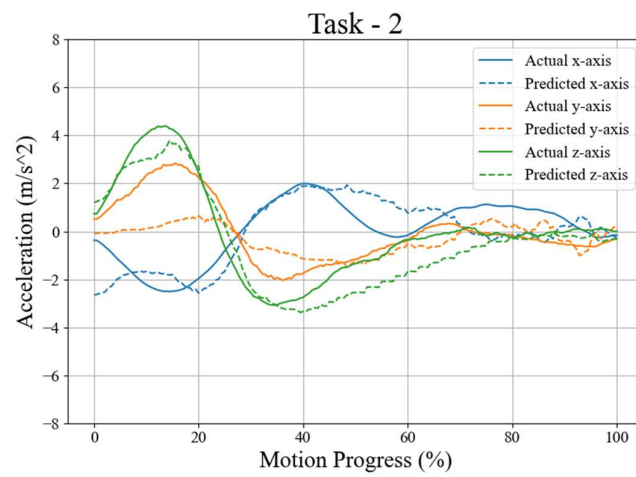
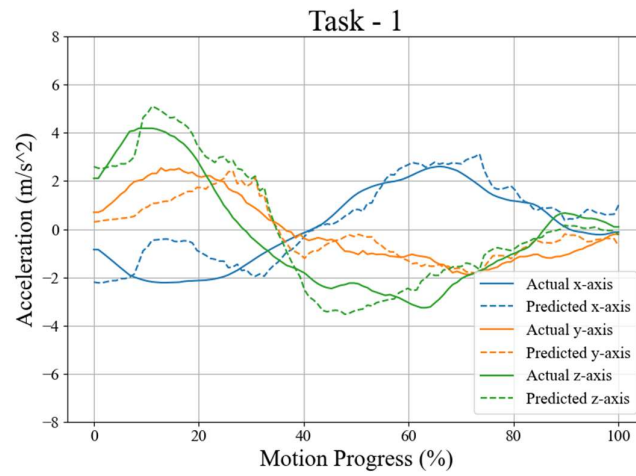


図 4-16 被験者 3 の各種リーチング動作（前右方向）の加速度ベクトル予測結果

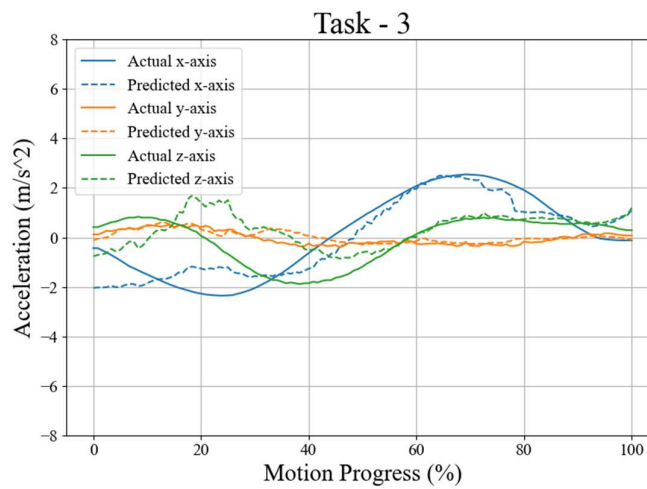
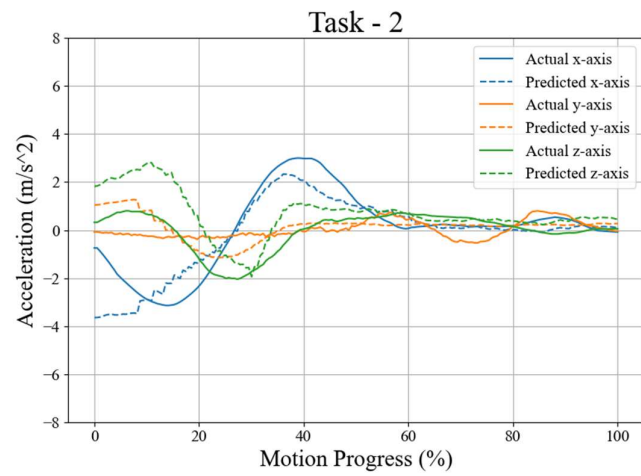
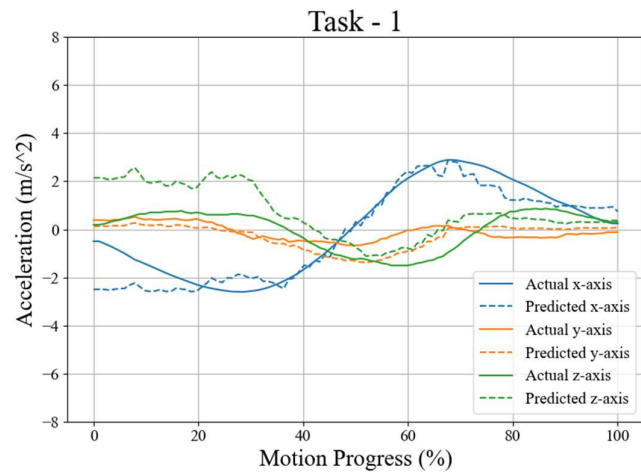


