

博士論文 2024 年度

身体融合による運動技能学習を拡張する
技能外在化アバターの研究



慶應義塾大学
大学院メディアデザイン研究科

萩原 隆義

本論文は慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科に
博士(メディアデザイン学)授与の要件として提出した博士論文である。

萩原 隆義

研究指導コミッティ：

南澤 孝太 教授 (主指導教員)

砂原 秀樹 教授 (副指導教員)

加藤 朗 教授 (副指導教員)

論文審査委員会：

砂原 秀樹 教授 (主査)

加藤 朗 教授 (副査)

田中 由浩 教授 (副査、名古屋工業大学)

北崎 充晃 教授 (副査、豊橋技術科学大学)

博士論文 2024 年度

身体融合による運動技能学習を拡張する 技能外在化アバターの研究

カテゴリ：サイエンス / エンジニアリング

論文要旨

技能を伝えるということは、技を後世に残すことや、後継者を育成するために重要であるが、日本では往々にして技術を持った人の高齢化が進んでおり、後継者不足が問題となっている。また、技術はその人の身体感覚として紐づいているため、教示することが難しく、習得には時間がかかる場合が多い。こうした問題を解決するためには、デジタル技術を用いることが重要であると考えられ、いかにして自分の身体感覚として技能を学習、獲得するかを提示する必要がある。

また、従来のアバターや技能学習システムは、1人の技能を1人の初心者に伝送するといった、1対1対応が主流であった。VR空間では、1つのアバターを2人が操作する融合身体という研究が行なわれており、身体認知や運動パフォーマンスについて明らかになりつつある。この融合身体は、お互いの能力を取り出して留めておくことや、体格の違いや体の使い方の違いといった身体の個体差を吸収することができる、運動伝送における中間媒体と捉えられるのではないかと考えられる。さらに、他者の技能学習のみならず、自己技能を自分自身で学習するという方法も考えられ、一度取り出した自分の技能を編集し、再投入することで学習を加速させることが可能なのではないかと考えられる。そのため、実世界においても、一度取り出した技能を保存し、その技能を学習するための中間媒体が必要になると考えた。

そこで本研究では、技能を保存する中間媒体となるものを作り、人間の身体技能の外在化を行なうことで、自己の技能学習をスムーズに行なうことができるというコンセプトを提示した。この中間媒体として、2つの運動データを1つのロ

ロボットアバターに融合するシステムを提案、実装し、これを技能外在化アバターと呼ぶこととした。

まず、技能外在化アバターを通してどのように技能を取り出すか、実世界を対象とした技能をどのように伝送するかを検討するため、心理・認知の観点から評価を行なった。実験の結果、技能外在化アバターを自分の身体として扱うことができ、パフォーマンスも向上することを明らかにした。この評価により、外在化した技能を身体融合によって自分に取り込むこと、ロボットアバターを用いることで実世界の対象にも対応可能であることを示した。

これらの基礎知見をもとに、実際に技能外在化アバターが運動学習にどの程度効果があるのかについて検討した。運動学習の手法として、事前に記録した自分自身のデータと融合する、他人のデータと融合するという手法を用いた。自分自身のデータとの融合は、運動の特徴や癖などが一致し、作業のやりやすさに影響を及ぼす場合があることを明らかにした。また参加者は、融合手法 (自分データ、他人データ) に選好があることがわかった。

この選好によって参加者をグループ分けした結果、それぞれの選好する融合手法とタスクを行なう方がタスクパフォーマンスが向上することを示した。また、自分のデータを選好する参加者は自分の運動モデルを優先し、他人のデータを選好する参加者は他人と合わせることを優先する可能性が示唆された。さらに、それぞれの選好に適した融合手法を作成し、その手法でタスクを行なうことで、運動学習を促進させる可能性を示した。こうした参加者に合った融合手法の提示によって、自己の技能学習をスムーズに行なうことが可能になると考えられ、技能外在化アバターの有用性を示した。

キーワード：

サイバネティックアバター、協調アバター、経験共有、技能融合

慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科

萩原 隆義

Abstract of Doctoral Dissertation of Academic Year 2024

A Study on Skill Externalizing Avatar to Extend Motor Learning through Body Integration

Category: Science / Engineering

Summary

Transferring skills is important for preserving skills for future generations and for training successors. In Japan, the number of technicians is aging, and a lack of professional successors is becoming an issue. In addition, since skills are embedded in the person's physical senses, it is difficult to teach and learning is often time-consuming. In order to solve these problems, the use of digital technology is considered important, and it is necessary to show how to learn and acquire skills as one's own physical sensations.

Previous avatar and skill-learning systems were mainly designed for one-to-one correspondence, where one person's skill is transmitted to one person. In VR, research on body integration, in which two people control one avatar, is revealing about body perception and motor performance. This body integration might be understood as an intermediate medium in motor transmission, which allows us to extract and retain our abilities and absorb individual differences, such as differences in size and use of the body. Furthermore, not only learning the skills of others, but also learning self-skills on one's own could be considered, and it is possible to accelerate learning by editing and re-injecting own skills once retrieved.

Therefore, this study presents the concept of creating an intermediate medium for storing skills and externalizing human physical skills to facilitate self-skill learning. This study proposed and implemented a system that integrates two motor data into one robotic avatar, which is called the skill externalizing avatar.

First, to investigate how skills are extracted through the skill externalizing avatar and how skills are transferred to a real-world object, I evaluated the system from psychological and cognitive perspectives. The results of the experiment showed that participants were able to be embodied in the skill externalizing avatar and that their performance was improved. This evaluation showed that externalized skills can be integrated into oneself through integration and that the use of robotic avatars can be performed on real-world objects.

Based on these basic findings, this study investigated the effectiveness of the skill externalizing avatar in actual motor learning. Two methods for motor learning were used: integrating with own pre-recorded data and integrating with others' data. The results showed that integrating with own data might affect the ease of performing the task, due to the matching of movement characteristics and habits. Also, it was found that participants had a preference for one of the integration methods.

Grouping participants by preference showed that task performance was better when they performed the task with their preferred integration method. It was also suggested that participants who preferred their own data may prioritize their own motor model, and participants who preferred the data of others may prioritize going to match with others. In addition, a method of integration appropriate for each preference was created, which could potentially facilitate motor learning. Presenting an integration method that adapts to the characteristics of the participants would enable them to learn their own skills more smoothly, showing the effectiveness of the skill externalization avatar.

Keywords:

cybernetic avatar, collaborative avatar, shared experience, collective ability

Keio University Graduate School of Media Design

Takayoshi Hagiwara

目次

第1章 序論	1
1.1. 技能伝承における課題	1
1.2. 技能のデジタル化	1
1.3. 現在の運動技能学習システム	2
1.4. 本研究の目的	3
第2章 関連研究	4
2.1. 運動技能学習に関する認知的メカニズム	4
2.2. 技能学習に関するシステム	6
2.3. ロボットによる運動伝送と学習支援	7
2.4. 感覚運動共有	9
2.5. 協調作業におけるタスクパフォーマンス	11
2.6. VR空間での身体融合と運動学習	12
2.7. 本研究が扱う領域	14
第3章 提案手法	17
3.1. コンセプト	17
3.2. 運動技能学習における中間媒体としての技能外在化アバターの意義	19
3.3. 技能外在化アバターの設計	21
3.4. 装置	22
3.4.1. ロボットアーム	23
3.4.2. インタフェース	24
3.5. 技能外在化アバターを用いた運動技能学習のメカニズム	26

第4章	技能外在化アバターによる	
	心理・認知変化に関する基礎的検討	27
4.1.	デモ展示を通じたユーザへの効果の検討	27
4.1.1	アンケート結果と考察	29
4.2.	技能外在化アバターによるユーザビリティと運動変容	30
4.2.1	参加者	31
4.2.2	条件	31
4.2.3	手続き	31
4.2.4	解析と統計	33
4.2.5	アンケート結果	34
4.2.6	タスクパフォーマンス	35
4.2.7	参加者2人の運動同期	36
4.2.8	行為主体感とユーザビリティについての相関	37
4.3.	考察	38
第5章	技能外在化アバターを介した	
	運動学習提示手法	45
5.1.	技能の外在化による運動学習に関する基礎検討	46
5.1.1	目的	46
5.1.2	参加者	47
5.1.3	条件	47
5.1.4	機材	48
5.1.5	手続き	49
5.1.6	解析と統計	52
5.1.7	結果	52
5.1.8	考察	67
5.2.	技能の外在化による効果的な学習手法提示	72
5.2.1	目的	73
5.2.2	参加者	74
5.2.3	条件	74

5.2.4	機材	75
5.2.5	手続き	75
5.2.6	解析と統計	78
5.2.7	結果	78
5.2.8	考察	92
5.3.	技能の外在化による効果的な運動学習手法の実証	98
5.3.1	目的	98
5.3.2	提案手法の定義	98
5.3.3	提案手法による参加者の分類	100
5.3.4	提案手法の評価	101
5.3.5	考察	107
5.4.	本章のまとめ	113
5.5.	本章における制約と今後の展開	115
第 6 章 結論		119
謝辞		129
参考文献		132

目 次

2.1	VRにおける技能学習システム。(A) Yang et al. [1]。(B) Kawasaki et al. [2]。(C) Kawasaki et al. [3]。	7
2.2	ロボットによる運動伝送と学習支援。(A) Yang et al. [4]。(B) Yamen et al. [5]。	9
2.3	VRにおける身体融合研究。(A) Fribourg et al. [6]。(B) Hagiwara et al. [7]。	13
2.4	本研究の位置付け	15
2.5	身体融合関連研究の中での本研究の位置付け	16
3.1	融合アバターのイメージ。(A)、(B) 2人でリアルタイムに1つのロボットアバターに融合して作業を行なう。(C) あらかじめ記録されたデータと融合して作業を行なう。	19
3.2	コンセプトデザイン。運動を任意の割合で融合し、1つのロボットアバターに身体化するシステムを開発した。	23
3.3	技能外在化アバターと操作者との関係性。ロボットアバターを自分の身体として扱う上で重要となる主な信号を実線、補助的な信号を点線で示す。	24
3.4	ロボットアバター。(A) ロボットアバターの外観 (xArm 7)。(B) グリッパーの外観。先端には人の指の形を模した指が取り付けられてあり、片方にマイクが埋め込まれている。	25
3.5	2つのデバイス。(A) 参加者の手の動きを追跡するための再帰性反射マーカースと振動触覚フィードバック装置。(B) グリッパーの開閉制御と指先への触覚提示デバイス。	26

4.1	行為主体感と身体所有感。中央値はそれぞれ 70 と 6。	29
4.2	実験セットアップ。参加者は技能外在化アバターを操作し、赤いブロックをグリッパーで把持しフレームに入れるタスクを行なった。参加者はカーテンで仕切られ、互いに見えないようにし、話さないように指示された。	33
4.3	行為主体感と身体所有感。ホルム法による多重比較を行なった (* $p < .05$)。	35
4.4	認知負荷と選好。条件間に有意な差はなかった。	36
4.5	操作性と快適さ。条件間に有意な差はなかった。	37
4.6	タスク時間とタスク精度。タスク時間は ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった (** $p < .001$)。タスク精度はホルム法による多重比較を行なった (* $p < .01$)。	38
4.7	参加者 2 人の運動同期。ホルム法による多重比較を行なった (** $p < .001$)。	39
4.8	Integration 条件における行為主体感に対する認知負荷と選好の相関。(A) 行為主体感と認知負荷。(B) 行為主体感と選好。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。	40
4.9	Integration 条件における行為主体感に対する操作性と快適さの相関。(A) 行為主体感と操作性。(B) 行為主体感と快適さ。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。	41
4.10	Solo 条件における行為主体感に対する認知負荷の相関。(A) Solo1 条件。(B) Solo2 条件。どちらにも相関は見られなかった。	42
5.1	改良したグリッパー制御用のインタフェース。ポテンシオメータによって開閉の値取得を行なう。	48
5.2	実験セットアップ。参加者はロボットアバターを操作し、赤いブロックをグリッパーで把持し、90 度回転させて手前のブロックの上に乗せるタスクを行なった。	50

5.3	行為主体感と身体所有感。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった (**p <.01, ***p <.001)。	53
5.4	認知負荷と快適さ。条件間に有意な差はなかった。	54
5.5	システムユーザビリティスケール。条件間に有意な差はなかった。	55
5.6	失敗回数。条件間に有意な差はなかった。	56
5.7	参加者のコメントによるグループ分けを行なった失敗回数。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった (*p <.05, **p <.01)。	57
5.8	躍度と Jerk Index。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった (***p <.001)。	59
5.9	参加者と記録データとの運動同期 (***p <.001)。	60
5.10	参加者と記録データとの運動同期の時系列変化。(A) Integration _{Self} 条件。(B) Integration _{Other} 条件。半透明部分は 95%CI。	61
5.11	失敗回数と認知負荷の相関。(A) Integration _{Self} 条件。(B) Integration _{Other} 条件。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。	62
5.12	Solo 条件前後における失敗回数と認知負荷の相関。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。	63
5.13	失敗回数と快適さの相関。(A) Integration _{Self} 条件。(B) Integration _{Other} 条件。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。	64
5.14	Solo 条件前後における失敗回数と快適さの相関。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。	65
5.15	失敗回数と SUS の相関。(A) Integration _{Self} 条件。(B) Integration _{Other} 条件。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。	66
5.16	Solo 条件前後における失敗回数と SUS の相関。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。	67

5.17	実験セットアップ。参加者はロボットアバターを操作し、障害物を右側から回り込むようにして避け、赤いブロックをグリッパーで把持し、90度回転させて手前のブロックの上に乗せるタスクを行なった。	77
5.18	行為主体感と身体所有感。ARTを使用したANOVAとKenward-Rogerの自由度近似を行なったTukey法による多重比較を行なった(* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$)。	79
5.19	認知負荷と快適さ。ARTを使用したANOVAとKenward-Rogerの自由度近似を行なったTukey法による多重比較を行なった(* $p < .05$)。	80
5.20	システムユーザビリティスケール。条件間に有意な差はなかった。	81
5.21	躍度とJerk Index。躍度はMSRB法による多重比較を行なった(** $p < .01$, *** $p < .001$)。Jerk Indexは条件間に有意な差はなかった。	82
5.22	失敗回数。(A) 全ての参加者の平均。ARTを使用したANOVAとKenward-Rogerの自由度近似を行なったTukey法による多重比較を行なった。(B) 選好によるグループ分け。MSRB法による多重比較を行なった(* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$)。	84
5.23	参加者と記録データとの運動同期。(A) 全ての参加者の平均。対応ありのt検定を行なった。(B) 選好によるグループ分け。混合モデルによる分散分析を行なった。(*** $p < .001$)。	85
5.24	参加者と記録データとの運動同期の時系列変化。(A) Integration _{Self} 条件。(B) Integration _{Other} 条件。半透明部分は95%CI。	86
5.25	参加者と参加者自身のPre条件でのデータとの運動同期。(A) 全ての参加者の平均。(B) 選好によるグループ分け。ARTを使用したANOVAとKenward-Rogerの自由度近似を行なったTukey法による多重比較を行なった。(*** $p < .001$)。	87

5.26	参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期性の時系列変化。(A) Solo _{Post} 条件。(B) Integration _{Self} 条件。(C) Integration _{Other} 条件。半透明部分は 95%CI。	88
5.27	参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグ。Z 軸 (参加者に対して前後方向) をもとに計算し、参加者の選好によるグループ分けを行なった。条件間に有意な差はなかった。	89
5.28	運動データをもとにした「自分のデータ選好」と「他人のデータ選好」の参加者の分類	100
5.29	技能外在化アバターを用いた記録データとの融合における運動反映割合調整手法	101
5.30	全ての参加者の失敗回数。	103
5.31	躍度。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで平均。	104
5.32	Jerk Index。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで平均。	105
5.33	実験を通しての躍度と Jerk Index の変化。Solo _{Post} 条件にて Solo _{Pre} 条件よりも失敗回数が減少した強いリーダー 2 と強いフォロワー 1 の 1 名ずつ。(A) 躍度。(B) Jerk Index。	106
5.34	5.2 節における実験を通しての躍度と Jerk Index の変化。Solo _{Post} 条件にて Solo _{Pre} 条件よりも失敗回数が減少した強いリーダー 2 と強いフォロワー 1 の 1 名ずつ。Learning 条件は、強いリーダー 2 は Integration _{Self} 条件でのデータ、強いフォロワー 1 は Integration _{Other} 条件でのデータとした。(A) 躍度。(B) Jerk Index。	107
5.35	参加者と記録データとの運動同期。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで平均。	108
5.36	リーダーとフォロワーで分類し平均した、参加者と記録データとの運動同期の時系列変化。半透明部分は 95%CI。	109
5.37	参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで平均。	110

5.38	リーダーとフォロワーで分類し平均した、参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期の時系列変化。(A) Solo _{Post} 条件。 (B) Learning 条件。半透明部分は 95%CI。	111
5.39	参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグ。Z 軸 (参加 者に対して前後方向) をもとに計算。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで平均。	112

目 次

- 5.1 提案手法による自分のデータ選好 (リーダー) と他人のデータ選好 (フォロワー) の分類。preference は参加者がアンケートで回答した選好 (自分データか他人データ)、score は提案手法による最終的な判定に使用したスコア、decision は判定された分類を表す。 . 102

第 1 章

序

論

1.1. 技能伝承における課題

人間はそれぞれ異なる技能や能力を持っている。その中には、ある特定の個人しか成し得ないようなものや、一般に習得難易度が高いものがある。ものづくりの現場などにおいて、こうした技能を後世に残していくことは重要であると考えられる。しかし、日本では往々にしてこうした技能を持つ人の高齢化が進んでおり¹⁾、後継者が不足していることが問題となっている。また、こうした技能は習得に時間を要することが多く、一朝一夕で身につくようなものではない。こうしたことから、人材育成・能力開発が進まないことも問題となっている²⁾。こうした問題を解決するためには、デジタル技術を用いることが重要であると考えられ、人の技能をいかにして伝えるかを提示する必要がある。

1.2. 技能のデジタル化

デジタル技術による技能の学習については、熟練者の動きや感覚を記録してデータ化し、それを再生することで学習を目指す研究が行われている。スポーツ選手の動きを記録、解析するもの [8] や、書道家の動きを記録、再現するもの³⁾、陶芸

1) https://www.meti.go.jp/report/whitepaper/mono/2021/pdf/honbun_1_2_1.pdf

2) <https://www.jil.go.jp/institute/research/2022/218.html>

3) <https://news.mynavi.jp/techplus/article/20120928-a140/>

における指先の力覚を記録するもの⁴⁾などがある。こうした技能のデジタル化が進みつつあり、記録、解析、再現は可能であるが、これを初心者ができるようになるためには、自分の感覚として学習することが重要であると考えられる。また、身体的な技能の学び方は、こうしたテクノロジーが変えていくというフェーズにあり、デジタル技術を介さない従来の学び方と比較して、どのような違いがあり、どのような変化が起こるのかを明らかにする必要がある。

1.3. 現在の運動技能学習システム

自分の身体感覚として技能を学習することを可能にするため、指導者が遠隔からロボットを操作し、装着者の手をロボットハンドによってつかみ、動作を教示するシステム [5] や、熟練者の作業を記録して、それを力覚提示装置により再生することで、初心者が主体的に動作を学習するシステム [9] が開発されている。また、バーチャルリアリティ (VR) 空間では、自分の動きの上に教師の動きを半透明で重ね、その動きに追従するシステム [1] や、1人称視点を共有することで学習を行うシステム [2] が開発されている。さらに、最初はゆっくりとした動きで徐々に現実と同等の速度にするといった、VR 内で段階的に時間の進み方を変えることで現実空間でもその動作ができるようになる研究 [3] も行なわれている。

これらのシステムは、1人の技能を1人の初心者に伝送する、1対1対応がメインである。しかし、複数の技能を1人が学習するといった状況や、自己技能を自分自身に再投入するといった状況も考えられる。また、技能は人の身体に紐づいており、体格の違いや体の使い方の違いといった身体の個体差が存在し、これが学習を難しくする要因にもなると考えられる。そのため、一度技能を取り出して保存しておく中間媒体のようなものを作成し、それを経由しての学習が必要になるのではないかと考えられる。

4) https://www.tel.co.jp/museum/magazine/manufacture/131125_topics_07/03.html

1.4. 本研究の目的

本研究では、技能を保存する中間媒体となるものを作り、人間の身体技能の外在化を行なうことで、自己の技能学習をスムーズに行うというコンセプトを提示した。この中間媒体となるものを作成し、実世界において身体技能を伝えること、外在化した身体技能を取り込むことによる、新しい運動技能学習手法を提示し、その効果を明らかにすることを目的とした。こうした中間媒体によって、一度技能を取り出してそこに留めておき、必要に応じてそこから取り出して学習するといった、技能の外在化が可能になると考えられ、こうしたアバターを「技能外在化アバター」と呼ぶこととした。自分の技能を自分自身に再投入することによる学習のための技能外在化アバターとして、2つの運動データを1つのロボットアバターに融合するシステムを開発、実装した。このアバターを操作する際の心理変化と行動変化、および運動技能学習における1人の場合と比較した際の学習効果を明らかにする。アバターは単に技能を提示するだけの媒体ではなく、学習者が自分の身体だと感じ、操作できるようになることで効果的な運動学習が行なえるようになると考えられるため、こうした心理・認知の観点からの変容を明らかにする必要がある。また、運動学習の手法として、あらかじめ記録された自分自身のデータ、他人のデータと融合することが考えられ、これらの効果の違いおよび1人での作業との違いを評価する。その人がもともと持っている運動特性やパフォーマンスによって、効果的な融合手法が異なると考えられ、認知的観点からこれら进行评估する。こうした知見を経て、運動特性やパフォーマンスをもとに「こういう場合にはこの融合方法」といった、その人に合った融合手法を提案し、新たな運動技能学習手法を提示することを目指した。

第 2 章

関 連 研 究

2.1. 運動技能学習に関する認知的メカニズム

人間の運動技能学習における理論の1つとして、閉ループ理論 [10] がある。記憶に存在する運動軌跡に沿った指令を脳から手足などの末端に送り、末端からの感覚フィードバックをもとに、基準となる記憶の運動軌跡との誤差を知覚し、誤差を修正するように再度運動指令を送る、というループである。自分の過去の記憶にない動作には対応できないことや、フィードバックに時間を要するため高速な動作には対応できない [11] といった弱点はあるが、運動技能学習における基本的な考え方の1つである。

日常生活には様々な運動技能があるが、これらは反復練習によって学習される。運動技能の学習とは、こうした繰り返しによって目的の動作が素早く実行できるようになるまでの過程 [12] を指す。通常、こうした学習は繰り返しの練習によって、漸近的に進んでいく。学習は、最初は比較的早く進み、その後はゆっくりと進む [13] という2段階で行われる。この後半の学習段階では、ある程度動作に慣れたことによる自動化が起きていると考えられる。

運動学習の強化や促進、影響を与える要因について研究が行なわれている。練習や学習のタスクを難しく、努力が必要なものにすることにより、運動学習を強化する可能性 [14,15] が示唆されている。また、感情や認知、社会的な要因も運動学習に影響を与えること [16] がわかっている。また、作業への集中を内的な要因 (自分自身の手の位置や足の角度) に向けるよりも、外的な要因 (動かす対象の角度など) に向ける [17] といった認知が学習を促進する。

自信や過去の成功体験が運動パフォーマンスを向上させ、学習を促進させる可

能性 [18] も示唆されている。ポジティブなフィードバックを参加者に与えると、ネガティブなフィードバックを与えるよりも、パフォーマンスが向上し、運動学習を効果的にすること [19, 20] が明らかになっている。こうした自信は自己効力感 [21] と呼ばれ、運動学習における課題成績の予測に関連している可能性 [22, 23] が示唆されている。こうしたさまざまな要因が学習に影響することがわかっており、これらを個別に考えるのではなく、包括的に扱い運動学習を説明する研究 [24] も行われている。

さらに、他者と一緒に練習を行うことで、運動学習を促進すること [25] が明らかになっている。これは、個々の負担が減ることや役割を分担できること、他者の動作を観察することができるといったこと [26-28] が影響している。注意しなければならないことが減ることによって、より学習に集中することができる可能性や、会話によってお互いに作業への提案をしたり、モチベーションを高めたりすることが影響しているのではないかと考えられる。

宣言的記憶 (事実や知識、経験) と手続き記憶 (運動技能など) [29] は、記憶獲得時の統合において干渉や相互作用する可能性 [30] がある。手続き記憶として運動技能を学習した後、宣言的記憶として単語を学習し、その後時間において運動技能を再度テストするという実験 [30] において、単語の学習とテストとの間に睡眠を挟まなかった参加者は、運動技能のオフラインでの向上 (すなわち休息中などに時間をかけて進む学習) が阻害されたが、睡眠を挟んだ参加者は阻害されなかった。また、この阻害の程度は、単語の想起との相関があることが示されている。こうしたことから、運動技能学習には睡眠が関わっていることと、その他の記憶との相互作用があり、場合によっては阻害されることが明らかになっている。また、記憶は獲得時には不安定であり、干渉の影響を受けやすい。この不安定な記憶同士は、宣言的記憶と手続き記憶といった異なるタイプの記憶でも学習の転移が起こる。運動技能を学習した後に単語リストを覚えるという実験 [31] では、同じ構造を持つ場合 (例えば運動学習において、1~4の任意の番号のボタンを押すという課題は、単語の学習において4つの単語と紐づけることができる) に学習の転移が起こり、その逆も同様であることが明らかになっている。この実験では、個々の要素そのものの知識ではなく、要素間の高度な関係が伝達されること

が示されており、記憶が不安定な状態においては異なるタイプの記憶でも、その後の記憶や運動技能学習に影響を与えることが明らかになっている。

2.2. 技能学習に関するシステム

運動技能学習に関する基礎的知見だけでなく、実際の技能を学習する方法についても研究が行なわれている。例えば医療分野では、外科手術において触覚を提示することによる技能学習システム [32] が開発されていたり、教師映像を見ながら手術トレーニングを行うことで、パフォーマンスが向上したりすること [33] が明らかになっている。スポーツに関する技能学習手法 [34,35] も提案されており、ゴルフのパターにおいて、実際のホールよりも小さい円をホールの周りに映像で提示した場合、実際のホールよりも大きい円を周りに提示した場合と比較してパフォーマンスが向上することが示されている。これは、同じ大きさの円でも、周りに小さい円がある方が実際よりも大きく知覚されるという人間の錯覚 (Ebbinghaus illusion) に基づいている。このように、人間の知覚特性を利用することで、効果的な学習につながる可能性が示唆されている。

VRを用いた技能学習に関するシステムは、構築が比較的簡単で高い没入感を得られる。VRでの外科手術シミュレーションを行なった参加者は、行なわなかった参加者と比較して手術のパフォーマンスが向上したこと [36,37] が明らかになっている。自分の動きの上に教師の動きを半透明で重ね、その動きに追従するシステム [1] では、現実世界での技能学習と同等か、状況によってはそれ以上の学習効果を得られることが明らかになっている (図 2.1A)。また、1人称視点を共有することで学習を行うシステム [2] では、熟練者の視点を共有する場合、1人で作業を行うよりもタスクパフォーマンスが向上することが明らかになっている (図 2.1B)。さらに、VRを用いることで現実世界では不可能な技能学習手法も実現可能になる。けん玉の技能学習において、玉の速度を遅くすることで難易度を下げるシステム [3] では、このシステムを使用しなかった参加者と比較して、習熟度と自信を向上させることが明らかになっている (図 2.1C)。VRを用いることで、学習者が主観的に技能を学ぶことが可能になるだけでなく、現実では困難なことや不可能

なことも可能になり、技能を学習する際の新たな手法として効果が期待できる。

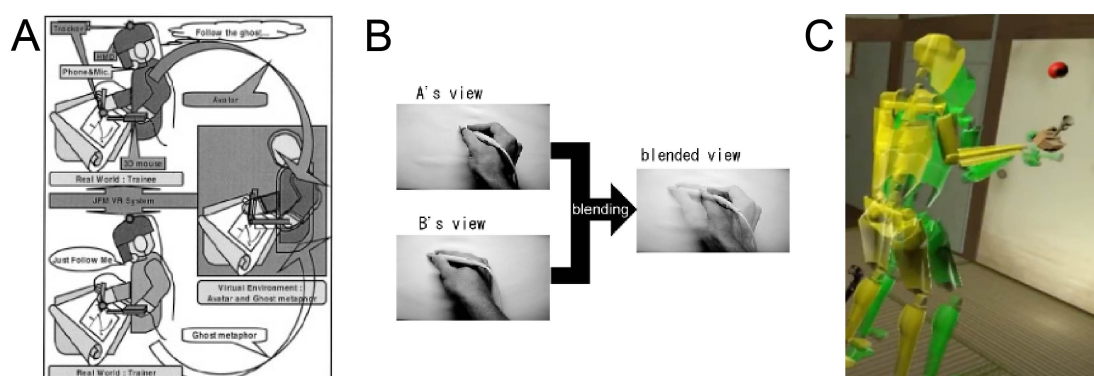


図 2.1 VR における技能学習システム。(A) Yang et al. [1]。(B) Kawasaki et al. [2]。(C) Kawasaki et al. [3]。

また、参加者へ触覚や力覚を提示すること [38] で、より効果的な学習が行なえる可能性もある。熟練者の作業を記録して、それを力覚提示装置により再生することで、初心者が主体的に動作を学習するシステム [9] が開発されている。バーチャル書道システム [39] では、教師の筆の位置の軌跡と押し付ける力を記録し、それを生徒に提示することが行なわれている。力覚によって教師と学習者の位置の差を提示するシステムが開発されており、トレーニングにおけるパフォーマンスが向上することが明らかになっている。一方、このフィードバックありの状態からなしの状態にすると、学習者のパフォーマンスは下がること [40] もわかっており、教師がやってくれるだろうという安心感が主体的に学習することを妨げた可能性が示唆されている。

2.3. ロボットによる運動伝送と学習支援

ロボットやアバターを介した遠隔作業システムやコミュニケーションシステムは数多く開発されており、その有用性について研究が行なわれている。da Vinci Surgical System [41] は、遠隔からロボットを操作し手術を行なうシステムであり、実際の医療現場で利用されている。手術用のため、非常に細かい作業を可能にす

るだけでなく、直感的に操作可能であり、術者の疲労を低減させることができる。また、このシステムを使用した手術の方が、患者の術後の回復期間や入院期間が短くなること [42] が示唆されている。2つのロボットを用いて、教師の動作を学習者に伝達するシステム [4] では、直感的に学習することができ、教師が学習者の手を取りながら教示する従来の手法よりも学習効率が向上することが示唆されている (図 2.2A)。全身の運動を遠隔地に伝達可能なロボットアバターシステム [43] では、全ての指への触覚フィードバックが組み込まれており、高い没入感での遠隔作業を可能にする。高い自由度を持っており、人間らしい自然な動作が伝わるだけでなく、ロボットアバターの身体をより自分自身の身体だと感じるようになる。こうした遠隔作業を行なうロボットだけでなく、人間の見た目に沿った人とのインタラクションを重視しているアバター [44] も開発されている。このアバターは、音声認識を用いた対話や身振り手振りなどによって、自然なインタラクションを可能にし、人間との共生の可能性が探索されている。こうしたロボットアバター技術は、ユーザーが遠隔から操作を行なったり、体のスケールを変えて遠隔地にユーザーの存在を表出させたりすることを可能にする。さらにこの数年で人型ロボットの開発が大きく進み、人の動作を正確に読み取り、機械学習によって人間の動きを学習することでモデル化が行なわれるようになってきている⁵⁾。こうした技術の進歩によって、将来的に物理的な業務の実行において人間の介在が不要になるということも現実味を帯びてきている⁶⁾。

近年では、自分の身体にロボットアームやロボットの指を付加したり、アバターの見た目などを変化させたりすることにより個人の能力を拡張する、人間拡張工学が興隆している。例えば、指導者が遠隔からロボットを操作し、装着者の手をロボットハンドによってつかみ、動作を教示するシステム [5] (図 2.2B) や、遠隔から操作可能な2本のロボットアームを装着することにより、ロボットアームを装着した作業者をサポートすることができるシステム [45]、自分の意志で操作可能な6番目の指を追加して把持をサポートするシステム [46] の開発、6番目の指

5) <https://www.unitree.com/g1/>

6) <https://nvidianews.nvidia.com/news/nvidia-accelerates-worldwide-humanoid-robotics-development>

に対する身体所有感に関する研究 [47] などが行なわれている。また、自分の足によって操作可能な2本のロボットアームを自分の身体に付加し、4本の腕を操作することで、実際の2本の腕で行なう作業をサポートしたり、より多くの作業を一度に行なうことが可能になるシステム [48] が開発されている。こうしたロボットアバターを用いた人間拡張により、作業のサポートや効率化が可能になりつつある。

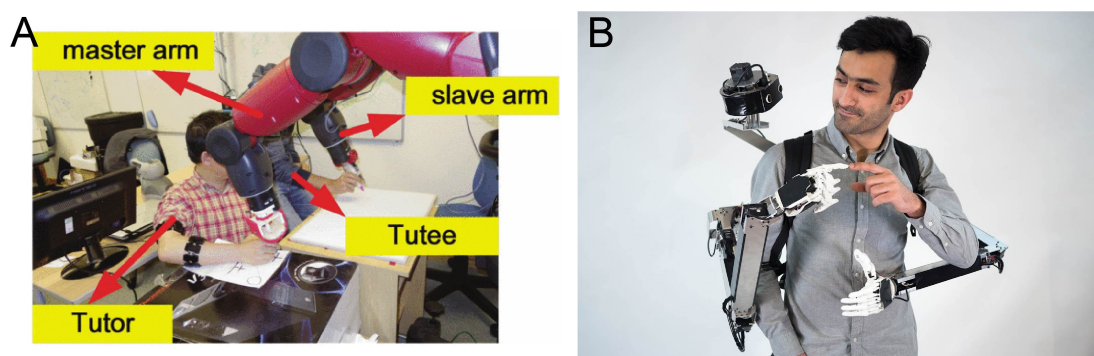


図 2.2 ロボットによる運動伝送と学習支援。(A) Yang et al. [4]。(B) Yamen et al. [5]。

ここまでの研究では、1つのロボットやアバターを操作するのは1人の人間であり、1対1対応がメインである。しかし、デジタル技術の進歩によって、複数の技能を1人が学習するといった1対多対応や、自分の技能を自分自身に再投入して学習するといった1対1(自分自身)対応も可能になり、そのような状況における心理・認知的変容についても明らかにする必要があるのではないかと考えられる。

2.4. 感覚運動共有

コンピュータ支援協調作業の分野では、リハビリテーション支援システム [49] や、患者を遠隔支援するテレビ電話システム [50]、ライブ映像による手術の遠隔支援と情報共有システム [51]、機器の修理やメンテナンスにおける遠隔支援システム [52] など、協調作業のための支援ツールやコミュニケーションシステムが開

発されている。近年では、メタバース⁷⁾などの VR 空間での協調作業 [53,54] が興隆しており、バーチャルアバターを用いた没入感の高い体験を得ることができる。VR や MR を用いることで視覚的な情報を伝えやすくなり、作業のパフォーマンス向上 [55–57] や学習成果の向上 [58] が可能になる。

これまでの研究では、ビデオ通話などのディスプレイを介した協調作業が主流だったが、現在ではより身体的な協調作業に関する研究が進んでいる。例えば、知覚や運動機能の共有では、2 人の視点を交換して同期した作業を行なうシステム [59] や、4 人の参加者がお互いの視点をリアルタイムに共有できるシステム [60]、EMG や EMS によって筋肉の収縮と関節の硬さを双方向に伝達するシステム [61]、ビデオ通話と共にロボットハンドを用いることによって相手とのインタラクションを行なうシステム [62]、遠隔地のユーザの手の動きや形をレンダリングして共同作業を行なうシステム [63] が開発されている。また、実際のロボットと人とは円滑に協調作業を行なう際には、ロボットが人間の行動を認識し、人間がロボットの状態を認識するという相互認識が必要となる。これを実現するため、ロボットと人に触覚センサーを取り付け、お互いの感覚を共有し、協調作業を行なうシステム [64] が開発されている。同様に、ロボットが人間の意図を読み取り、お互いに相互作用しながら円滑に協調作業を行なうシステム [65,66] が開発されている。

お互いの運動や感覚を共有、伝達することによる協調作業だけでなく、実際のロボットアバターを用いた身体的な協調作業の研究も行なわれている。Fusion システム [5] では、実際の現場で作業を行なう人に、遠隔から別の操作者が操作するロボットアームを装着することで、2 人で協力して作業を行なうことを可能にしている。このシステムでは、遠隔地の操作者がロボットアームを用いて実際の操作者の腕を掴み、動作をアシストすることが可能である。こうした身体運動や機能の共有、伝達により、困難な作業をアシストしたり、個人の体験を拡張し、1 人では不可能な経験を得たりすることができるだけでなく、ユーザは無意識のうちに他者の視点から得た情報を自分の動作に取り込んでいることが示唆されている。

7) <https://about.facebook.com/>

2.5. 協調作業におけるタスクパフォーマンス

神経科学に関する研究では、個人の運動軌跡は感覚運動計画とその制御 [67–69]、および記憶に関連するプロセス [70, 71] の結果であることが示されている。これらは個人の運動に焦点を当てているが、複数人がインタラクションを行なう状況においては、異なる運動戦略が必要となる可能性がある。

複数の個人同士のインタラクションにおいて生じる、個々の個体には還元することができない集合的な認知モードのことを We-mode [72] と呼ぶ。このモードへの移行は、協調作業するパートナーの注意や視点といった、他者の情報へのアクセスを増大させ、学習効率を高めると考えられている。物理的な相互作用が可能な状態で参加者 2 人がタスクを行なう際に、高いタスクパフォーマンスの参加者と一緒に作業を行なうと、その参加者個人のパフォーマンスが向上するだけでなく、ペアである低いタスクパフォーマンスの参加者のパフォーマンスも向上すること [73] が示されている。このように、2 人で協調作業を行なうことで、単に全体のパフォーマンスが向上するだけでなく、習熟度の低い参加者のパフォーマンスも向上させることが可能になる。また、同様のシステムを用いた実験では、パートナーの触覚情報があることによって運動学習が向上すること [74] や、3 人以上のグループでも同様にパフォーマンスが向上すること [75] が明らかにされている。