図 4-17 被験者 3 の各種リーチング動作（前下方向）の加速度ベクトル予測結果

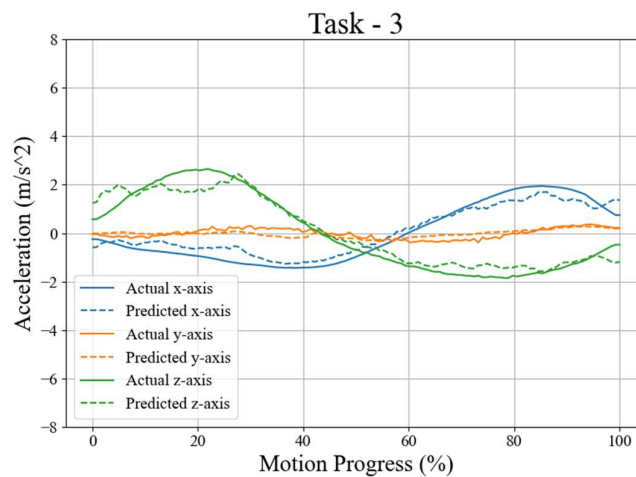
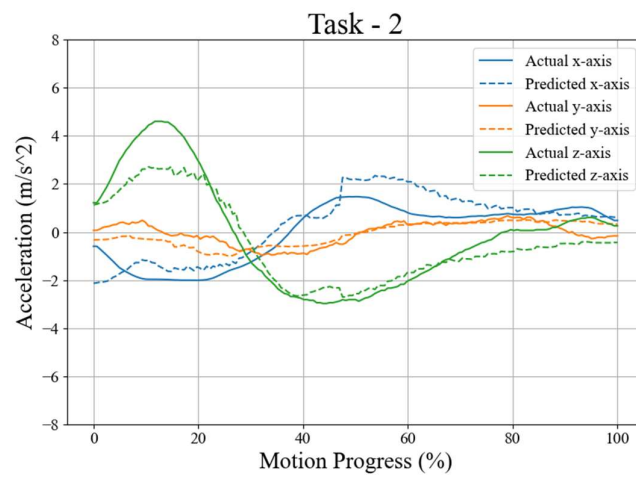
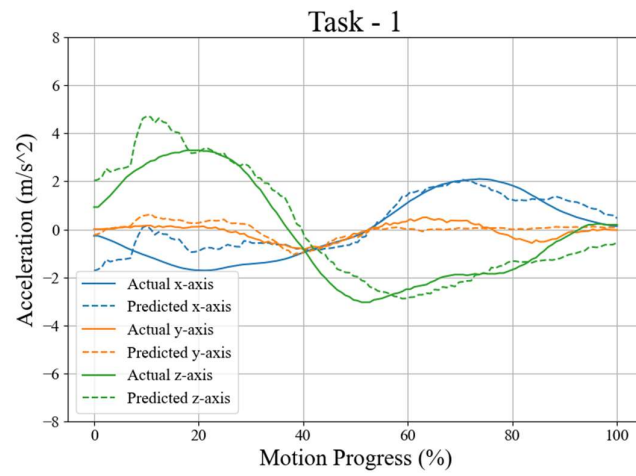


図 4-18 被験者 3 の各種リーチング動作（前方向）の加速度ベクトル予測結果

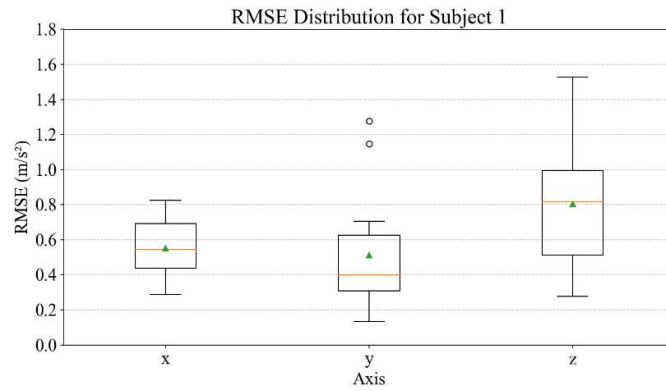


図 4-19 被験者 1 の予測誤差 (RMSE) の軸ごとの分布

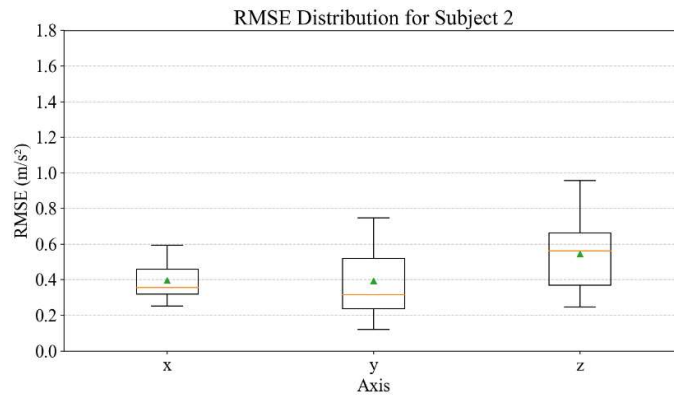


図 4-20 被験者 2 の予測誤差 (RMSE) の軸ごとの分布

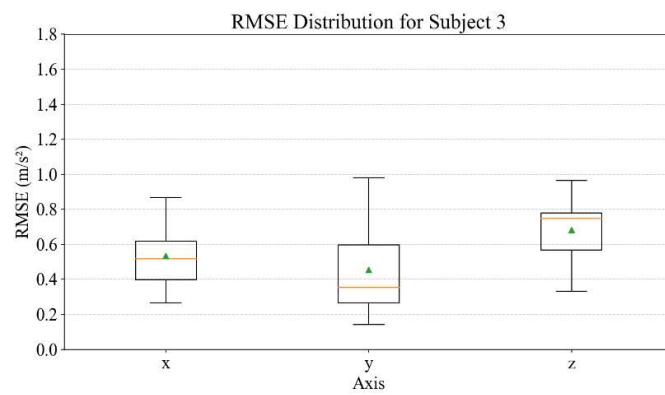


図 4-21 被験者 3 の予測誤差 (RMSE) の軸ごとの分布

第5節 結言

本章では，第三章と同様にリーチング動作を対象とし，リーチング動作中のユーザー手先加速度ベクトルを推定するため，筋骨格モデルとニューラルネットワークを組み合わせた手法を提案する．本手法では，動作特性を考慮して上肢および体幹における主要な関連筋肉を選定して，リーチング動作に適応した筋骨格モデルを構築した．このモデルを基に，筋電信号と動作情報を活用し，手先の加速度ベクトルを予測する．提案するモデルでは，実験より収集した筋電信号データと動作データを用いて，ニューラルネットワークの重みを学習によって最適化した．訓練済みモデルのパラメータを利用することで，実験で扱った三種類の動作タイプおよび五つの運動方向におけるリーチング動作中の手先加速度ベクトルを推定できることを実証した．

第5章 まとめ

本研究では、日常生活動作の中でも基礎的かつ重要な「食事動作」および「リーチング動作」に着目し、上肢の動作意図推定手法および動作補正手法を提案した。食事動作に関しては、ユーザーの「動作意図推定」に加え、その意図に基づいて外骨格型パワーアシストロボットを活用し、「不適切動作の検出」と「自動動作補正」に関する手法を提案した。一方で、リーチング動作については主に「動作意図推定」に焦点を当て、動作種類の識別およびユーザーの手先加速度ベクトルの推定する手法を提案した。これらの取り組みを通じて、アシストロボットがユーザーの動作意図を的確に把握し、リアルタイムで動作を支援できる可能性を示した。

これらの研究成果は、高齢者や障害者の日常生活動作を支援するアシストロボットの基盤となり、ユーザーの「どこに、どのように動かしたいか」という動作意図を把握しつつ、必要に応じて動作を最適化・補正する手法を日常生活レベルで実現することを目指している。また、自立支援の観点から、高齢者や障害者の生活の質の向上にも大きく寄与することが期待される。本章では、本論文の総括として、本研究で取り組んだ内容とその成果をまとめる。

○食事動作における動作意図推定と動作補正手法の提案

本研究では、上肢運動のうち、食事動作の一部である食物取得動作に着目し、動作意図の推定を行うとともに、行う動作が適切であるかどうかを評価し、不適切である場合には補正する手法を提案する。提案手法は以下の二つの要素で構成されている。まず、フォークやスプーンなどの道具先端の運動軌道とユーザーの肩部筋肉（三角筋前部および大胸筋（鎖骨部））の筋電信号を用いて、ユーザーが目指している目標位置を推定する。次に、空間的に関連する二つの仮想トンネルを活用し、不適切な道具軌道と持ち姿勢を特定して補正する。実験の結果、肩部筋肉の EMG 信号を用いることで、特徴的な中間位置を効果的に特定し、ユーザーの目標位置を適切に推定できることが実証された。また、ニューラルネットワークモデルを活用することで、基準軌道と持ち姿勢との空間的関係を効果的に構築できることが確認された。実験により、この技術を用いることで、上肢外骨格型パワーアシストロボットが不適切な動作をリアルタイムで補正できることが確認された。本手法は、食事動作に類似した道具を使用する際に、道具の軌道と姿勢を統合的に制御する必要があるタスクへの幅広い応用が期待される。今後は、ユーザーごとの運動学的特性（各

関節の可動域や動作習慣など)に基づく個人差を踏まえ、仮想トンネルの最適な幅の設定や基準軌道の個別化など、さらなる研究が求められると考えられる。

○リーチング動作における動作種類推定手法の提案

本研究では、EMGに基づく動作分類手法を提案し、リーチング動作を「目標位置が届く範囲のリーチング動作」と「目標位置が届かない範囲のリーチング動作」に分類することを目的とした。また、「重りを持ちながらのリーチング動作」に着目し、この動作が届かない範囲のリーチング動作に共通する動作特性について補足的に検討を行った。これらの動作における筋電信号の特徴を解析するため、各動作に対して異なる働きを示す三つの筋肉を選定した。複数方向の動作におけるEMG信号を解析した結果、以下の特徴が動作予測に有用であることが明らかになった：三角筋後部のDWTから得たレベル4の詳細係数のエネルギー、および対側の外腹斜筋と上腕二頭筋のRMS。これらの特徴は、すべての動作方向および被験者において、動作の種類との高い関連性を示した。これらの特徴量は予測モデルの入力として利用可能であることを示した。これらの特徴をGRUネットワークを活用した予測モデルに適用することで、実験で扱った五つの運動方向すべてにおいて動作の種類を識別できることを実証した。本手法は、EMG信号のリアルタイム計測と動作種類の即時予測を可能にし、それを基にアシストロボットがユーザーの動作を即時にサポートできる可能性を示している。今後の課題として、被験者の多様性をさらに拡大することが挙げられる。具体的には、異なる年齢や身体機能状態など、多様な背景を持つ被験者を招募し、本手法の適用可能性をより広範な人々において検証する必要がある。また、リーチング動作以外の類似動作の判別も検討することで、日常生活支援における実用性をさらに高めることが期待される。

○リーチング動作における手先加速度ベクトルの推定手法の提案

本研究では、リーチング動作中のユーザー手先加速度ベクトルを推定するため、筋骨格モデルとニューラルネットワークを組み合わせた手法を提案する。本手法では、動作特性を考慮して上肢および体幹における主要な関連筋肉を選定して、リーチング動作に適応した筋骨格モデルを構築した。このモデルを基に、筋電信号と動作情報を活用し、手先の加速度ベクトルを予測する。提案するモデルでは、実験より収集した筋電信号データと動作データを用いて、ニューラルネットワークの重みを学習によって最適化した。訓練済みモデルのパラメータを利用することで、実験で扱った三種類の動作タイプおよび五つの運動

方向におけるリーチング動作中の手先加速度ベクトルを推定できることを実証した。本研究では、上肢動作のリーチング動作に焦点を当てているが、適切な筋骨格モデルを構築することで、この手法はリーチング動作以外の類似した上肢および下肢動作にも応用可能である。さらに、今後はより複雑な日常生活動作を対象とすることで適用範囲を広げることが期待される。また、筋肉疲労度や高齢者・疾患患者の身体特性といった個人差を考慮したモデル化も、今後の重要な課題として挙げられる。

参考文献

- [1] United Nations, “World Population Prospects 2022,” 2022.
- [2] 総務省, “令和2年国勢調査,” 2021.
- [3] 内閣府, “令和6年版高齢社会白書,” 2024.
- [4] 世界保健機関 (WHO), “障害に関する世界報告書,” 2011.
- [5] 厚生労働省, “令和4年生活のしづらさなどに関する調査,” 2022.
- [6] 厚生労働省, “令和4年国民生活基礎調査の概況 介護の状況,” 2022.
- [7] 厚生労働省, “平成18年身体障害児・者実態調査結果,” 2006.
- [8] 公益財団法人介護労働安定センター, “令和5年度介護労働実態調査,” 2023.
- [9] 厚生労働省, “令和5年雇用動向調査結果の概況,” 2023.
- [10] 経済産業省, 厚生労働省, “ロボット技術の介護利用における重点分野,” 2012.
- [11] P. Van Lam and Y. Fujimoto, “A Robotic Cane for Balance Maintenance Assistance,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, no. 7, pp. 3998-4009, 2019.
- [12] P. Di, Y. Hasegawa, S. Nakagawa, K. Sekiyama, T. Fukuda and J. Huang, “Fall Detection and Prevention Control Using Walking-Aid Cane Robot,” *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 21, no. 2, pp. 625-637, 2016.
- [13] C. Ye, S. Hong, X. Qian and W. Wu, “Co-Robotic Cane: A New Robotic Navigation Aid for the Visually Impaired,” *IEEE Systems, Man, and Cybernetics Magazine*, vol. 2, no. 2, pp. 33-42, 2016.
- [14] I. Ulrich and J. Borenstein, “The GuideCane-applying mobile robot technologies to assist the visually impaired,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, vol. 31, no. 2, pp. 131-136, 2001.
- [15] K. Wakita, J. Huang, P. Di, K. Sekiyama and T. Fukuda, “Human-Walking-Intention-Based