また、協調作業においては、運動のリーダーとフォロワーといった 2 人の役割が設定される状況がある。リーダーとして作業を行なうように教示された参加者は、暗黙的に相手に動作の合図を伝えることで、協調作業におけるパフォーマンスを向上させること [76] が明らかになっている。フォロワーとして作業を行なうように教示された参加者は、リーダーの真似をする傾向があり、その動作が運動戦略的に不利であっても真似をすること [77] も明らかになっている。また、リーダー特性の参加者は、運動のエラー修正をあまり行なわず、相手と合わせるといった相互作用の安定性よりも、自分の動作を優先すること [78] も明らかになっている。さらに、他者に対する共感性が高い参加者がフォロワーとして作業を行なう場合、共感性が低い参加者よりも、リーダーの行動を予測しやすいこと [79] が明らかになっている。

2.6. VR 空間での身体融合と運動学習

技術の発達により、身体技能を取り出して伝達することは可能になりつつあるが、これらを一度に行なうことはできないだろうか。そこで、近年の運動伝送における手法の1つとして、VRの中で1つのアバターに2人が融合する、融合身体という研究が興隆しており、運動を取り出すと同時に相手に伝えるというのを、お互いに行なうことを可能にしている。また、2人の人間が1つのアバターの身体や身体部位に融合した場合 [6, 7, 80] における、そのアバターの運動を引き起こしているのは自分であるという感覚である行為主体感 (Sense of Agency, [81]) や、アバターの身体を自分のものであると感じる感覚である身体所有感 (Sense of Body Ownership)、運動パフォーマンスが調べられている (図 2.3)。Fribourg ら [6] は、VR アバターの腕に2人が融合して操作するシステムを開発し、そのアバターを操作している際の身体化感覚 (Sense of Embodiment) を調べた (図 2.3A)。アバターを操作して VR 空間に提示された目標に対してリーチングするタスクを行なった結果、2人の目標と移動軌跡の両方が一致している場合に操作している感覚が増加することを明らかにした。また、アバターと参加者との移動軌跡の差が大きくなると、操作している感覚が低下することを明らかにした。Hagiwara ら [7] は、2人の参加者が VR 空間のアバターに融合し、リーチングタスクを行なった際の心理・行動の変化について調べた (図 2.3B)。その結果、1人でアバターを操作する場合と比較して、融合したアバターを操作する場合の方が、アバターの運動とその操作者の運動が直線的で滑らかになることを明らかにした。また、融合したアバターへの参加者の運動の実際の反映割合はそれぞれ 50% ずつだったのにも関わらず、行為主体感は 50% よりも有意に高く評定されたことを示した。こうしたことから、融合アバターの動きのみならず、個々の操作者の動きや認知が変容する可能性が明らかになっている。

これらは、操作者2人の運動に任意の重み付けをしたものを足し合わせるという手法だが、操作する身体部位を2人で分担するという手法についても研究が行なわれている。Harin ら [82] は、2人の参加者が1つのアバターの左半身と右半身をそれぞれ操作するシステムを開発し、リーチングタスクを行なった際のパートナーが操作する部分に対する行為主体感と身体所有感を調べた。その結果、2



図 2.3 VRにおける身体融合研究。(A) Fribourg et al. [6]。(B) Hagiwara et al. [7]。

人の意図が一致している場合とリーチング目標が見えている場合において、目標が見えていない場合よりも高い行為主体感と身体所有感が誘発されることを明らかにした。また、上記の左右分担融合システムに対して、2人の参加者を物理的に接続することで、パートナーの運動が自分自身にフィードバックされるシステム [83] が開発されている。このシステムでは、フィードバックがない場合と比較して、パートナーが操作する部分に対する他の人が操作しているという感覚が減少することが明らかにされた。こうしたことから、1つのアバターに融合する際には、パートナーの運動フィードバックがポジティブな認知変化を与えることが示唆されている。

また、運動学習に関する研究 [84] も行なわれており、学習者が教師と一緒に1つのアバターに融合することにより、1人で学習する場合よりも運動能力の学習効率が向上することが示されている。この研究では、自分の腕と一緒に教師の腕も見えるという視点共有の場合との比較も行なっており、身体融合による学習の方が学習効率が低いことも示されている。さらに、身体融合によって、学習した技能の長期保持を促進する効果 [85] も示されている。より実際の使用を想定して、融合する2人の運動反映割合を動的に変化させたり [86]、指を融合することによって手話を学習したりする研究 [87] も行なわれており、いずれも身体融合時の方が学習成績が向上することが明らかになっている。

2.7. 本研究が扱う領域

先行研究では、VR空間において技能を身体に取り入れ、人の能力を向上させる研究が行なわれているが、実世界の技能や能力には対応できていない。一方、AIロボットは実世界の身体能力や技能をモデル化し、それを学習してゆくということは行なわれているが、人の能力を向上させるということには着目されていない。そこで本研究では、実世界を対象とした技能を身体に取り入れ、人の能力を向上させるということに着目した。また、身体技能を保存し再投入するために、どのような中間媒体を作れば良いのか、その中間媒体を通して、身体技能を自分や他人に伝えることができるのか、ということを経験課題として設定した。図 2.4 に、関連研究の中での本研究の位置付けを示す。

これを実現するため、1つのロボットアバターを2人で操作するというロボットを通じた身体融合によって、実世界の身体技能を伝えるという手法を用いる。ロボットを用いた身体融合アバターは、人から人への運動伝送や技能の情報流通の間に挟む中間媒体と捉えられ、技能をそこに留めておくことができると考えられる。こうした技能の外在化によって学習を行なうということについて、心理・認知の観点から評価、実証を扱う。このアバターを通して効果的な学習を行なうためには、自分の身体として馴染むか、融合によって1人での学習と異なる運動戦略が生起するかといったことを検討する必要がある、心理・認知の観点からこれらを検討する。ロボットアバターを用いることで、実世界を対象とした技能の学習が可能になり、実際の環境でのタスクに適用しやすくなることや、物理的な挙動の予測・調整をリアルタイムで学習でき、その技能を現実の作業に直接応用することができるようになると考えられる。また、自分がその場に存在している感覚が強まり、学習の成果が現実世界での応用につながりやすくなると考えられる。

これまでの身体融合研究では、リアルタイムに2人を融合する方法や、教師役のデータと融合する方法が用いられてきたが、本研究では事前に記録した自分自身のデータとの融合における運動技能学習についても検討を行なう。これにより、自己の技能の再投入を行なうことが可能になり、学習における反復練習において、既存の学習手法とは異なる効果が現れるのではないかと考えられる。運動技能学習には、初心者から熟練者といった習熟度合いの違いや、学習効果の持続期間と

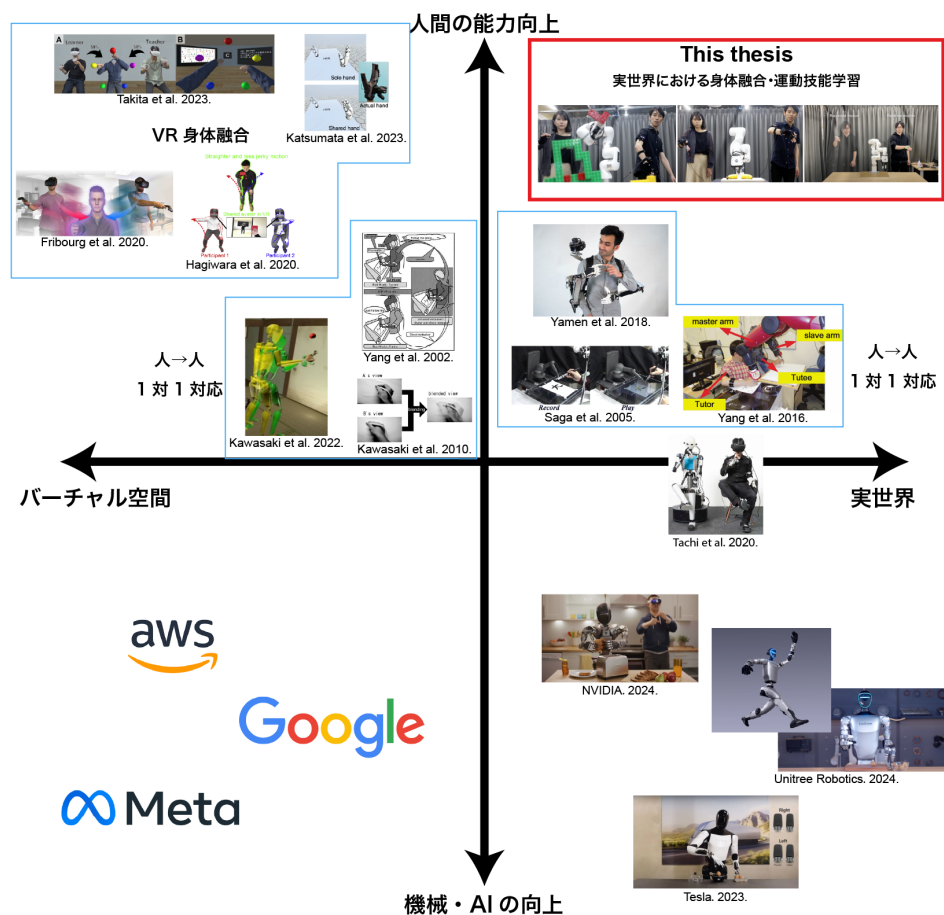


図 2.4 本研究の位置付け

いった要因が存在するが、本研究では基礎的な知見を得るため、学習者自身にある程度身につけている(問題なく実行できる、慣れている)技能を対象とし、中間媒体を用いた学習前後の効果といった短期的な学習効果を評価することとした。図 2.5 に、身体融合関連研究の中での本研究の位置付けを示す。本研究では、ロボットアバターを用いた身体融合における心理・認知に関する基礎研究と、技能の学習に関する手法提示までを扱うこととした。

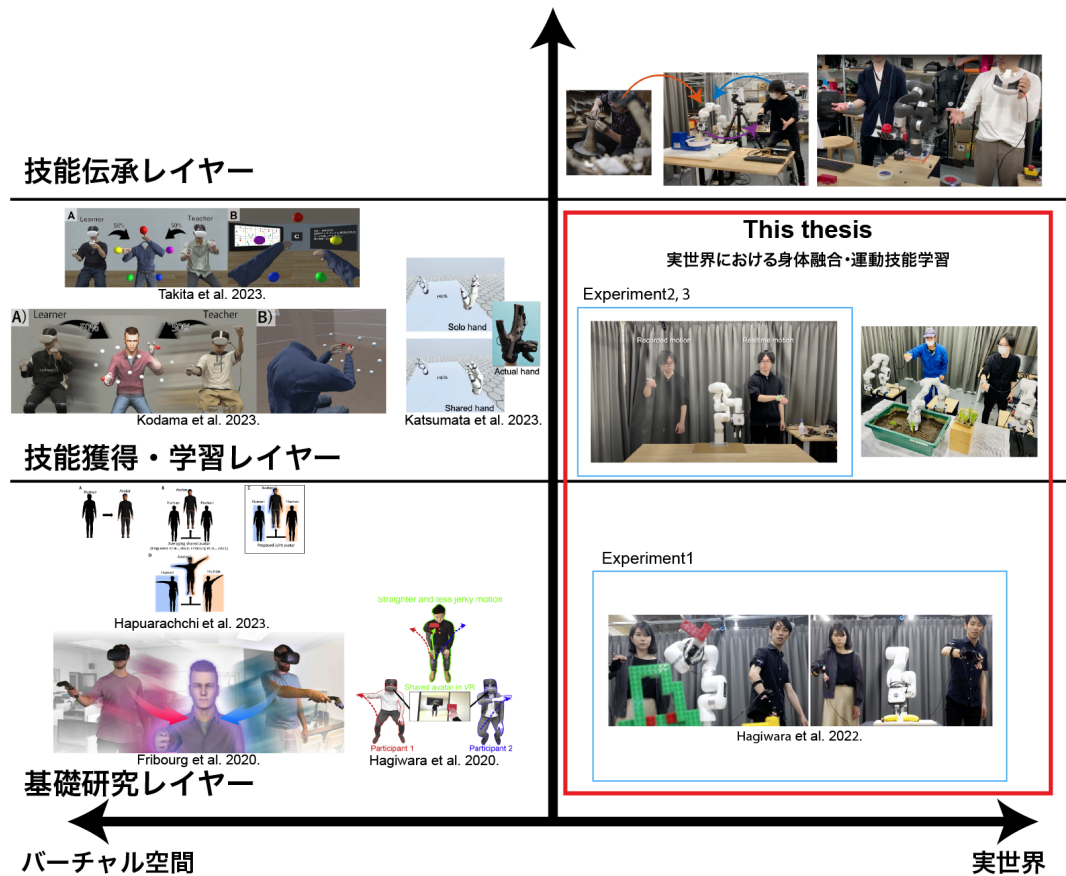


図 2.5 身体融合関連研究の中での本研究の位置付け

第 3 章

提 案 手 法

3.1. コンセプト

これまで「何か身体的なスキルを学ぶ」という際には、その動きを見て真似たり、口頭で教示したりして、生身で学習するという前提があったが、こうした学び方はテクノロジーによって変わっていくというフェーズにあると考えられる。デジタル技術を介さない従来の学び方と比較して、学習にどのような変化が起こるのかについてはまだ明らかになっていない。また、運動を学習する際には、繰り返しの練習が必要になるが、そこにデジタル技術を入れることにより、効率的に行なえるようになるのではないかと考えられる。その際に、技能を託すものや、自分自身の分身となるものといった、自分のスキルを往復させるものがあることにより、その動きを自分自身で参照しながら行動を修正できるようになり、運動学習の効率を高めることができるのではないかと考えられる。

そこで本研究では、技能を保存する中間媒体となるものを作り、人間の身体技能の外在化を行うことで、自己の技能学習をスムーズに行なうことができる、というコンセプトを提示する。こうした中間媒体の作成により、新しい技能のインストール方法を提案し、その技術的な可能性とどのような認知的変容が発生しているのかを明らかにする。また、人間の技能は個々の身体に紐づいており、体格の違いや体の使い方の違いといった身体の個体差が存在し、これが学習を難しくしている要因の1つだと考えられる。そのため、こうした中間媒体によって、一度技能を取り出してそこに留めておき、必要に応じてそこから取り出して学習するといった、技能の外在化が可能になる。また、身体の個体差は、中間媒体を通すことによって、一定の幅に収まり、学習を行ないやすくなると考えられる。本

研究ではこの中間媒体を「技能外在化アバター」と定義した。

従来の技能学習システムは、1人から1人へといった1対1対応であったが、デジタル技術の導入によって、複数の技能を1人が学習するといった状況や、自己技能を自分自身に再投入するといった状況も考えられる。また、技能を一度移しておき、それを自分の感覚として学習するには、技能外在化アバターを自分の身体のように扱えることが重要だと考えられる。そこで、解決方法の1つとして、「身体を融合する」という手法を用いることとした。VR技術を用いて、1つのアバターを2人が操作するという研究 [6, 7] が行なわれており、目的が一致している場合の行為主体感や身体所有感の誘発、運動パフォーマンスの向上が明らかになっている。また、運動能力の学習効率も向上すること [84] が明らかになっているが、外在化した技能を伝送するという観点の研究はまだ行なわれていない。

こうした身体融合は、これまでVRの中だけで行なわれてきたが、実世界のように常に変化する環境や状況には対応することができない。そのため、実世界における技能や、実際の対象に対して技能を発揮することを可能にするため、ロボットを用いた身体融合システムを設計、実装した (図 3.1)。実世界での作業が可能になることで、より多様な動作や技能を学習可能になると考えられる。また、VRアバターでの身体融合研究では、操作に対する不安感や認知負荷といった心理的な変化については触れられていない。初心者がロボット操作に慣れていない段階では、動作に対する不安感や、意識的にロボットの状態を確認しなくてはならないという認知負荷が生じると考えられる。身体融合では相手がいることによる不安感の軽減や一部の動作を相手に委ねることが可能になるといったことが起こると考えられ、こうした評価を行なうことは、今後ロボットを用いた遠隔作業がより一般的になった環境における知見を提供することにつながることを期待できる。また、実際の環境でのタスクを学習することにより、現実の技能に直接応用することができるようになることや、ロボットアバターによって、自分がその場に存在している感覚が強まり、現実世界での適応がしやすくなると考えられる。

さらに、これまでの身体融合研究では、異なる2人の個人の融合に焦点を当てられてきたが、技能の記録や解析技術により、自分自身の技能を外在化することも可能になると考えられる。自分自身の技能をデータとして保存するだけでなく、

データの再生速度を変えることや動きの調整を行なうといった編集が可能になる。こうしたことにより、人から人への技能伝送だけでなく、自分の技能を自分自身に再投入することで、学習のしやすさや適応しやすさが向上し、学習の効率化や自分の技能の向上が図れるのではないかと考えられる。



図 3.1 融合アバターのイメージ。(A)、(B) 2人でリアルタイムに1つのロボットアバターの融合して作業を行なう。(C) あらかじめ記録されたデータと融合して作業を行なう。

3.2. 運動技能学習における中間媒体としての技能外在化アバターの意義

誰かと一緒に練習を行なうことで運動学習が促進されるという先行研究 [25] があり、本技能外在化アバターにおいても身体技能の学習を促進させる可能性がある。これまでの運動技能学習システムは、熟練者が映像越しに指示するものや動きを追従するもの、物理的な外力によってサポートするものなどが主体であったが、これらは自分の動きとは切り離されており、学習者が受動的になる。身体を融合することで、動作が自分自身の身体感覚として取り込まれ、この動きを行なっているのは自分だという認知が生起し、うまく作業を行なえることがポジティブなフィードバックにつながるという仮説を立てた。過去の成功体験やポジティブなフィードバックが運動学習を促進するという先行研究 [18,19] から、こうした効果が生じることが期待できる。また、融合時は完全にデータの動きに任せるだけでは作業を行なうことができず、自分も身体を動かす必要があり、能動的な学習にもつながると考えられる。

身体を融合することによる技能外在化アバターを用いた運動技能学習には、3つの手法があると考えられる。1つは、実際に2人がリアルタイムに融合する手法である。リアルタイム融合では、お互いに動作の微調整や瞬間的な補正が行なわれると考えられる。これは、実際のものや素材といった、物理的に状況が変化し、常に一定の動きで対応できないような対象を用いた運動技能学習に有用ではないかと考えられる。

2つ目は、あらかじめ記録された熟練者や教師のデータとの融合という手法が考えられる。初心者が技能を学ぶ際には、熟練者が必ず必要になる。しかし、実際に特殊な技能を持った人や職人と融合して技能学習を行なうことを考えると、時間や場所の制約から必ずしもリアルタイムに融合できるとは限らない。また、何れも同じ動きができないものや、高い集中力を要する技能もあり、リアルタイムにそれらを行なうことが困難な場合もある。リアルタイムの融合では熟練者がずっといる必要があったが、初心者の運動技能学習のうちの一部をこの手法にすることにより、熟練者は別の初心者への技能教示に時間を割けるといったことが可能になる。

3つ目は、あらかじめ記録された自分自身の過去のデータとの融合という手法である。これまでの身体融合研究では、2人の参加者がリアルタイムに融合する手法や、教師役データと融合する手法が用いられてきた。前述の2つのように、2人の参加者が融合する手法は、初心者が学習対象とする技能に慣れていない段階では、熟練者が先導して教示を行なうことができ、学習初期段階において有用であると考えられる。しかし、データが先導しがちになったり、学習者はタイミングを合わせたりする必要がある。そこで、自分自身のデータと融合して学習することで、タイミング調整が容易になることや、自分の癖や特徴は自分で理解しているため適応しやすくなるといったことが考えられる。また、記録したデータは再生速度を変えることも可能であり、こうした編集を行なったデータを自分自身に再投入することで、学習を加速させることができるのではないかと考えられる。こうした自己技能の外在化や自分自身への再投入によって、漸近的に進む学習後期における自主トレーニングや、効率的な学習が行なえるのではないかと考えられる。

このように、自分自身の技能を外在化し、再度インストールすることで、学習しやすく効率的な運動技能学習が可能になることが期待できる。

3.3. 技能外在化アバターの設計

本研究では、2つの運動を任意の割合で融合し、1つのロボットアバターに身体化する運動技能学習システムを開発した (図 3.2)。本システムの制御は以下の式に従って行った。ロボットアバターの先端位置 (x, y, z) は、ロボットアームとグリップの接続部分とし、 $\mathbf{pos}_{\text{robot}}$ はその位置を示す。位置は運動情報1の手の位置 ($\mathbf{pos}_1$) に任意の割合 (w_{pos1}) を乗じた値と、運動情報2の手の位置 ($\mathbf{pos}_2$) に任意の値 (w_{pos2}) を乗じた値の足し合わせで計算した。同様に、 $\mathbf{rot}_{\text{robot}}$ はロボットアバターの先端の回転 ($\text{roll}, \text{pitch}, \text{yaw}$) を示す。回転は運動情報1の手の回転 ($\mathbf{rot}_1$) に任意の割合 (w_{rot1}) を乗じた値と、運動情報2の手の回転 ($\mathbf{rot}_2$) に任意の値 (w_{rot2}) を乗じた値の足し合わせで計算した。ここで、運動情報とは、参加者がリアルタイムに操作している値、または事前に記録されたデータの値のことで、参加者2人のリアルタイム融合、参加者1人と事前に記録されたデータとの融合といった組み合わせが可能である。

$$\mathbf{pos}_{\text{robot}} = \mathbf{pos}_1 * w_{\text{pos1}} + \mathbf{pos}_2 * w_{\text{pos2}}$$

$$\mathbf{rot}_{\text{robot}} = \mathbf{rot}_1 * w_{\text{rot1}} + \mathbf{rot}_2 * w_{\text{rot2}}$$

本研究では、事前に記録したデータとの融合手法も提示した。データは、操作者の手の位置 (x, y, z) と回転 (quaternion: x, y, z, w) であり、時系列データとして記録した。記録されたデータは以下の式に従って再生した。 $\mathbf{pos}_{\text{recorded}}$ は再生される記録データ、 $\mathbf{pos}_{st}$ は再生速度 s で時刻 t におけるデータの手の位置を示す。再生速度 s は、任意の値 (例えば 1.2 や 1.5) を指定した。記録時のデータは離散値であるが、読み込みの際に補完を行うことで、 $1.2t$ のような整数にならない時刻のデータを計算した。

$$\mathbf{pos}_{\text{recorded}} = \mathbf{pos}_{st}$$

ロボットアバターを自分の身体と感じ、円滑な操作を可能にするためには、融合相手の運動を視覚的に認識するだけでなく、より直感的、身体的な認識が必要になると考え、リアルタイムに2人が融合する際には、補助的な信号として融合相手の手の運動速度に基づく振動触覚フィードバックと、グリップパーが物体に接触した際のフィードバックを提示した (図 3.3)。リアルタイムに2人の身体を融合する場合における触覚フィードバックは、融合相手の運動をイメージすることやタスクパフォーマンスに影響を及ぼすこと [88] が示唆されており、円滑な協調作業を実現するために重要である。振動触覚フィードバックは以下の式で表される。 pos_t は、時刻 t における操作者の手の位置を示し、 Δt は時間差分を表す。 f は正弦波の周波数、 w_{pos} は操作者の位置の反映割合、 $amp[1/s]$ は単位時間あたりに操作者がフィードバックを知覚できるように決定された定数である。

$$\begin{aligned} velocity &= ||pos_{t+1} - pos_t|| / \Delta t \\ feedback &= amp * velocity * w_{pos} * \sin(2\pi ft) \end{aligned}$$

物体の移動や回転を可能にするため、ロボットアバターの先端に物体把持用のグリップパーを取り付けた。また、このグリップパーを操作するためのインタフェースを開発し、その開閉に対応してグリップパーが開閉することで、操作者が実際の指で把持するのと同様の運動を可能にした。グリップパーの2本の指の間の距離 $grip_{robot}$ は以下の式で表される。 $grip_{p1}$ と $grip_{p2}$ は、操作者または記録データの指の間の距離を表す。

$$grip_{robot} = grip_{p1} * w_{rot1} + grip_{p2} * w_{rot2}$$

3.4. 装置

上記のデザインに基づき、2つの運動を同時に1つのロボットアバターに融合し、作業を行なうことができるシステムを開発した (図 3.4)。操作者の運動は手の甲に取り付けた再帰性反射マーカの座標と回転をモーションキャプチャシステム (OptiTrack PrimeX 13W, 12 cameras, 1280 × 1024 pixels, 240 fps, lens: 3.5mm

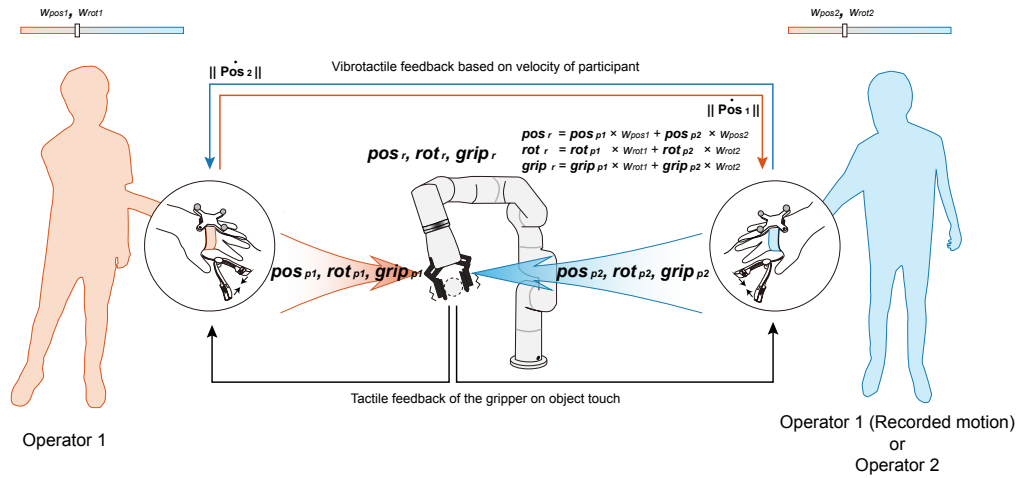


図 3.2 コンセプトデザイン。運動を任意の割合で融合し、1つのロボットアバターに身体化するシステムを開発した。

F/2.4) により計測し、制御のためのソフトウェア (Motive 3.0.0) の入ったコンピュータ (Alienware m17 R4, OS: Windows 10, CPU: Intel(R) Core i9-10980HK, RAM: 32 GB, GPU: NVIDIA GeForce RTX 3080 Laptop) で処理した。これにより、自分の手の位置や姿勢を変えることで、その運動に対応してロボットアバターを動かした。グリッパーの開閉には、グリッパーインタフェース (図 3.5B) の開閉が反映された。また、操作者の指が触れる部分には、グリッパーの触覚情報を提示した。

3.4.1 ロボットアーム

図 3.4 にロボットアームとグリッパーを示す。モーションキャプチャから受け取った運動データは、同じコンピュータ内で処理され、ロボットアーム (xArm 7, reach: 700 mm, DoF: 7, repeatability: ± 0.1 mm, maximum speed: 1 m/s) とグリッパー (xArm Gripper) を制御した。運動データは NatNet SDK 4.0.0 で受信し、Python 3.7.2 で処理し、xArm-Python-SDK 1.8.0 でロボットアームに送信した。参加者が手を動かしてから実際にロボットアームが動くまでの遅延時間は約

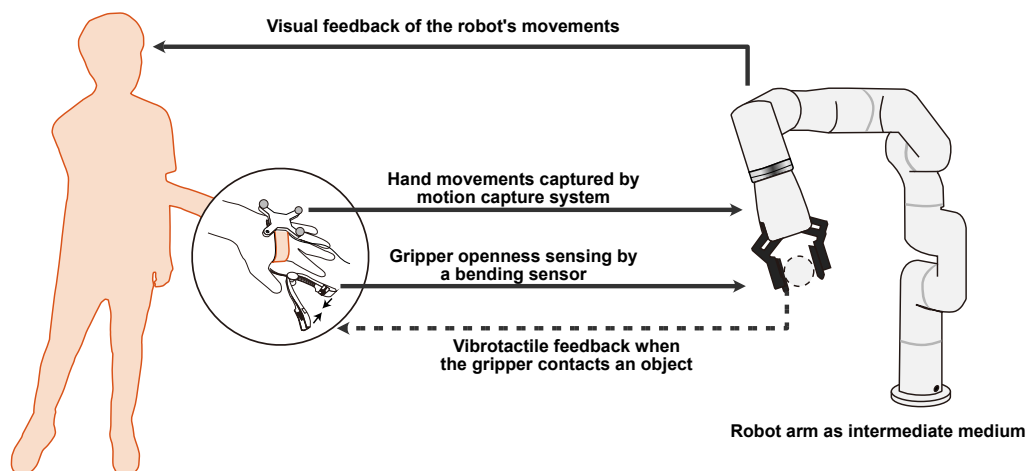


図 3.3 技能外在化アバターと操作者との関係性。ロボットアバターを自分の身体として扱う上で重要となる主な信号を実線、補助的な信号を点線で示す。

240 ms だった。参加者が意図的に高速に動かす場合は遅延を知覚することができたが、実際に行なったデモや実験のタスクでは遅延を知覚可能なほど高速な動きは行なわなかった。本研究では、それぞれの運動の反映割合 (w_{pos1} , w_{pos2} , w_{rot1} , w_{rot2}) を、融合条件においては 0.5 とし、単独条件では対象となる片方のみ 1.0 とし、もう片方は 0 とした。グripperの指には人の指の形を模倣した素材 (tesa Sugru (常温硬化シリコン樹脂)) を使用し、物体に接触したときの触覚フィードバックを返すためにマイク (Electret Condenser Microphone EM246ASS' Y, Sensitivity: -44 ± 4 dB at 0.5 Hz, Impedance: $1.1 \text{ k}\Omega \pm 30\%$, S/N Ratio: 68 dB) を埋め込んだ。

3.4.2 インタフェース

操作者がロボットアバターを操作するための 2 つのインタフェースを開発した。1 つは、操作者の手の位置と回転をトラッキングするためのマーカーと、振動触覚アクチュエーター (NIDEC Corporation Sprinter γ , Resonance frequency: 150 ± 10 Hz) からなるインタフェースであり、操作者の手の甲に装着した (図 3.5A)。運動データの手の位置の時間的变化 ($\Delta t = 1/240\text{s}$) から速度を計算し、スカラー値と

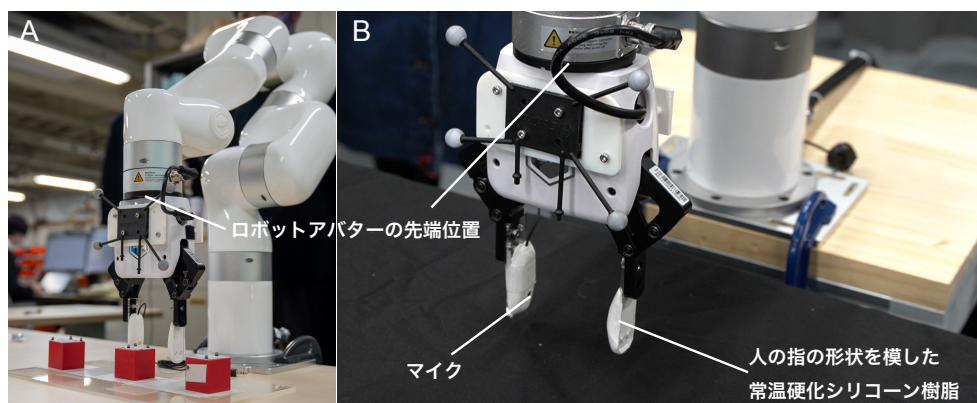


図 3.4 ロボットアバター。(A) ロボットアバターの外観 (xArm 7)。(B) グリッパの外観。先端には人の指の形を模した指が取り付けられており、片方にマイクが埋め込まれている。

して求めた値をもとに $f = 200\text{Hz}$ の正弦波を振幅変調し、手の甲と接触している部分に付属している振動触覚アクチュエータを用いて運動の速度情報を提示した。

もう1つはグリッパー制御用のインターフェースであり、曲げセンサー (Spectra Symbol FS-L-0055-253-ST) を内蔵し、操作者が親指と人差し指でインターフェースを開閉すると、ロボットアバターに取り付けたグリッパーも同様に開閉するように作成した (図 3.5B)。ロボットアバターのグリッパーに内蔵されたマイクにより、物体に接触したときの振動を取得し、その情報をワイヤレストランスミッター (RODE Wireless GO Series iii, Mic Input Frequency Range: 20 Hz-20 kHz, Dynamic Range: 100 dBA, Latency: 6 ms) で送信した。ワイヤレストランスミッターから受信した振動情報は、図 3.5B に示すように、グリッパーインターフェースの親指と人差し指接触部分に搭載した e-Rubber (Drive voltage: 0 - 1.5 kV with 750 V as the center [89]) によって提示し、グリッパーが物体に接触した際の触覚を与えた。

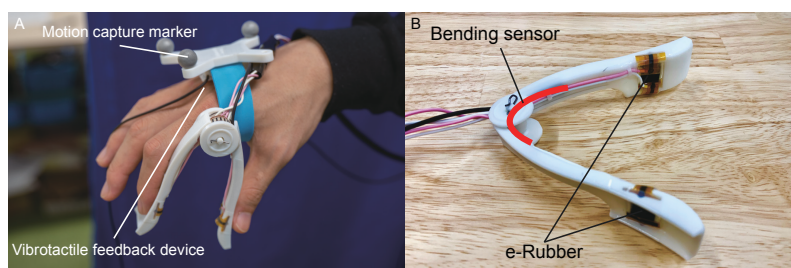


図 3.5 2つのデバイス。(A) 参加者の手の動きを追跡するための再帰性反射マーカーと振動触覚フィードバック装置。(B) グリッパーの開閉制御と指先への触覚提示デバイス。

3.5. 技能外在化アバターを用いた運動技能学習のメカニズム

本システムは、参加者の手の運動と指の開閉をロボットアームと対応させることで、自分自身の腕として作業を行なうことを可能にした。自分の身体だと思えることで、より作業を行ないやすくし、運動技能学習を促進するのではないかと考えられる。また、融合する場合、融合相手の運動を知覚することになる。振動によってどの程度相手が動いているかを理解できるのと同時に、アバター自体の動きを観察することでも知覚でき、操作者の学習にどのような影響を与えるかを検討する必要がある。そのため、まずは技能外在化アバター操作者の心理と認知変化について、基礎的な検討を行なった。こうした心理・認知変化を調べることで、そもそも技能外在化アバターに対し、単なる遠隔ロボット操作とは異なる認知変化が生起するか、操作者が問題なく扱えるかについても検証した。

人間の脳には、他人の行動を観察するだけでも運動に関する領域が発火するというミラーニューロンシステム [90] が存在する。これは、運動学習にも影響する可能性 [91] が示唆されている。あるタスクにおいて正確な動きをする他者を観察することで、観察者自身の動きも正確になること [92] が明らかになっている。こうしたことから、熟練者の動きを観察可能であり、さらにそれを自分の身体感覚としても得ることができる技能外在化アバターでは、より効率的で高いパフォーマンスでの運動技能学習が行なえるのではないかと考えられる。

第 4 章

技能外在化アバターによる心理・認知変化に関する基礎的検討

3 章では、ロボットアバターを通じて 2 人の参加者の運動、もしくは記録したデータと融合する手法について実装を行なった。ロボットアバターを用いた身体融合における心理・認知的変容については、まだ明らかになっておらず、これらを検証するためにまずはリアルタイムに参加者 2 人を融合する必要がある。提案手法での検証により、技能外在化アバターが自分の身体と馴染むのか、1 人で操作を行なう場合と比較してどのような心理変化が生起するのかといったことを明らかにし、自分自身のデータとの融合による運動技能学習における基礎知見を得られると考えられる。そこで、3 章での実装の 1 つの派生として、1 つのロボットアバターに参加者 2 人をリアルタイムに融合するシステムである「Collaborative Avatar」を実装した。

4.1. デモ展示を通じたユーザへの効果の検討

2 人の操作者が VR 空間のアバターを用いてリアルタイムに融合する際に、行為主体感や身体所有感が誘発可能であることは、先行研究 [6, 7] から明らかになっている。この要素は、アバターへの身体化と関連があり、タスクパフォーマンスなどに影響を与える。まずは実際の使用時の心理・認知変化を検討することを目的とし、Collaborative Avatar の展示を 3 日間行なった。参加者は 3 日間の展示期間のうち、1 日目 37 名 (男性 25 名、女性 12 名)、2 日目 28 名 (男性 18 名、女性 7 名、無回答 3 名)、3 日目 30 名 (男性 23 名、女性 6 名、無回答 1 名) であった。全

での参加者は正常な視力および運動能力を有していた。全員実験前にインフォームドコンセントに記入した。展示の参加者はロボットアバターの操作に慣れている展示者とペアになり、Collaborative Avatar を操作した。参加者は正面を向いた状態でロボットアバターの左側に立ち、展示者はロボットアバターの後ろ側に立って操作を行った。はじめに、デバイスの説明を行なったあと、実際に操作し、Collaborative Avatar 操作のインストラクションを行なった。インストラクションは、実際の展示者と参加者がお互いに目視できる状態で行なった。

操作は2人の運動をそれぞれ50%ずつの割合で融合する方法で行なった。参加者にはロボットアバターが2人の運動を足し合わせた動きをすることを教示した。参加者は手を左右に動かし、それと同時に展示者が手を上下に動かすというインストラクションを行ない、それぞれの運動が融合されたロボットアバターが波打つような動きになることを確認した。同時に、展示者が手を動かす速度に応じた振動フィードバックが参加者の手の甲に提示されることを確認した。また、ロボットアバター先端のグripperが物体に触れたときの触覚フィードバックが参加者の指に提示されることも確認した。

その後、展示者は参加者からは見えない位置に移動し、参加者と融合した状態でロボットアバターを用いた簡単なタスクを行なった。ロボットアバターの前に積み重ねられた赤いブロック (35 × 35 × 35 mm) を右から左に移動させ、積み直すように教示した。ブロックを3、4個積んだところで少し休憩をはさんだ。休憩後、参加者の動きのみが反映される状態で、再度同様のタスクを行なった。この制御条件では、展示者の動きは一切反映されず、参加者の手の位置と回転が100%反映された。

体験終了後に、参加者は融合時の行為主体感と身体所有感に関する以下のアンケートに1から7の7段階リッカートスケールで回答した。

- How much did you feel that your movements were applied to the robot arm during the shared condition? (0%–100%; 0 is "I did not control the avatar hand at all"; 100 is "I fully controlled the avatar hand")
- I felt as if the robot arm I saw was my arm (1 is "Strongly disagree"; 7 is "Strongly agree")