- Motion Control of an Omnidirectional-Type Cane Robot,” *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 18, no. 1, pp. 285-296, 2013.
- [16] K. Yamada, K. Ohara, A. Ichikawa and T. Fukuda, “User intention estimation by grip sensor for cane-type walking support robot,” *2016 International Symposium on Micro-NanoMechatronics and Human Science (MHS)*, Nagoya, Japan, 2016, pp. 1-3.
- [17] V. Kulyukin, C. Gharpure and J. Nicholson, “RoboCart: toward robot-assisted navigation of grocery stores by the visually impaired,” *2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Edmonton, AB, Canada, 2005, pp. 2845-2850.
- [18] G. Bieber, W. Chodan, R. Bader, B. Hölle, P. Herrmann and I. Dreher, “RoRo: a new robotic rollator concept to assist the elderly and caregivers,” *12th ACM International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments (PETRA2019)*, Rhodes, Greece, 2019, pp. 430-434.
- [19] C. Werner, G. P. Moustiris, C. S. Tzafestas and K. Hauer, “User-oriented evaluation of a robotic rollator that provides navigation assistance in frail older adults with and without cognitive impairment,” *Gerontology*, vol. 64, no. 3, pp. 278-290, 2018.
- [20] G. Chalvatzaki, X. S. Papageorgiou, P. Maragos and C. S. Tzafestas, “Learn to Adapt to Human Walking: A Model-Based Reinforcement Learning Approach for a Robotic Assistant Rollator,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 4, no. 4, pp. 3774-3781, 2019.
- [21] B. Graf, M. Hans and R. D. Schraft, “Care-O-bot II—Development of a next generation robotic home assistant,” *Autonomous robots*, vol. 16, no. 2, pp. 193-205, 2004.
- [22] A. Lebrasseur, J. Lettre, F. Routhier, P. S. Archambault and A. Campeau-Lecours, “Assistive robotic arm: Evaluation of the performance of intelligent algorithms,” *Assistive Technology*, vol. 33, no. 2, pp. 95-104, 2021.
- [23] D. Bassily, C. Georgoulas, J. Guettler, T. Linner and T. Bock, “Intuitive and Adaptive Robotic

- Arm Manipulation using the Leap Motion Controller,” *ISR/Robotik 2014; 41st International Symposium on Robotics*, Munich, Germany, 2014, pp. 1-7.
- [24] A. Zlatintsi, A. C. Dometios, N. Kardaris, I. Rodomagoulakis, P. Koutras, X. Papageorgiou, P. Maragos, C. S. Tzafestas, P. Vartholomeos, K. Hauer, C. Werner, R. Annicchiarico, M. G. Lombardi, F. Adriano, T. Asfour, A. M. Sabatini, C. Laschi, M. Cianchetti, A. Güler, I. Kokkinos, B. Klein and R. López, “I-Support: A robotic platform of an assistive bathing robot for the elderly population,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 126, no. C, 2020.
- [25] R. Madan, S. Valdez, D. Kim, S. Fang, L. Zhong, D. T. Virtue and T. Bhattacharjee, “RABBIT: A Robot-Assisted Bed Bathing System with Multimodal Perception and Integrated Compliance,” *2024 19th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, Boulder, CO, USA, 2024, pp. 472-481.
- [26] K. Umezawa, Y. Suzuki, G. Ganesh and Y. Miyawaki, “Bodily ownership of an independent supernumerary limb: an exploratory study,” *Scientific Reports*, vol. 12, 2022.
- [27] V. Vatsal and G. Hoffman, “Design and Analysis of a Wearable Robotic Forearm,” *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Brisbane, QLD, Australia, 2018, pp. 5489-5496.
- [28] M. H. Rahman, M. J. Rahman, O. L. Cristobal, M. Saad, J. P. Kenné and P. S. Archambault, “Development of a whole arm wearable robotic exoskeleton for rehabilitation and to assist upper limb movements,” *Robotica*, vol. 33, no. 1, pp. 19-39, 2015.
- [29] C. Khazoom, P. Caillouette, A. Girard and J. -S. Plante, “A Supernumerary Robotic Leg Powered by Magnetorheological Actuators to Assist Human Locomotion,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 5, no. 4, pp. 5143-5150, 2020.
- [30] X. Guan, L. Ji and R. Wang, “Development of exoskeletons and applications on rehabilitation,” *MATEC Web of Conferences*, vol. 40, 2016.

- [31] M. Vukobratovic, D. Hristic, Z. Stojiljkovic, "Development of active anthropomorphic exoskeletons," *Medical and Biological Engineering*, vol. 12, pp. 66-80, 1974.
- [32] J. C. Perry, J. Rosen and S. Burns, "Upper-Limb Powered Exoskeleton Design," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 12, no. 4, pp. 408-417, 2007.
- [33] H. Kazerooni and R. Steger, "The Berkeley Lower Extremity Exoskeleton," *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, vol. 128, no. 1, pp. 14-25, 2006.
- [34] K. Kong and D. Jeon, "Design and control of an exoskeleton for the elderly and patients," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 11, no. 4, pp. 428-432, 2006.
- [35] A. Zoss, H. Kazerooni and A. Chu, "On the mechanical design of the Berkeley Lower Extremity Exoskeleton (BLEEX)," *2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Edmonton, AB, Canada, 2005, pp. 3465-3472.
- [36] H. Kazerooni, J. -L. Racine, L. Huang and R. Steger, "On the Control of the Berkeley Lower Extremity Exoskeleton (BLEEX)," *The 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Barcelona, Spain, 2005, pp. 4353-4360.
- [37] S. Wang, L. Wang, C. Meijneke, E. van Asseldonk, T. Hoellinger and G. Cheron, "Design and Control of the MINDWALKER Exoskeleton," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 23, no. 2, pp. 277-286, 2015.
- [38] J. Huang, W. Huo, W. Xu, S. Mohammed and Y. Amirat, "Control of Upper-Limb Power-Assist Exoskeleton Using a Human-Robot Interface Based on Motion Intention Recognition," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 12, no. 4, pp. 1257-1270, 2015.
- [39] K. Anam and A. A. Al-Jumaily, "Active exoskeleton control systems: State of the art," *Procedia Engineering*, vol. 41, pp. 988-994, 2012.
- [40] J. Zhang, P. Fiers, K. A. Witte, R. W. Jackson, K. L. Poggensee, C. G. Atkeson and S. H. Collins, "Human-in-the-loop optimization of exoskeleton assistance during walking," *Science*, vol. 356,