4.1.1 アンケート結果と考察

図 4.1 に身体認知に関するアンケート結果のヒストグラムを示す。行為主体感と身体所有感の中央値はそれぞれ 70 と 6 であった。ウィルコクソンの符号順位検定の結果、融合条件において行為主体感は 50% (実際の反映割合) よりも有意に高く ($W(94) = 3667, p < .001, d = 0.831$)、身体所有感は中央の評定値 4 よりも有意に高いことが示された ($W(94) = 3787, p < .001, d = 0.934$)。

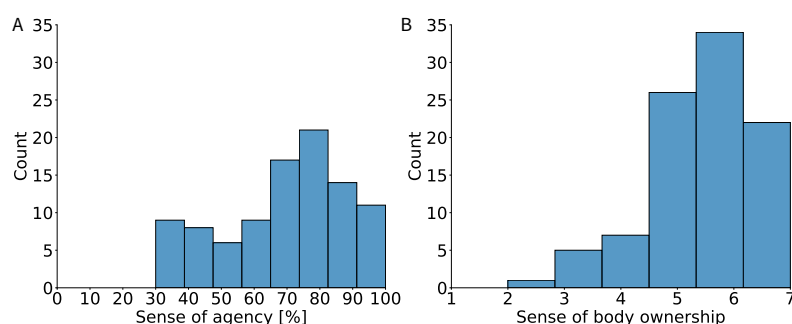


図 4.1 行為主体感と身体所有感。中央値はそれぞれ 70 と 6。

図 4.1A より、実際に反映されていた参加者の運動割合は 50% であるにもかかわらず、それよりも高く評定されることが示された。行為主体感は、自分が実際に動いていない場合でも、2 人の間で行動意図が共有されていれば誘発可能 [93] である。Wegner らは、参加者は鏡に映った自分を見て、その背後に隠れた別の人が、参加者の手が通常見える位置まで手を前に伸ばしている状態で、いくつかの動作を行なう実験を行なった。参加者は動作の指示をヘッドホンで聞き、それと一致するように後ろの人が動かす手が動いた場合、観察している手に対して行為主体感が誘発されることを示した。また、座った状態で、VR 空間を歩くアバターを 1 人称視点で観察し、頭のみを動かせる状態でも行為主体感が生起すること [94] が示されている。そのため、今回の展示のように、ブロックを積むという意図が一致しており、かつ自分もロボットアバターを操作可能な場合では、より高く評価されることが考えられる。さらに、2 人の間で目標が共有されていれば、2 人が同じ動きをしていないときや異なる動きをしている場合でも、行為主体感が向上すること [95] が示されており、今回の結果はこうした過去の研究を支持している。

参加者の中には、わざと自分の動きを止めた場合に、ロボットアバターがどのような動きをするかを確認する方がいた。その際、展示者は可能な限り参加者の動作に合わせるように試みたが、間に合わず、参加者とは異なる動きになる場合もあった。こうした参加者からは、「手を止めたときに、自分が操作している感覚が著しく低下した」というコメントを得た。動作における方向的なミスマッチは、時間的 (動きの遅延) なミスマッチよりも他者の運動と認識されるという報告 [96] があることから、2 人の動作の一致は行為主体感の増加に重要な要素であると考えられる。

4.2. 技能外在化アバターによるユーザビリティと運動変容

本システムを運動学習の中間媒体として扱う際における効果を調べるために行なったデモ展示 [97] において、Collaborative Avatar は行為主体感と身体所有感を誘発可能であることを示し、操作者が 1 人でロボットアバターを操作した場合とは異なる心理・認知変容が観察された。こうした観察から、技能外在化アバターを自分の身体のように扱えることで、タスクが容易になることや、操作性が向上することが示唆された。

そこで、技能外在化アバターが自分の身体と馴染むことに加えて、実世界を対象とした技能をどのように伝送するかを検討するため、タスクパフォーマンスの変化を評価した。本章では上記の観察をもとに、融合時の行為主体感と身体所有感、認知負荷、操作性、選好は 1 人で操作する場合と比較し、大きく下がることはなく、タスクパフォーマンスは向上するという仮説を立て、これら进行评估することを目的とした。本章の内容は、日本バーチャルリアリティ学会論文誌 [98] において発表済みである。

4.2.1 参加者

20名の参加者(男性17名、女性3名、平均年齢22.95歳、SD = 0.89)が、インフォームドコンセント、実験同意書に署名し、実験に参加した。参加者数は、先行研究 [6, 7] に基づき決定した (effect size = 0.7, alpha = 0.05, power = 0.8, G*Power 3.1 [99] による計算)。参加者には実験開始前に利き手に関するアンケート [100] を行なった。その結果、19名が右利き、1名が左利きであることを確認した。本実験は、大学の倫理委員会の承認を得て実施した。

4.2.2 条件

自分の動きのみが反映される条件 (Solo) と2人の参加者の運動を50%ずつ足し合わせる条件 (Integration) を設定した。技能外在化アバターを各条件で操作する際、タスクの開始時に今の試行がどちらの条件なのかを参加者が判別しようとする動作を排除するため、参加者には試行ごとに条件を明示した。条件は先行研究 [7] を参考にするとともに、Integration 条件では、どちらかの参加者に主操作が偏ることによるアンケート結果やパフォーマンスが変化することを排除するため、お互いに同じ反映割合になるよう50%という値を設定した。全ての参加者は、初めに Solo 条件 (Solo1) を行い、Integration 条件を行なった後、再度 Solo 条件 (Solo2) を行なった。Solo 条件では、片方の参加者がタスクを行なっている間、もう片方の参加者は技能外在化アバターが見えないようにして椅子に座り、ホワイトノイズを流したノイズキャンセリングヘッドホンを着けることで、相手の声やロボット操作の音が聞こえないようにした。全ての条件で、参加者はお互いが見えないよう青いカーテンで仕切られていた。

4.2.3 手続き

参加者は技能外在化アバターの左右後方に立ち、2つのインタフェース (図 3.5) を利き手に装着して操作を行なった。各試行で参加者は、技能外在化アバターの前方に置いた3個の赤いブロック (35 × 35 × 35 mm) を掴み、その手前にある枠

(53 × 53 mm, 119 mm 間隔) の中に移動させた (図 4.2)。3 つのブロックの初期位置と対応するフレームとの距離は、すべて 20cm であった。この時参加者は、タスクを完遂することを念頭に置きつつ、その上で可能な限り素早くかつ正確にタスクを行なうように教示された。1 試行終了するごとに、参加者は行為主体感と身体所有感に関する以下のアンケートに 1 から 7 の 7 段階リッカートスケールで回答した。

- ロボットアームの動きは自分の動きによって引き起こされたものであった (1 は「全くそう思わない」、7 は「非常に強くそう思う」)
- 操作していたロボットアームが自分の腕のように感じた (1 は「全く感じない」、7 は「非常に強く感じる」)

この試行を 3 回繰り返し、3 回目終了後に認知負荷、操作性、快適さ、選好に関する以下のアンケートに 1 から 7 の 7 段階リッカートスケールで回答した。

- ロボットアーム操作時にどの程度心理的負荷 (ストレス、不安など) を感じましたか？ (1 は「全く感じない」、7 は「非常に強く感じる」)
- ロボットアームはどのくらい操作しやすかったですか？ (1 は「非常に操作しにくかった」、7 は「非常に操作しやすかった」)
- ロボットアームの操作はどの程度快適でしたか？ (1 は「全く快適ではなかった」、7 は「非常に快適だった」)
- この操作方法はどのくらい使いたいと思いましたか？ (1 は「全く使いたくないと思った」、7 は「とても使いたいと思った」)

参加者 1 の Solo 条件 1 回目、参加者 2 の Solo 条件 1 回目、Integration 条件、参加者 1 の Solo 条件 2 回目、参加者 2 の Solo 条件 2 回目の順に行なった。

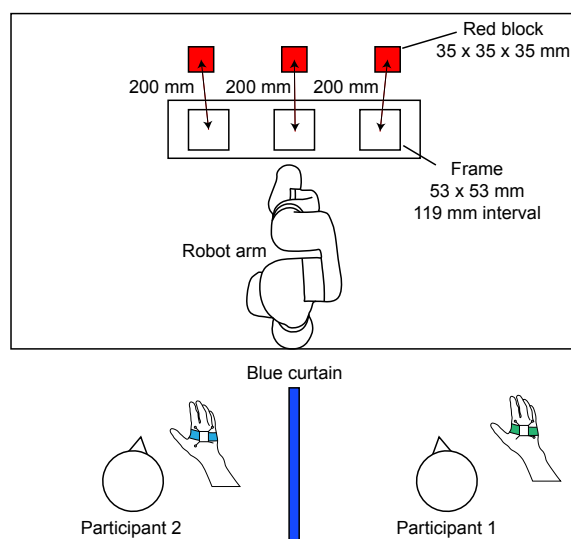


図 4.2 実験セットアップ。参加者は技能外在化アバターを操作し、赤いブロックをグリッパーで把持しフレームに入れるタスクを行なった。参加者はカーテンで仕切られ、互いに見えないようにし、話さないように指示された。

4.2.4 解析と統計

すべての解析はRStudioとR (Version 4.1.2, The R Project for Statistical Computing⁸⁾)とJASP (Version 0.16.0,⁹⁾)で実施した。すべてのデータは、解析前にShapiro-Wilk検定を用いて正規性の検定を行なった。データが正規分布に従う場合 (Shapiro-Wilk test, $p > .05$)、対応のある一元配置分散分析を行ない、条件間の多重比較にはHolm法を使用した。データが正規分布に従わない場合 (Shapiro-Wilk test, $p < .05$)、ART (Aligned Rank Transformation [101])を用いた一元配置分散分析を行ない、条件間の多重比較にはKenward-Rogerの自由度近似 [102]を行なったTukey法を使用した。また、データが正規分布に従わない場合 (Shapiro-Wilk test, $p < .05$)、スピアマンの順位相関係数を用いて2つの値の相関を調べた。単回帰分析における偏回帰係数は、最小二乗法による多項式フィットを用いて決定

8) <https://www.r-project.org/>

9) <https://jasp-stats.org/>

された。データが等分散性を示さず、残差の正規性も満たさない場合は単回帰分析を行なわなかった。

結果の箱ひげ図について、箱の中の線は中央値、上下の縁は第3四分位と第1四分位 (Q3, Q1) を示している。箱の上ひげは Q3 から四分位範囲 ($IQR = Q3 - Q1$) の 1.5 倍以内の最大値を示す ($Q3 + 1.5 \times IQR$)。同様に、下ヒゲは $Q1 - 1.5 \times IQR$ の範囲内の最小値を示す。

4.2.5 アンケート結果

図 4.3 に行為主体感と身体所有感についての結果を示す。3 回の繰り返しは条件ごとに平均した。データは正規分布に従ったため、対応ありの一元配置分散分析を行なった。その結果、行為主体感について要因の主効果が見られた ($F(2, 38) = 4.030, p = .026, \eta_p^2 = 0.175$, 図 4.3A)。多重比較の結果、条件間に有意な差は見られなかった (Solo1-Integration: $t(19) = 1.954, \text{adj.}p = .131, d = 0.485$; Solo1-Solo2: $t(19) = 0.742, \text{adj.}p = .468, d = -0.112$; Integration-Solo2: $t(19) = 2.333, \text{adj.}p = .093, d = -0.597$)。同様に、身体所有感について要因の主効果が見られた ($F(2, 38) = 3.388, p = .044, \eta_p^2 = 0.151$, 図 4.3B)。多重比較の結果、Solo1 が Solo2 より有意に小さいことが示された ($t(19) = 3.170, \text{adj.}p = .015, d = -0.550$)。その他の条件間に有意な差はなかった (Solo1-Integration: $t(19) = 2.019, \text{adj.}p = .116, d = -0.440$; Integration-Solo2: $t(19) = 0.409, \text{adj.}p = .687, d = -0.110$)。

図 4.4 に、認知負荷と選好についての結果を示す。データは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果は見られなかった (認知負荷: $F(2, 38) = 2.706, p = .080, \eta_p^2 = 0.117$, 図 4.4A; 選好: $F(2, 38) = 0.589, p = .560, \eta_p^2 = 0.022$, 図 4.4B)。

図 4.5 に、操作性と快適さについての結果を示す。データは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果は見られなかった (操作性: $F(2, 38) = 1.238, p = .301, \eta_p^2 = 0.062$, 図 4.5A; 快適さ: $F(2, 38) = 2.730, p = .078, \eta_p^2 = 0.095$, 図 4.5B)。

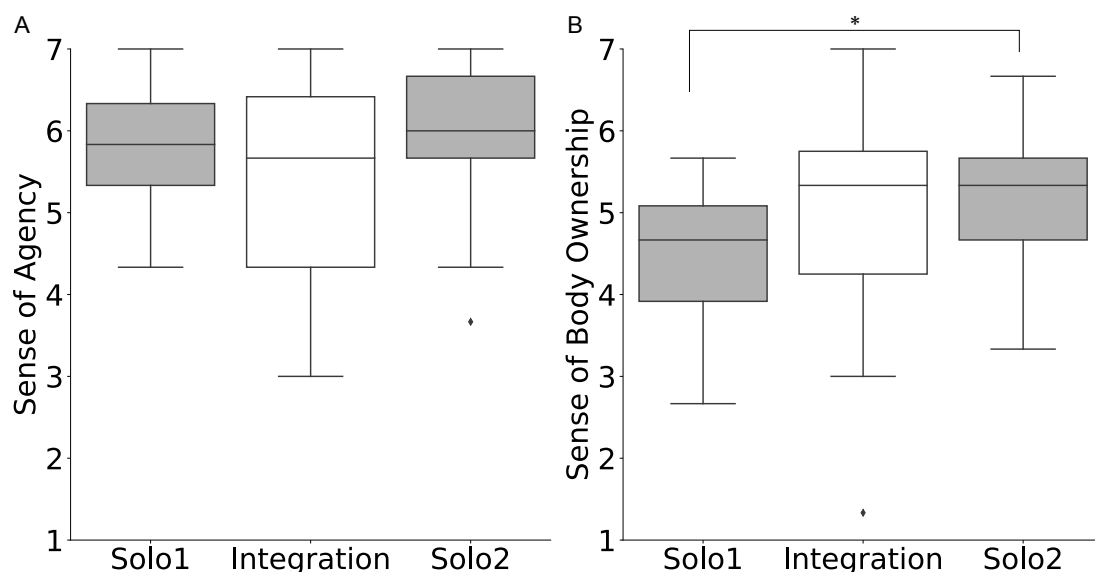


図 4.3 行為主体感と身体所有感。ホルム法による多重比較を行なった (* $p < .05$)。

4.2.6 タスクパフォーマンス

技能外在化アバター操作におけるタスクパフォーマンスを定量化するために、タスク時間とタスク精度を計算した。図 4.6 に、タスク時間とタスク精度についての結果を示す。Solo1 と Solo2 は、2 人の参加者のデータを平均し、各条件での 3 回の繰り返しを平均した。タスク時間は、技能外在化アバターを動かし始めてから、最後の赤いブロックが置かれるまでの時間と定義した。タスク時間のデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、タスク時間について要因の主効果が見られた ($F(2, 18) = 21.458, p < .001, \eta_p^2 = 0.517$, 図 4.6A)。Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、Integration は Solo1 よりも有意に短いことが示された ($t(18) = -6.039, \text{adj.}p < .001, d = -2.701$)。また、Solo2 は Solo1 よりも有意に短いことが示された ($t(18) = 5.218, \text{adj.}p < .001, d = 2.334$)。Integration と Solo2 に有意な差はなかった ($t(18) = -0.821, \text{adj.}p = .695, d = -0.367$)。

タスク精度は、赤いブロックを置くための枠の中心と赤いブロックの中心とのユークリッド距離と定義した。タスク精度のデータは正規分布に従ったため、対

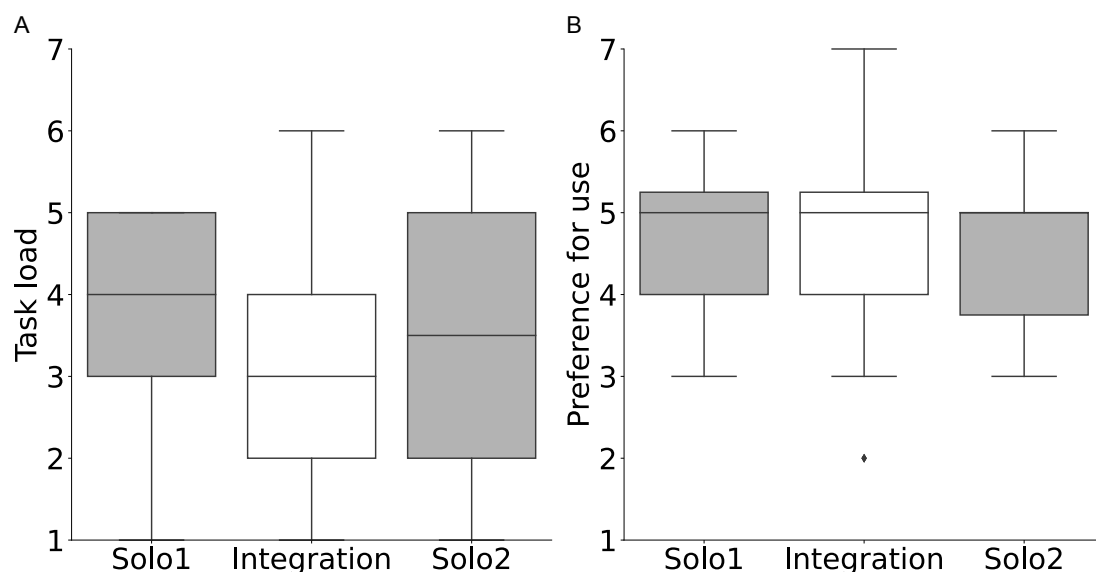


図 4.4 認知負荷と選好。条件間に有意な差はなかった。

応ありの一元配置分散分析を行なった。その結果、タスク精度について要因の主効果が見られた ($F(2, 18) = 4.121, p = .034, \eta_p^2 = 0.314$, 図 4.6B)。多重比較の結果、Integration は Solo2 よりも有意に短いことが示された ($t(9) = 3.389, \text{adj.}p = .024, d = -0.908$)。その他の条件間に有意な差はなかった (Solo1-Solo2: $t(9) = 1.771, \text{adj.}p = .221, d = -0.456$; Solo1-Integration: $t(9) = 1.124, \text{adj.}p = .290, d = 0.452$)。

4.2.7 参加者 2 人の運動同期

技能外在化アバターを操作する参加者 2 人の運動同期を調べるため、fast dynamic time warping (Fast DTW [103]) を計算した。データは正規分布に従ったため、対応ありの一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(2, 18) = 463.043, p < .001, \eta_p^2 = 0.981$, 図 4.7)。多重比較の結果、Integration は Solo1 と Solo2 より有意に低いことが示された (Solo1: $t(9) = 22.954, \text{adj.}p < .001, d = 10.348$; Solo2: $t(9) = 27.172, \text{adj.}p < .001, d = 12.343$)。Solo1 と Solo2 に有意な差はなかった ($t(9) = 1.209, \text{adj.}p = .257, d = -0.333$)。

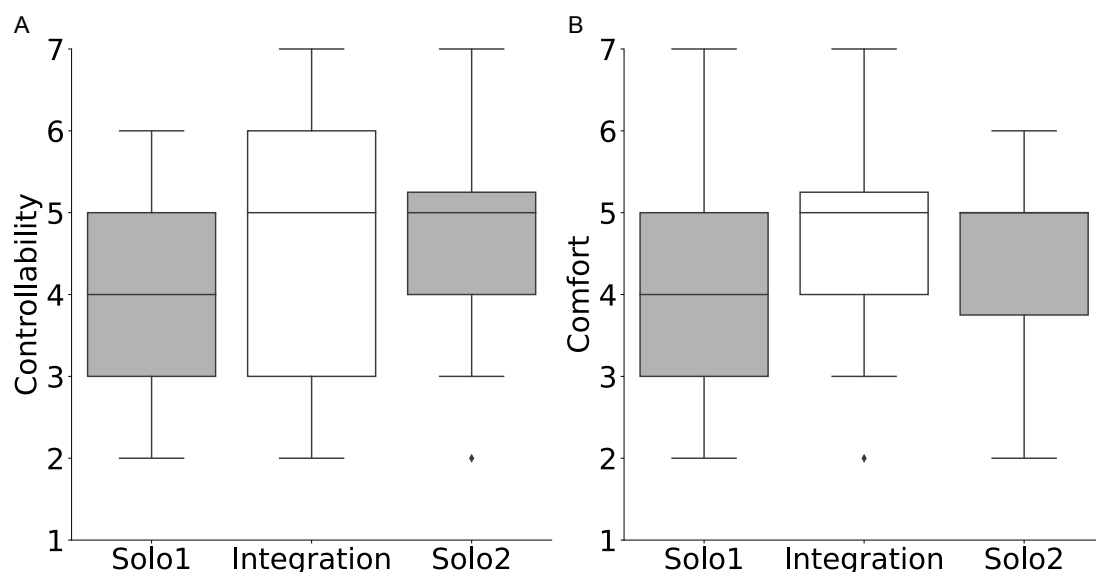


図 4.5 操作性と快適さ。条件間に有意な差はなかった。

4.2.8 行為主体感とユーザビリティについての相関

認知負荷・操作性・快適さ・選好をユーザビリティとし、Integration 条件におけるそれらに対する行為主体感との相関を調べた。その結果、行為主体感と認知負荷には負の相関が見られた (Spearman's rank-order correlation $\rho = -0.583$, $p = .007$, 図 4.8A)。また、行為主体感と選好、操作性、快適さには強い正の相関が見られた (選好: Spearman's rank-order correlation $\rho = 0.705$, $p < .001$, 図 4.8B; 操作性: Spearman's rank-order correlation $\rho = 0.834$, $p < .001$, 図 4.9A; 快適さ: Spearman's rank-order correlation $\rho = 0.712$, $p < .001$, 図 4.9B)。

一方、Solo1 と Solo2 における行為主体感と認知負荷には相関は見られなかった (Spearman's rank-order correlation $\rho = -0.333$, $p = .152$, 図 4.10A; Spearman's rank-order correlation $\rho = 0.021$, $p = .930$, 図 4.10B)。

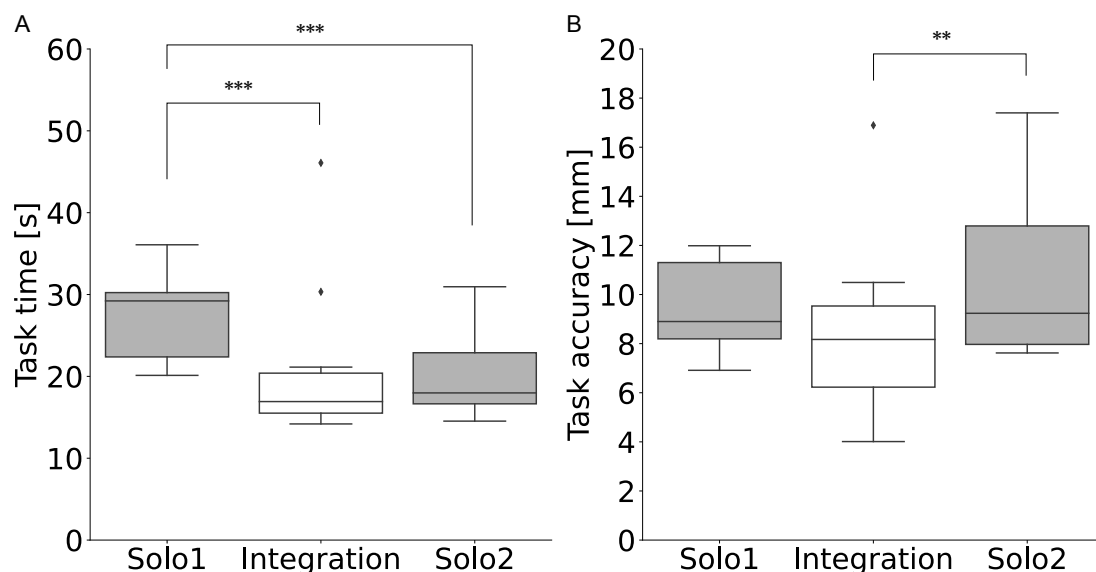


図 4.6 タスク時間とタスク精度。タスク時間は ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった ($***p < .001$)。タスク精度はホルム法による多重比較を行なった ($**p < .01$)。

4.3. 考察

図 4.3A が示すように、Integration 条件は、Solo 条件と同等の行為主体感が生じた。これは、2 人の目的と動作が一致している場合に行為主体感が向上するという先行研究 [6] を支持する。図 4.6B が示すように、タスク精度も向上する傾向があった。動作の微調整や瞬間的な補正が行われ、お互いのタイミングが合ったことが行為主体感が減少しなかった要因だと考えられる。

図 4.3B が示すように、Solo 条件と同等の身体所有感が生じた。技能外在化アバターは、人間の肩から手首までの自由度と同じ 7 自由度のロボットであるが、外見は人間の腕とは異なる。ロボットアバターを身体化する場合、人間と外見が異なる場合でも、身体所有感が生起すること [104] が示されており、融合する場合にも同様のことが起こると考えられる。本実験では、人間の外見とは異なるが参加者の腕のみに対応した技能外在化アバターを用いて、操作者の意図した運動と対応させることで、行為主体感と身体所有感を生起させることが可能になったと考

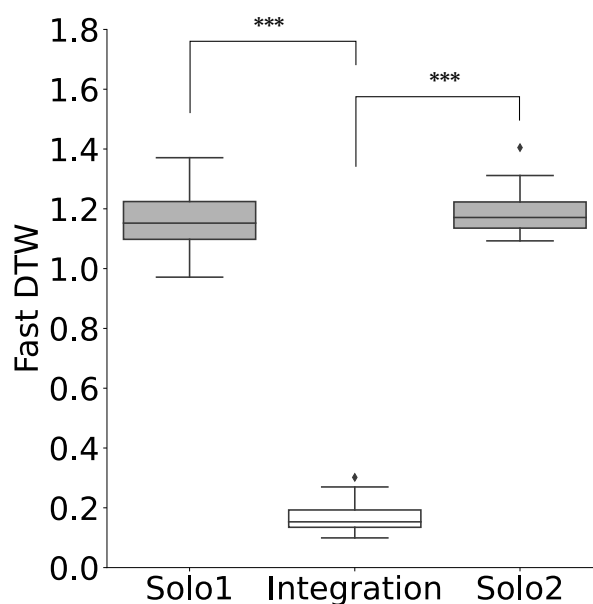


図 4.7 参加者 2 人の運動同期。ホルム法による多重比較を行なった (** $p < .001$)。

えられる。また、身体所有感の生起は、技能外在化アバターが中間媒体として自分の身体と馴染んでいることを示唆している。

図 4.4A が示すように、Integration 条件では、Solo 条件と同等の認知負荷と選好となった。参加者は、ロボット操作に慣れていない初心者であったため、Integration 条件では相手の動作を考慮しながら操作する必要があることから、認知負荷が高まると考えられた。Integration 条件では、相手をサポートするように作業を行なうことがお互いに可能であるため、認知負荷が増加しなかったと考えられ、その結果、高い操作性を得ることができ、選好についても低下することがなかったと考えられる。また、図 4.6A が示すように、Integration 条件ではタスク時間が減少することから、集中しなければならない時間が減ったことも認知負荷軽減につながったと考えられる。

また、図 4.5 が示すように、Integration 条件では、Solo 条件と同等の操作性、快適さが得られた。1 人で操作する場合、意識の多くをロボットに向けて集中する必要がある。融合時はお互いに一部の動作を相手に委ねることが可能になり、適度に力を抜くことができると考えられる。

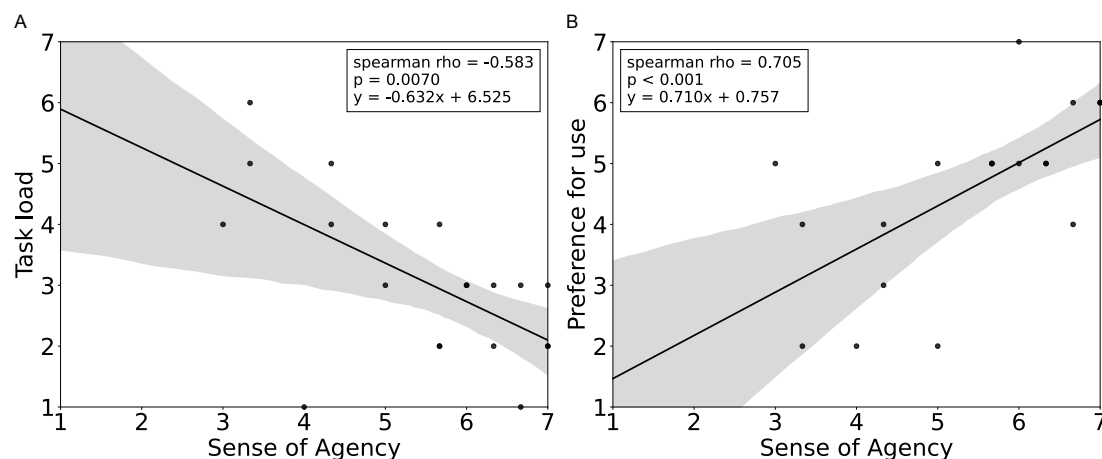


図 4.8 Integration 条件における行為主体感に対する認知負荷と選好の相関。(A) 行為主体感と認知負荷。(B) 行為主体感と選好。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。

図 4.6 より、Integration 条件では、タスク時間が短く、タスク精度も向上することが示された。タスク精度については、Solo 条件の場合、ブロックを目標位置に置く際の細かな調整や離すタイミングが難しいということが観測されており、これは 1 人でロボットを操作してタスクを行なわなければならないという不安や、手の細かなブレによるものではないかと考えられる。一方 Integration 条件では、実際は 50%しか自分の運動が反映されていなくても、相手と同じ目標に対して動作を行うことで、自分の意図と同じように動かせるだけでなく、ブロックを置く際にはお互いに相手の誤差を修正することにより、細かな調整ができるようになると考えられる。VR 空間における融合アバター研究 [7] では、同じ目標に向かってリーチング運動を行なう際に、2 人の運動反映割合がそれぞれ 50%の場合、アバターと操作者自身の運動が直線的で滑らかになることが明らかになっている。本実験では実空間のロボットアバターを用いたが、VR 空間と同様に、より動作が安定することで、タスクが容易になり、より素早く実行することが可能になったと考えられる。

また、相手の手の動作に応じた触覚提示を行なったため、動作予測がしやすく、運動を調整しやすかったと考えられる。今回の実験では、お互いの手の動きは目視できないようカーテンで仕切られており、会話も許可されていなかったため、ロ

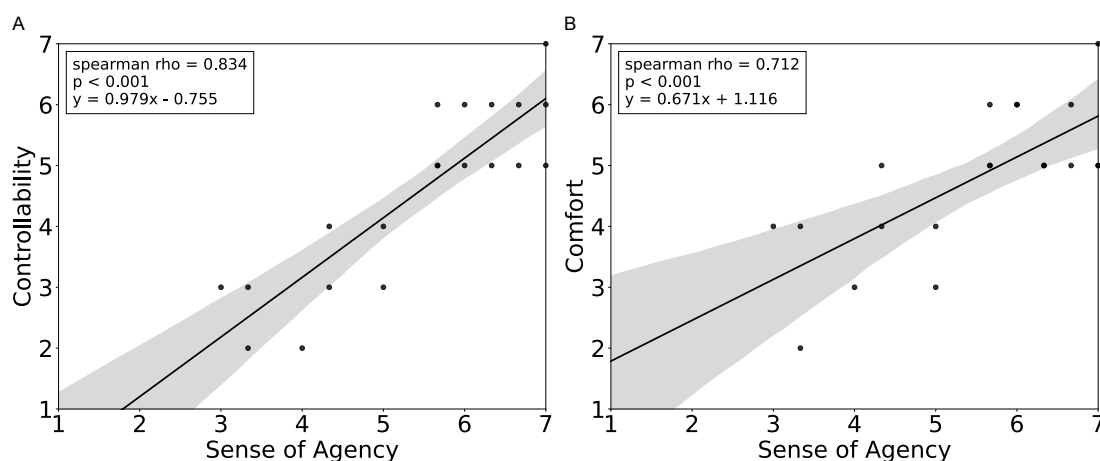


図 4.9 Integration 条件における行為主体感に対する操作性と快適さの相関。(A) 行為主体感と操作性。(B) 行為主体感と快適さ。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。

ポットアームの動き以外に、相手の運動を知覚する方法は触覚フィードバックのみであった。そのため、相手が動いているのか止まっているのかを判断できるということは、その後の自分の運動生成にも影響を与えられられるため、このような状況でお互いの意図調停を促進し、タスクの遂行をスムーズに行なうことに寄与したと考えられる。

タスク時間については、Solo1 条件の後に Integration 条件を実施したため、学習効果により Solo1 条件よりも Integration 条件の方が短くなった可能性がある。一方、Integration 条件の後に行なわれた Solo2 条件との差は見られなかったため、Integration 条件では、操作者がタスクに迅速に適応することができる可能性があるが、これにはより詳細な研究が必要である。

図 4.7 が示すように、Integration 条件では Solo 条件よりも、操作者 2 人の運動が一致した。VR アバターを用いた研究 [105] では、観察するアバターの動きが操作者の動きに影響を与えることが明らかになっている。図 4.3B が示すように、Integration 条件では身体所有感が誘発されており、参加者の運動がアバターの影響を受け、2 人の動作がより一致したと考えられる。このことから、参加者はパートナーの動作を自分の動作に取り込み、協調しようとしたことが示唆された。

この運動同期が意識的に行なわれたものなのか、無意識的に行なわれたものな

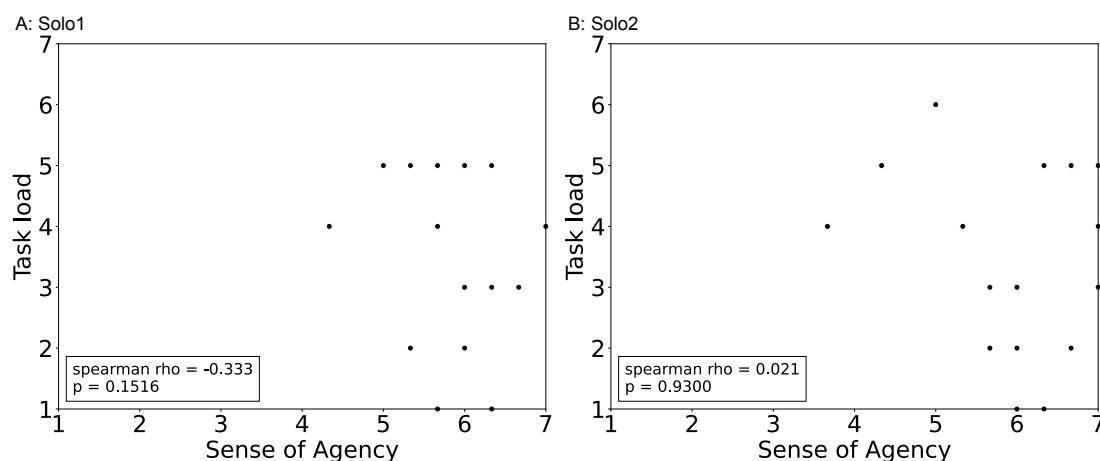


図 4.10 Solo 条件における行為主体感に対する認知負荷の相関。(A) Solo1 条件。
(B) Solo2 条件。どちらにも相関は見られなかった。

のかについては、今回の実験結果から議論することは難しい。先行研究 [106] では、自分の運動と対応するアバターを見ている際に、そのアバターの運動を少し早めても自分の身体だと感じるだけでなく、身体が軽くなったと覚えることが明らかになっている。このように、基本的には自分の意図通りの動きをしつつ、少し運動が早くても自分の身体だと感じて引き込まれるということが起こるため、今回の実験においても無意識的に相手と動作を合わせたことが考えられる。図 4.6 からパフォーマンスも向上していることがわかり、全体としては協調が起きていたのではないかと考えられる。

図 4.8A が示すように、Integration 条件では、行為主体感が増加すると認知負荷が低下した。一方、Solo 条件ではこの相関は見られず (図 4.10)、操作性、選好、快適さについても同様であった。参加者に条件を明示したため、2 人の動きが一致する (図 4.7) ことで行為主体感が向上し、パートナーと協調できることを認識したことで、認知負荷の減少や、操作性、選好、快適さの向上が起こったと考えられる。その上で、タスクパフォーマンスは維持することができたため、行為主体感が向上するというポジティブなフィードバックループが起こると考えられる。一方、Solo 条件では、こうしたフィードバックループが起こらず、認知負荷は操作開始から終了まで一貫しているのではないかと考えられる。

参加者2人の意図と運動の一致が行為主体感を誘発すること [6] は明らかになっていたが、本実験では、図 4.8B と図 4.9 より、操作性や選好、快適さについても行為主体感が高い値を示す際に、評定値が高くなることが示された。

本実験における課題として、身体融合における意識・無意識的な協調がパフォーマンスや行動変容にどのように関わっているのか、ということが挙げられる。今回議論しているこの「協調」には、意識の違いによって2種類の状況があると考えており、協調動作が生まれている際には、意識的に行なう場合と無意識的に行なう場合があると考えられる。意識的な協調とは、いわゆる「相手に寄り添って運動を調整する」という、相手を意識して積極的に動きを合わせようとしている状況で、無意識的な協調は「相手と運動を合わせようとは思っていないが、相手の運動に気づいていないわけでもない」という状況と考えている。この無意識的な状況を含めて「協調」と呼んでおり、互いに相手のミスを補おうとする力や同期が働くことで、結果として動作の安定やパフォーマンスの向上につながると考えられる。こうした協調の発生機序や詳細については、検討が必要である。また、生身の身体では、例えばものを掴む際に、自分の手の開き具合や角度を調整し、どのくらいの速度と力で動かすのか、といった細かな制御に意識を向けることはほとんどない。一方で、ロボットを操作する際にはこうした制御を意識しながら動かす必要がある。身体を融合することによって、こうした普段の動作の無意識部分を相手に委ねることが可能になると考えられるが、これにはより詳細な検討が必要である。

本章では、2人の操作者の運動を1つのロボットアバターに融合するシステムを開発し、その心理と認知、行動変容について検討した。基礎的検討のためデモ展示と実験を行なった結果、行為主体感と身体所有感を維持することが可能であり (図 4.3)、パフォーマンスも向上する可能性がある (図 4.6) ことを明らかにした。融合時は参加者の運動が50%ずつしか反映されなかったが、目的が一致していることや、1人で操作するよりも安定してタスクを行なえたことがポジティブなフィードバックとなり、行為主体感や身体所有感に影響を与えたと考えられる。また、タスク時間が短くなることや、タスク精度が向上することも示唆された。タスクがうまくできているという感覚が行為主体感の向上につながり、それによっ

てより能動的に技能外在化アバターを操作することで身体所有感が向上し、さらに自分の身体として扱いやすくなることでタスクパフォーマンスが向上する、というようなループが生起したのではないかと考えられる。また、融合時の意識、無意識的な協調に関する議論を行なった。相手の動作が自分の身体に溶け込んで、相手と合わせてタスクを行なおうとするだけでなく、無意識的な動作を相手に委ねることができるという可能性は身体を融合した協調ならではであり、アバターを用いたコラボレーションにおける有用な知見になると考えられる。こうしたことから、3章で提示したコンセプトのうち、技能外在化アバターを通してどのように技能を外在化するか、実世界を対象とした技能をどのように伝送するかということについて評価、検討し、「外在化した身体技能を融合によって自分が体感できること、ロボットアバターを用いることで実世界の対象にも対応可能であること」を示した。

第 5 章

技能外在化アバターを介した運動学習手法提示

4 章では、中間媒体として技能外在化アバターを用いた際の心理・認知変容に関する基礎検討を行ない、行為主体感や身体所有感を維持しつつ高いパフォーマンスを発揮できることを明らかにし、技能の外在化や実世界を対象とした技能にも対応可能であることを示した。本章では、実際に技能外在化アバターが運動学習にどの程度効果があるのかについて検討するとともに、自己技能の外在化と再取り込みといった新しい運動技能学習の手法についても検討を行う。

技能外在化アバターを介した学習の手法には、まずリアルタイムに 2 人を融合するものがある。しかし、リアルタイム融合は時間や場所の制約からいつも熟練者と融合できるとは限らないため、熟練者の運動技能をあらかじめデータ化しておく方が実用的ではないかと考えられる。そのため、事前に記録した熟練者のデータと融合する手法がある。この手法では、データを記録した時点でのタイミングに依存するため、初心者がデータに合わせにいくといったデータが主導権を握りがちになることが考えられる。初心者が技能に対して慣れていない段階での学習においては有用である可能性があるが、より効果的な学習のためには、技能の特徴や成分を抽出することが必要になると考えられる。こうした手法による技能学習も考えられ、将来的にはロボットの性能向上や解析技術向上によってより学習が効果的に行なえる可能性がある。

5.1. 技能の外在化による運動学習に関する基礎検討

5.1.1 目的

本節では技能外在化アバターによる運動学習の手法として、自分自身のあらかじめ記録されたデータと融合し、その効果を検討することを目的とした。熟練者やそのデータとの融合では、初心者がその動きの特徴や癖を把握し、タイミングなどを合わせる必要があると考えられる。一方、自分の癖や動きについては自分自身の運動モデルの中にすでに組み込まれているため、タイミング調整といったステップが必要なく、適応のしやすさや適応までの時間が短くなるのではないかと考えられる。さらに、個人の特性や癖が影響する作業の場合には、自分自身のデータとの融合の方が作業を行ないやすい可能性もある。

また、運動学習は、反復練習によって促進される [12]。何かの技能を学習する際には、何度も練習を繰り返すという工程が不可欠である。しかし、ある程度のレベルにまで技能を身につけるには、繰り返しに多くの時間を要する。そこで本システムでは、あらかじめ記録された自分のデータとの融合の際に、そのデータの再生速度を変更する手法を用いる。これにより、技能の習得に要する時間が減少し、より効率的に学習が行なえるのではないかと考えられる。こうした自分のデータとの融合は、自己や自分の技能の外在化を可能にし、学習においてこれまでの手法では得られなかった効果が現れると考えられる。

本節では、自分自身のデータと融合することの効果を明らかにするための基礎検討として、単純なタスクを行なう実験を設計した。データとの融合により、1人で行なう作業の限界を超えることができるかについても検討するため、動作自体は単純であるが細かな調整が必要であり、時間的制約も設けることで、1人では難しいタスクとなるように設計した。同じタスクを1人で行なう場合、自分自身のデータと融合する場合、他人のデータと融合する場合で比較を行なった。本実験について以下の仮説を立てた。

- 1人で同じタスクを行なうよりも、データと融合した場合の方がタスクパフォーマンスが向上する。

- 他人のデータと融合する場合よりも、自分のデータと融合する場合の方が、運動の同期率が高くなる。
- 他人のデータと融合する場合よりも、自分のデータと融合する場合の方が、タスクの失敗回数が少なくなる。

5.1.2 参加者

20名の参加者（男性15名、女性5名、平均年齢32.47歳、SD = 9.74）が、インフォームドコンセントのもと、実験同意書に署名を行ない実験に参加した。参加者数は、先行研究 [6, 7] に基づき決定した（effect size = 0.7, alpha = 0.05, power = 0.8. G*Power 3.1 [99] による計算）。参加者には実験開始前に利き手に関するアンケート [100] を行なった。その結果、18名が右利き、2名が左利きであることを確認した。本実験は、大学の倫理委員会の承認を得て実施した。

5.1.3 条件

自分の動きのみが反映される条件 (Solo)、自分の動きとあらかじめ記録された自分自身のデータを50%ずつ足し合わせる条件 (Integration_{Self})、自分の動きとあらかじめ記録された他人のデータを50%ずつ足し合わせる条件 (Integration_{Other}) を設定した。他人のデータは、事前に記録した実験者のデータであり、全ての参加者で同じデータを使用した。ロボットを各条件で操作する際、タスクの開始時に今の試行がどの条件なのかを参加者が判別しようとする動きをしたり、あらかじめ記録されたデータとの融合時にロボットが自動で動いているように見えることによって混乱したりすることを排除するため、参加者にはどちらの条件かを明示した。条件は先行研究 [7] をもとにするとともに、融合する条件では、参加者かデータのどちらかに主操作が偏ることによってアンケート結果やパフォーマンスが変化することを排除するため、同じ反映割合になるよう50%という値を設定した。全ての参加者は、初めにSolo条件 (Solo_{Pre}) を行ない、どちらかのIntegration条件 (Integration_{Self} もしくは Integration_{Other}) を行なったあと、もう1つのIntegration

条件 ($\text{Integration}_{\text{Other}}$ もしくは $\text{Integration}_{\text{Self}}$) を行ない、再度 Solo 条件 ($\text{Solo}_{\text{Post}}$) を行なった。Integration 条件の順番は、参加者ごとにカウンターバランスをとった。

5.1.4 機材

3章で開発したグリッパー制御用のインタフェースについて、より安定した動作を可能にするための改良を行なった (図 5.1)。指の開閉具合の値取得を、曲げセンサではなくポテンショメータ (高回転寿命形ポテンショメータ TCQ96A02, resistance: $10\text{k } \Omega$, resistance tolerance: $\pm 10\%$, resistance taper: linear, power: 0.05W) で行なうように変更した。

また、モーションキャプチャシステムは、ソフトウェア (Motive 3.0.1) の入ったコンピュータ (FRONTIER FRGAH470, OS: Windows 10, CPU: Intel(R) Core i7-10700F, RAM: 32 GB, GPU: NVIDIA Quadro P2200 GDDR5X 5 GB) で制御した。モーションキャプチャから受け取った運動データは、同一ネットワーク内に有線接続されている別のコンピュータ (FRONTIER FRGHZ790, OS: Windows 10, CPU: Intel(R) Core i9-13900KF, RAM: 64 GB, GPU: NVIDIA GeForce RTX 4080) 内で処理された。

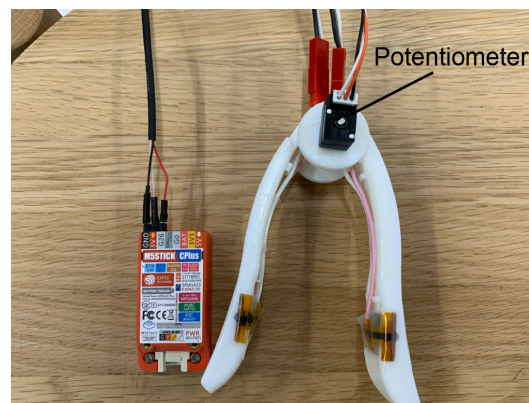


図 5.1 改良したグリッパー制御用のインタフェース。ポテンショメータによって開閉の値取得を行なう。

5.1.5 手続き

参加者はロボットアバターの後方左側に置かれた椅子に座り、操作を行なった。2つのインタフェース (図 3.5A: 手の運動トラッキングデバイス、図 5.1) を利き手に装着した。本実験では、データとの融合による運動の変容と学習効果を調べるためのシンプルなセットアップとして、手の甲への触覚提示とグリッパー制御用インタフェースによる指先への振動触覚フィードバックは使用しなかった。

各試行で参加者は、ロボットアバターの前方に置いた1個の赤いブロック (ブロック A: 15×15×30 mm) を掴み、その手前にあるブロック (ブロック B: 15×15×15 mm) の上に乗せるタスクを行なった (図 5.2)。2つのブロックの直線距離は200mmであった。ブロック A はブロック B に対して 45 度の位置に配置した。2つのブロックには正面がわかるように印をつけており、参加者にはこの印が合うようにしてブロックを乗せるよう教示した。正面を 0 度として、ブロック A は-45 度、ブロック B は 45 度傾けて配置したため、ブロック A を掴んでブロック B の上に乗せる際には手首を 90 度捻る必要があった。この時参加者は、可能な限り正確にタスクを行なうように教示された。

タスクを開始する前に、ロボットアームの操作に慣れることを目的とした5分程度の練習を行なった。ある程度操作に慣れたところでタスクを行ない、ブロックを乗せることに成功した試行での手の運動軌跡とグリッパーの開閉データを記録した。試行はタスクが成功するまで繰り返した。この記録したデータを $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件で使用した。タスク中は、1秒に1カウントのメトロノーム音を鳴らし、20カウント目でロボットアームは自動的に停止した。停止のタイミングがわかるように、15カウント目にはビープ音を鳴らした。参加者には、およそ5カウント目でブロック A を掴み、15カウント目でブロック B に乗せるように教示した。これは、後述の他人データと融合する際に、ある程度タイミングが一致するようにするための教示であった。ただし、必ずしも正確にこの基準を守るのではなく、あくまで目安として念頭に置いてもらう程度にとどめた。

データ記録後、Solo 条件で同様のタスクを 10 回行なった (Solo_{Pre})。データ記録時と同様のメトロノーム音とビープ音を提示した。この際、タスクの難易度を上げることを目的として、メトロノーム音はデータ記録時の 1.5 倍速で提示した。

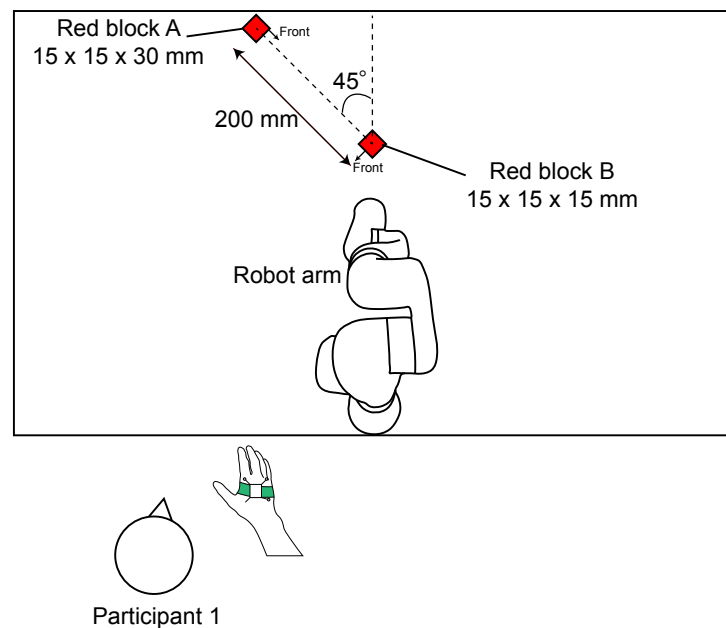


図 5.2 実験セットアップ。参加者はロボットアバターを操作し、赤いブロックをグリッパーで把持し、90度回転させて手前のブロックの上に乗せるタスクを行った。

そのため、1 カウントはおよそ 0.67 秒であった。10 試行終了後、参加者は行為主体感、身体所有感、認知負荷、快適さに関する以下のアンケートに、1 から 7 の 7 段階リッカートスケールで回答した。

- ロボットアームの動きは自分の動きによって引き起こされたものであった (1 は「全くそう思わない」、7 は「非常に強くそう思う」)
- 操作していたロボットアームが自分の腕のように感じた (1 は「全く感じない」、7 は「非常に強く感じる」)
- ロボットアーム操作時にどの程度心理的負荷 (ストレス、不安など) を感じましたか? (1 は「全く感じない」、7 は「非常に強く感じる」)
- ロボットアームの操作はどの程度快適でしたか? (1 は「全く快適ではなかった」、7 は「非常に快適だった」)

同様に、システムユーザビリティスケール (SUS: System Usability Scale,

[107]) にも回答した。システムユーザビリティスケールは、先行研究をもとに以下の質問に1から5の5段階リッカートスケールで回答した (1は「全く同意しない」、5は「強く同意する」)。

- このシステムを頻繁に使用したいと感じた
- このシステムは必要以上に複雑だと感じた
- このシステムは使いやすいと感じた
- このシステムを使うには専門職のサポートが必要だと思った
- このシステムにはいろんな機能がうまくまとまっていると感じた
- このシステムにはちぐはぐな点多すぎると感じた
- このシステムの使い方はたいいていの人がすぐに身につけるだろうと感じた
- このシステムはとても扱いづらいと感じた
- このシステムを使いこなせると確信している
- このシステムを使い始められるまでに学ぶことが多かった

また、参加者は自由形式のコメントを任意で記述した。

その後、自分の動きとあらかじめ記録された自分のデータを50%ずつ足し合わせる条件 ($\text{Integration}_{\text{Self}}$) と自分の動きとあらかじめ記録された他人のデータを50%ずつ足し合わせる条件 ($\text{Integration}_{\text{Other}}$) で同様のタスクをそれぞれ10回ずつ行なった。条件の順番は参加者ごとにカウンターバランスをとった。 Solo_{Pre} 条件と同様に、メトロノーム音はデータ記録時の1.5倍速で提示した。また、記録されたデータの再生速度も同様に1.5倍速とした。この時、参加者の動作に合わせた再生データの補正 (位置合わせやブロックを掴むタイミング合わせ) 等を行なわなかった。10試行終了後、 Solo_{Pre} 条件と同様のアンケートに回答した。それぞれの条件の間には3分間の休憩を設けた。

その後、再度Solo条件で同様のタスクを10回行なった ($\text{Solo}_{\text{Post}}$)。10試行終了後、同様のアンケートに回答した。

その後、実験者が参加者に対して口頭で以下の質問を行なった。

- 自分のデータと他人のデータでは、どちらの方がやりやすかったか。
- 自分のデータと他人のデータでは、どちらの方が自分も貢献していると感じたか。

5.1.6 解析と統計

すべての解析は Google Colab¹⁰⁾ 上で動作する Python 3.10.12 と R (Version 4.4.1, The R Project for Statistical Computing) で実施した。すべてのデータは、解析前に Shapiro-Wilk 検定を用いて正規性の検定を行なった。データが正規分布に従う場合 (Shapiro-Wilk test, $p > .05$)、対応のある分散分析を行ない、条件間の多重比較には Holm 法を使用した。データが正規分布に従わない場合 (Shapiro-Wilk test, $p < .05$)、ART を用いた分散分析を行ない、条件間の多重比較には Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法を使用した。さらに、データが正規分布に従わない場合 (Shapiro-Wilk test, $p < .05$)、スピアマンの順位相関係数を用いて 2 つの値の相関を調べた。また、単回帰分析における偏回帰係数は、最小二乗法による多項式フィットを用いて決定された。データが等分散性を示さず、残差の正規性も満たさない場合は単回帰分析を行なわなかった。

結果の箱ひげ図について、箱の中の線は中央値、上下の縁は第 3 四分位と第 1 四分位 (Q3, Q1) を示している。箱の上ひげは Q3 から四分位範囲 ($IQR = Q3 - Q1$) の 1.5 倍以内の最大値を示す ($Q3 + 1.5 \times IQR$)。同様に、下ヒゲは $Q1 - 1.5 \times IQR$ の範囲内の最小値を示す。

5.1.7 結果

行為主体感と身体所有感

図 5.3 に行為主体感と身体所有感についての結果を示す。行為主体感のデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(3, 57) = 28.975$, $p < .001$, $\eta_p^2 = 0.604$, 図 5.3A)。Kenward-Roger による自由度近似を行った Tukey 法を用いた多重比較の結果、 $Integration_{Self}$ は $Solo_{Pre}$ 、 $Solo_{Post}$ よりも有意に低いことが示された ($t(57) = -5.965$, $adj.p < .001$, $d = -1.886$; $t(57) = -5.909$, $adj.p < .001$, $d = -1.869$)。また、 $Integration_{Other}$ は $Solo_{Pre}$ 、 $Solo_{Post}$ よりも有意に低いことが示された ($t(57) =$

10) <https://colab.google/>

-7.166, adj.p <.001, d = -2.266; $t(57) = -7.110$, adj.p <.001, d = -2.249)。その他の条件間に有意な差はなかった ($\text{Integration}_{\text{Self}} - \text{Integration}_{\text{Other}}$: $t(57) = -1.201$, adj.p = .629, d = -0.380; $\text{Solo}_{\text{Pre}} - \text{Solo}_{\text{Post}}$ $t(57) = -0.056$, adj.p = .999, d = -0.0176)。

身体所有感のデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(3, 57) = 8.143$, $p < .001$, $\eta_p^2 = 0.300$, 図 5.3B)。Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、 $\text{Solo}_{\text{Post}}$ は Solo_{Pre} 、 $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 、 $\text{Integration}_{\text{Other}}$ よりも有意に高いことが示された ($t(57) = 3.258$, adj.p = .0099, d = 1.030; $t(57) = -3.179$, adj.p = .0124, d = -1.005; $t(57) = -4.805$, adj.p <.001, d = -1.520)。その他の条件間に有意な差はなかった ($\text{Integration}_{\text{Self}} - \text{Integration}_{\text{Other}}$: $t(57) = -1.627$, adj.p = .372, d = -0.514; $\text{Solo}_{\text{Pre}} - \text{Integration}_{\text{Other}}$ $t(57) = -1.547$, adj.p = .417, d = -0.489; $\text{Solo}_{\text{Pre}} - \text{Integration}_{\text{Self}}$ $t(57) = 0.079$, adj.p = .999, d = 0.025)。

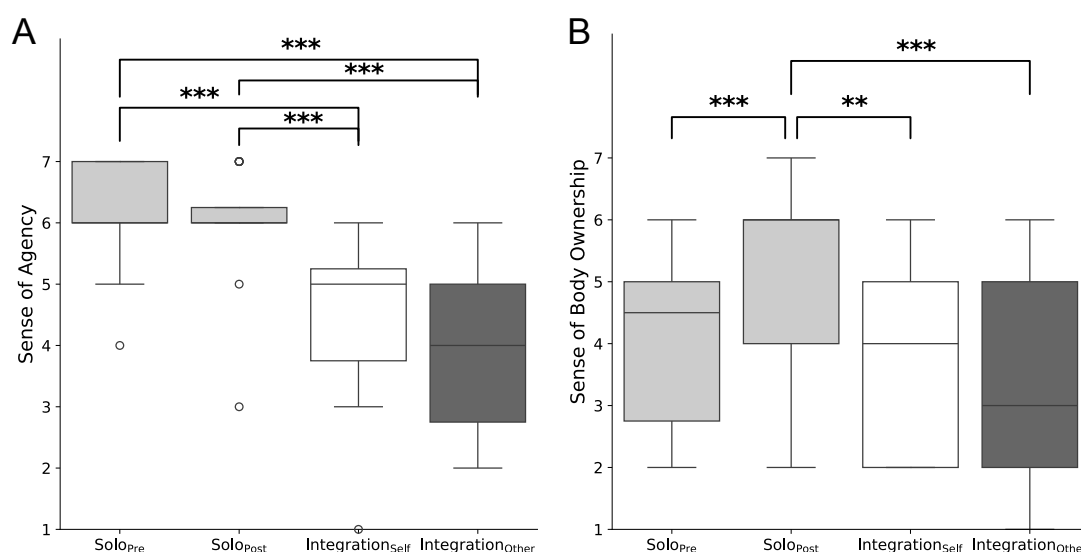


図 5.3 行為主体感と身体所有感。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった (**p <.01, ***p <.001)。

認知負荷と快適さ

図 5.4 に認知負荷と快適さについての結果を示す。認知負荷と快適さのデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果は見られなかった (認知負荷: $F(3, 57) = 0.0165$, $p = .997$, $\eta_p^2 < .001$, 図 5.4A; 快適さ: $F(3, 57) = 0.226$, $p = .878$, $\eta_p^2 = 0.012$, 図 5.4B)。

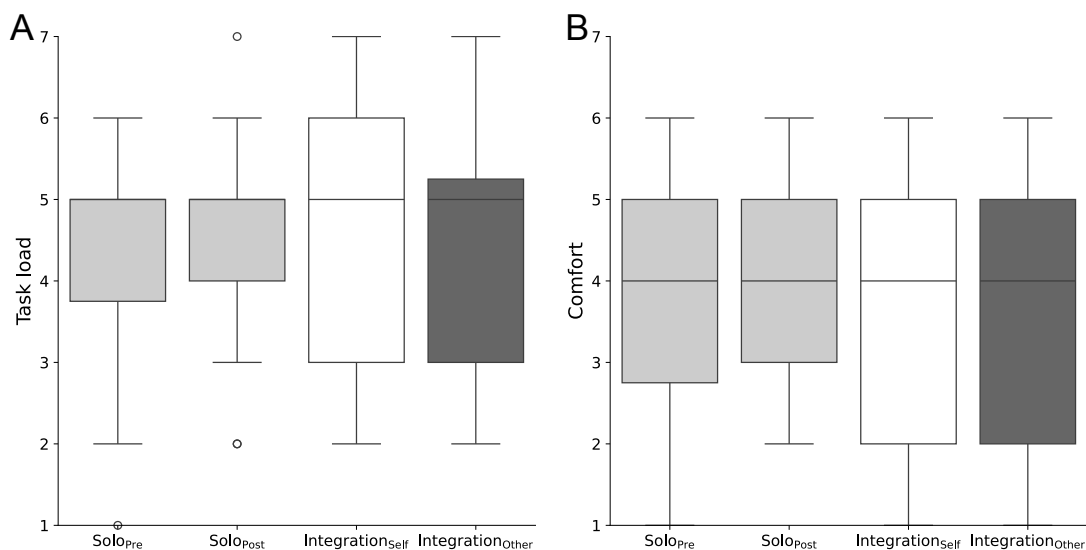


図 5.4 認知負荷と快適さ。条件間に有意な差はなかった。

システムユーザビリティスケール

図 5.5 にシステムユーザビリティスケールについての結果を示す。前述の質問項目のうち、奇数番目の質問のスコアから 1 を引いたものの合計、5 から偶数番目の質問のスコアを引いたものの合計を足し合わせ、2.5 を乗じた値をスコアとした。データは正規分布に従ったため、対応ありの一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果は見られなかった ($F(3, 57) = 0.694$, $p = .559$, $\eta_p^2 = 0.035$)。

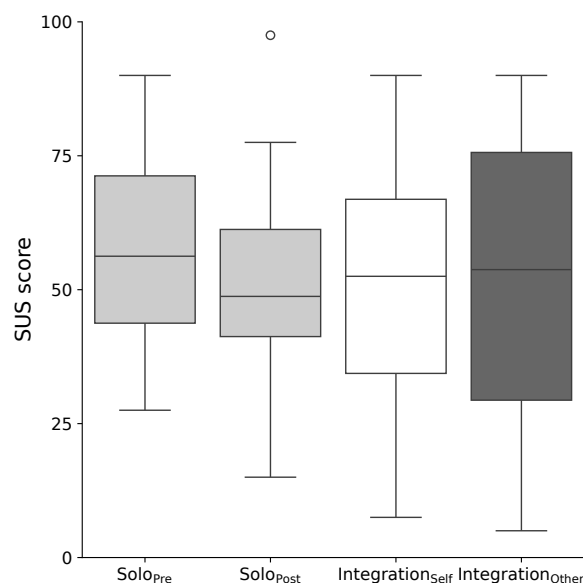


図 5.5 システムユーザビリティスケール。条件間に有意な差はなかった。

失敗回数

図 5.6 にタスクの失敗回数についての結果を示す。ここで、タスクの失敗は、ブロック A をブロック B の上に乗せることができなかった場合 (時間内に乗せることができなかった場合を含む)、ブロックを掴む際に倒してしまった場合のいずれかと定義した。データは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果は見られなかった ($F(3, 57) = 1.812$, $p = .155$, $\eta_p^2 = 0.087$)。

参加者コメントによるグループ分けを行なった失敗回数

実験後に参加者に行なった質問のうち、「自分のデータと他人のデータでは、どちらの方がやりやすかったか」に対する回答をもとに、参加者をグループ分けした。その結果、自分データがやりやすかったと回答した参加者が 9 人、他人データがやりやすかったと回答した参加者が 10 人、どちらでもないと回答した参加者が 1 人となった。そのうち、自分データがやりやすかったと回答した参加者と、

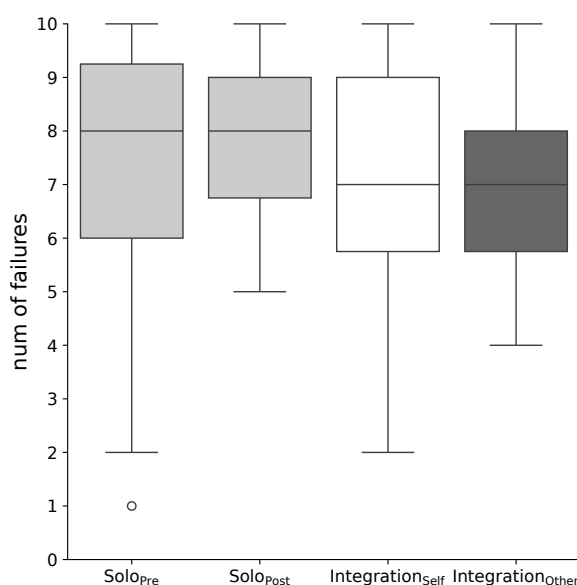


図 5.6 失敗回数。条件間に有意な差はなかった。

他人データがやりやすかったと回答した参加者でグループ分けをした。図 5.7 にグループ分けをした失敗回数についての結果を示す。データは正規分布に従わなかったため、ART を用いた分散分析を行なった。その結果、条件の主効果 ($F(3, 51) = 4.196, p = .0099, \eta_p^2 = 0.198$) と、相互作用 ($F(3, 51) = 6.386, p < .001, \eta_p^2 = 0.273$) が見られた。

Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、自分データがやりやすかったと回答した参加者において、IntegrationSelf は SoloPre、SoloPost よりも有意に少ないことが示された ($t(24) = -4.067, \text{adj.}p = .0023, d = -1.917$; $t(24) = -3.028, \text{adj.}p = .027, d = -1.428$)。また、他人データがやりやすかったと回答した参加者において、IntegrationOther は SoloPost、IntegrationSelf よりも有意に少ないことが示された ($t(27) = -3.133, \text{adj.}p = .020, d = -1.401$; $t(27) = -2.778, \text{adj.}p = .046, d = -1.242$)。

また、IntegrationSelf 条件において、自分データがやりやすかったと回答した参加者は、他人データがやりやすかったと回答した参加者よりも有意に少ないことが示された ($t(17) = 2.164, \text{adj.}p = .045, d = 0.994$)。IntegrationOther 条件にお

いて、自分データがやりやすかったと回答した参加者は、他人データがやりやすかったと回答した参加者よりも有意に多いことが示された ($t(17) = -2.832$, $\text{adj.p} = .012$, $d = -1.300$)。

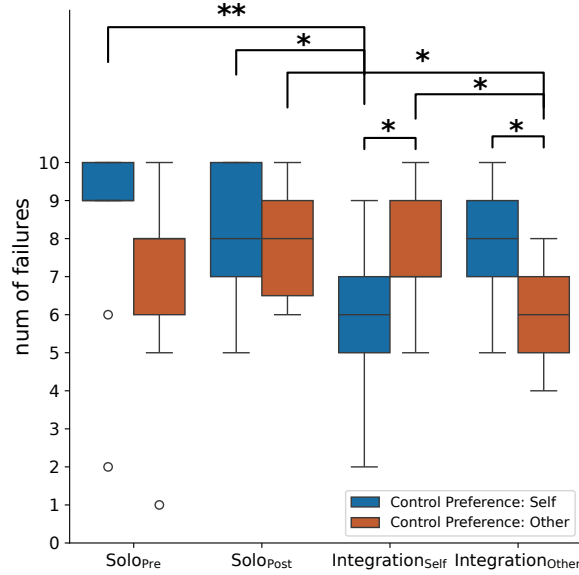


図 5.7 参加者のコメントによるグループ分けを行なった失敗回数。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった (* $p < .05$, ** $p < .01$)。

躍度と Jerk Index

図 5.8 に躍度と Jerk Index についての結果を示す。どちらも参加者自身の手の運動をもとにして計算を行なった。躍度は以下の式に従い、位置 (x, y, z) を 3 階微分し、2 乗和平方根を取ることで計算した。ここで、 J は躍度、 T は 1 試行に要した時間を表す。

$$J = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^T \sqrt{\left(\frac{dx^3}{dt^3}\right)^2 + \left(\frac{dy^3}{dt^3}\right)^2 + \left(\frac{dz^3}{dt^3}\right)^2}$$

データは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果は見られなかった ($F(3, 46.19) = 2.131, p = .109, \eta_p^2 = 0.122$, 図 5.8A)。

人間の運動は加速度の変化率である躍度を最小化しようとする [108] が知られている。また、平面でのリーチング運動における躍度を最小化する運動モデル [109] が報告されている。こうした運動モデルをもとに、3次元におけるモデル [110,111] や、運動の滑らかさの指標として正規化した躍度のコストを用いる手法 [112] についても研究が行なわれている。本章では先行研究 [111] をもとにした以下の式に従って計算したスコアを Jerk Index とし、運動の滑らかさの評価とした。Jerk Index の値が小さいほど、滑らかな運動であることを表す。ここで、 ji は Jerk Index、 T は 1 試行に要した時間、 L は 1 試行での総運動量、 Jx_t^2, Jy_t^2, Jz_t^2 は時刻 t における躍度の 2 乗を表す。

$$ji = \frac{T^5}{L^2} \int_0^T (Jx_t^2 + Jy_t^2 + Jz_t^2) dt$$

データは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(3, 46.28) = 5.738, p = .002, \eta_p^2 = 0.271$, 図 5.8B)。Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、 $\text{Integration}_{\text{Other}}$ は Solo_{Pre} よりも有意に小さいことが示された ($t(45.9) = -4.098, \text{adj.}p < .001, d = -1.442$)。

参加者と記録データの運動同期性

図 5.9 に参加者と記録データの運動同期 (DTW) についての結果を示す。値が小さいほど、2つの運動データが一致していることを示す。データは正規分布に従ったため、対応ありの t 検定を行なった。その結果、 $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件は $\text{Integration}_{\text{Other}}$ より有意に小さいことが示された ($t(16) = -7.587, p < .001, d = -2.207$)。

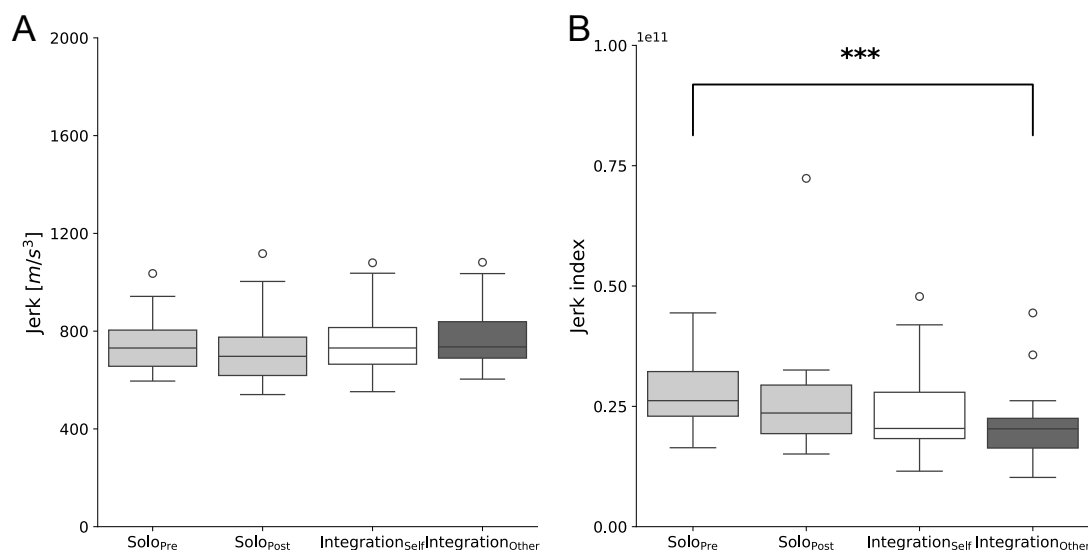


図 5.8 躍度と Jerk Index。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった (** $p < .001$)。

参加者と記録データの運動同期性の時系列変化

図 5.10 に参加者と記録データの運動同期の時系列変化についての結果を示す。幅 5 フレームの sliding window により、1 試行の運動データに対して、DTW を計算した。失敗回数と同様に、自分データがやりやすかったと回答した参加者と、他人データがやりやすかったと回答した参加者でグループ分けをした。データ末尾のノイズによる影響をなくすため、最後の 10 フレームは解析から除外した。半透明部分は 95%信頼区間 (CI: Confidence Interval) を示す。また、評価指標として、変動係数 (CV: Coefficient of Variation) を計算した。変動係数は以下の式に従って計算した。ここで、 σ は標準偏差、 $\bar{x}$ は平均値を示す。

$$CV = \frac{\sigma}{\bar{x}}$$

失敗回数と認知負荷、快適さ、SUS についての相関

IntegrationSelf 条件と IntegrationOther 条件における、失敗回数と認知負荷、快適さ、SUS のアンケートスコアとの相関を調べた。

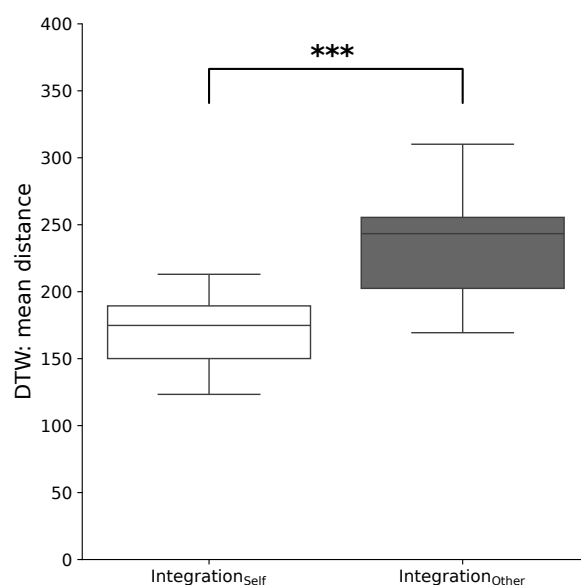


図 5.9 参加者と記録データとの運動同期 (***) $p < .001$ 。

その結果、Integration_{Self} 条件における失敗回数と認知負荷には強い正の相関が見られた (Spearman's rank-order correlation $\rho = 0.715$, $p < .001$, 図 5.11A)。Integration_{Other} 条件では、相関は見られなかった (Spearman's rank-order correlation $\rho = 0.050$, $p = .833$, 図 5.11B)。

また、Integration 条件前後での Solo 条件における変化を調べるため、Solo_{Post} のスコアから Solo_{Pre} を引いた値を計算した。その結果、失敗回数と認知負荷には正の相関が見られた (Spearman's rank-order correlation $\rho = 0.478$, $p = .033$, 図 5.12)。

また、Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件における失敗回数と快適さには負の相関が見られた (Spearman's rank-order correlation $\rho = -0.696$, $p < .001$, 図 5.13A; Spearman's rank-order correlation $\rho = -0.696$, $p < .001$, 図 5.13B)。

認知負荷と同様に、Integration 条件前後での Solo 条件における変化を調べるため、Solo_{Post} のスコアから Solo_{Pre} を引いた値を計算した。その結果、失敗回数と快適さには負の相関が見られた (Spearman's rank-order correlation $\rho = -0.561$, $p = .010$, 図 5.14)。

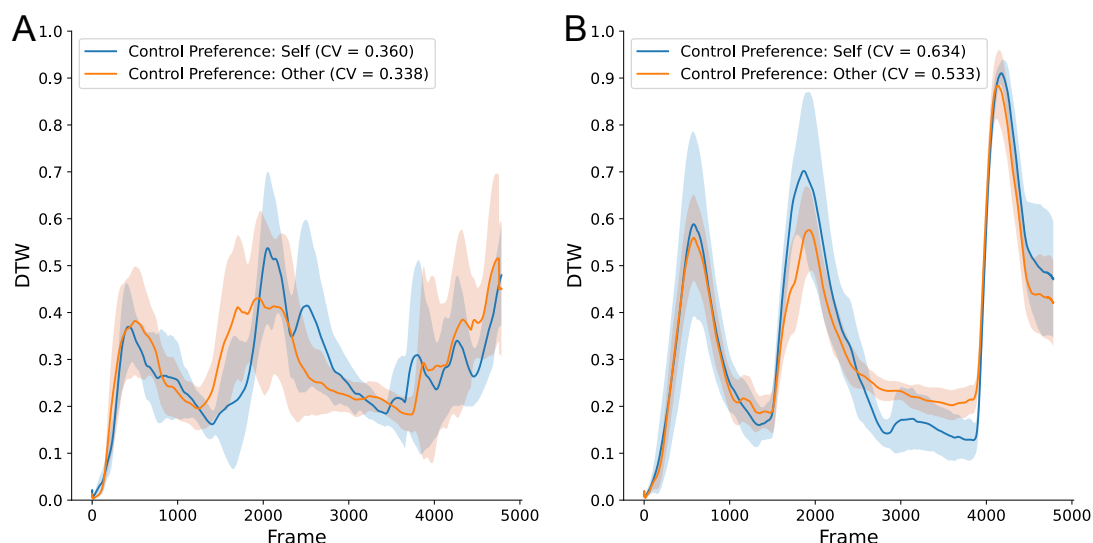


図 5.10 参加者と記録データとの運動同期の時系列変化。(A) Integration_{Self} 条件。
(B) Integration_{Other} 条件。半透明部分は 95%CI。