- no. 6344, pp. 1280-1284, 2017.
- [41] H. Lee, W. Kim, J. Han and C. Han, "The technical trend of the exoskeleton robot system for human power assistance," *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, vol. 13, pp. 1491-1497, 2012.
- [42] K. Kiguchi and Y. Hayashi, "An EMG-Based Control for an Upper-Limb Power-Assist Exoskeleton Robot," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol. 42, no. 4, pp. 1064-1071, 2012.
- [43] K. Kiguchi, M. Liyanage and Y. Kose, "3D Perception-Assist for Upper-Limb Power-Assist Exoskeletons," *Joint 4th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 9th International Symposium on advanced Intelligent Systems (SCIS&ISIS2008)*, Nagoya, Japan, 2008, pp. 1483-1488.
- [44] K. Kiguchi, M. Liyanage and Y. Kose, "Perception-Assist with an Active Stereo Camera for an Upper-Limb Power-Assist Exoskeleton," *Journal of Robotics and Mechatronics*, vol. 21, no. 5, pp. 614-620, 2009.
- [45] K. Kiguchi, Y. Kose and Y. Hayashi, "An upper-limb power-assist exoskeleton robot with task-oriented perception-assist," *2010 3rd IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics*, Tokyo, Japan, 2010, pp. 88-93.
- [46] Y. Hou and K. Kiguchi, "Virtual Tunnel Generation Algorithm for Perception-Assist with an Upper-Limb Exoskeleton Robot," *2018 IEEE International Conference on Cyborg and Bionic Systems (CBS)*, Shenzhen, China, 2018, pp. 204-209.
- [47] Y. Hayashi and K. Kiguchi, "A lower-limb power-assist robot with perception-assist," *2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, Zurich, Switzerland, 2011, pp. 1-6.
- [48] Y. Hayashi and K. Kiguchi, "Stairs-ascending/descending assist for a lower-limb power-assist robot considering ZMP," *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and*

- Systems*, San Francisco, CA, USA, 2011, pp. 1755-1760.
- [49] K. Kiguchi and T. Hora, "A Virtual Wall for Perception-Assist with a Lower-Limb Power-Assist Robot," *2016 Third International Conference on Computing Measurement Control and Sensor Network (CMCSN)*, Matsue, Japan, 2016, pp. 104-109.
- [50] K. Kiguchi and R. Matsuo, "Accident prediction based on motion data for perception-assist with a power-assist robot," *2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, Honolulu, HI, USA, 2017, pp. 1-5.
- [51] J. Martinez, M. J. Black and J. Romero, "On Human Motion Prediction Using Recurrent Neural Networks," *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI, USA, 2017, pp. 4674-4683.
- [52] Z. Luo, S. A. Golestaneh and K. M. Kitani, "3D Human Motion Estimation via Motion Compression and Refinement," *The 15th Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, Kyoto, Japan, 2020, pp. 324-340.
- [53] A. Kilicarslan, S. Prasad, R. G. Grossman and J. L. Contreras-Vidal, "High accuracy decoding of user intentions using EEG to control a lower-body exoskeleton," *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Osaka, Japan, 2013, pp. 5606-5609.
- [54] A. Buerkle, W. Eaton, N. Lohse, T. Bamber and P. Ferreira, "EEG based arm movement intention recognition towards enhanced safety in symbiotic Human-Robot Collaboration," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 70, 2021.
- [55] E. Lew, R. Chavarriaga, S. Silvoni and J. D. R. Millán, "Detection of self-paced reaching movement intention from EEG signals," *Frontiers in Neuroengineering*, vol. 5, no. 13, 2012.
- [56] W. Chen, S. Wang, X. Zhang, L. Yao, L. Yue, B. Qian and X. Li, "EEG-based Motion Intention Recognition via Multi-task RNNs," *2018 SIAM International Conference on Data Mining*, San

Diego, CA, USA, 2018.

- [57] B. Kim, L. Kim, Y. -H. Kim and S. K. Yoo, "Cross-association analysis of EEG and EMG signals according to movement intention state," *Cognitive Systems Research*, vol. 44, pp. 1-9, 2017.
- [58] O. W. Samuel, X. Li, Y. Geng, P. Feng, S. Chen and G. Li, "Motor imagery classification of upper limb movements based on spectral domain features of EEG patterns," *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Jeju, Korea (South), 2017, pp. 2976-2979.
- [59] L. Bi, A. G. Feleke and C. Guan, "A review on EMG-based motor intention prediction of continuous human upper limb motion for human-robot collaboration," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 51, pp. 113-127, 2019.
- [60] I. Batzianoulis, N. E. Krausz, A. M. Simon, L. Hargrove and A. Billard, "Decoding the grasping intention from electromyography during reaching motions," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 15, no. 1, 2018.
- [61] T. Lenzi, S. M. M. De Rossi, N. Vitiello and M. C. Carrozza, "Intention-Based EMG Control for Powered Exoskeletons," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59, no. 8, pp. 2180-2190, 2012.
- [62] R. Bednarik, H. Vrzakova and M. Hradis, "What do you want to do next: a novel approach for intent prediction in gaze-based interaction," *The 2012 Symposium on Eye Tracking Research and Applications*, Santa Barbara, CA, USA, 2012, pp. 83-90.
- [63] A. Belardinelli, "Gaze-based intention estimation: principles, methodologies, and applications in HRI," *ACM Transactions on Human-Robot Interaction*, vol. 13, no. 3, pp. 1-30, 2024.
- [64] M. B. Holte, C. Tran, M. M. Trivedi and T. B. Moeslund, "Human Pose Estimation and Activity Recognition From Multi-View Videos: Comparative Explorations of Recent Developments," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 6, no. 5, pp. 538-552, 2012.

- [65] K.G. M. Chathuramali and K. Kiguchi, “Real-time detection of the interaction between an upper-limb power-assist robot user and another person for perception-assist,” *Cognitive Systems Research*, vol. 61, pp. 53-63, 2020.
- [66] L. G. S. Rodrigues, D. Dias, M. P. Guimaraes, A. F. Brandao, L. Rocha, R. L. Iope and J. R. F. Brega, “Classification of Human Movements with Motion Capture Data in a Motor Rehabilitation Context,” *The 23rd Symposium on Virtual and Augmented Reality*, Virtual Event, Brazil, 2021, pp. 56–63.
- [67] A. Hua, P. Chaudhari, N. Johnson, J. Quinton, B. Schatz and D. Buchner, “Evaluation of Machine Learning Models for Classifying Upper Extremity Exercises Using Inertial Measurement Unit-Based Kinematic Data,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 24, no. 9, pp. 2452-2460, 2020.
- [68] J. -W. Cui, Z. -G. Li, H. Du, B. -Y. Yan and P. -D. Lu, “Recognition of Upper Limb Action Intention Based on IMU,” *Sensors*, vol. 22, no. 5, 2022.
- [69] Z. Wang, K. Mülling, M. P. Deisenroth, H. B. Amor, D. Vogt, B. Schölkopf and J. Peters, “Probabilistic movement modeling for intention inference in human–robot interaction,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 32 no. 7, pp. 841-858, 2013.
- [70] V. Karasev, A. Ayvaci, B. Heisele and S. Soatto, “Intent-aware long-term prediction of pedestrian motion,” *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Stockholm, Sweden, 2016, pp. 2543-2549.
- [71] J. Owoyemi and K. Hashimoto, “Learning human motion intention with 3D Convolutional Neural Network,” *2017 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, Takamatsu, Japan, 2017, pp. 1810-1815.
- [72] Y. Geng, Z. Yu, Y. Long, L. Qin, Z. Chen, Y. Li, X. Guo and G. Li, “A CNN-Attention Network for Continuous Estimation of Finger Kinematics from Surface Electromyography,” *IEEE*

Robotics and Automation Letters, vol. 7, no. 3, pp. 6297-6304, 2022.

- [73] X. Deng, Y. Zhang, S. Yang, P. Tan, L. Chang, Y. Yuan and H. Wang, "Joint Hand Detection and Rotation Estimation Using CNN," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 27, no. 4, pp. 1888-1900, 2018.
- [74] M. Simão, P. Neto, and O. Gibaru, "EMG-based online classification of gestures with recurrent neural networks," *Pattern Recognition Letters*, vol. 128, pp. 45-51, 2019.
- [75] Y. Wang, X. Wang, P. Jiang and F. Wang, "RNN -based Human Motion Prediction via Differential Sequence Representation," *2019 IEEE 6th International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems (CCIS)*, Singapore, 2019, pp. 138-143.
- [76] J. He, Z. Guo, Z. Shao, J. Zhao and G. Dan, "An LSTM - Based Prediction Method for Lower Limb Intention Perception by Integrative Analysis of Kinect Visual Signal," *Journal of Healthcare Engineering*, 2020.
- [77] J. Cui and Z. Li, "Prediction of Upper Limb Action Intention Based on Long Short-Term Memory Neural Network," *Electronics*, vol. 11, no. 9, 2022.
- [78] W. Yu, R. Liu, D. Zhou, Q. Zhang and X. Wei, "An Improved GRU Network for Human Motion Prediction," *2021 IEEE 7th International Conference on Virtual Reality (ICVR)*, Foshan, China, 2021, pp. 427-433.
- [79] Y. Zhao, Z. Zhang, Z. Li, Z. Yang, A. A. Dehghani-Sanij and S. Xie, "An EMG-Driven Musculoskeletal Model for Estimating Continuous Wrist Motion," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 28, no. 12, pp. 3113-3120, 2020.
- [80] Q. Bian, M. Castellani, D. Shepherd, J. Duan and Z. Ding, "Gait Intention Prediction Using a Lower-Limb Musculoskeletal Model and Long Short-Term Memory Neural Networks," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 32, pp. 822-830, 2024.
- [81] L. -L. Li, G. -Z. Cao, H. -J. Liang, Y. -P. Zhang and F. Cui, "Human Lower Limb Motion

- Intention Recognition for Exoskeletons: A Review,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 23, no. 24, pp. 30007-30036, 2023.
- [82] I. Kang, P. Kunapuli and A. J. Young, “Real-Time Neural Network-Based Gait Phase Estimation Using a Robotic Hip Exoskeleton,” *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, vol. 2, no. 1, pp. 28-37, 2020.
- [83] D. Xu, X. Liu and Q. Wang, “Knee Exoskeleton Assistive Torque Control Based on Real-Time Gait Event Detection,” *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, vol. 1, no. 3, pp. 158-168, 2019.
- [84] H. I. Krebs, J. J. Palazzolo, L. Dipietro, M. Ferraro, J. Krol, K. Ranekleiv, B. T. Volpe and N. Hogan, “Rehabilitation robotics: Performance-based progressive robot-assisted therapy,” *Autonomous robots*, vol. 15, pp. 7-20, 2003.
- [85] A. Duschau-Wicke, J. von Zitzewitz, A. Caprez, L. Lunenburger and R. Riener, “Path Control: A Method for Patient-Cooperative Robot-Aided Gait Rehabilitation,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 18, no. 1, pp. 38-48, 2010.
- [86] L. L. Cai, A. J. Fong, C. K. Otoshi, Y. Liang, J. W. Burdick, R. R. Roy and V. R. Edgerton, “Implications of Assist-As-Needed Robotic Step Training after a Complete Spinal Cord Injury on Intrinsic Strategies of Motor Learning,” *Journal of Neuroscience*, vol. 26, no. 41, pp. 10564-10568, 2006.
- [87] S. K. Banala, S. H. Kim, S. K. Agrawal and J. P. Scholz, “Robot Assisted Gait Training With Active Leg Exoskeleton (ALEX),” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 17, no. 1, pp. 2-8, 2009.
- [88] T. Aout, M. Begon, B. Jegou, N. Peyrot and T. Caderby, “Effects of Functional Electrical Stimulation on Gait Characteristics in Healthy Individuals: A Systematic Review,” *Sensors*, vol. 23, no. 21, 2023.

- [89] G. M. Goodwin, D. I. McCloskey and P. B. Matthews, "The contribution of muscle afferents to kinaesthesia shown by vibration induced illusions of movement and by the effects of paralysing joint afferents," *Brain*, vol. 95, no. 4, pp. 705–748, 1972.
- [90] J. P. Roll and J. P. Vedel, "Kinaesthetic role of muscle afferents in man, studied by tendon vibration and microneurography," *Experimental Brain Research*, vol. 47, no. 2, pp. 177–190, 1982.
- [91] P. Cordo, S. C. Gandevia, J. P. Hales, D. Burke and G. Laird, "Force and displacement-controlled tendon vibration in humans," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 89, no. 1, pp. 45–53, 1993.
- [92] A. C. Sittig, J. J. Denier van der Gon and C. C. Gielen, "The contribution of afferent information on position and velocity to the control of slow and fast human forearm movements," *Experimental Brain Research*, vol. 67, no. 1, pp. 33–40, 1987.
- [93] A. C. Sittig, J. J. Denier van der Gon and C. C. Gielen, "Separate control of arm position and velocity demonstrated by vibration of muscle tendon in man," *Experimental Brain Research*, vol. 60, no. 3, pp. 445–453, 1985.
- [94] C. Thyriion and J. P. Roll, "Perceptual Integration of Illusory and Imagined Kinesthetic Images," *Journal of Neuroscience*, vol. 29, no. 26, pp. 8483–8492, 2009.
- [95] K. Honda and K. Kiguchi, "A fundamental study on the effect of vibration stimulation for motion modification in perception-assist," *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, Budapest, Hungary, 2016, pp. 2347-2352.
- [96] K. E. Hagbarth and G. Eklund, "Tonic vibration reflexes (TVR) in spasticity," *Brain Research*, vol. 2, no. 2, pp. 201–203, 1966.
- [97] G. Eklund and K. E. Hagbarth, "Normal variability of tonic vibration reflexes in man," *Experimental Neurology*, vol. 16, no. 1, pp. 80–92, 1966.