また、Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件における失敗回数と SUS には負の相関が見られた (Spearman's rank-order correlation $\rho = -0.488$, $p = .029$, 図 5.15A; Spearman's rank-order correlation $\rho = -0.521$, $p = .019$, 図 5.15B)。

同様に、Integration 条件前後での Solo 条件における変化を調べるため、Solo_{Post} のスコアから Solo_{Pre} を引いた値を計算した。その結果、失敗回数と SUS には負の相関が見られた (Spearman's rank-order correlation $\rho = -0.482$, $p = .031$, 図 5.16)。

参加者コメント

参加者は、各条件で 10 試行終了するごとに、その条件でのコメントを自由記述した。Solo_{Pre} 条件では、以下のようなコメントを得た。

- 細かい作業なので、手が震える感覚があった。
- うまく操作できないことも多かったが、うまく操作できた時の達成感が大きく、もっとうまくなりたいという気持ちになった。

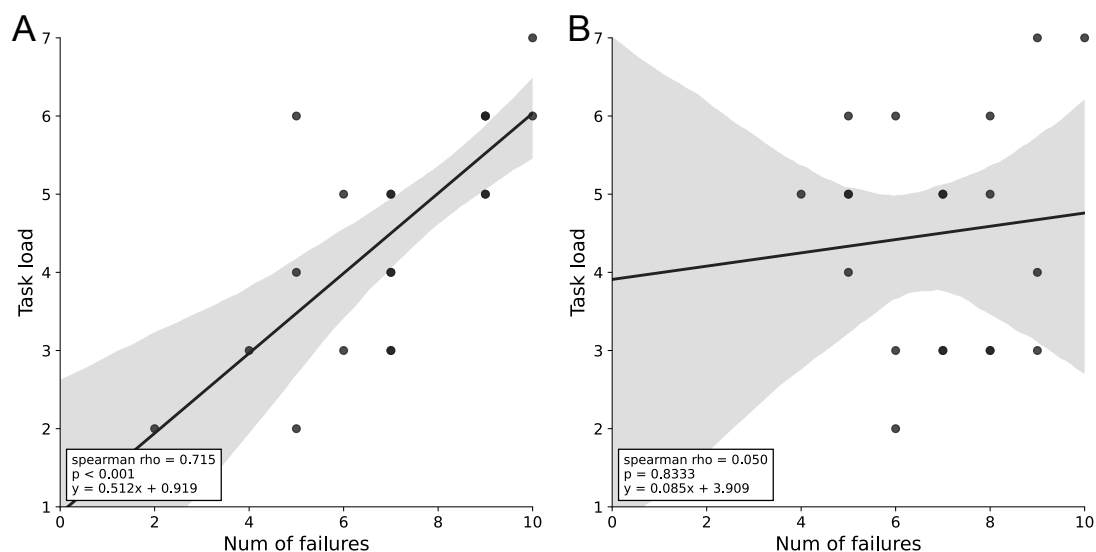


図 5.11 失敗回数と認知負荷の相関。(A) Integration_{Self} 条件。(B) Integration_{Other} 条件。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。

- 空間把握が難しくうまくつかめなかった。
- 使用することは楽しく、練習すればもう少しできると感じた。
- 自分の動きがロボットアームの動きに反映されていると感じたのでアームの操作にはすぐになれた。

また、Solo_{Post} 条件では、以下のようなコメントを得た。

- 自分の思い通りのタイミングで動かせることは快適だった。しかし、一度アシストを経験したことで、自分自身のみで操作することに少し不安を感じた。
- 操作に慣れてきてはいるものの、正確に安定してタスクを行なうには足りないと感じた。また、Integration 条件で何度か成功した結果、視覚的に成功するロボットアームの角度を学習できたため、成功率が多少上がったと感じた。
- 融合がある条件と比較し、細かな動きの調整ができず操作が難しかった。
- サポートがなくなったことによりブロックが掴みににくくなったと初めは感じたが徐々に慣れていったと思う。しかし、ブロックを乗せることは変わら

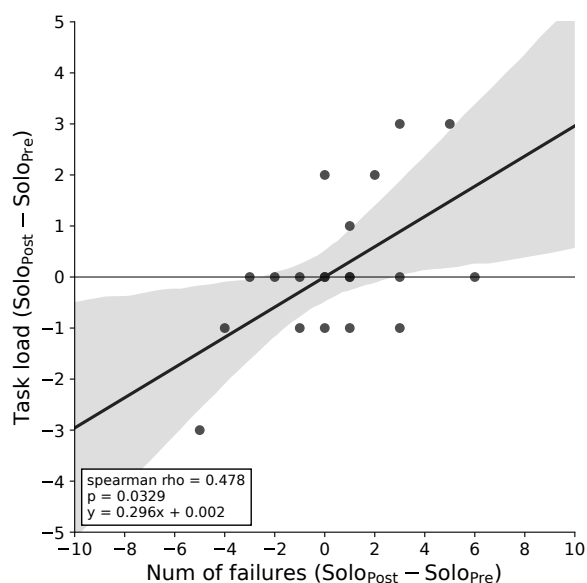


図 5.12 Solo 条件前後における失敗回数と認知負荷の相関。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。

ず難しいと感じた。

- 最初の 10 回に比べて思った通りの場所に腕を動かすことが出来なくなったと感じた。色々と考えてしまい自分の普段の腕の動かし方が分からなくなってきた。自分の腕というよりは、自分の腕を俯瞰して操作している気分になり、ブロックを上手く置けないときに自分の操作の下手さを感じてストレスだった。ゲームで上手くいかないときと同じような気持ち。

前述の参加者コメントによるグループ分けのうち、自分データがやりやすかったと回答した参加者の $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件においては、以下のようなコメントを得た。

- メンタルローテーションが必要な部分をリードしてくれるので、運動意図を共有できた。
- 成功したときの動作が一部加わったため、手の傾きへのセンシティブさが薄れ、少し扱いやすい印象だった。
- Solo_{Pre} 条件よりも圧倒的に成功しやすかった。ただ、アームの操作には違

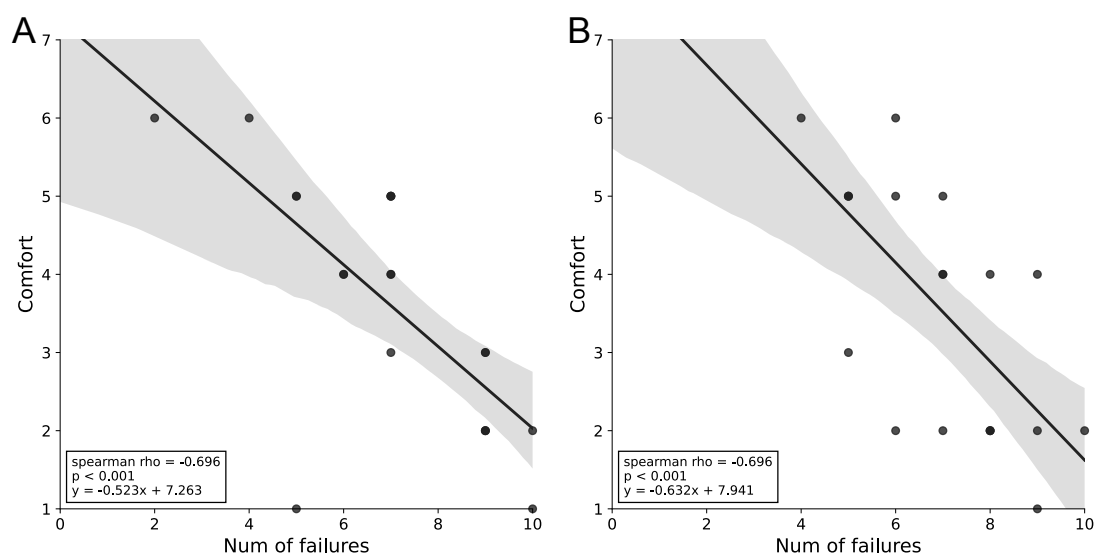


図 5.13 失敗回数と快適さの相関。(A) Integration_{Self} 条件。(B) Integration_{Other} 条件。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。

和感がなかったが、ハンドの開閉が自分の操作と違うタイミングで行われると自分で操作している感覚が著しく低下した。

- 成功した回数が増えたが、操作がうまくなっている感覚がなかった。感覚と結果が乖離しているように感じた。
- Integration_{Other} 条件よりも自分の思った通りの場所に動き扱いやすく感じた。

また、他人データがやりやすかったと回答した参加者の Integration_{Self} 条件においては、以下のようなコメントを得た。

- 自分の操作が妨害されていると強く感じた、繊細な操作はできない上、自分のタイミングでコントロールできないことに苛立ちを感じた。
- 過去の自身のデータとのことだったが、現在の自身の操作のほうが良い感じだったのでミックスの効果はあまり感じられなかった。
- 掴めたときは綺麗な姿勢で掴めたが、テンポが合わない「つかみ損ねる」「つかむのを待つ」ということが多々発生した。他人の成功試行との協働よりは「アシストされている」感は少なく感じた。動きの癖が似ているから、テンポ以外は違和感が少ないのかもしれない。

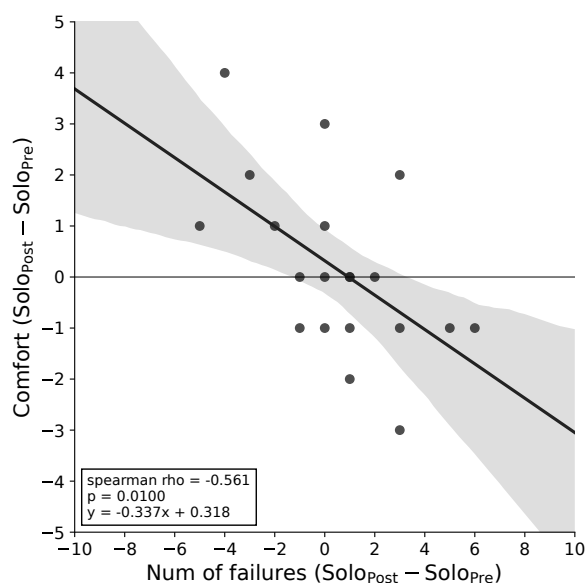


図 5.14 Solo 条件前後における失敗回数と快適さの相関。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。

- 位置の操作については微操作にて調整することで上手く操作することができたが、把持動作については記録された操作と同期する必要があり難しかった。
- うまくアシストされているときと、逆に邪魔されていると思うときもあった。

自分データがやりやすかったと回答した参加者の $\text{Integration}_{\text{Other}}$ 条件においては、以下のようなコメントを得た。

- 掴むタイミングを図るのが難しい。掴むのに成功したら、ある程度成功する自信があった。
- 他人の動きとタイミングに合わせて協調作業を行なう感覚だった。自身の動きが反映されたものより、慣れれば安定感がありそうだと感じた。
- これまでの実験の中で一番イメージと離れた動きをした。掴むタイミングや強さが違い上手くいかなかった。
- 他人とのデータとの融合はさらに練習を重ねないと難しいと感じた。
- 自分の操作なのか、別の人の操作なのか分からずもどかしい瞬間が多かった。力加減がさらに難しく制御できなくなったと感じた。思ったよりもブ

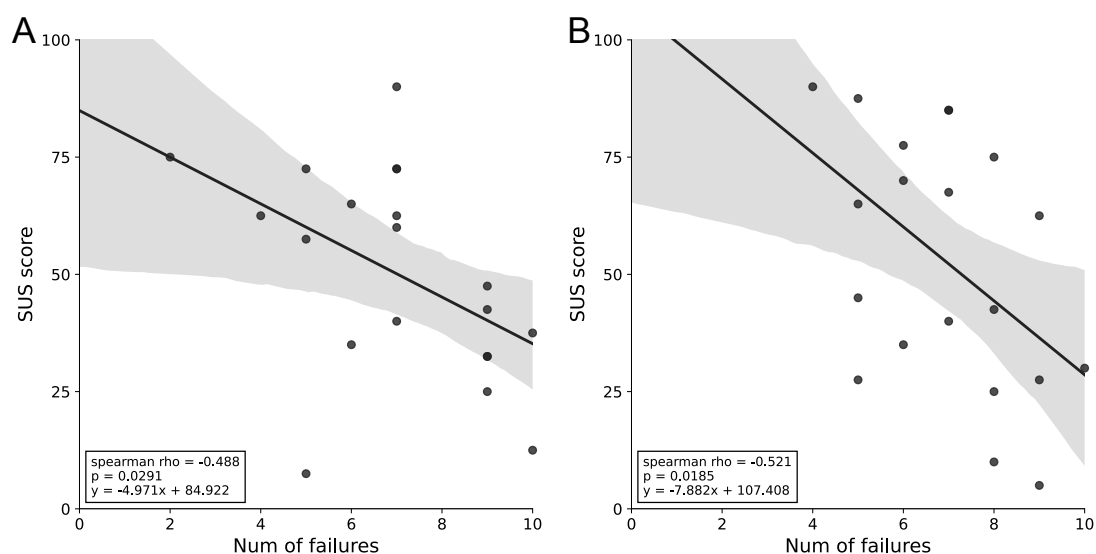


図 5.15 失敗回数と SUS の相関。(A) $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件。(B) $\text{Integration}_{\text{Other}}$ 条件。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。

ロックを置く動作が力強く、自分の力の入れ方とアームの力強さとのギャップに不安になった。

また、他人データがやりやすかったと回答した参加者の $\text{Integration}_{\text{Other}}$ 条件においては、以下のようなコメントを得た。

- アームを動かすのは前回 ($\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件) よりスムーズに動いたと感じた。クリップするタイミングが自分の意志と合わない感じを受けた。
- 自分のよりも動きが分かりやすく合わせやすかった。
- 完全には自分の思うとおりに動かないことに違和感や戸惑いはあったが、アシストされたことにより、把持を解除する際の姿勢がコントロールしやすくなった。成功率が上がり、それに対しての達成感があったので、結果的には楽しく操作できた。反対に、最初に掴むところはアシストがあることによってより難しく感じた。
- 慣れるまで掴むことに失敗していたが、掴むコツを掴んだ後はうまく乗せることができた。自分の操作だと感じつつも自然と上手く乗せることができたと感じた。

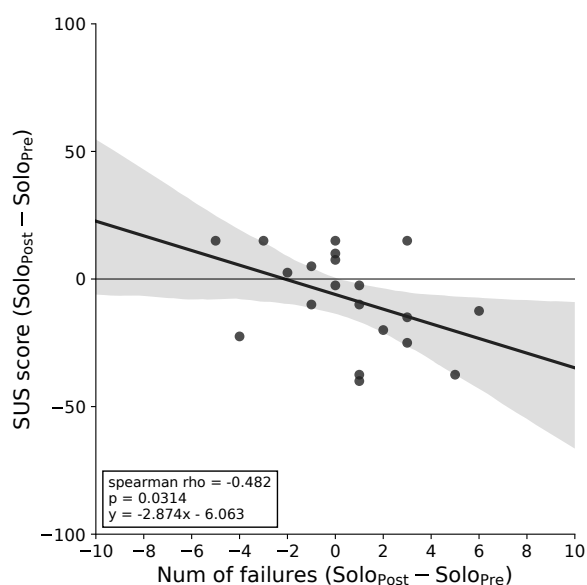


図 5.16 Solo 条件前後における失敗回数と SUS の相関。半透明の帯は 95%信頼区間を示す。

- ロボットアームを操作するうえで実験者のサポートを感じた。特にブロックを置く際に実験者側の操作を感じた。

5.1.8 考察

行為主体感は、Integration_{Self} 条件、Integration_{Other} 条件ともに、Solo 条件よりも低くなることが示された (図 5.3A)。Integration 条件間と Solo 条件間には差はなかった。また、Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件の中央値はそれぞれ 5 と 4 であり、リッカートスケールの中央値である 4 に対して 1 標本 t 検定を行なった結果、どちらも有意な差はなかった (Integration_{Self}: $t(19) = 1.648$, $p = .116$; Integration_{Other}: $t(19) = 0.0$, $p = 1.0$)。リアルタイムに 2 人を融合する研究 [7] では、1 人でタスクを行なうよりも融合する方が行為主体感が低下するが、実際の運動反映割合よりは高く生起することが報告されている。リアルタイムに 2 人を融合する場合、お互いに動作の調整ができることでタスクパフォーマンスが向上し、うまく作業を行なえているというフィードバックが行為主体感向上につながると

考えられる。本実験では、データに補正等を行っていないため、お互いに調整し合うといったことができず、それによって自分の運動がどの程度反映されているのかを認識しやすくなったため、Solo 条件よりも行為主体感が低下したと考えられる。また、「自分の操作なのか、別の人の操作なのか分からずもどかしい瞬間が多かった」というコメントからも、データとのタイミング調整の難しさがある場合には、行為主体感が低下する可能性があると考えられる。しかし、Integration 条件ではどちらも中央値が 4 以上であり、実際の運動反映割合よりも行為主体感が低下するという事は起こらなかったと考えられる。

身体所有感は、Solo_{Post} 条件が他の条件よりも高く、それ以外の条件に差はないことが示された (図 5.3B)。また、Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件の中央値はどちらも 4 であった。リッカートスケールの中央値である 4 に対して 1 標本 t 検定を行なった結果、Integration_{Self} 条件に差はなく、Integration_{Other} 条件では有意に低くなった (Integration_{Self}: $t(19) = -0.148$, $p = .883$; Integration_{Other}: $t(19) = -2.116$, $p = .048$)。Solo_{Post} 条件は、ロボットアーム操作やタスクに十分慣れたことで、ある程度自分の身体のように扱えるようになったのではないかと考えられる。また、Integration_{Other} 条件では、自分の感覚とは異なる動作が入り、かつお互いに調整を行なうといったことができなかつたため、自分の腕と感ずることが難しくなつたのではないかと考えられる。

認知負荷と快適さ、SUS のスコアは条件間に差がないことが示された (図 5.4、図 5.5)。Integration 条件においても、Solo 条件と同等であることは、データと融合することによって認知負荷が高まったり、快適に操作できなくなったりといったことが起こりにくいと考えられる。

タスクの失敗回数は、条件間に差がないことが示された (図 5.6)。本実験でのタスクは、細かい調整が必要で、時間的制約もあるため、1 人で行なうことが困難になるように設計していた。そのため、4 章で確認されたように、融合することによりタスクパフォーマンスが向上するのではないかと考えられたが、条件間に差はなかった。参加者には、個々の運動能力や運動の特徴によって、融合するデータに選好があると考えられる。そこで、実験後に参加者に行なった質問のうち、「自分のデータと他人のデータでは、どちらの方がやりやすかつたか」に対する回答

をもとに、参加者をグループ分けした (図 5.7)。その結果、Integration_{Self} 条件において、自分のデータと融合する方がやりやすかったと答えた参加者は、他人のデータと融合する方がやりやすかったと答えた参加者よりも、失敗回数が少なくなることが示された。また、Integration_{Other} 条件において、他人のデータと融合する方がやりやすかったと答えた参加者は、自分のデータと融合する方がやりやすかったと答えた参加者よりも、失敗回数が少なくなることが示された。

参加者への質問は実験終了後に行なったため、主観的にやりやすいと感じ、自分の意図と一致したため失敗回数が少なくなったのか、失敗回数が少なかったためやりやすいと感じたのかについては、より詳細な検討が必要になる。また、Solo_{Pre} 条件においては、参加者の回答間に有意な差はなかったが、有意傾向があることが観察された ($t(17) = -2.029$, $p = .058$, $d = -0.932$)。他人のデータと融合する方がやりやすかったと答えた参加者は、自分のデータと融合する方がやりやすかったと答えた参加者よりも失敗回数が少なくなる傾向があり、初めからある程度タスクを成功することができる参加者は、他人データと融合する方が失敗回数が少なくなる可能性があると考えられる。今回、他人のデータとして使用したのは実験者のデータであり、実験者はロボットアーム操作にかなり慣れていて、そのため、ある程度タスクが上手い参加者は、より上手い人と融合する場合の方が成功しやすくなるのではないかと考えられる。一方、あまり慣れていない参加者は、自分の運動パフォーマンスと離れすぎている上手い人のデータと融合するよりも、パフォーマンスが近い自分自身のデータと融合する場合の方が、成功しやすくなるのではないかと考えられる。しかし、これらにはより詳細な研究が必要になる。

また、自分データがやりやすかったと回答した参加者の Integration_{Self} 条件においては、「運動意図を共有できた」、「Solo_{Pre} 条件よりも圧倒的に成功しやすかった」といったコメントを得ている。他人データがやりやすかったと回答した参加者の Integration_{Other} 条件においては、「自分のよりも動きが分かりやすく合わせやすかった」、「実験者のサポートを感じた」といったコメントを得ている。こうした参加者の主観としても、自分の選好と一致した融合条件においては評価が向上すると考えられる。

自分のデータと融合する方がやりやすかったと答えた参加者において、Integration_{Self}

条件の方が Solo_{Pre} 条件、Solo_{Post} 条件よりも失敗回数が少なくなることが示された。1人で作業を行なうよりも、自分自身のデータと融合する場合の方が、作業成績が向上する可能性がある。また、試行回数を重ね、ある程度操作に慣れてきている Solo_{Post} 条件よりも、Integration_{Self} 条件の方が失敗回数が少ないことが示され、自分のデータと融合することを選好する参加者において、融合によるパフォーマンス向上が起こればと考えられる。一方で、Solo_{Pre} 条件と Solo_{Post} 条件間に有意な差はなく、自分のデータと融合する場合のパフォーマンス向上による学習の促進については、本実験からは明らかにできないと考えられる。自分のデータとの融合を選好する参加者にとって、運動学習においては自分自身のデータ、自分よりも上手い人のデータ、どちらとの融合が効果的なのかは、条件を限定した実験を行なう必要があると考えられる。

他人のデータと融合する方がやりやすかったと答えた参加者において、Integration_{Other} 条件の方が Solo_{Post} 条件、Integration_{Self} 条件よりも失敗回数が少なくなることが示された。他人データとの融合を選好する参加者にとって、自分データよりも他人データと融合する場合の方がパフォーマンスが向上すると考えられる。本実験では、全ての参加者が Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件を行なったが、選好によってどちらかの条件に限定して学習を行なった場合について検討する必要があると考えられる。

躍度は、条件間に差がないことが示された (図 5.8A)。運動の滑らかさの指標として、躍度をもとにして正規化したコスト (Jerk Index) を計算した結果、Integration_{Other} 条件の方が Solo_{Pre} 条件よりも有意に小さいことが示された (図 5.8B)。全ての参加者は、ロボットアーム操作について初心者だったため、実験の初期段階で記録した自分のデータと融合する場合は、あまり滑らかな運動ではなかったのではないかと考えられる。一方、他人のデータは実験者のデータを使用しており、実験者はタスクにかなり慣れていたので、滑らかな運動ができており、そのデータと融合することで参加者の運動も滑らかになったのではないかと考えられる。そのため、試行を繰り返し、参加者自身がある程度慣れてきた段階での自分のデータを記録し、そのデータと融合する場合にどのような変化が起これるのかについて、追加の検討が必要になると考えられる。

ロボットアームを操作する参加者と融合するデータとの運動同期を確認するため、DTW を計算した結果、 $\text{Integration}_{\text{Other}}$ よりも $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件の方が小さくなることが示された (図 5.9)。DTW は値が小さいほど 2 つのデータの同期率が高いため、自分のデータと融合する場合の方が運動が同期しやすくなると考えられる。自分のデータには、すでに自身の動きの特徴などが含まれているため、他人のデータよりも一致すると考えられる。しかし、平均することにより、ブロックを掴む、離すといった 1 試行中での特徴が潰れてしまうのではないかと考えられる。

そこで、参加者と記録データとの運動同期の時系列変化を計算した (図 5.10)。データには 3 つの山が確認できるが、それぞれ初期位置からブロック A を掴みにいくフェーズ、ブロック A を掴みブロック B に乗せるために動かすフェーズ、ブロック A を離し終わり初期位置に戻るフェーズである。ブロック A を掴む、置くタイミングでは目標位置が同じなので値が小さくなることが確認できる。また、評価の指標として変動係数 CV を計算し、平均値に対するデータのばらつきを相対的に評価した。この値が大きいほど平均値に対して相対的に変動が大きいと捉えることができる。 $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件では、自分データを選好する参加者は $CV = 0.360$ 、他人データを選好する参加者は $CV = 0.338$ となり、同程度の変動となった。一方、 $\text{Integration}_{\text{Other}}$ 条件では、自分データを選好する参加者は $CV = 0.634$ 、他人データを選好する参加者は $CV = 0.533$ となり、自分データを選好する参加者の方が大きな変動となった。また、自分データを選好する参加者の方が DTW のピークが大きくなった。自分データを選好する参加者は、自分の中の運動モデルが定まっておらず、他人データのような外的要因によってその動作が乱されてしまうのではないかと考えられる。一方、他人データを選好する参加者は、自分の中の運動モデルを優先することで、DTW のピークや値の変動を抑えることができたのではないかと考えられる。しかし、今回の実験では、データとの融合時に自分の動きの調整 (データと合わせるのかどうか) について教示をしなかったため、個々の判断で意識的に無視するように行動した参加者がいた可能性が否定できない。また、他人データは常に実験者のデータで固定していたため、単に実験者のデータとの相性が良かっただけなのか、自分のデータよりも他人のデータと

の方がやりやすかったのかが区別できない。そのため、自分の運動モデルを優先するのかどうかについては、さらに検討が必要である。

Integration_{Self} 条件においては、失敗回数が増加するにつれて、認知負荷が上昇することが示された (図 5.11A)。一方、Integration_{Other} 条件においては、相関は見られなかった (図 5.11B)。本実験では、参加者に条件を明示していた。そのため、自分自身のデータと融合する場合、失敗回数が増えるとその責任を自分自身に帰属させやすく、それによって負荷が高まる一方で、他人のデータに対しては、失敗してもその責任の帰属を自分以外にも分散させることができるため、負荷が高まらなかったのではないかと考えられる。また、Pre と Post での Solo 条件を比較するため、Solo_{Post} 条件から Solo_{Pre} 条件を引いた結果、Solo_{Post} 条件での失敗回数が増えると Solo_{Post} 条件での認知負荷が高くなることが示された (図 5.12)。Solo_{Post} 条件では、直前に行なっていた融合条件において失敗回数が少なくなることから、ある程度タスクに慣れてきたという感覚が生起すると考えられる。その上で、失敗回数が増えることで、慣れてきていたという感覚からのズレが生じ、負荷が高まったのではないかと考えられる。

Integration_{Self} 条件、Integration_{Other} 条件において、失敗回数が増加するにつれて、快適さが減少することが示された (図 5.13)。また、Solo_{Post} 条件での失敗回数が増えると Solo_{Post} 条件での快適さが低くなることが示された (図 5.14)。同様に、Integration_{Self} 条件、Integration_{Other} 条件において、失敗回数が増加するにつれて、SUS スコアが減少することが示された (図 5.15)。また、Solo_{Post} 条件での失敗回数が増えると Solo_{Post} 条件での SUS スコアが低くなることが示された (図 5.16)。失敗回数は、快適さやユーザビリティスコアに関係し、うまくタスクを行なえることがそれぞれのスコアを向上させると考えられる。

5.2. 技能の外在化による効果的な学習手法提示

ここまでの検討により、人が何かの運動や技能を学習する際の繰り返し練習において、技能を一旦取り出し、外在化させることで、その技能を参照しながら行動を修正することを可能にし、それによって運動技能学習の効率を高められる可

能性が観察された。1章で述べた、口頭での教示が難しく育成に時間がかかるという問題は、技能外在化アバターといった中間媒体を挟むことでスムーズな技能学習を可能にするとともに、自己技能を自分自身に再投入しデータの速度を変えて学習時間を短縮するといったことが解決手法になると考えられる。

5.2.1 目的

本節では、中間媒体を介した運動学習におけるより詳細な認知変容と、新しい技能のインストール方法としての可能性を検討することを目的とした。5.1節において、必ずしも全ての人が自分のデータと融合する場合の方がパフォーマンスが向上するわけではないということが明らかになった。その人の運動モデルや作業における運動の特徴によって選好があるのではないかと考えられる。そこで、自分のデータとの融合と他人のデータとの融合の選好に対して、どのような参加者がどちらを選好するのかを調べた。

5.1節までの基礎検討により、参加者の主観によって、自分のデータとの融合を選好するグループと、他人のデータとの融合を選好するグループに分類した。それぞれ、自分の選好するデータと融合する場合の方が、タスクパフォーマンスが向上することが明らかとなった。しかし、データとの融合の際には、データに合わせるようにといった教示は行なわなかったため、意識的に合わせようとする参加者とそうでない参加者が混ざっていた可能性がある。また、他人データは実験者のデータで固定していたため、他人データと融合する方がタスクパフォーマンスが向上するのか、単に実験者のデータとだけやりやすかったのかといったことが区別できなかった。さらに、ブロックを掴み、手前のブロックの上に乗せるというシンプルなリーチングタスクを行なったが、動きが単純なため、運動の戦略や特徴などが潰れてしまっていた可能性があった。こうしたことから、もともとの参加者個人の持つ運動能力にどのような違いがあるのか、どのような運動の特徴があるのかといった、基礎的な運動特性や認知的な特性を明らかにするためには制約があった。

そのため、他人データにおける「他人性の担保」をしつつ、リーチングタスクよりも運動の戦略を立てる必要があるタスクにすることで、その効果を調べた。こ

れにより、データとの融合による運動学習の効果を示すとともに、個人の運動特性をもとにした学習手法についての基礎を示すことができると考えられる。これが示せることにより、技能外在化アバターを介した身体融合による技能学習の有用性と意義を明らかにすることができ、本研究の主張である「技能を保存する中間媒体となるものを作り、人間の身体技能の外在化を行うことで、自己の技能学習をスムーズに行う」ということが裏付けされる。

本節では、どのような運動特性を持つ参加者がどちらのデータ（自分のデータ、他人のデータ）との融合を選好するのかを明らかにするための実験を設計した。5.1 節で計算した、参加者と記録データとの運動同期の時系列変化から、それぞれの選好には自分の運動モデルが関係しているのではないかと考えられる。そこで、本実験について以下の仮説を立てた。

- 自分のデータを選好する人は、自分の運動モデルが安定しておらず、外的な要因（他人のデータ）が入ることによって動きが乱される。
- 他人のデータを選好する人は、自分の運動モデルが安定しており、外的な要因（他人のデータ）が入っても安定して作業を行なう。

5.2.2 参加者

20名の参加者（男性16名、女性4名、平均年齢30.95歳、SD = 9.29）が、インフォームドコンセントのもと、実験同意書に署名を行ない実験に参加した。参加者数は、先行研究 [6, 7] に基づき決定した（effect size = 0.7, alpha = 0.05, power = 0.8. G*Power 3.1 [99] による計算）。参加者には実験開始前に利き手に関するアンケート [100] を行なった。その結果、20名全員が右利きであることを確認した。本実験は、大学の倫理委員会の承認を得て実施した。

5.2.3 条件

5.1 節の実験と同様に、自分の動きのみが反映される条件 (Solo)、自分の動きとあらかじめ記録された自分自身のデータを50%ずつ足し合わせる条件 (Integration_{Self})、

自分の動きとあらかじめ記録された他人のデータを 50%ずつ足し合わせる条件 ($\text{Integration}_{\text{Other}}$) を設定した。全ての参加者は、初めに Solo 条件 (Solo_{Pre}) を行ない、自分のデータを記録するフェーズを挟み、どちらかの Integration 条件 ($\text{Integration}_{\text{Self}}$ もしくは $\text{Integration}_{\text{Other}}$) を行なったあと、もう 1 つの Integration 条件 ($\text{Integration}_{\text{Other}}$ もしくは $\text{Integration}_{\text{Self}}$) を行ない、再度 Solo 条件 ($\text{Solo}_{\text{Post}}$) を行なった。Integration 条件の順番は、参加者ごとにカウンターバランスをとった。

自分の動きとあらかじめ記録された他人のデータを 50%ずつ足し合わせる条件 ($\text{Integration}_{\text{Other}}$) におけるデータの「他人性」を担保するための手続きを行なった。実験者を含め、それぞれ特徴の異なる 5 人の動きを事前に記録した。他人データを記録した参加者は実験には参加しなかった。全てのデータはタスクに成功したものを使用した。自分の動きを記録するフェーズでのタスクに成功したデータと、事前に記録した 5 人のデータとの DTW を計算した。この時、最も DTW のスコアが低い (運動が類似している) データや最もスコアが高い (運動が類似していない) データを選択すると、参加者によってその値が異なってしまうため、これを避けるため、スコアが一定の範囲 ($120 < \text{score} < 170$) に入るデータを他人データとして選択した。事前に数名予備実験を行ない、その結果をもとに、タスクが成功した際の動作としてこの範囲を決定した。範囲内に複数の候補がある場合は、中央値 (145) に最も近いデータを選択した。また、どうしてもこの範囲に収まらない参加者が 2 名おり、範囲内に収まるようなデータをその場で実験者が作成、記録し、他人のデータとして使用した。

5.2.4 機材

5.1 節と同様の機材を使用した。

5.2.5 手続き

5.1 節と同様に、参加者はロボットアバターの後方左側に置かれた椅子に座り、手の運動と指の開閉を制御するインタフェースを利き手に装着した。

各試行で参加者は、ロボットアバターの正面に置かれた障害物 (赤いブロック: $35 \times 35 \times 105$ mm) を右側から回り込むようにして避け、前方に置いた1個の赤いブロック (ブロック A: $15 \times 15 \times 30$ mm) を掴み、その手前にあるブロック (ブロック B: $15 \times 15 \times 15$ mm) の上に乗せるタスクを行なった (図 5.17)。2つのブロックの直線距離は 200mm で、ブロック B から障害物までの直線距離は 100mm であった。ブロック A はブロック B に対して 45 度の位置に配置した。2つのブロックには正面がわかるように印をつけており、参加者にはこの印が合うようにしてブロックを乗せるよう教示した。正面を 0 度として、ブロック A は -45 度、ブロック B は 45 度傾けて配置したため、ブロック A を掴んでブロック B の上に乗せる際には手首を 90 度捻る必要があった。この時参加者は、可能な限り正確にタスクを行なうように教示された。

タスク中は、1 秒に 1 カウントのメトロノーム音を鳴らし、20 カウント目でロボットアームは自動的に停止した。停止のタイミングがわかるように、15 カウント目にはビーブ音を鳴らした。参加者には、およそ 8 カウント目でブロック A を掴み、15 カウント目でブロック B に乗せるように教示した。これは、後述の他人データと融合する際に、ある程度タイミングが一致するようにするための教示であった。ただし、必ずしも正確にこの基準を守るのではなく、あくまで目安として念頭に置いてもらう程度にとどめた。ブロックを離し終わったら、成功しても失敗しても、手を初期位置に戻し、ロボットアームが停止するまで待つように教示した。本実験では、5.1 節の実験と比較し、タスクに要する時間が長くなったため、各条件でのメトロノーム音の再生速度は変化させなかった。

タスクを開始する前に、ロボットアームの操作に慣れることを目的とした 3 分程度の練習を行なった。ある程度操作に慣れたあと、Solo 条件でのタスクを 10 回行なった (Solo_{Pre})。10 試行終了後、参加者は行為主体感、身体所有感、認知負荷、快適さ、システムユーザビリティスケールに関するアンケートに答えた。アンケート内容は 5.1 節と同様であった。また、自由形式のコメントを任意で記述した。その後、同様のタスクを行ない、ブロックを乗せることに成功した試行での手の運動軌跡とグリッパーの開閉データを記録した。この記録したデータを Integration_{Self} 条件で使った。またこの時、記録した参加者のデータと事前に記録した他人の

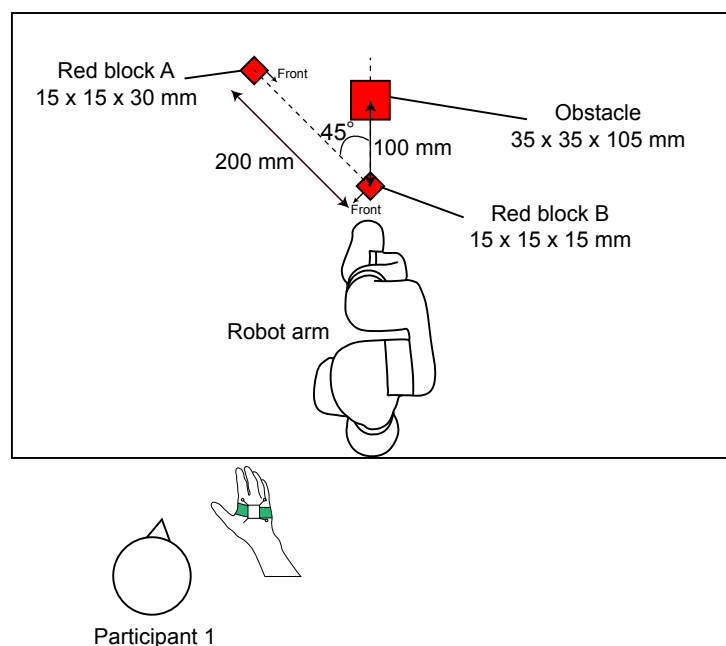


図 5.17 実験セットアップ。参加者はロボットアバターを操作し、障害物を右側から回り込むようにして避け、赤いブロックをグリッパーで把持し、90度回転させて手前のブロックの上に乗せるタスクを行なった。

データとの DTW を計算し、 $\text{Integration}_{\text{Other}}$ 条件で使用する他人のデータを決定した。

その後、自分の動きとあらかじめ記録された自分のデータを 50% ずつ足し合わせる条件 ($\text{Integration}_{\text{Self}}$) と自分の動きとあらかじめ記録された他人のデータを 50% ずつ足し合わせる条件 ($\text{Integration}_{\text{Other}}$) で同様のタスクをそれぞれ 10 回ずつ行なった。条件の順番は参加者ごとにカウンターバランスをとった。各条件の開始前には 1 回だけ、データのみの動きを観察し、どのような動きをするデータなのかを確認した。この 2 つの条件では、可能な限りデータと合わせてタスクを行なうように教示した。また、タスクエリアの前方にはディスプレイを置き、参加者とデータの手の位置とのユークリッド距離に応じて変化するスライダーを表示した。参加者とデータの距離が近いほど、スライダーは長く、白く表示され、離れるほど短く、赤く表示された。参加者には、タスクエリアに視線を向けつつ、

視界の端で変化するスライダーを長く白く保つように教示した。10 試行終了後、Solo_{Pre} 条件と同様のアンケートに回答した。それぞれの条件の間には3分間の休憩を設けた。

その後、再度 Solo 条件で同様のタスクを10回行なった (Solo_{Post})。10 試行終了後、同様のアンケートに回答した。アンケートの最後には、以下の質問を追加し、自分データか他人データかを選択して回答した。

- 自分のデータと他人のデータでは、どちらの方がやりやすかったか。
- 自分のデータと他人のデータでは、どちらの方が自分も貢献していると感じたか。

5.2.6 解析と統計

5.1 節と同様であった。

5.2.7 結果

行為主体感と身体所有感

図 5.18 に行為主体感と身体所有感についての結果を示す。行為主体感のデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(3, 57) = 15.167, p < .001, \eta_p^2 = 0.444$, 図 5.18A)。Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、Integration_{Self} は Solo_{Pre}、Solo_{Post} よりも有意に低いことが示された ($t(57) = -3.285, \text{adj.}p = .009, d = -1.039; t(57) = -3.289, \text{adj.}p = .009, d = -1.040$)。また、Integration_{Other} は Solo_{Pre}、Solo_{Post} よりも有意に低いことが示された ($t(57) = -5.646, \text{adj.}p < .001, d = -1.786; t(57) = -5.651, \text{adj.}p < .001, d = -1.787$)。その他の条件間に有意な差はなかった (Integration_{Self} – Integration_{Other}: $t(57) = -2.362, \text{adj.}p = .0964, d = -0.747$; Solo_{Pre} – Solo_{Post}: $t(57) = 0.005, \text{adj.}p = 1.000, d = 0.001$)。

身体所有感のデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(3, 57) = 5.762$, $p = .002$, $\eta_p^2 = 0.233$, 図 5.18B)。Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、Solo_{Post} は Solo_{Pre}、Integration_{Other} よりも有意に高いことが示された ($t(57) = 2.666$, $\text{adj.}p = .048$, $d = 0.843$; $t(57) = -4.004$, $\text{adj.}p = .001$, $d = -1.266$)。

その他の条件間に有意な差はなかった (Integration_{Self} – Integration_{Other}: $t(57) = -2.447$, $\text{adj.}p = .080$, $d = -0.774$; Solo_{Pre} – Integration_{Other}: $t(57) = -1.338$, $\text{adj.}p = .543$, $d = -0.423$; Solo_{Post} – Integration_{Self}: $t(57) = -1.557$, $\text{adj.}p = .411$, $d = -0.492$; Solo_{Pre} – Integration_{Self}: $t(57) = 1.110$, $\text{adj.}p = .685$, $d = 0.351$)。

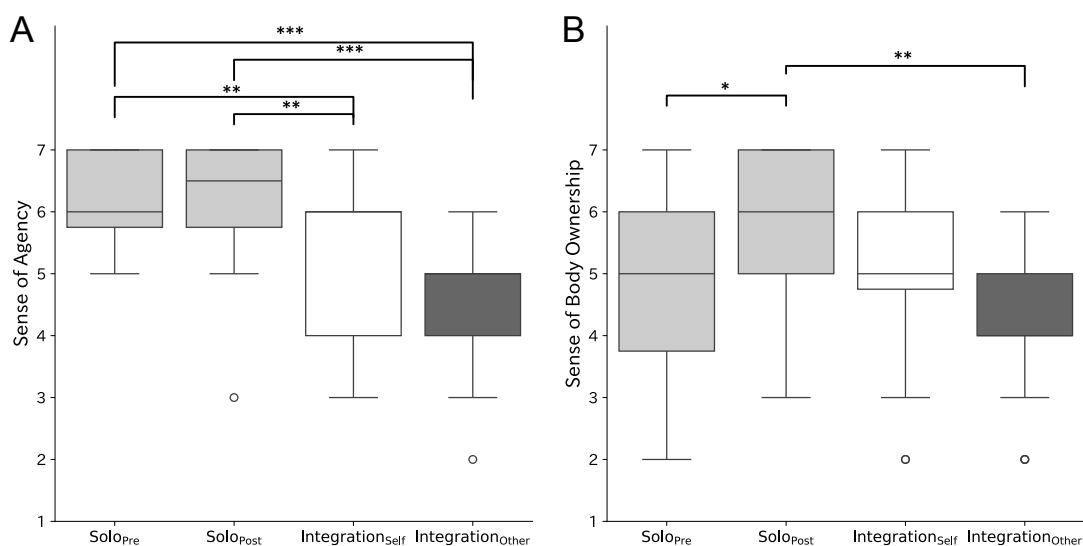


図 5.18 行為主体感と身体所有感。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった (* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$)。

認知負荷と快適さ

図 5.19 に認知負荷と快適さについての結果を示す。認知負荷のデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要

因の主効果は見られなかった ($F(3, 57) = 1.672$, $p = .997$, $\eta_p^2 = 0.008$, 図 5.19A)。

快適さのデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(3, 57) = 2.762$, $p = .050$, $\eta_p^2 = 0.127$, 図 5.19B)。Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、 $\text{Integration}_{\text{Self}}$ は Solo_{Pre} よりも有意に高いことが示された ($t(57) = 2.838$, $\text{adj.}p = .031$, $d = 0.898$)。その他の条件間に有意な差はなかった ($\text{Integration}_{\text{Self}} - \text{Integration}_{\text{Other}}$: $t(57) = -1.292$, $\text{adj.}p = .572$, $d = -0.408$; $\text{Solo}_{\text{Post}} - \text{Integration}_{\text{Other}}$: $t(57) = 0.456$, $\text{adj.}p = .968$, $d = 0.144$; $\text{Solo}_{\text{Pre}} - \text{Integration}_{\text{Other}}$: $t(57) = 1.547$, $\text{adj.}p = .417$, $d = 0.489$; $\text{Solo}_{\text{Post}} - \text{Integration}_{\text{Self}}$: $t(57) = 1.748$, $\text{adj.}p = .309$, $d = 0.553$; $\text{Solo}_{\text{Pre}} - \text{Solo}_{\text{Post}}$: $t(57) = 1.091$, $\text{adj.}p = .697$, $d = 0.345$)。

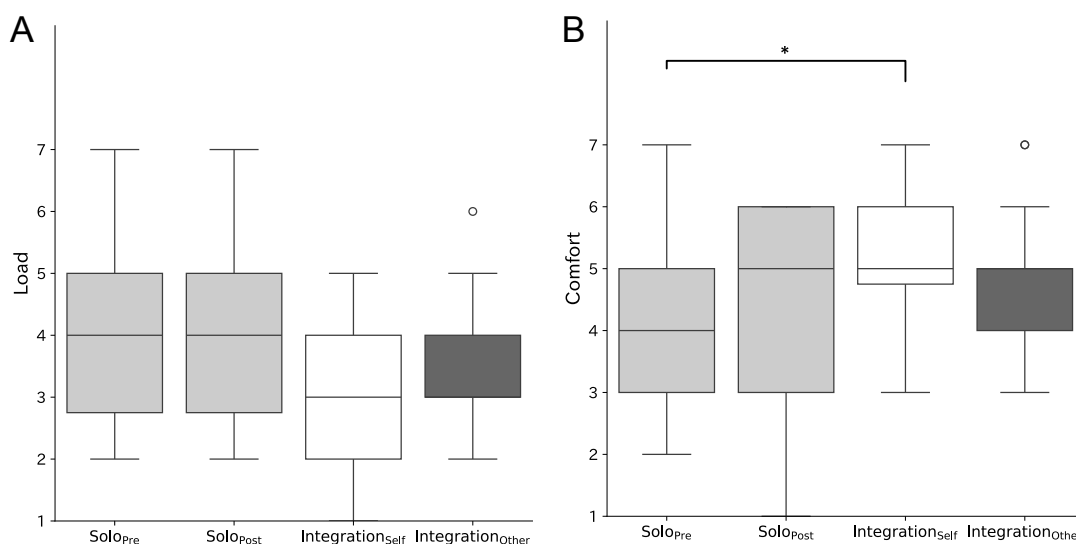


図 5.19 認知負荷と快適さ。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった (* $p < .05$)。

システムユーザビリティスケール

図 5.20 にシステムユーザビリティスケールについての結果を示す。データは正規分布に従ったため、対応ありの一元配置分散分析を行なった。その結果、要因

の主効果は見られなかった ($F(3, 57) = 2.403, p = .077, \eta_p^2 = 0.112$)。

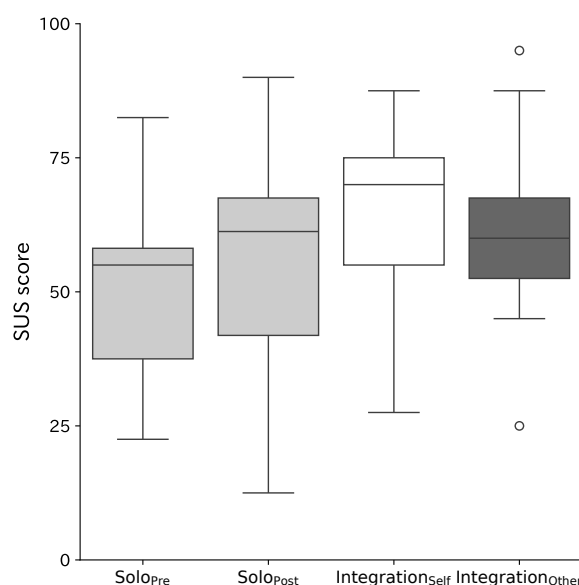


図 5.20 システムユーザビリティスケール。条件間に有意な差はなかった。

躍度と Jerk Index

図 5.21 に躍度と Jerk Index についての結果を示す。躍度のデータは正規分布に従ったため、対応ありの一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(3, 57) = 15.631, p < .001, \eta_p^2 = 0.451$, 図 5.21A)。MSRB (Modified Sequentially Rejective Bonferroni) 法 [113–115] に基づく多重比較の結果、IntegrationSelf は SoloPre、SoloPost よりも有意に大きいことが示された ($t(10) = 5.451, \text{adj.p} < .001, d = 0.876$; $t(10) = 5.257, \text{adj.p} < .001, d = 0.779$)。また、IntegrationOther は SoloPre、SoloPost よりも有意に大きいことが示された ($t(10) = 4.244, \text{adj.p} < .001, d = 0.922$; $t(10) = 5.098, \text{adj.p} < .001, d = 0.839$)。その他の条件間に有意な差はなかった (SoloPre – SoloPost: $t(10) = 0.531, \text{adj.p} = .602, d = 0.101$; IntegrationSelf – IntegrationOther: $t(10) = 1.066, \text{adj.p} = .600, d = 0.184$;)。

Jerk Index のデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果は見られなかった ($F(3, 57) = 0.927$,

$p = .434$, $\eta_p^2 = 0.047$, 図 5.21B)。

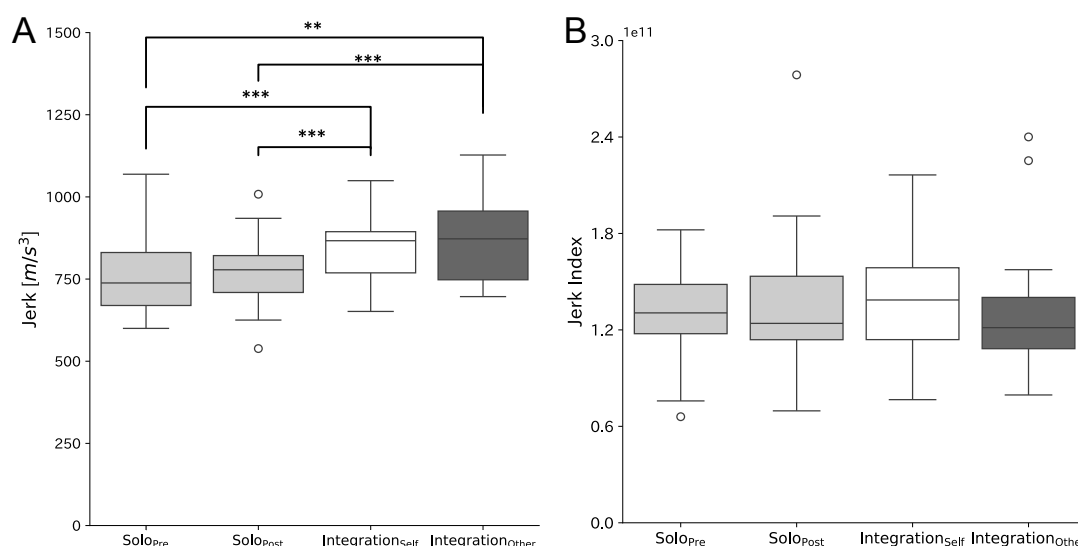


図 5.21 躍度と Jerk Index。躍度は MSRB 法による多重比較を行なった (** $p < .01$, *** $p < .001$)。Jerk Index は条件間に有意な差はなかった。

失敗回数

図 5.22 にタスクの失敗回数についての結果を示す。質問項目「自分のデータと他人のデータでは、どちらの方がやりやすかったか」に対する回答をもとに、参加者をグループ分けした。その結果、自分データがやりやすかったと回答した参加者が 11 人、他人データがやりやすかったと回答した参加者が 9 人となった。これをもとに、自分データがやりやすかったと回答した参加者と、他人データがやりやすかったと回答した参加者でグループ分けをした。

図 5.22A は全ての参加者の平均、図 5.22B は参加者の選好によるグループ分けを行なった結果の平均である。ここで、タスクの失敗は、ブロック A をブロック B の上に乗せることができなかった場合 (時間内に乗せることができなかった場合を含む) と定義した。

全ての参加者のデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(3, 57) = 7.571$, p

$<.001$, $\eta_p^2 = 0.285$, 図 5.22A)。Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、Integration_{Self} は Solo_{Pre} よりも有意に少ないことが示された ($t(57) = -3.897$, adj.p = .001, $d = -1.232$)。また、Integration_{Other} は Solo_{Pre} よりも有意に少ないことが示された ($t(57) = -3.995$, adj.p = .001, $d = -1.263$)。その他の条件間に有意な差はなかった (Integration_{Self} – Integration_{Other}: $t(57) = -0.098$, adj.p = .999, $d = -0.031$; Solo_{Post} – Integration_{Other}: $t(57) = -2.503$, adj.p = .070, $d = -0.792$; Solo_{Post} – Integration_{Self}: $t(57) = -2.405$, adj.p = .088, $d = -0.761$; Solo_{Pre} – Solo_{Post}: $t(57) = -1.492$, adj.p = .449, $d = -0.472$)。

参加者の選好によるグループ分けを行なったデータは正規分布に従ったため、混合モデルによる分散分析を行なった。その結果、選好の主効果 ($F(1, 18) = 6.955$, $p = .017$, $\eta_p^2 = 0.279$)、条件の主効果 ($F(3, 54) = 9.791$, $p <.001$, $\eta_p^2 = 0.352$)、相相互作用 ($F(3, 54) = 6.934$, $p <.001$, $\eta_p^2 = 0.278$, 図 5.22B) が見られた。

Solo_{Post} と Integration_{Self} において、参加者の選好に対する単純主効果が見られた ($F(1, 18) = 16.733$, $p <.001$, $\eta_p^2 = 0.482$; $F(1, 18) = 13.897$, $p = .002$, $\eta_p^2 = 0.436$)。Solo_{Pre} と Integration_{Other} において、参加者の選好に対する単純主効果は見られなかった ($F(1, 18) = 0.004$, $p = .953$, $\eta_p^2 <.001$; $F(1, 18) = 0.356$, $p = .558$, $\eta_p^2 = 0.019$)。

自分データがやりやすかったと回答した参加者において、条件に対する単純主効果が見られた ($F(3, 30) = 7.798$, $p <.001$, $\eta_p^2 = 0.438$)。他人データがやりやすかったと回答した参加者において、条件に対する単純主効果が見られた ($F(3, 24) = 9.455$, $p <.001$, $\eta_p^2 = 0.542$)。

MSRB 法に基づく多重比較を行なった。まず、自分データがやりやすかったと回答した参加者において、多重比較を行なった結果、Integration_{Self} は Integration_{Other} よりも有意に少ないことが示された ($t(10) = 4.543$, adj.p = .006, $d = 0.829$)。また、Integration_{Self} は Solo_{Pre} よりも有意に少ないことが示された ($t(10) = 4.122$, adj.p = .006, $d = 1.996$)。また、Solo_{Post} は Solo_{Pre} よりも有意に少ないことが示された ($t(10) = 3.081$, adj.p = .035, $d = 1.239$)。その他の条件間に有意な差はなかった (Solo_{Pre} – Integration_{Other}: $t(10) = 2.472$, adj.p = .099, $d = 1.120$; Solo_{Post} – Integration_{Self}: $t(10) = 1.401$, adj.p = .380, $d = 0.601$; Solo_{Post} – Integration_{Other}:

$t(10) = 0.430$, $\text{adj.}p = .676$, $d = 0.172$;)。

同様に、他人データがやりやすかったと回答した参加者において、多重比較を行った結果、 $\text{Integration}_{\text{Other}}$ は Solo_{Pre} 、 $\text{Solo}_{\text{Post}}$ 、 $\text{Integration}_{\text{Self}}$ よりも有意に少ないことが示された ($t(10) = 4.025$, $\text{adj.}p = .013$, $d = 1.294$; $t(10) = 4.470$, $\text{adj.}p = .013$, $d = 1.909$; $t(10) = 3.098$, $\text{adj.}p = .015$, $d = 0.956$)。その他の条件間に有意な差はなかった ($\text{Solo}_{\text{Post}} - \text{Integration}_{\text{Self}}$: $t(10) = 2.375$, $\text{adj.}p = .135$, $d = 1.088$; $\text{Solo}_{\text{Pre}} - \text{Integration}_{\text{Self}}$: $t(10) = 1.500$, $\text{adj.}p = .344$, $d = 0.471$; $\text{Solo}_{\text{Pre}} - \text{Solo}_{\text{Post}}$: $t(10) = 1.224$, $\text{adj.}p = .344$, $d = 0.509$)。

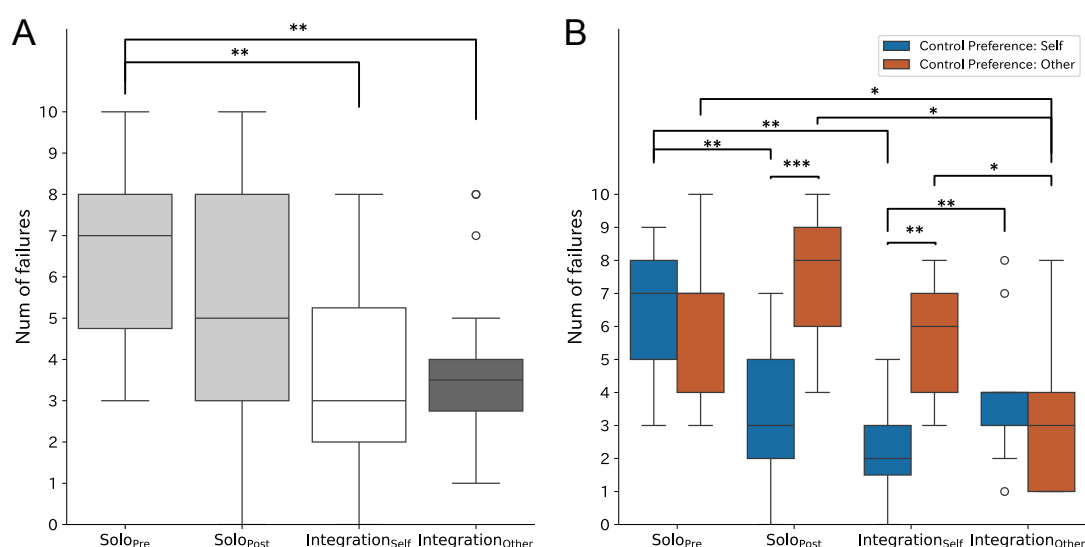


図 5.22 失敗回数。(A) 全ての参加者の平均。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった。(B) 選好によるグループ分け。MSRB 法による多重比較を行なった (* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$)。

参加者と記録データの運動同期性

図 5.23 に参加者と記録データの運動同期 (DTW) についての結果を示す。値が小さいほど、2つの運動データが一致していることを示す。図 5.23A は全ての参

加者の平均、図 5.23B は参加者の選好によるグループ分けを行なった結果の平均である。

全ての参加者の平均データは正規分布に従ったため、対応ありの t 検定を行なった。その結果、Integration_{Self} 条件は Integration_{Other} より有意に小さいことが示された ($t(19) = -5.544$, $p < .001$, $d = -1.645$)。

参加者の選好によるグループ分けを行なったデータは正規分布に従ったため、混合モデルによる分散分析を行なった。その結果、条件の主効果 ($F(1, 18) = 28.786$, $p < .001$, $\eta_p^2 = 0.615$) が見られた。

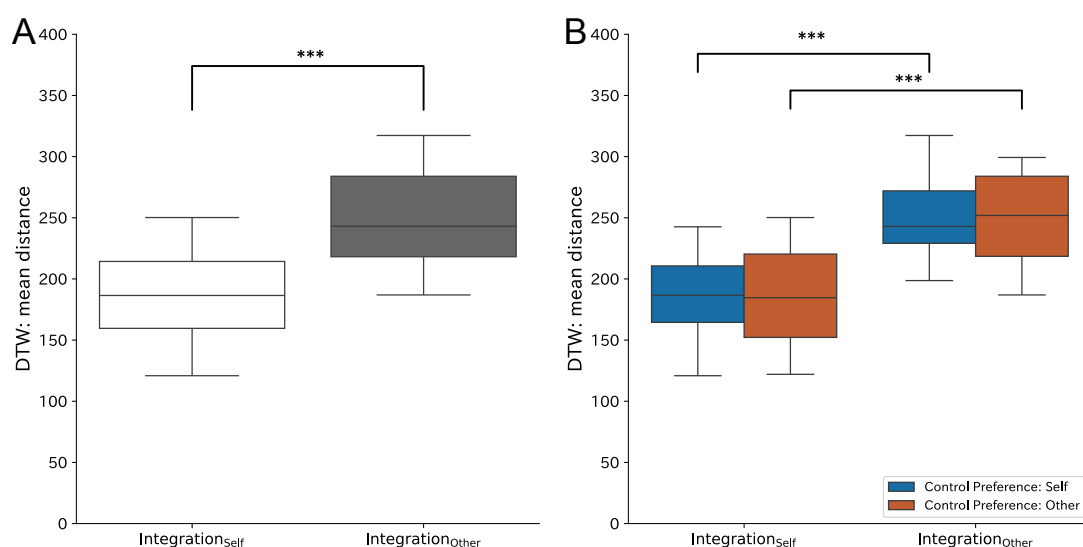


図 5.23 参加者と記録データとの運動同期。(A) 全ての参加者の平均。対応ありの t 検定を行なった。(B) 選好によるグループ分け。混合モデルによる分散分析を行なった。 (**p < .01, ***p < .001)。

参加者と記録データの運動同期性の時系列変化

図 5.24 に参加者と記録データの運動同期の時系列変化についての結果を示す。幅 5 フレームの sliding window により、1 試行の運動データに対して、DTW を計算した。データ末尾のノイズによる影響をなくするため、最後の 10 フレームは解析

から除外した。半透明部分は95%信頼区間を示す。また、評価指標として、変動係数を計算した。

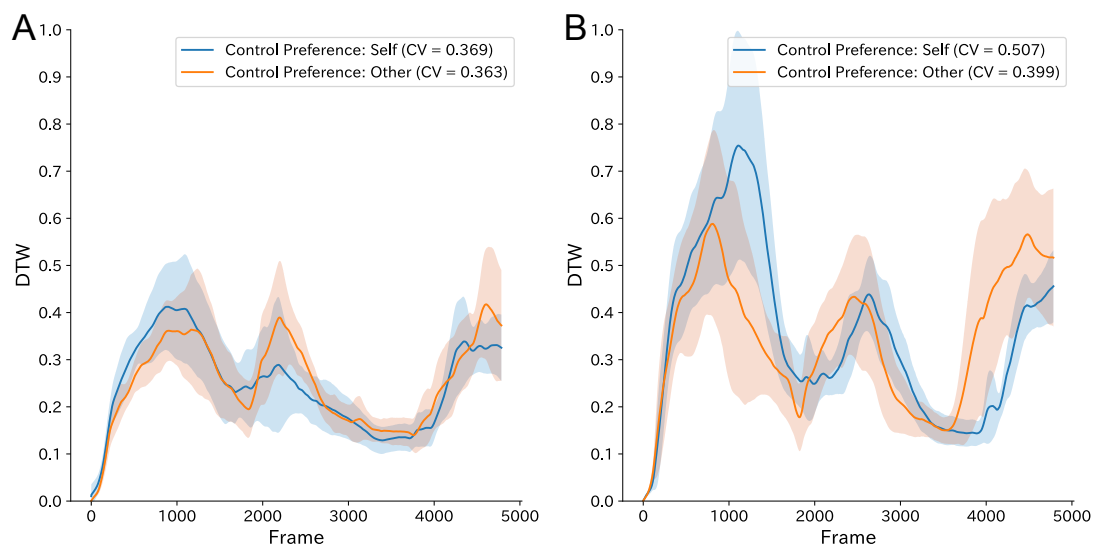


図 5.24 参加者と記録データとの運動同期の時系列変化。(A) $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件。(B) $\text{Integration}_{\text{Other}}$ 条件。半透明部分は95%CI。

参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期性

融合するデータとの同期だけでなく、各条件において学習前の自分自身の運動データとはどの程度離れているかを調べた。図 5.25 に各条件での参加者と Solo_{Pre} 条件での参加者自身との運動同期についての結果を示す。図 5.25A は全ての参加者の平均、図 5.25B は参加者の選好によるグループ分けを行なった結果の平均である。全ての参加者のデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果が見られた ($F(2, 38) = 35.886$, $p < .001$, $\eta_p^2 = 0.654$, 図 5.25A)。Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、 $\text{Solo}_{\text{Post}}$ は $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 、 $\text{Integration}_{\text{Other}}$ よりも有意に小さいことが示された ($t(38) = 6.661$, $\text{adj.}p < .001$, $d = 2.110$; $t(38) = 7.864$, $\text{adj.}p < .001$, $d = 2.490$)。その他の条件間に有意な差はなかった ($t(38) = 1.202$, $\text{adj.}p = .459$, $d = 0.380$)。

参加者の選好によるグループ分けを行なったデータは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、条件の主効果 ($F(3, 54) = 34.664, p < .001, \eta_p^2 = 0.658$, 図 5.25B) が見られた。

Kenward-Roger による自由度近似を行なった Tukey 法を用いた多重比較の結果、自分データがやりやすかったと回答した参加者において、SoloPost は IntegrationSelf、IntegrationOther よりも有意に小さいことが示された ($t(20) = 4.524, \text{adj.}p < .001, d = 1.929$; $t(20) = 6.123, \text{adj.}p < .001, d = 2.611$)。その他の条件間に有意な差はなかった (IntegrationSelf – IntegrationOther: $t(20) = 1.599, \text{adj.}p = .269, d = 0.682$)。

また、他人データがやりやすかったと回答した参加者において、SoloPost は IntegrationSelf、IntegrationOther よりも有意に小さいことが示された ($t(20) = 4.783, \text{adj.}p < .001, d = 2.255$; $t(20) = 5.213, \text{adj.}p < .001, d = 2.457$)。その他の条件間に有意な差はなかった (IntegrationSelf – IntegrationOther: $t(20) = 0.430, \text{adj.}p = .904, d = 0.203$)。

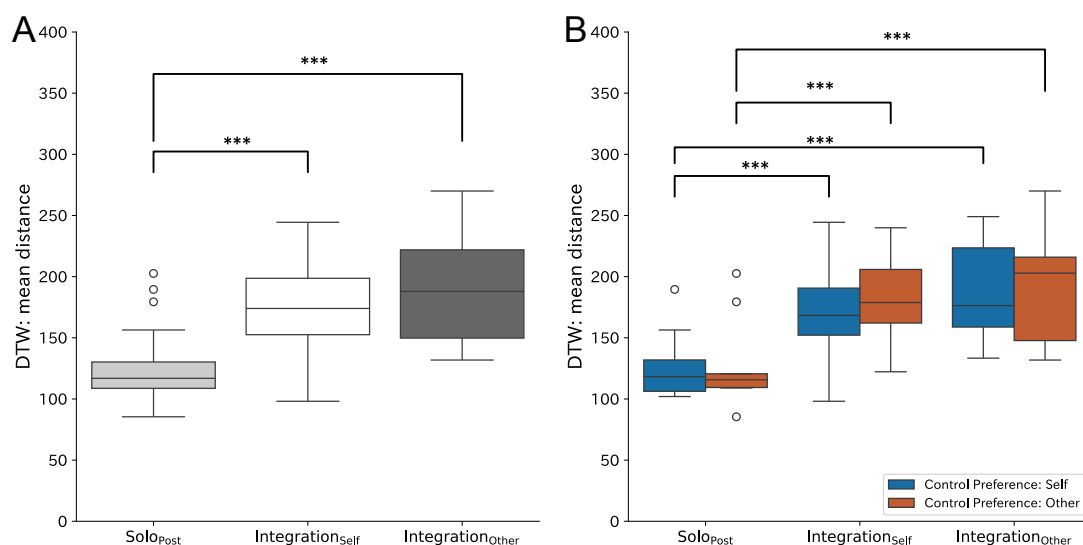


図 5.25 参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期。(A) 全ての参加者の平均。(B) 選好によるグループ分け。ART を使用した ANOVA と Kenward-Roger の自由度近似を行なった Tukey 法による多重比較を行なった。(***) $p < .001$ 。

参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期性の時系列変化

図 5.26 に各条件での参加者と Solo_{Pre} 条件での参加者自身との運動同期の時系列変化についての結果を示す。幅 5 フレームの sliding window により、1 試行の運動データに対して、DTW を計算した。データ末尾のノイズによる影響をなくするため、最後の 10 フレームは解析から除外した。半透明部分は 95%信頼区間を示す。

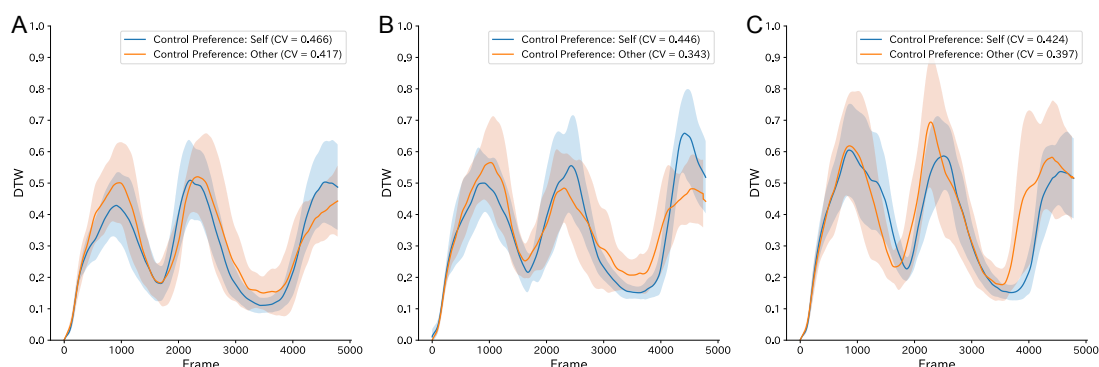


図 5.26 参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期性の時系列変化。(A) Solo_{Post} 条件。(B) Integration_{Self} 条件。(C) Integration_{Other} 条件。半透明部分は 95%CI。

参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグ

図 5.27 に参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグについて、参加者の選好によるグループ分けを行なった結果を示す。実験タスク上、動きの変化が大きく表れる Z 軸 (参加者に対して前後方向) に対して計算した。値が 0 に近いほど、参加者と記録データとのズレが少なく、プラスになるほどデータに対して参加者が先行して動いており、マイナスになるほどデータに対して参加者が遅れて動いていることを表す。データは正規分布に従わなかったため、ART を用いた一元配置分散分析を行なった。その結果、要因の主効果は見られなかった (選好: $F(1, 18) = 1.297$, $p = .270$, $\eta_p^2 = 0.0672$; 条件: $F(1, 18) = 2.968$, $p = .102$, $\eta_p^2 = 0.142$)。

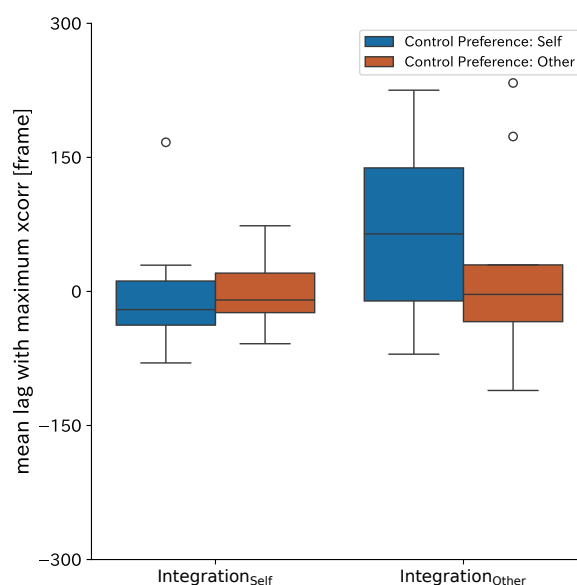


図 5.27 参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグ。Z 軸 (参加者に対して前後方向) をもとに計算し、参加者の選好によるグループ分けを行なった。条件間に有意な差はなかった。

参加者コメント

参加者は、各条件で 10 試行終了するごとに、その条件でのコメントを自由記述した。Solo_{Pre} 条件では、以下のようなコメントを得た。

- 掴む動作や障害物を避けるといった大まかな動きはスムーズに実施できたが、置く動作の細かい動きに苦戦しなかなか上手く置くことができなかった。
- キューブをつかむところはそこまで難しく感じなかったが、台の上にキューブを置くところの操作が想像以上に難しかった。
- 最初は大きなブロックを避けることに注意をしないとぶつかって倒していたが、途中からはあまり意識しなくても避けられるようになった。

また、Solo_{Post} 条件では、以下のようなコメントを得た。

- 慣れてきたので積めるようにはなったが、融合時と比べて緊張はやや強い。

- データありでの試行のあとで 100%自分のリアルタイムでの制御を行なうと、非常に体（正確には腕？）が軽くなったように感じた。軽やかすぎて、うまく制御できていない節があった。
- 一人で取り組むのと、録画データで取り組むのでは、自分の運動が異なると感じた。自分が録画データにどのように調整するかが要求されていたのに対して、自分で取り組む場合はすべてが主体的に取り組む必要があり、タイミングを図るのが却って難しくなった。
- 他の動きが混ざっていたときのほうがタスクはこなしやすかったように感じる。他の動きが混ざっているときは、その動きに合わせれば上手くいくと考え、そちらに意識がいていた。

前述の参加者コメントによるグループ分けのうち、自分データがやりやすかったと回答した参加者の $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件においては、以下のようなコメントを得た。

- 手のブレが吸収されてハンドを離す時にぶれづらく成功しやすくなった気がした。なんか安心感がある。
- 動きは別人融合の方が取りやすかったが、回る・掴む・離すなどのタイミングは自分と融合している方がやりやすかった。
- 非常に使いやすく、また自分の腕のように感じられた。自分の意志に反した動きをほとんどしなかったため、前述のように感じられたのだと思う。
- 自分の記録データは動きに少し癖があったように感じたので細かい融合が難しいと感じた。他人のデータと融合するよりも細かな違いが気になってしまうのかもしれない。

また、他人データがやりやすかったと回答した参加者の $\text{Integration}_{\text{Self}}$ 条件においては、以下のようなコメントを得た。

- 自分の操作データのほうが軌道が参考にしやすかったが、繊細な操作は補助されている感覚が強まった。
- 迷いが出ても記憶されている自分の動きにサポートされて成功することがあると感じた。

- 自分の動きに癖があり、他人の動きと合わせているときよりシンクロ率が高く感じた。置くといった細かい動作については成功しやすくストレスをあまり感じなかったが、障害物を避けたりブロックを掴む大まかな動作についてはもどかしさを感じた。
- 自分の動きが再現されているため、苦手を補ってもらえる感覚はほとんどなかった。成功した試行は、上手く自分の動きを制御できた感覚だった。

自分データがやりやすかったと回答した参加者の Integration_{Other} 条件においては、以下のようなコメントを得た。

- 操作のタイミングが合わない感じを受けることが多かった。
- 相手の動きに合わせる必要があったので相手の操作のタイミングを掴むことが少し難しく感じた。特にブロックを掴むタイミングを合わせるのが難しかった。
- 失敗したときに他責思考がめぐり、どのように合わせていけばよいかを考えるようになった。
- 操作しやすいと感じる時と、しづらいつと感じる時の差が大きく感じた。自分の動きの時と比べ、ややストレスを感じた。

また、他人データがやりやすかったと回答した参加者の Integration_{Other} 条件においては、以下のようなコメントを得た。

- 自分の腕を動かしているような感覚になった、しかし繊細な操作はロボットアームの補助を強く感じたため、誰かに誘導されているようだった。
- 把持のタイミングが自分とは異なるため、そこに戸惑うことがあった。精神的な面では、上手くいかなかったときに「自分はうまくやっているのに、データのせいで」といった自己防衛があった。
- 事前説明時に自動で動いたアームを見て気持ち悪いと感じた（自分の腕だと思っていたものが勝手に動いたことによる気持ち悪さのような気がする）。
- ブレが相殺されるからか、動きは安定した気がした。ただ、一度タイミングがずれてしまうと、取り戻すのは難しかった。