- [98] J. E. Desmedt and E. Godaux, "Mechanism of the vibration paradox: excitatory and inhibitory effects of tendon vibration on single soleus muscle motor units in man," *The Journal of physiology*, vol. 285, pp. 197-207, 1978.
- [99] D. Novak, X. Omlin, R. Leins-Hess and R. Riener, "Predicting Targets of Human Reaching Motions Using Different Sensing Technologies," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, no. 9, pp. 2645-2654, 2013.
- [100] B. T. Carter and S. G. Luke, "Best practices in eye tracking research," *International Journal of Psychophysiology*, vol. 155, pp. 49-62, 2020.
- [101] Y. Miura, S. Nagasaki and H. Fukushima, "The reach movement that is used to eat," *Journal of Kansai physical therapy*, vol. 15, pp. 7-11, 2015.
- [102] M. E. Paton and J. M. Brown, "An electromyographic analysis of functional differentiation in human pectoralis major muscle," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 4, no. 3, pp. 161-169, 1994.
- [103] R. Sugahara, "Electromyographic study on shoulder movements," *The Japanese Journal of Rehabilitation Medicine*, vol. 11, no. 1, pp. 41-53, 1974.
- [104] D. Wattanaprakornkul, M. Halaki, C. Boettcher, I. Cathers and K. Ginn, "A comprehensive analysis of muscle recruitment patterns during shoulder flexion: an electromyographic study," *Clinical anatomy*, vol. 24, no. 5, pp. 619-626, 2011.
- [105] "Visiblebody, 'Human Anatomy Atlas.'" Accessed: Jan. 6, 2025. [Online].
- [106] K. Kiguchi, M. Liyanage and Y. Kose, "Intelligent perception assist with optimum force vector modification for an upper-limb power-assist exoskeleton," *2008 2nd IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, Scottsdale, AZ, USA, 2008, pp. 175-180.
- [107] F. Shiman, E. López-Larraz, A. Sarasola-Sanz, N. Irastorza-Landa, M. Spüler, N. Birbaumer and

- A. Ramos-Murguialday, "Classification of different reaching movements from the same limb using EEG," *Journal of Neural Engineering*, vol. 14, no. 4, 2017.
- [108] N. Irastorza-Landa, A. Sarasola-Sanz, E. López-Larraz, C. Bibián, F. Shiman and N. Birbaumer, "Design of continuous EMG classification approaches towards the control of a robotic exoskeleton in reaching movements," *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, London, UK, 2017, pp. 128-133.
- [109] S. R. Carvalho, I. C. Filho, D. O. D. Resende, A. C. Siravenha, C. R. B. D. Souza and H. Debarba, "A Deep Learning Approach for Classification of Reaching Targets from EEG Images," *2017 30th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*, Niteroi, Brazil, 2017, pp. 178-184.
- [110] D. -Y. Lee, J. -H. Jeong, K. -H. Shim and D. -J. Kim, "Classification of Upper Limb Movements Using Convolutional Neural Network with 3D Inception Block," *2020 8th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, Gangwon, Korea (South), 2020, pp. 1-5.
- [111] F. Lacquaniti and J. F. Soechting, "Coordination of arm and wrist motion during a reaching task," *Journal of Neuroscience*, vol. 2, no. 4, pp. 399-408, 1982.
- [112] R. W. Bohannon, B. J. Myers, F. T. Tudini, J. T. Clark and J. P. Manor, "Kinematics of shoulder, trunk, pelvis, and hip while reaching forward to progressively distant targets," *Journal of Bodywork and Movement Therapies*, vol. 24, no. 3, pp. 221-226, 2020.
- [113] D. K. Kuechle, S. R. Newman, E. Itoi, B. F. Morrey and K. N. An, "Shoulder muscle moment arms during horizontal flexion and elevation," *Journal of Shoulder and Elbow Surgery*, vol. 6, no. 5, pp. 429-439, 1997.
- [114] C. Cael, *Functional Anatomy: Musculoskeletal Anatomy, Kinesiology, and Palpation for Manual Therapists*, Enhanced ed. Burlington, MA: Jones & Bartlett Learning, 2022.
- [115] G. Marchesi, G. Ballardini, L. Barone, P. Giannoni, C. Lentino, A. D. Luca and M. Casadio,

- “Modified functional reach test: upper-body kinematics and muscular activity in chronic stroke survivors,” *Sensors*, vol. 22, no. 1, 2021.
- [116] I. -G. Yoo and W. -G. Yoo, “Effects of different lifting and lowering heights on upper arm, shoulder and back muscle activity during a manual material handling task,” *Work*, vol. 53, no. 1, pp. 175-179, 2016.
- [117] C. Wu, H. Zeng, A. Song and B. Xu, “Grip Force and 3D Push-Pull Force Estimation Based on sEMG and GRNN,” *Frontiers in Neuroscience*, vol. 11, no. 343, 2017.
- [118] E. Kamavuako, J. C. Rosenvang, M. F. Bøg, A. Smidstrup, E. Erkocevic, M. Niemeier, W. Jensen and D. Farina, “Influence of the feature space on the estimation of hand grasping force from intramuscular EMG,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, pp. 1-5, 2013.
- [119] C. Castellini, E. Gruppioni, A. Davalli and G. Sandini, “Fine detection of grasp force and posture by amputees via surface electromyography,” *Journal of Physiology-Paris*, vol. 103, pp. 255–262, 2009.
- [120] U. Zakia and C. Menon, “Estimating Exerted Hand Force via Force Myography to Interact with a Biaxial Stage in Real-Time by Learning Human Intentions: A Preliminary Investigation,” *Sensors*, vol. 20, no. 7, 2020.
- [121] S. Fara, C. Gavriel, C. S. Vikram and A. A. Faisal, “Prediction of Arm End-Point Force Using Multi-channel MMG,” *2014 11th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, Zurich, Switzerland, 2014, pp. 27-32.
- [122] F. Mobasser, J. M. Eklund and K. Hashtrudi-Zaad, “Estimation of Elbow-Induced Wrist Force With EMG Signals Using Fast Orthogonal Search,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 4, pp. 683-693, 2007.
- [123] M. A. Harrach, S. Boudaoud, V. Carriou and F. Marin, “Multi-muscle force estimation using data fusion and HD-sEMG: An experimental study,” *2017 Fourth International Conference on*

Advances in Biomedical Engineering (ICABME), Beirut, Lebanon, 2017, pp. 1-4.