5.2.8 考察

行為主体感は、Integration_{Self} 条件、Integration_{Other} 条件ともに、Solo 条件よりも低くなることが示された (図 5.18A)。Integration 条件間と Solo 条件間には差はなかった。リッカートスケールの中央値である 4 に対して 1 標本 t 検定を行なった結果、Integration_{Self} 条件、Integration_{Other} 条件ともに有意に高くなることが示された (Integration_{Self}: $t(19) = 3.814$, $p = .001$; Integration_{Other}: $t(19) = 2.127$, $p = .047$)。

「回る・掴む・離すなどのタイミングは自分と融合している方がやりやすかった」、「相手の操作のタイミングを掴むことが少し難しく感じた」というコメントから、データとの融合時の行為主体感については、タスクのタイミングが重要になると考えられる。データは記録した時のままだったため、リアルタイムな 2 人の融合のように、お互いに調整を行なうということが起こらず、タイミングにズレが生じることが行為主体感低下につながったと考えられる。一方で、どちらの Integration 条件でも、中央値よりは有意に高い行為主体感が生起しており、実際の運動反映割合よりも行為主体感が低下するということは起こらなかったと考えられる。本実験では、可能な限りデータと合わせるように教示したため、多少のズレが生じても目的が一致しており、1 試行中の動作を問題なく行なうことで、行為主体感を維持することができたのではないかと考えられる。

身体所有感は、Solo_{Post} 条件において、Solo_{Pre} 条件と Integration_{Other} 条件よりも高くなることが示された (図 5.18B)。リッカートスケールの中央値である 4 に対して 1 標本 t 検定を行なった結果、Integration_{Self} 条件では有意に高くなることが示された ($t(19) = 3.053$, $p = .007$)。一方、Integration_{Other} 条件では、有意な差はなかった ($t(19) = 0.893$, $p = .383$)。

ロボット操作においては、操作者が意図した動作 (遠心性コピー) と動作の視覚的情報 (視覚的な求心性コピー) の間に相関があれば身体所有感が生起可能であること [116,117] が報告されている。こうしたことから、視覚運動情報が一致していれば、それだけで身体所有感が生起可能であること [118–120] が明らかになっている。Integration_{Self} 条件では、自分自身の意図や運動の特徴との一致度が高くなり、身体所有感の向上につながったと考えられる。また、Solo 条件との差がない

ことから、Integration_{Self} 条件では1人と同等の身体所有感が生起する可能性が示唆された。一方、Integration_{Other} 条件では、Solo_{Post} 条件よりも低く、リッカートスケールの中央値からの有意な差もみられなかった。行為主体感と同様に、タイミングのズレが生じることや、自分の動きと異なる場合があることで、身体所有感が低下したのではないかと考えられる。

また、Solo_{Post} 条件では、Solo_{Pre} 条件よりも有意に高いことが示された。Integration 条件では、身体所有感が少し低下する傾向があるが、その後に行なう Solo_{Post} 条件では、相対的に自分の動きが多く反映されていると感じるため、高く評価されたと考えられる。

認知負荷とSUSのスコアは条件間に差がないことが示された(図5.19A、図5.20)。Integration 条件においても、Solo 条件と同等であることは、データと融合することによって認知負荷が高まったり、快適に操作できなくなったりといったことが起こりにくいと考えられる。また、快適さのスコアは、Integration_{Self} 条件の方が、Solo_{Pre} 条件よりも有意に高いことが示された(図5.19B)。「非常に使いやすく、また自分の腕のように感じられた」、「安心感がある」といったコメントがあるように、Integration_{Self} 条件では自分の動作の特徴に近いデータと融合するため扱いやすく感じたのではないかと考えられる。

躍度については、Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件の方が、Solo_{Pre} 条件と Solo_{Post} 条件よりも大きくなることが示された(図5.21A)。また、Jerk Index については条件間に差はなかった(図5.21B)。身体融合におけるリーチングタスク [7] では、融合する場合の方が躍度が小さい、すなわち滑らかな動きになることが明らかになっている。本実験では、障害物を避けてブロックを掴み、別のブロックに乗せるといういくつかの動作を含むことや、データとのタイミングがズレた際にはデータに合わせにいく、もしくは待つという動作が発生したため躍度が大きくなったと考えられる。一方で、正規化した躍度のコストである Jerk Index については条件間に差はなく、同等の滑らかさであることが示唆された。

失敗回数について、全ての参加者の平均は、Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件の方が、Solo_{Pre} 条件よりも有意に少ないことが示された(図5.22A)。身体融合 [7,97] では、1人でアバターを操作するよりもタスクパフォーマンスが向上す

ることが明らかになっており、実世界のロボットアバターにおいても同様の効果が現れる可能性が示唆された。

5.1 節と同様に、質問項目「自分のデータと他人のデータでは、どちらの方がやりやすかったか」に対する回答をもとに、参加者をグループ分けした (図 5.22B)。その結果、自分データを選好する参加者は、Integration_{Self} 条件において、他人データを選好する参加者よりも失敗回数が少ないことが示された。また、Integration_{Other} 条件よりも Integration_{Self} 条件において失敗回数が少なくなることが示された。一方、他人データを選好する参加者は、Integration_{Self} 条件よりも Integration_{Other} 条件において失敗回数が少なくなることが示されたが、Integration_{Other} 条件においては、自分データを選好する参加者との差はなかった。自分自身の選好するデータと融合する条件では、タスクパフォーマンスが向上する可能性が示唆された。

自分のデータを選好する参加者に対しては、自分の運動モデルが安定しておらず、外的要因によって動きが乱されるという仮説を立てていた。しかし、自分の運動モデルが安定していないとすると、Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件では同様に失敗回数が増えるのではないかと考えられるが、Integration_{Self} 条件では失敗回数が少ない。また、Integration_{Self} 条件よりも Integration_{Other} 条件の方が失敗回数が多いことが示されたが、Integration_{Other} 条件では選好による差がなく、自分のデータを選好するからといって他人のデータを選好する参加者よりも Integration_{Other} 条件においてパフォーマンスが落ちるわけではないと考えられる。こうしたことから、外的要因によって動きが乱されるという仮説は部分的に支持する可能性があるが、自分の運動モデルが安定していないのではなく、自分の運動モデルを優先しているのではないかと考えられる。

他人のデータを選好する参加者に対しては、自分の運動モデルが安定しており、外的要因が入っても安定して作業を行なうという仮説を立てていた。Integration_{Self} 条件よりも Integration_{Other} 条件の方が失敗回数が少ないことから、他人のデータという外的要因が入っても安定して作業を行なえる可能性がある。しかし、自分のデータも外的要因として捉えることができ、その場合は Integration_{Self} 条件との差はないのではないかと考えられる。他人のデータを選好する参加者は、自分の運動モデルよりも、「他人と動きを合わせること」をうまく行なうことができると

考えられる。こうしたことから、外的要因が入っても安定して作業を行なうという仮説は部分的に支持する可能性があるが、自分の運動モデルよりも他人に合わせることを優先するのではないかと考えられる。

本実験では5.1節とは異なり、Solo_{Pre}条件における選好による有意傾向はみられなかったが、Solo_{Post}条件において、自分データを選好する参加者の方が、他人データを選好する参加者よりも失敗回数が少なくなることが示された。また、自分データを選好する参加者は、Solo_{Pre}条件よりもSolo_{Post}条件において、失敗回数が有意に少なくなった。今回のような「1回ある程度できるようになったら繰り返し練習することによって上達していく」というタスクでは、自分のデータを選好し、自分の運動モデルを優先する参加者の方が学習が進みやすいのではないかと考えられる。一方で、他人のデータを選好する参加者は、他人にうまく合わせることができると考えられ、より複雑なタスクや学習初期の慣れていない段階では学習が進みやすいのではないかと考えられるが、これにはより詳細な検討が必要である。

参加者と記録データの運動同期 (DTW) について、全ての参加者の平均は、Integration_{Self}条件の方がIntegration_{Other}条件よりも小さくなることが示された (図 5.23A)。また、参加者の選好によるグループ分けを行なった結果、どちらのグループも Integration_{Self}条件の方がIntegration_{Other}条件よりも小さくなることが示された (図 5.23B)。自分のデータには、すでに自分の運動モデルが含まれているため、他人のデータよりも一致すると考えられる。各条件の開始前には、可能な限りデータと合わせるよう教示していたが、その上で自分のデータの方が動きが一致しやすいということは、無意識レベルの動作で癖や特徴が含まれているのではないかと考えられる。選好による差は見られなかったが、今回のタスクのように一様な動きをするのではなく、障害物を避けてブロックを掴み、別のブロックに乗せるといったいくつかのフェーズを持つ場合には、その特徴が潰れてしまっているのではないかと考えられる。

そこで、参加者と記録データとの運動同期の時系列変化を計算した (図 5.24)。データには3つの山が確認できるが、それぞれ初期位置から障害物を避けてブロック A を掴みにいくフェーズ、ブロック A を掴みブロック B に乗せるために動かす

フェーズ、ブロック A を離し終わり初期位置に戻るフェーズである。ブロック A を掴む、置くタイミングでは目標位置が同じなので値が小さくなることが確認できる。また、評価の指標として変動係数を計算し、平均値に対するデータのばらつきを相対的に評価した。この値が大きいほど平均値に対して相対的に変動が大きいと捉えることができる。

変動係数について、Integration_{Self} 条件では、自分データを選好する参加者は $CV = 0.369$ 、他人データを選好する参加者は $CV = 0.363$ となり、同程度の変動となった。一方、Integration_{Other} 条件では、自分データを選好する参加者は $CV = 0.507$ 、他人データを選好する参加者は $CV = 0.399$ となり、自分データを選好する参加者の方が大きな変動となった。また、自分データを選好する参加者の方が DTW のピークが大きくなった。さらに、他人データを選好する参加者は、各条件での値の変動にあまり大きな変化がなかった。

Integration_{Other} 条件において、自分データを選好する参加者は、データとは異なる動きをしている、もしくはデータに合わせることが難しく動きが乱れているのではないかと考えられる。そのため、DTW のピークが高くなるのではないかと考えられる。失敗回数に関する考察で述べたように、自分のデータを選好する参加者は自分の運動モデルを優先するのではないかと考えられる。そのため、Integration_{Other} 条件における他人のデータとは動きの同期が下がり、個々の運動モデルが異なることにより値の変動が大きくなったのではないかと考えられる。また、他人のデータを選好する参加者は、自分の運動モデルよりも融合するデータを優先するのではないかと考えられる。そのため、Integration_{Other} 条件においても Integration_{Self} 条件と値の変動の大きさがあまり変化しなかったのではないかと考えられる。

各条件での参加者と Solo_{Pre} 条件での参加者自身との運動同期について、全ての参加者の平均は、Solo_{Post} 条件の方が Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件よりも小さくなる、すなわち同期していることが示された (図 5.25A)。また、参加者の選好によるグループ分けを行なった結果、どちらのグループも Solo_{Post} 条件の方が Integration_{Self} 条件と Integration_{Other} 条件よりも小さくなることが示された (図 5.25B)。データとの融合によって、学習前の自分の動きからは離れると考

えられる。自分のデータを選好する参加者も、常に学習前の動きを維持するのではなく、融合によってデータと合わせようとするのではないかと考えられる。また、他者の動きを観察することで運動が同期すること [121,122] や、相手の動きを意識的に無視するように教示された場合でも動きが同期すること [123] が明らかになっており、ロボットの動きの視覚フィードバックによって、その動きに引かれた可能性も考えられる。

また、参加者と記録データの運動同期と同様に、各条件での参加者と Solo_{Pre} 条件での参加者自身との運動同期の時系列変化を計算した (図 5.26)。変動係数について、Solo_{Post} 条件では、自分データを選好する参加者は $CV = 0.466$ 、他人データを選好する参加者は $CV = 0.417$ となり、他人データを選好する参加者の方がやや値の変動が小さくなった。また、Integration_{Self} 条件では、自分データを選好する参加者は $CV = 0.446$ 、他人データを選好する参加者は $CV = 0.343$ となり、他人データを選好する参加者の方が値の変動が小さくなった。Integration_{Other} 条件では、自分データを選好する参加者は $CV = 0.424$ 、他人データを選好する参加者は $CV = 0.397$ となり、他人データを選好する参加者の方が値の変動がやや小さくなった。一方、DTW のピークは他人データを選好する参加者の方が大きくなる傾向が見られた。

自分のデータを選好する参加者は、各条件間で変動係数があまり変化しておらず、このことから自分の運動モデルを優先しているのではないかと考えられる。また、他人のデータを選好する参加者は、データにうまく合わせにいくことができるのではないかと考えられる。そのため、Solo_{Pre} 条件での参加者自身の運動とは異なり、DTW のピークが大きくなる傾向や、変動係数が小さくなる傾向が見られたのではないかと考えられる。

参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグについて、条件間に差はなかった (図 5.27)。しかし、生データやグラフから、Integration_{Other} 条件において、自分データを選好する参加者の方が、記録データに対して参加者自身の運動が先行する傾向が見られた。また、他人データを選好する参加者の方が、記録データに対して追従する傾向や、ラグが 0 に近い、すなわちデータとのズレが小さい傾向が見られた。リアルタイムに 2 人の参加者が 1 つのロボットに融合して作業を行な

う場合 [124] には、融合相手の行動に応じてリーダー (自分が主体的に行動し、動きを先導する) とフォロワー (相手の動作に追従するように行動する) の役割を切り替えられる参加者がいることが明らかになっている。こうしたことから、自分データを選好する参加者はリーダー、他人データを選好する参加者はフォロワーとなる傾向があるのではないかと考えられる。

以上のことから、自分のデータとの融合と他人のデータとの融合の選好に対して、それぞれ次のような可能性が考えられる。

- 自分のデータを選好する人は、それぞれが持つ自分の運動モデルを優先する。
- 自分のデータを選好する人は、融合における運動のリーダー特性を持つ。
- 他人のデータを選好する人は、それぞれが持つ自分の運動モデルよりも、データと動きを合わせることを優先する。
- 他人のデータを選好する人は、融合における運動のフォロワー特性を持つ。

5.3. 技能の外在化による効果的な運動学習手法の実証

5.3.1 目的

ここまでの結果を踏まえて、技能外在化アバターを用いた効果的な運動学習手法を提案し、その効果を実証することを目的とした。運動データをもとに個々の運動特性を判別し、事前のスクリーニングによって各参加者に適した融合手法を提示可能となる。また、提示された融合手法で学習を行ない、学習前後での運動パフォーマンスの変化を調べることで、提案手法の妥当性と運動学習手法としての可能性を検討した。

5.3.2 提案手法の定義

5.1、5.2 節での実験結果から、他人のデータと融合する条件において、自分もしくは他人のデータを選好する参加者ごとに運動の違いがあることが観察された。そのため、まずは他人のデータと融合して試行を数回行ない、その際の参加者の運

動データをもとにして、「自分のデータ選好」と「他人のデータ選好」の参加者に分類することとした (図 5.28)。各参加者に適したデータとの融合手法を判定するために、2つの解析を用いた。1つ目は、参加者と記録データとの運動同期 (DTW) である。図 5.23B より、ブロックを掴む際に選好ごとの差が表れる傾向があり、自分のデータを選好する参加者の方が最大値が大きくなることがわかった。2つ目は参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグである。図 5.27 より、自分のデータを選好する参加者の方が、ラグがプラスになる、すなわちデータに対して参加者の方が先行して動く傾向があることがわかった。また、この値から、自分のデータを選好する参加者はリーダー、他人のデータを選好する参加者はフォロワーの運動特性を持つと定義した。上記2つの値を、0~1の範囲にリマップし、足して2で割ったものを判定スコアとした。このスコアが0.5以上の場合には自分のデータ選好 (リーダー)、0.5未満の場合には他人のデータ選好 (フォロワー) という判定をした。また、判定スコアをもとにして、以下のようにより詳細な分類を行った。

- $\text{score} \geq 0.75$: 強いリーダー (Strong leader)
- $0.75 > \text{score} \geq 0.5$: 弱いリーダー (Weak leader)
- $0.5 > \text{score} \geq 0.25$: 弱いフォロワー (Weak follower)
- $0.25 > \text{score}$: 強いフォロワー (Strong follower)

ここまでの判定で、運動特性を分類することが可能となったが、それぞれの特性の参加者はどのような融合手法によって運動を学習するのが効果的かについて検討した。前述の結果から、リーダー特性の参加者は自分の動きを優先することでデータに対して先行して動き、フォロワー特性の参加者はその逆である可能性が見られた。そこで、それぞれの特性に合わせて、運動の反映割合を調整することで、より効果的に学習を行なうことができるのではないかと考えられる。リーダー特性の参加者は、自分の動きを優先するため、学習においては参加者自身の運動反映割合を減らし、データの割合を増加させることで、自分も運動しつつデータの動きも取り入れるためのバランスが取れるという仮説を立てた。同様に、フォロワー特性の参加者は、参加者の運動反映割合を増加し、逆にデータの割合は減らすことで、参加者自身が能動的に動くことを促進させ、学習を進めることがで

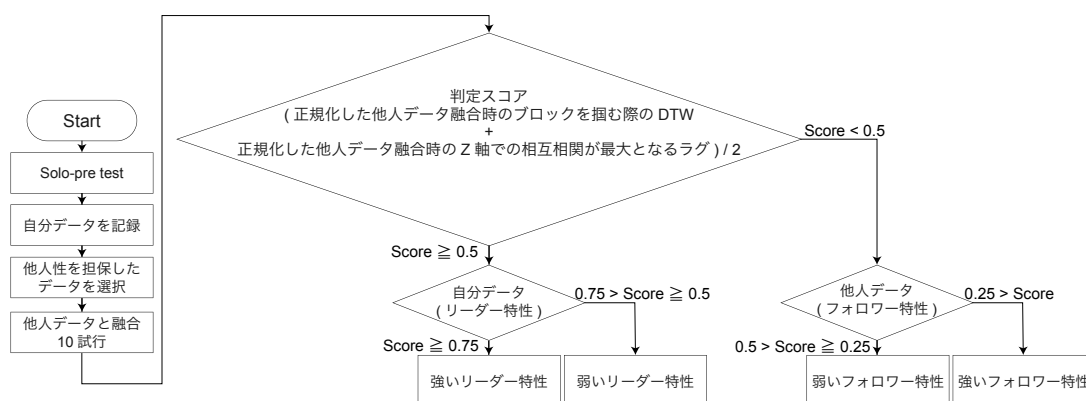


図 5.28 運動データをもとにした「自分のデータ選好」と「他人のデータ選好」の参加者の分類

きるといふ仮説を立てた。以下のように運動の反映割合を調整した。リーダー特性の参加者は反映割合を減らし、フォロワー特性の参加者は反映割合を増やすようにした (図 5.29)。

- 強いリーダー (Strong leader) – 参加者 : データ = 25% : 75%
- 弱いリーダー (Weak leader) – 参加者 : データ = 40% : 60%
- 弱いフォロワー (Weak follower) – 参加者 : データ = 60% : 40%
- 強いフォロワー (Strong follower) – 参加者 : データ = 75% : 25%

また、リーダー特性の参加者は自分のデータと融合し、フォロワー特性の参加者は他人のデータと融合することとした。ここまでの判定と運動反映割合の調整手法を、本論文で提示する技能外在化アバターを用いた効果的な運動学習手法とした。

5.3.3 提案手法による参加者の分類

本手法の評価のため、まずは 5.2 節での実験参加者に対して、運動データから自分のデータ選好 (リーダー) と他人のデータ選好 (フォロワー) の分類を行なった。5.2 節での実験参加者はすでにアンケートでどちらのデータを選好するかを回答しているため、その結果との比較も行なった。表 5.1 に分類結果を示す。preference は参加者がアンケートで回答した選好、score は提案手法による最終的な判定に使

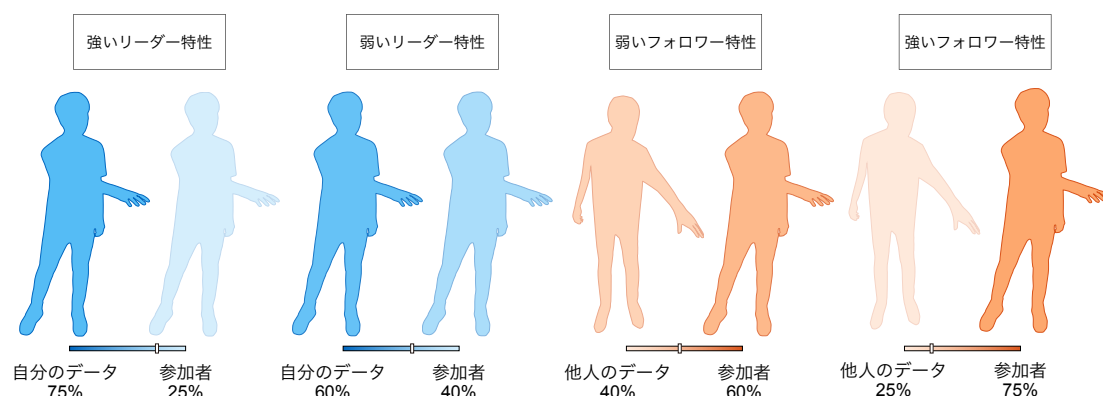


図 5.29 技能外在化アバターを用いた記録データとの融合における運動反映割合調整手法

用いたスコア、decision は判定された分類を表す。この結果から、提案手法による判定は、概ね参加者がアンケートで回答した主観での選好と一致することが示された。

5.3.4 提案手法の評価

判定スコアをもとに、強いリーダーを参加者番号 10, 14、弱いリーダーを参加者番号 2、強いフォロワーを参加者番号 7, 11、弱いフォロワーを参加者番号 9 と選択し、それぞれの参加者に対して追実験を行なった。上記の判定では「強いフォロワー」に分類される参加者はいなかったため、値が低い参加者を強いフォロワーとして選択した。

実験条件は、自分の動きのみが反映される条件 (Solo) と、データと融合して学習する条件 (Learning) とした。全ての参加者は、初めに Solo 条件 (Solo_{Pre}) を行ない、学習フェーズを挟んだ後、再度 Solo 条件 (Solo_{Post}) を行なった。学習フェーズでは、リーダーに分類された参加者は 5.2 節の実験で記録した自分のデータと、フォロワーに分類された参加者は 5.2 節の実験で使用したのと同じ他人のデータと融合した。ただし、古いデータではなく、最新のデータと融合した場合の効果を調べるため、強いリーダーに分類された参加者 14 のみ、探索として Solo_{Pre} 条件で最後に成功したデータを自分のデータとして使用した。機材、手続き、解

participant	preference	dtw	xcorr lag	score	decision
2	self	0.747	0.711	0.729	Weak leader
3	self	0.377	0.411	0.394	Weak follower
5	self	0.405	0.433	0.419	Weak follower
8	self	0.353	0.696	0.524	Weak leader
10	self	1.077	0.882	0.979	Strong leader
12	self	0.533	0.525	0.529	Weak leader
14	self	1.052	0.842	0.947	Strong leader
17	self	0.516	0.36	0.438	Weak follower
18	self	0.318	0.621	0.47	Weak follower
19	self	0.478	0.629	0.553	Weak leader
20	self	0.7	0.95	0.825	Strong leader
1	other	0.371	0.453	0.412	Weak follower
4	other	0.525	0.847	0.686	Weak leader
6	other	0.394	0.432	0.413	Weak follower
7	other	0.245	0.51	0.378	Weak follower
9	other	0.512	0.278	0.395	Weak follower
11	other	0.373	0.308	0.34	Weak follower
13	other	0.96	0.967	0.963	Strong leader
15	other	0.453	0.559	0.506	Weak leader
16	other	0.32	0.493	0.407	Weak follower

表 5.1 提案手法による自分のデータ選好 (リーダー) と他人のデータ選好 (フォロワー) の分類。preference は参加者がアンケートで回答した選好 (自分データか他人データ)、score は提案手法による最終的な判定に使用したスコア、decision は判定された分類を表す。

析については、5.2 節と同様であった。また、参加者人数が少なく、十分な検定力を有していないため、統計は行わず、定性的な評価に留めた。

失敗回数

図 5.30 にタスクの失敗回数についての結果を示す。強いリーダー 2 と強いフォロワー 1 の 2 名は、Solo_{Pre} 条件よりも Solo_{Post} 条件において失敗回数が減少した。一方、強いリーダー 1 と弱いリーダー、弱いフォロワーは Solo_{Pre} 条件よりも Solo_{Post} 条件において失敗回数が増加した。また、弱いリーダーと弱いフォロワーを除く参加者は、Learning 条件において失敗回数が減少した。

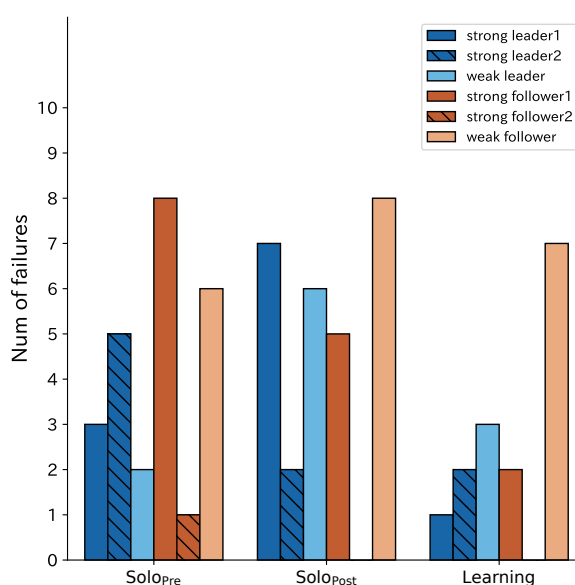


図 5.30 全ての参加者の失敗回数。

躍度と Jerk Index

図 5.31 に躍度、図 5.32 に Jerk Index についての結果を示す。それぞれ、A は参加者ごと、B はリーダーとフォロワーの 2 つに分類した結果の平均である。Solo_{Pre} 条件よりも Solo_{Post} 条件において、全体的に躍度が減少する傾向があることが観

察された。また、Jerk Index については、参加者ごとにばらつきがあることが観察された。

躍度は運動の滑らかさの指標であるが、各条件で平均すると、試行が進むにつれた変化がわからなくなってしまうと考えられる。そこで、各試行での躍度と Jerk Index を計算し、実験全体を通しての変化を計算した (図 5.33)。ここでは、Solo_{Pre} 条件よりも Solo_{Post} 条件において失敗回数が減少した強いリーダー 2 と強いフォロワー 1 のみに着目した。その結果、Solo_{Pre} 条件から、Solo_{Post} 条件にかけて、躍度と Jerk Index が減少していく傾向が見られた。また、Jerk Index については、Solo_{Pre} 条件よりも Solo_{Post} 条件において、変化の傾きが大きくなる傾向が見られた。比較のため、5.2 節における実験での、同じ参加者の躍度と Jerk Index の実験全体を通しての変化を計算した (図 5.34)。強いリーダー 2 は Integration_{Self} 条件でのデータ、強いフォロワー 1 は Integration_{Other} 条件でのデータを Learning 条件とした。その結果、Solo_{Pre} 条件から、Solo_{Post} 条件にかけて、あまり変化がない傾向が見られた。

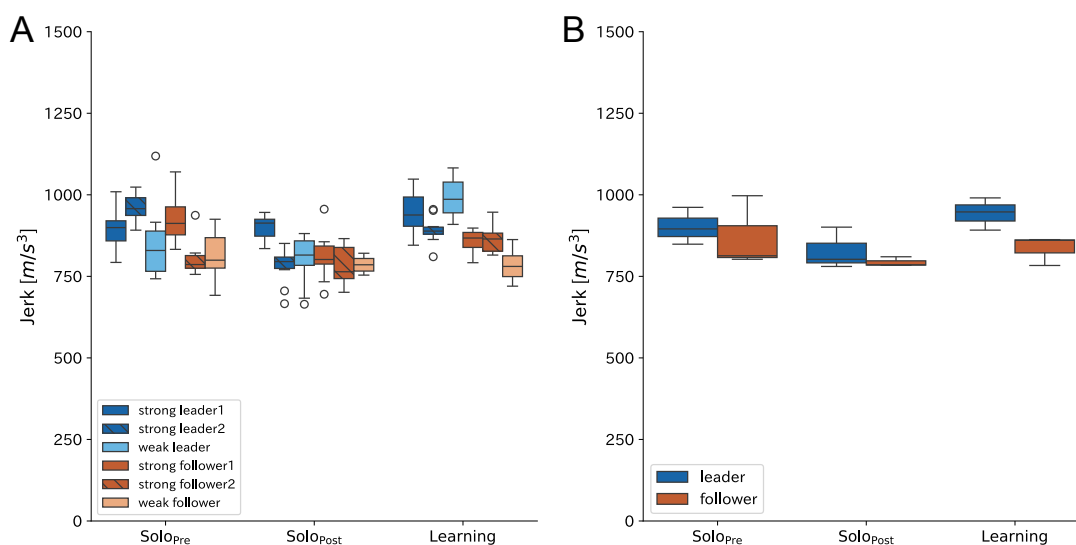


図 5.31 躍度。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで平均。

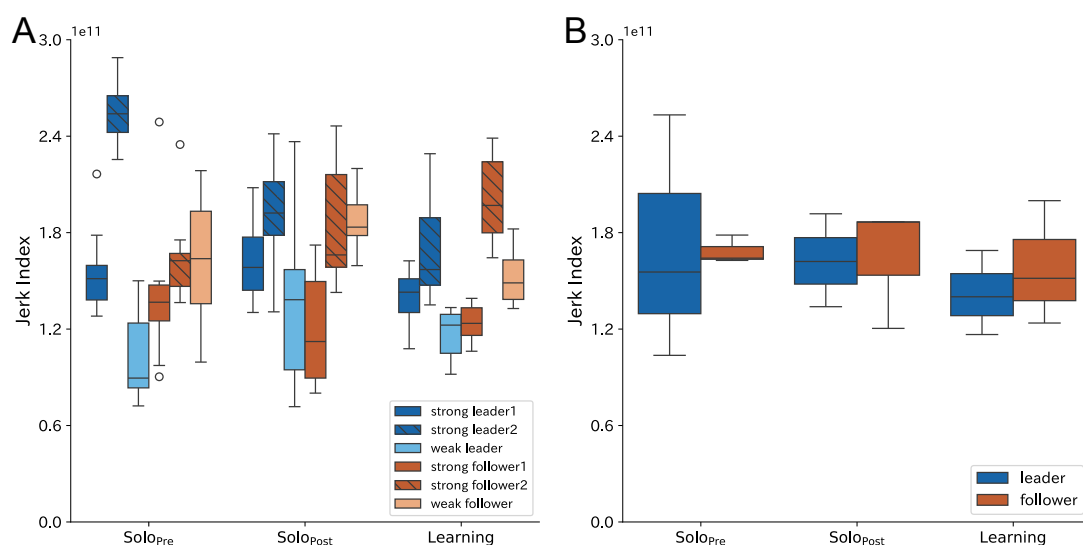


図 5.32 Jerk Index。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで平均。

参加者と記録データとの運動同期性

図 5.35 に参加者と記録データとの運動同期についての結果を示す。図 5.35A は参加者ごと、図 5.35B はリーダーとフォロワーの 2 つに分類した結果の平均である。図 5.35B ではフォロワーの方が同期が高くなる傾向が見られたが、図 5.35A では強いフォロワー 2 を除いて、リーダーとの差は大きくないことが観察された。

参加者と記録データの運動同期性の時系列変化

図 5.36 にリーダーとフォロワーで分類し平均した、参加者と記録データとの運動同期の時系列変化についての結果を示す。幅 5 フレームの sliding window により、1 試行の運動データに対して DTW を計算し、平均した。データ末尾のノイズによる影響をなくするため、最後の 10 フレームは解析から除外した。半透明部分は 95%信頼区間を示す。また、評価指標として、変動係数を計算した。

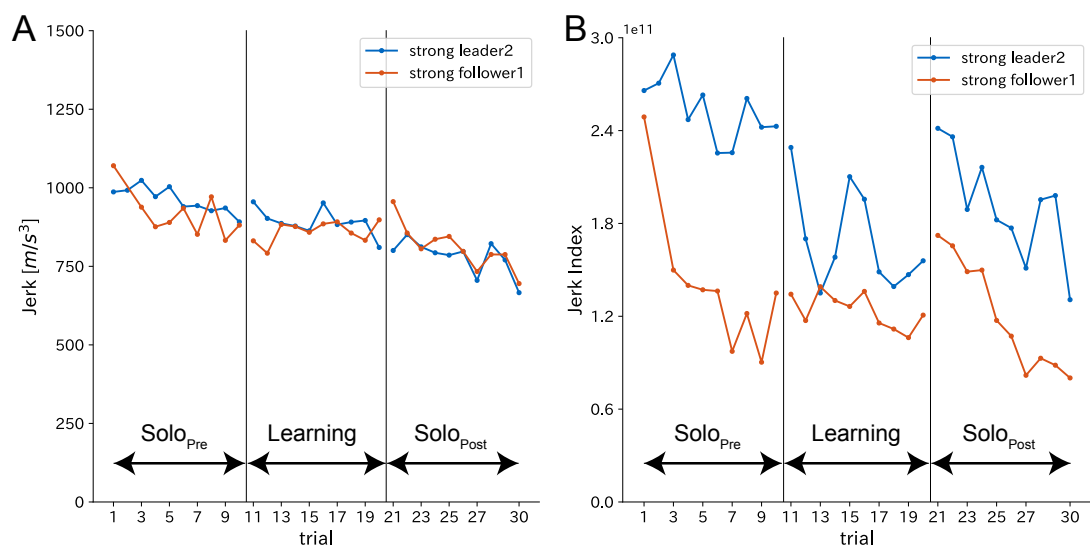


図 5.33 実験を通しての躍度と Jerk Index の変化。Solo_{Post} 条件にて Solo_{Pre} 条件よりも失敗回数が減少した強いリーダー 2 と強いフォロワー 1 の 1 名ずつ。(A) 躍度。(B) Jerk Index。

参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期性

図 5.37 に参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期についての結果を示す。図 5.37A は参加者ごと、図 5.37B はリーダーとフォロワーの 2 つに分類した結果の平均である。Solo_{Post} 条件は、Learning 条件よりも同期が高くなる傾向が見られた。また、Learning 条件において、フォロワーの方がリーダーよりも同期が高くなる傾向が見られた。

参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期性の時系列変化

図 5.38 にリーダーとフォロワーで分類し平均した、参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期の時系列変化についての結果を示す。幅 5 フレームの sliding window により、1 試行の運動データに対して、DTW を計算した。データ末尾のノイズによる影響をなくすため、最後の 10 フレームは解析から除外した。半透明部分は 95% 信頼区間を示す。また、評価指標として、変動係数を計算した。

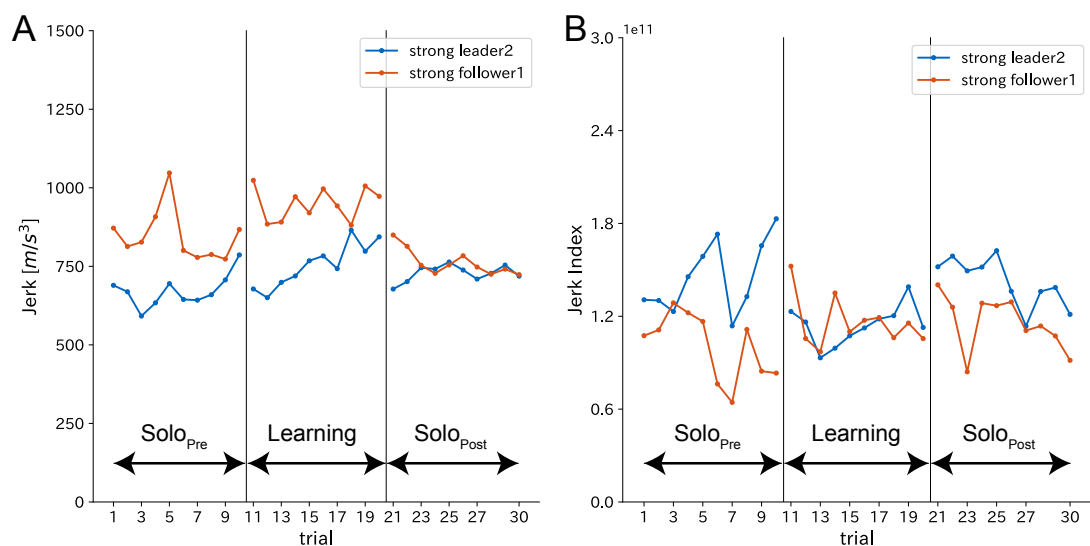


図 5.34 5.2 節における実験を通しての躍度と Jerk Index の変化。Solo_{Post} 条件にて Solo_{Pre} 条件よりも失敗回数が減少した強いリーダー 2 と強いフォロワー 1 の 1 名ずつ。Learning 条件は、強いリーダー 2 は Integration_{Self} 条件でのデータ、強いフォロワー 1 は Integration_{Other} 条件でのデータとした。(A) 躍度。(B) Jerk Index。

参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグ

図 5.39 に参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグについての結果を示す。図 5.35A は参加者ごと、図 5.35B はリーダーとフォロワーの 2 つに分類した結果の平均である。実験タスク上、動きの変化が大きく表れる Z 軸 (参加者に対して前後方向) に対して計算した。値が 0 に近いほど、参加者と記録データとのズレが少なく、プラスになるほどデータに対して参加者が先行して動いており、マイナスになるほどデータに対して参加者が遅れて動いていることを表す。フォロワーの方がリーダーよりもデータに対して遅れて動く傾向が見られた。