- [124] B. Atoufi, E. N. Kamavuako, B. Hudgins, and K. Englehart, "Force Estimation in Multiple Degrees of Freedom From Intramuscular Emg Via Muscle Synergies," *CMBES Proceedings*, vol. 36, no. 1, 2013.
- [125] J. L. G. Nielsen, S. Holmgaard, N. Jiang, K. B. Englehart, D. Farina and P. A. Parker, "Simultaneous and Proportional Force Estimation for Multifunction Myoelectric Prostheses Using Mirrored Bilateral Training," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 3, pp. 681-688, 2011.
- [126] D. G. Lloyd and T. F. Besier, "An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments in vivo," *Journal of Biomechanics*, vol. 36, no. 6, pp. 765-776, 2003.
- [127] R. T. Johnson, D. Lakeland and J. M. Finley, "Using Bayesian Inference to Estimate Plausible Muscle Forces in Musculoskeletal Models," *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, vol. 19, no. 1, 2022.
- [128] J. Hashemi, E. Morin, P. Mousavi, K. Mountjoy and K. Hashtrudi-Zaad, "EMG-force modeling using parallel cascade identification," *Journal of electromyography and kinesiology: official journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, vol. 22, no. 3, pp. 469-477, 2012.
- [129] M. Fadzli, A. Hanafusa, Y. Kubota and D. Nishimori, "Preliminary Study on Muscle Force Estimation using Musculoskeletal Model for Upper Limb Rehabilitation with Assistive Device for Home Setting," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1372, no. 1, 2019.
- [130] A. R. M. Pelegrinelli, D. S. Catelli, E. Kowalski, M. Lamontagne and F. A. Moura, "Comparing three generic musculoskeletal models to estimate the tibiofemoral reaction forces during gait and sit-to-stand tasks," *Medical Engineering & Physics*, vol. 122, 2023.
- [131] W. Park, S. Kwon, H. Lee and J. Kim, "Thumb-tip force estimation from sEMG and a

- musculoskeletal model for real-time finger prosthesis,” *2009 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, Kyoto, Japan, 2009, pp. 305-310.
- [132] W. Park, S. Kwon and J. Kim, “Real-time estimation of thumb-tip forces using surface electromyogram for a novel human-machine interface,” *2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Anchorage, AK, USA, 2010, pp. 205-210.
- [133] D. Wattanaprakornkul, M. Halaki, C. Boettcher, I. Cathers and K. A. Ginn, “A comprehensive analysis of muscle recruitment patterns during shoulder flexion: an electromyographic study,” *Clinical Anatomy*, vol. 24, no. 5, pp. 619-626, 2011.
- [134] D. Landin, M. Thompson and M. R. Jackson, “Actions of the Biceps Brachii at the Shoulder: A Review,” *Journal of Clinical Medicine Research*, vol. 9, no. 8, pp. 667-670, 2017.
- [135] D. Landin, M. Thompson and M. R. Jackson, “Functions of the Triceps Brachii in Humans: A Review,” *Journal of Clinical Medicine Research*, vol. 10, no. 4, pp. 290-293, 2018.
- [136] E. Kholinne, R. F. Zulkarnain, Y. C. Sun, S. J. Lim, J. -M. Chun and I. -H. Jeon, “The different role of each head of the triceps brachii muscle in elbow extension,” *Acta Orthopaedica et Traumatologica Turcica*, vol. 52, no. 3, pp. 201-205, 2018.
- [137] M. L. Voight and B. C. Thomson, “The Role of the Scapula in the Rehabilitation of Shoulder Injuries,” *Journal of Athletic Training*, vol. 35, no. 3, pp. 364-372, 2000.
- [138] T. Ijiri, R. Takagi and T. Suzuki, “Isometric Contraction of Scapular Muscles Activities during Horizontal Abduction and Adduction of the Shoulder,” *Journal of Novel Physiotherapies*, vol. 7, no. 2, 2017.
- [139] S. L. Spear and C. L. Hess, “A Review of the Biomechanical and Functional Changes in the Shoulder following Transfer of the Latissimus Dorsi Muscles,” *Plastic and Reconstructive Surgery*, vol. 115, no. 7, pp. 2070-2073, 2005.
- [140] D. Lee, S. Lee and S. Han, “Changes in the electromyographic activities of the infraspinatus and

posterior deltoid according to abduction angles of the shoulder joint during shoulder external rotation in closed kinetic chain exercise,” *Journal of Physical Therapy Science*, vol. 28, no. 10, pp. 2748-2750, 2016.

謝辞

本研究を遂行するに当たり，多大なるご支援とご鞭撻をいただいた，九州大学工学研究院の木口量夫教授に深く感謝いたします。また，本論文の副査をご担当いただきました，九州大学システム情報科学研究院の倉爪亮教授，九州大学工学研究院の田原健二教授からのご指導，ご支援に，深く感謝いたします。

本研究へ多くのアドバイスを下さった，九州大学工学研究院の西川鋭准教授に深く感謝いたします。また，本研究を遂行するために諸手続きなどで大変お世話になりました片岡絵理様に深く感謝いたします。

研究過程で困難に直面した際に多大なる助力をいただきました，九州大学工学研究院システム工学研究室に所属していた本田功輝氏，劉文斌氏，夏久云氏に深く感謝いたします。また，研究に行き詰まったときにさまざまなご支援をいただいた，当研究室の学生諸君に深く感謝いたします。特に，LI DANWEN 氏，康雪松氏には研究面および日々の生活面で多大なるご支援をいただきましたことに，深く感謝いたします。

最後に，大変な困難の中私を研究の道に進ませてくれた私の両親に深く感謝いたします。

令和7年1月8日

HOU YUE