5.3.5 考察

失敗回数は参加者ごとに異なったが、一部の参加者には提案手法での融合による効果があったと考えられる (図 5.30)。本実験では、リーダー特性の参加者は自

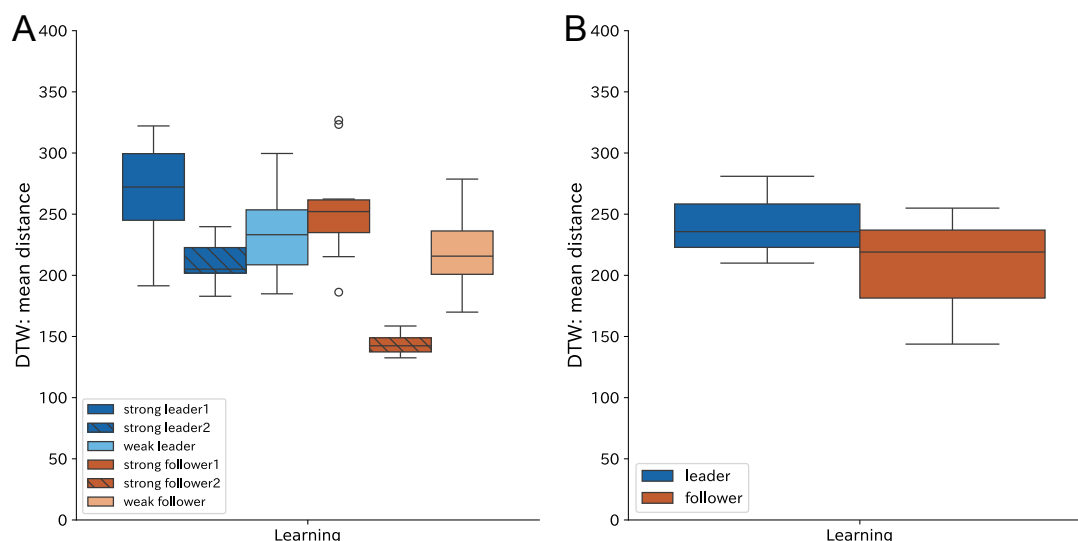


図 5.35 参加者と記録データとの運動同期。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで平均。

分のデータと融合するようにした。実験条件を統一するため、強いリーダー1と弱いリーダーは、5.2節で記録した自分のデータと融合した。しかし、この記録データはタスクに慣れていない初期段階のものであった。また、強いリーダー1と弱いリーダーは、Solo_{Pre}条件時点で失敗回数が少ない傾向があった。そのため、5.2節である程度学習が進んでいたのにも関わらず、本実験ではまだ慣れていない段階でのデータと融合したことで、学習が進まなかったのではないかと考えられる。一方、強いリーダー2は、こうした慣れていない段階のデータに引きずられるという効果を避けるため、本実験で行なった Solo_{Pre}条件において、最後に成功したデータを自分のデータとして使用した。その結果、Solo_{Post}条件において失敗回数が減少した。こうしたことから、自分自身のデータと融合して学習を行なう際には、参加者の学習度合いやパフォーマンスに合わせてデータを更新し、最新の状態で学習することが重要であると考えられる。また、フォロワーも同様に、実験条件を同じにするため5.2節で使用した他人のデータと融合した。強いフォロワーの2名が融合時に使用した他人のデータは、ある程度タスクに慣れており、スムーズな動作を行っていた。一方、弱いフォロワーが融合時に使用した他人

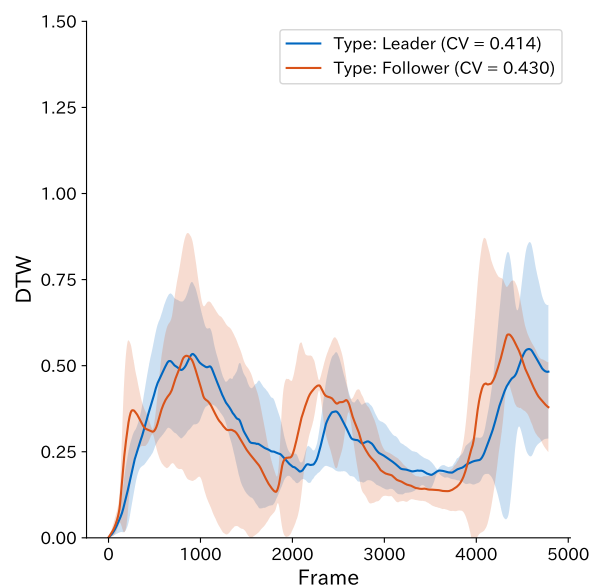


図 5.36 リーダーとフォロワーで分類し平均した、参加者と記録データとの運動同期の時系列変化。半透明部分は 95%CI。

のデータは、タスク自体は成功するが、あまりスムーズではない動作を行っていた。5.2 節における他人のデータは、参加者とあらかじめ記録された複数の他人のデータとの運動同期をその場で解析し、一定の範囲内に収まるものを選択していた。弱いフォロワーはまだタスクに慣れていなかったため、自分のパフォーマンスと一定の範囲にある他人のデータが選択されたが、本実験では 5.2 節においてある程度学習が進んだ段階であったため、データが現在の自分のパフォーマンスから離れ、学習が進まなかったのではないかと考えられる。そのため、他人のデータを選好する傾向があるフォロワー特性の参加者においても、自分の最新の状態に適した他人のデータと融合し、学習することが重要であると考えられる。

Solo_{Post} 条件において、Solo_{Pre} 条件よりも躍度が減少する傾向が見られた (図 5.31)。参加者ごとにばらつきはあるものの、概ね減少傾向があり、学習が進んでいると考えられる。Jerk Index については、Solo_{Post} 条件と Solo_{Pre} 条件で減少傾向は見られなかった (図 5.32)。また、失敗回数が減少した参加者のみについて、実験を通して試行が進むにつれた躍度と Jerk Index の変化を調べた結果、Solo_{Post}

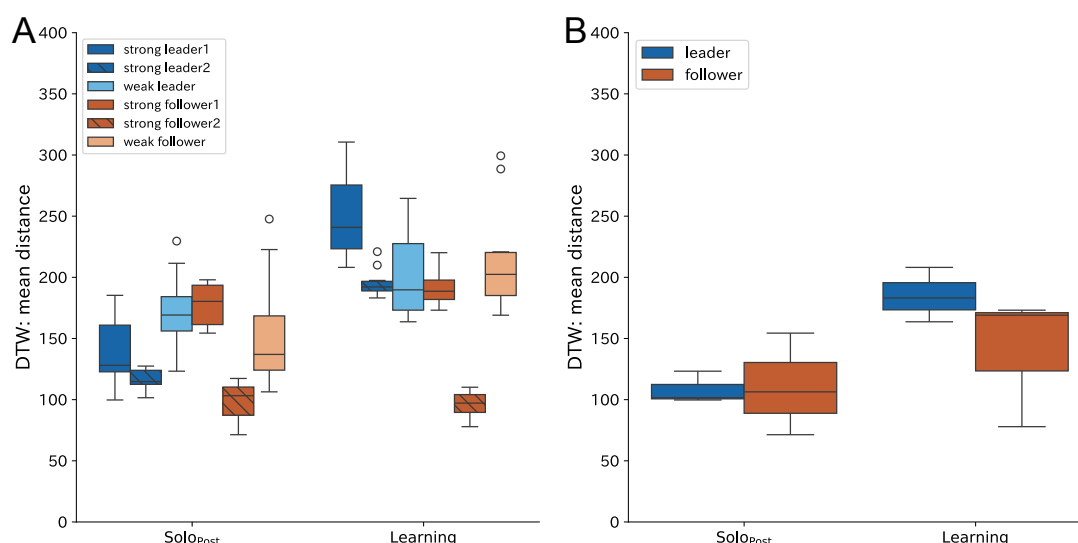


図 5.37 参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで平均。

条件にかけて減少していく傾向が見られた (図 5.33)。比較のため、5.2 節での実験における同じ参加者のデータを計算したところ、SoloPost 条件にかけて、あまり変化がない傾向が見られた (図 5.34)。本実験では、試行を繰り返すにつれて、動きが滑らかになっており、それに対応して失敗回数が減少していることから、学習が進んでいるのではないかと考えられる。また、Jerk Index については、SoloPre 条件よりも SoloPost 条件の方が、傾きが大きい傾向も見られ、提示した融合手法によって、学習速度が上昇するのではないかと考えられる。しかし、本結果のみでは、提案した学習手法の効果なのか、単に繰り返し行なったことによる学習なのかの区別がつけられないため、融合せずに同じ試行数繰り返した参加者群との比較が必要である。

Learning 条件における参加者とデータとの運動同期は、フォロワー特性の方が高くなる傾向が見られた (図 5.35)。また、リーダーとフォロワーで分類し平均した、参加者と記録データとの運動同期の時系列変化は、大きな差がない傾向が見られた (図 5.36)。どちらも、自分の運動特性に合うデータと融合したため運動同期に差が出なかったと考えられる。このことから、提示した学習手法は、それぞ

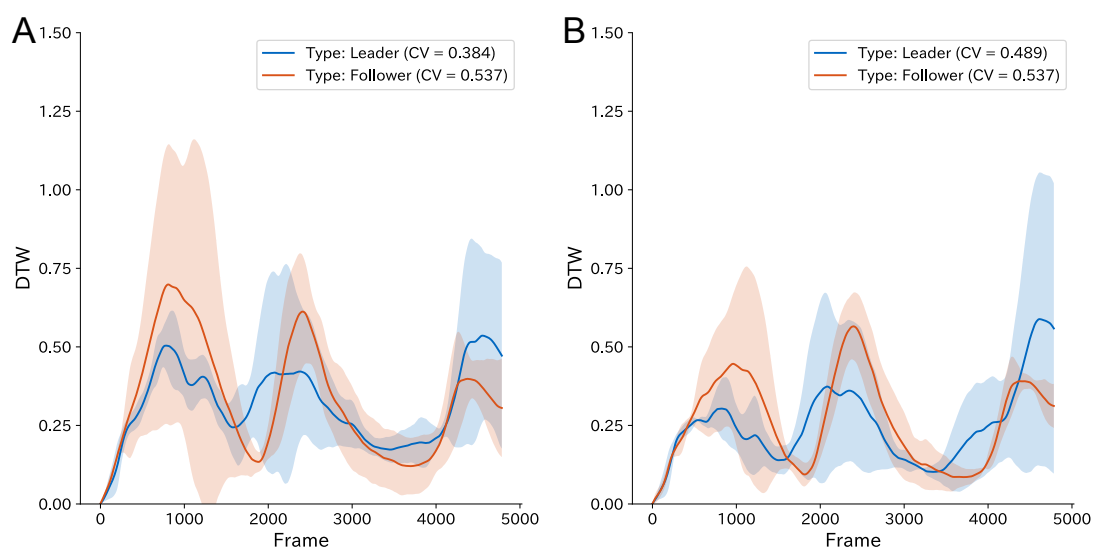


図 5.38 リーダーとフォロワーで分類し平均した、参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期の時系列変化。(A) Solo_{Post} 条件。(B) Learning 条件。半透明部分は 95%CI。

れの運動特性と合っていると考えられる。

参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期は、Learning 条件よりも Solo_{Post} 条件の方が高い傾向が見られた (図 5.37)。また、Learning 条件において、フォロワー特性の参加者の方がリーダー特性の参加者よりも運動が同期する傾向が見られた。また、リーダーとフォロワーで分類し平均した参加者と参加者自身の Pre 条件でのデータとの運動同期の時系列変化については、初期位置から障害物を避けてブロック A を掴みにいくフェーズ、ブロック A を掴みブロック B に乗せるために動かすフェーズにおいて、フォロワー特性の参加者の方がリーダー特性の参加者よりも同期が下がる傾向が見られた (図 5.38)。自分自身の Solo_{Pre} 条件との同期が下がるというのは、初期段階での自分の運動とは異なる動きをしていると考えられる。失敗回数や躍度の減少と合わせると、初期の自分とは異なり、よりタスクをうまく行なうような運動に変化していると考えられる。こうしたことから、適切な融合手法を用いてタスクを行なうことにより、参加者個人の運動が変化し、学習を進めることができるのではないかと考えられる。

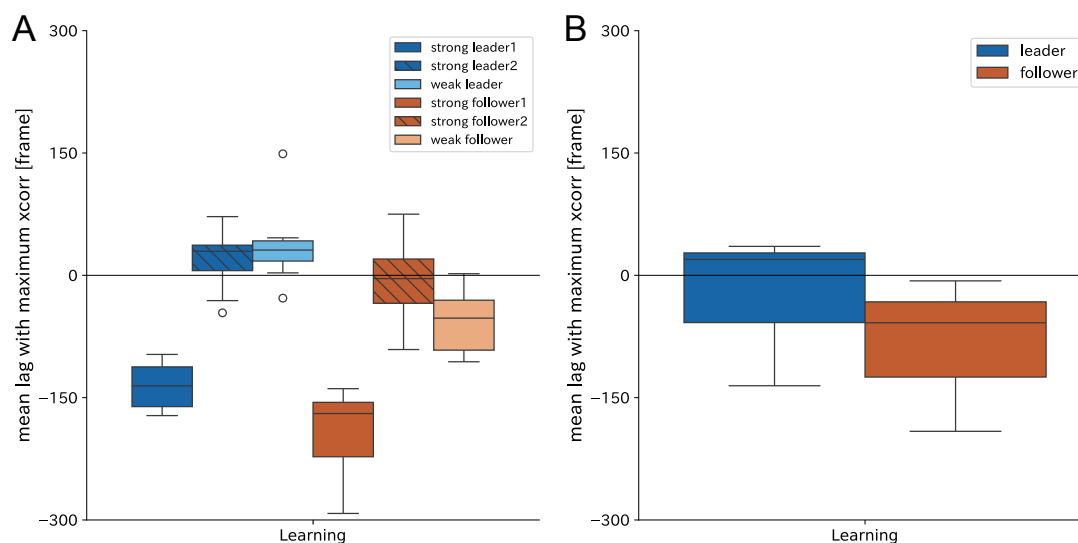


図 5.39 参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグ。Z 軸 (参加者に対し
て前後方向) をもとに計算。(A) 全ての参加者ごと。(B) リーダーとフォロワーで
平均。

参加者と記録データとの相互相関が最大となるラグは、フォロワー特性の参加者の方がリーダー特性の参加者よりも、データに追従して動く傾向が見られた (図 5.39)。また、リーダー特性の参加者はデータに近い動きをしており、自分自身のデータとの動きの一致度合いが高いと考えられる。フォロワー特性の参加者も、強いフォロワー 1 以外は概ねデータとの動きの一致度合いが高い傾向が見られた。

5.4. 本章のまとめ

本章では、操作者の運動とあらかじめ記録されたデータを1つのロボットアバターに融合するシステムを開発し、認知変容の基礎検討、および効果的な運動学習手法の提示について検討した。自分自身の過去のデータと他人の過去のデータを用いて、それぞれと融合する際の心理変化や運動変化を調べた。データと融合する条件において、失敗回数が減るとともに、自分のデータと融合する条件の方が運動が同期することがわかった。また、自分のデータとの融合を選好する参加者と、他人のデータとの融合を選好する参加者で分かれることを示し、どのような参加者がどちらを選好するのかについて検討した。その結果、それぞれの選好と一致する条件でタスクを行なう際に、失敗回数が減ることがわかった。試行中の運動をより詳細に検討するため、データとの運動同期の時系列変化を計算した結果、自分のデータと融合することを選好する参加者は、DTWのピークが大きく、値の変動も大きくなることがわかった。また、他人のデータと融合することを選好する参加者は、条件間での値の変動にあまり変化がなかった。学習前の参加者の運動特性と比較するため、Solo_{Pre}条件との運動同期の時系列変化を計算した結果、自分のデータと融合することを選好する参加者は、条件間での値の変動にあまり変化がなかった。また、他人のデータと融合することを選好する参加者は、DTWのピークが大きい一方で、値の変動は小さくなった。参加者とデータとの相互相関が最大となるラグを計算した結果、自分のデータと融合することを選好する参加者はデータに対して先行して動き、他人のデータと融合することを選好する参加者はデータに対して追従する動きになることがわかった。このことから、自分のデータを選好する参加者はリーダー特性を持ち、他人のデータを選好する参加者はフォロワー特性を持つと考えられる。

データとの融合の際に、自分のデータと融合することを選好する参加者は、自分の中に持っている運動モデルを優先するのではないかと考えられる。同じタスク、同じ目標に向かって腕の動きを調整する場合でも、個々がイメージする運動経路やタイミングは異なる。そのため、他人のデータと融合する場合には動きが一致しないことが多くなるのではないかと考えられる。しかし、自分の運動モデルがロバストであるとも考えられ、ある程度タスクに慣れてきた段階における反

復練習においては、学習速度やパフォーマンスを向上させる可能性がある。

他人のデータと融合することを選好する参加者は、自分の運動モデルよりも、データと合わせることを優先するのではないかと考えられる。個々の運動イメージはあっても、タスクをうまく遂行することを優先してデータを意識したことで、動きが一致しやすいことや値の変動が小さくなることが起こったのではないかと考えられる。また、人は過去の経験から外部世界で起こることを予測し、適切な対応をとるように調整することができるという、内部モデル [125] と呼ばれるものを持つ。他人のデータと融合することを選好する参加者は、こうした予測や調整の精度が高く、内部モデルを柔軟に対応させることができるのではないかと考えられる。

これまでの知見を踏まえて、技能外在化アバターを用いた効果的な運動学習手法を提案し、その効果を実証した。参加者の運動データをもとに、強いリーダー、弱いリーダー、強いフォロワー、弱いフォロワー特性に分類し、それぞれの特性で融合時の運動反映割合を調整するという手法を提案した。その結果、一部の参加者は、選択された融合手法により、学習が進む可能性が見られた。繰り返しの練習により、参加者の運動特性やパフォーマンスは常に変化し続ける。そのため、ある時点での記録データと融合し続けるのではなく、自分の運動パフォーマンスや学習度合いによって、常にデータを最新の状態に更新することで、より効果的な学習につながるのではないかと考えられる。また、強いリーダーとフォロワーは2人ずつだったが、この2人の間にもタスクパフォーマンスや学習度合いの差は存在する。本実験ではそれぞれの運動特性による学習の基礎を明らかにするため、明確な分類を行なったが、実際には連続的なグラデーションが存在すると考えられ、それに応じた融合の反映割合調整に関するモデル式が必要になる。また、学習が進むにつれて、運動反映割合を変化させるといった、動的な調整も重要である。さらに、リーダー、フォロワーの特性に対して、例えば弱いフォロワーはより自分の運動反映割合を上げ、強いフォロワーになるにつれて反映割合の上昇が緩やかになっていく、といった単にリニアに運動反映割合を調整するのではない手法を用いることで、効果的な学習につながる可能性がある。本実証で提示した学習手法は、技能外在化アバターを用いた効果的な運動学習における最初の知

見を提示したが、さらに改良を続けていく必要があると考えられる。

5.5. 本章における制約と今後の展開

本章における課題は、学習が進んだ一部の参加者とそれ以外の参加者について、その要因は何か、どのように手法を改善することで学習が進むのかといったことが挙げられる。運動学習における効果を測定する指標として、運動の滑らかさの指標である躍度と Jerk Index を用いた。学習が進んでおらず、タスクに慣れていない段階では、動きがぎこちなく、手を動かす速度の変化にばらつきがあるが、上達するにつれてスムーズになっていくと考え、これらの指標を採用した。また、タスクパフォーマンスの指標としては、失敗回数を採用した。一部の参加者で学習が進む傾向を確認したことから、本実験のタスクにおいては、これらの指標を用いた解析にある程度の妥当性があると考えられる。しかし、動作の正確さや初期段階と比較した運動経路の変化、タスクに要した時間、反応時間、データとの時空間的な差、視線といった要素にも、学習前後での効果が現れると考えられる。また、運動データのみではなく、参加者自身の心理変化も生起し、行為主体感やタスクに対する認知的な負荷、自己効力感にも影響を与えると考えられる。このように、単一の指標だけではなく複合的に検討することで、人の運動学習に関する理解を進め、技能を外在化して学習する際の効果的な手法につながることを期待できる。

また、シンプルなセットアップで基礎検討を行なうため、ブロックを掴み、別のブロックの上に乗せるというタスクを採用した。このタスクで学習した技能を、どの程度汎化可能かについては、明らかになっていない。こうした本研究を適応できる範囲や、対象とする技能は以下の要件を満たす必要があると考えられる。

- 瞬間的な判断を必要としない
- 大きな身体動作を伴わない
- 時々刻々と変化する状況ではない

これらの要件を満たす技能として、例えば田植えや陶芸、絵付けといったものが挙げられる。また、こうした技能は細かな作業が必要になるため、身体融合に

よって運動が安定することも学習において効果的であると考えられる。日常的な範囲では、包丁で野菜を切る、文字を書くといった動作にも対応できると考えられ、特別な技能だけでなく実用的な範囲にも適応可能なことが期待できる。一方で、スポーツ（野球やテニスなど）は、素早く状況を判断するとともに、対戦相手に合わせて動きを考える必要があり、要件を満たさないものが多く、適応の範囲外と考えられる。しかし、すべてのスポーツが適応不可というわけではなく、例えば卓球におけるサーブといった、一部の動作は要件を満たし、適応できる可能性がある。

また、現実世界ではより複雑な作業と状況が発生することや、自由度が高くなることで、自分が扱うことのできる情報が増えることも考えられる。本実験では、技能外在化アバターの運動を見てタスクを行なうという視覚フィードバックのみを使用した。しかし、データの運動に応じた振動触覚フィードバックや、物を掴む際の力を指先に提示すること、自分がデータとどの程度離れているのかを牽引力によって提示することといった、フィードバックを学習者に提示することで、複合的な感覚から状況を判断することが可能になり、複雑な作業への対応や学習を進めることにつながることを期待できる。

身体融合による運動学習において、参加者の運動特性（リーダーまたはフォロワー）によって運動の反映割合を調整するという手法を提案したが、この調整についてもさらに検討が必要である。参加者またはデータの運動反映割合は最大で75%、最小で25%とし、極端に大きいまたは小さい値は設定しなかった。これは、反映割合が高すぎる場合、1人で学習を行なう場合との差が現れにくく、反対に反映割合が低すぎる場合、学習意欲を低減させてしまうといった可能性を排除するためであった。しかし、表5.1のscoreには、1にかなり近い、すなわちかなり強いリーダー特性を持つ参加者の存在が確認できる。こうした参加者には、反映割合を極端に調整する方法も有効ではないかと考えられる。かなり強いリーダーには、本研究の提案手法よりも自身の反映割合をさらに下げることで、自分が先導する傾向を緩和し、データとの融合による協調的な操作や、他者の動きを取り入れるための戦略にシフトすることが期待できる。ただし、融合するデータがあまり上手くない場合や、自分の運動の特徴から離れすぎている場合には逆効果と

なる可能性がある。そのため、ある程度学習が進んだ段階でのデータや、類似度の高いデータであることが重要だと考えられ、データ選択の際にはこれらを考慮する必要がある。また、どこまで運動反映割合を下げても学習が進むのか、自分の身体のように感じ技能を取り込めるのかについても検討が必要になる。

また、本実験では記録したデータの更新は行わず、データのタイミング補正等も行なわなかった。参加者はデータと動きを合わせるように教示されたため、データとの差よりもタスクをうまく成功させることに意識を向けていたと考えられる。このような知らないうちに学習が進んでいる、という学習方法は、ある程度身体の動かし方や手続きがわかっている学習後期において有効であると考えられる。一方、本実験では使用しなかったが、熟練者と初心者の差を強調することで学習を行なうという手法も存在する。この手法は、学習初期の初心者や参加者間の技能に差がある場合において、ベースラインから一旦ある程度のレベルにまで引き上げる際に有用であることが期待できる。

学習効果を検討した際には、1人で技能外在化アバターを操作する場合との比較は行なっていたが、アバターを介さない生身での変化については扱わなかった。生身での状態と、アバターを介した状態では、身体の使い方、運動戦略が異なると考えられ、技能外在化アバターによる学習が参加者自身にどの程度影響を与えるのかについても、さらなる検討が必要になる。また、実際に学習した技能が自分自身に結びついているのかについては、生身での比較とともに、技能外在化アバターでの学習前後の学習者自身のパフォーマンス比較が必要になると考えられる。さらに学習後しばらく時間が経った後に、技能外在化アバターを用いた学習を行なわなかった参加者と比較して、どの程度技能の習熟度が下がっているのか、再度取り込みを行なった際に素早く学習直後の状態に戻ることができるのかといった、長期的な学習に関する検討も必要になる。一方で、手術における da Vinci Surgical System や、NVIDIA 社、Tesla 社の人型ロボットのように、技術の発達により遠隔操作やロボット越しでの作業が普及すると考えられ、そうした状況においてはアバターを介して取り込んだ技能の方が適応しやすく、学習においても効果的であることが期待できる。今後はより自由度の高いアバターや人型アバターの普及が進むと考えられ、こうしたアバターを介して技能を外在化することによる学習

を適応できる範囲が広がることを期待できる。

本研究で検討した技能外在化アバターを用いた学習は、リアルタイムな1人の運動と、自分もしくは他人の記録データと1つのロボットアバターに融合するという、一見特殊な状況と捉えられる。運動を学習する際には、熟練者と学習者の身体構造や身体の使い方が、完全に一致するということは起こらない。そのため、技能をデータとして外在化し留めておく媒体によって、運動の特徴などは保持したまま個人の身体に紐づいた状態を解除し、自分の身体と馴染むことのできる共通のアバターを介すことにより、学習者は自分の感覚としてその技能を自身にインストールすることが可能になる。こうした身体の個体差を吸収することができ、再取り込みする際の学習のしやすさや適応のしやすさに影響を与えられられる。また、一度身体から取り出すことによって、その技能の本人も客観的に自分の動作を確認することができるようになる。これにより、自分の動作のエラー修正を行ないやすくすることや、自分自身の動作の特徴を再認識することで、自己の技能学習が促進するということが期待できる。

以上のことから、3章で提示したコンセプトのうち、自己の技能学習をスムーズに行なうということについて評価、検討し、外在化した技能を学習する個人の特性に応じた調停手法を提示し、個々の運動特性によって学習手法を切り替えることで、より効率的な技能学習につながる可能性を示すことができたと考えられる。

第 6 章

結 論

本論文は、どのような手法を用いることで身体技能を伝えることができるのか、身体技能を自分自身に取り込むことができるのか、という技能伝送・学習における課題を解決することを目的とした。これに対して、技能を抽出して自分に投入することが解決につながるのではないかという着想を得て、個々の身体に紐づいており 1 対 1 対応が通念となっている身体技能の外在化を行ない、その技能を保存することができる中間媒体を開発、外在化した身体技能を取り込む際の新しい学習手法を提示し、その認知的変容と学習効果を明らかにした。これらの知見を利用して、他人の技能を自分に取り入れる手法および自分の技能を自分自身に再投入する手法を設計・実装し、運動技能学習における有用性を確認した。

1 章では序論として、技能を伝達することにおける課題と、デジタル技術を用いた現在の技能学習手法について考察した。従来の技能学習手法については、ロボットアームによって熟練者の動作を初心者に伝達する方法や、VR を用いて熟練者の視点で操作するもの、熟練者の動作を自分の動きに重畳する方法があることを示し、関連研究を挙げて概説した。また、技能は人の身体に紐づいており、体格の違いや体の使い方の違いといった身体の個体差を吸収するために、一度技能を取り出して保存しておくことが重要ではないかと考察した。これらの考察から、技能を保存する中間媒体となるものを作り、実世界の身体技能を伝達するという、外在化した身体技能を取り込むことによる、新しい運動技能学習手法を提示し、その効果を明らかにすることを研究の方針と定めた。

2 章ではまず、身体技能を学習する際の基礎的なメカニズムと実際の技能学習システムについて、関連研究とともに概説した。学習を促進する要因には、ポジティブなフィードバックや他者と一緒に行なうといった社会的要因などが影響す

るため、これらを包括的に扱うことが重要ではないかという提案をしている関連研究を示した。また、実際のシステムとして、VRを用いてお手本となる教師映像を提示する手法や触覚フィードバックを提示する手法があり、こうした情報の提示によりパフォーマンスや学習が促進する可能性が示唆されていることを示した。さらに、ロボットを用いた関連研究を挙げ、実世界での運動伝送、技能教示が可能になりつつあることを示した。学習促進の要因として他者と一緒に行なうことを挙げたが、近年ではVR空間の1つのアバターを2人が一緒に操作する融合身体という研究が興隆しており、運動パフォーマンスの向上や学習に効果がある可能性が示唆されていることを関連研究を挙げて概説した。こうした関連研究を踏まえて、身体を融合するという手法は人から人への運動伝送の間に挟む中間媒体と捉えられるのではないかと、という着想を得て、実世界においても技能を伝送する中間媒体となるものを開発し、運動技能学習について検討を行なうということを本研究で扱う領域とした。

3章では、実世界における運動技能伝送のための中間媒体のコンセプト提示と設計を行なった。本論文を通して用いるロボットアバターを用いたシステムを「技能外在化アバター」と定義した。技能を外在化し、それを自分の感覚として学習するには、中間媒体となる身体やアバターを自分の身体のように感じる必要があると考え、解決方法の1つとして、「身体を融合する」という手法を用いた。また、これまでのVRアバターを用いた融合ではなく、実世界のロボットアバターを用いて実際の環境でのタスクを学習することにより、現実の技能に直接応用することができるようになるとともに、ロボットアバターによって、自分がその場に存在している感覚が強まり、現実世界での適応がしやすくなると考えた。さらに、異なる2人の個人の融合だけでなく、技能の記録や解析技術により、自分自身の技能を外在化することも可能になるという着想を得て、人から人への運動伝送だけでなく、自分の技能を自分自身に再投入するという手法を提示した。これにより、自分自身の身体技能をデータとして保存するだけでなく、データの再生速度を変えることや動きの調整を行なうといった編集が可能になる。また、自分自身の技能の再取り込みによって、学習のしやすさや適応しやすさが向上し、学習の効率化や自分の技能の向上が図れるのではないかと、技能外在化アバ

ターの意義を示した。

4章では、技能外在化アバターにおける心理・認知的変容について明らかにするため、まずはリアルタイムに参加者2人を融合する手法による検討を行なった。技能外在化アバターが自分の身体と馴染むのか、1人で操作を行なう場合と比較してどのような心理変化が生起するのかといったことを明らかにし、外在化した技能との融合による運動技能学習における基礎知見を得ることを目的とした。リアルタイムに2人を融合する際の運動反映割合は50%ずつとした。3日間のデモを通して95名が体験し、実際の運動反映割合は50%であるのにも関わらず、50%よりも多く自分の動きが反映されていると感じること、自分の身体と感じるという感覚も、誘発可能であることを明らかにした。また、1人で操作する場合と比較して、技能外在化アバターの運動がより安定し、スムーズな動作となることが観察されたとともに、融合状態のほうが安心して作業ができるというコメントを得た。これらの観察を踏まえて、融合時の行為主体感と身体所有感、認知負荷、操作性、選好は1人で操作する場合と比較し、大きく下がることはなく、タスクパフォーマンスは向上するという仮説を立て、これらを評価することを目的とした実験を行なった。その結果、行為主体感と身体所有感が誘発可能で、認知負荷、操作性、選好は1人で操作する場合と同等、さらにタスクパフォーマンスが向上することを明らかにした。こうしたことから、身体を融合することによって、自分の動作の無意識部分を相手に委ねることができるのではないかと考察した。

5章では、4章での基礎的な知見をもとに、技能外在化アバターによる運動学習について、自分自身のあらかじめ記録されたデータおよび他人のデータと融合する手法を用いて、その効果を明らかにした。記録データと参加者をリアルタイムに融合するシステムを構築し、自分のデータと融合する場合の方が動きが同期することや、融合時の方がタスクの失敗回数が減少することを示した。また、参加者には選好するデータ（自分のデータか他人のデータ）があることを示し、それぞれの選好するデータと融合する場合の方がタスクの失敗回数が減少することを示した。さらに、運動の同期率を時系列で解析したことにより、自分のデータを選好する参加者は自分の中にある運動モデルを優先し、他人のデータを選好する参加者は自分の運動モデルよりも他人と合わせることを優先するのではないかという

考察をした。こうした知見を踏まえて、技能外在化アバターを用いた効果的な運動学習手法を提案し、その効果を実証した。参加者の運動データをもとに、リーダー特性、フォロワー特性に分類し、それぞれの特性で融合時の運動反映割合を調整して学習を行なう手法を提案した。一部の参加者は、提案した手法によって学習が進む可能性が観察されたが、より効果的な学習には、参加者のパフォーマンスに応じて融合するデータを更新することや、運動反映割合を動的に変化させることが必要という考察をした。

以下に本研究の3つの成果をまとめる。

実世界の技能を伝送する技能外在化アバターを開発し、技能の抽出と取り込みを可能にした

本研究で開発した身体融合システムは、ロボットアバターを用いたことで、実世界の技能に対して直接応用することが可能であること、1人の場合と比較して動作が安定しタスクパフォーマンスが向上することから、実用性の面で大きな優位性を持つ。また、自分の身体だと感じることができ、タスクパフォーマンスも向上するとともに、自分の動作の無意識部分を相手に委ねることができると考えられ、融合時にも直感的に操作できるとともに、安心して作業を行なうことも可能になる。実世界のロボットアバターによる身体融合手法の開発とその心理・認知変容を明らかにし、技能の外在化という概念を示したことは世界初である。

外在化した技能を自分に再投入する手法とその効果の検証

教師となる熟練者のデータと融合し、その動作を学習するという手法はこれまでも存在したが、自分のデータを記録し自分自身に再投入することの効果を検討した研究はこれまでになく、新規性が高い。自分のデータとの融合と他人のデータとの融合について選好が存在することが示され、選好するデータと融合する場合の方がタスクパフォーマンスが向上することを示した。また、身体運動から、それぞれを選好する参加者の特徴を考察したことで、身体融合による運動技能学習の際のより効果的な手法提示につながることを期待できる。

外在化した技能を学習する個人の運動特性に応じた調停手法の提案

参加者の運動特性によって、融合するデータを切り替え、その運動反映割合を調整するという手法は新規性が高いだけでなく、それによって学習が進む可能性を示したことは、今後の運動技能学習研究に影響を与える。これまでの運動技能学習のように、動きを見て真似る、追従するといった手法ではなく、身体を融合することによる効果的な学習手法を提案したことは、研究分野だけでなく、技能を伝送するという課題の解決につながることを期待できる。

以上のように、本研究では実世界において人間の身体技能を外在化し、それを保持およびインストールする手法として技能外在化アバターの設計・開発および検証を行なった。本システムによる学習効果が明確になることにより、陶芸や紙漉き、絵付け、といった伝統工芸における技能伝達が可能になると考えられる。提案手法によって学習を加速させる可能性が観察されたことから、例えば師匠の動きを見ながら何年もかけて学んでいた技能を、より短期間で習得できるようになるといった、学習時間の大幅な短縮が期待できる。また、熟練者の技能をデータ化して保存可能な「技能クラウド」を開発することで、時間や場所の制約に捉われずに、技能をインストールすることが可能になると考えられる。これにより、常に熟練者が初心者につきっきりで教える必要がなくなり、別の作業や他の初心者へ教えることに時間を割ける、といったメリットが期待できる。さらに、技能の特徴抽出が可能になることで、重要な部分を重点的に学習することや、自分自身の動作のどこを改善したら良いのか、といったことがわかるようになる。この特徴がわかることで、他の状況に合わせてデータを編集したり、更新したりすることもできるようになり、本提案手法を適用可能な範囲を広げることが期待できる。

本研究では、これまでは伝えることが難しく、習得には時間を要する身体知だと思われていた身体技能を外在化し、身体を融合することでそれを取り込むという新しい概念を提示した。これにより、技能学習における研究領域の新たな分野として興隆するだけでなく、従来の技能伝達手法以外の選択肢が生まれ、実際の現場における課題解決方法として浸透することも期待できる。また、自分には習得できないと諦めていた技能の学習が、本研究によって自分もできるようになる

という期待に変化し、人間の能力や技能学習の仕方、学習に対する考え方そのものを変える可能性がある。今後は本研究の成果を応用し、アバターを介した技能伝送の手法や、より効率的な学習方法、およびそれらにおける人間の心理・認知、行動の変容に関する研究を行なうことで、VR やロボットの普及が進む社会におけるアバターコラボレーションについて検討を行なっていく。さらに、より高次の学習プロセスや、自分の技能として身につけていく過程における運動の変化、身体融合における相手との関係性といった、様々な可能性や研究課題が存在している。これらの研究を推進することで、本研究領域をより深く探究するとともに、分野を発展させていくことに貢献する。

業 績

原著論文

- Tanaka, Y., Katagiri, T., Yukawa, H., Nishimura, T., Tanada, R., Ogura, I., **Hagiwara, T.** and Minamizawa, K. (2022). Sensorimotor Control Sharing With Vibrotactile Feedback for Body Integration Through Avatar Robot. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7(4), 9509-9516.
- 萩原隆義, 湯川光, 西村匠生, 棚田亮平, 田中由浩, 南澤孝太 (2022). ロボットアバターを通じた身体融合に基づく身体的協調. 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, 27(4), 435-446. (本論文は本博士論文の4章を構成している)
- Hapuarachchi, H., **Hagiwara, T.**, Ganesh, G., and Kitazaki, M. (2023). Effect of connection induced upper body movements on embodiment towards a limb controlled by another during virtual co-embodiment. *PLoS One*, 18(1): e0278022.
- Hashiura, K., **Hagiwara, T.**, Barbareschi, G., Wakisaka, S. and Minamizawa, K. (2024). “Together with Who?” Recognizing Partners during Collaborative Avatar Manipulation. *ACM Transactions on Applied Perception*, 21(4), 1-16.

国際会議発表

- **Hagiwara, T.**, Katagiri, T., Yukawa, H., Ogura, I., Tanada, R., Nishimura, T., Tanaka, Y. and Minamizawa, K. (2021). Collaborative Avatar Platform for Collective Human Expertise. SIGGRAPH Asia 2021 Emerging Tech-

nologies, Tokyo, Japan, 14-17 December 2024.

- Mitsubori, N., **Hagiwara, T.**, Wakisaka, S. and Minamizawa, K. (2022). Moving Interaction by Controlling Yourself in Virtual Space. ICAT-EGVE (Posters and Demos), 39-40, November 30 - December 3 2022.

国内学会発表

- 萩原隆義, 片桐拓海, 湯川光, 田中由浩, 南澤孝太 (2021). ロボットアバターを介した身体融合における運動共有の基礎検討. 日本バーチャルリアリティ学会第 26 回大会, 3D2-6, online, 12-14 September 2021.
- 棚田亮平, 片桐拓海, 小倉樹, 西村匠生, 湯川光, 萩原隆義, 南澤孝太, 田中由浩 (2021). ロボットアバターを介した身体融合における感覚共有の効果. 第 22 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SICE SI), online, 15-17 December 2021.
- 小倉樹, 片桐拓海, 棚田亮平, 西村匠生, 湯川光, 萩原隆義, 南澤孝太, 田中由浩 (2021). ロボットアバターを介した身体融合におけるミクロカメラの導入. 第 22 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SICE SI), online, 15-17 December 2021.
- 萩原隆義, 高田一真, 田中由浩, 笠原俊一, 南澤孝太 (2022). 動的スイッチングによる複数ロボットアバター操作に関する基礎的検討 一分身・融合による身体と経験拡張一. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2022 (ROBOMECH), 札幌、北海道, 1-4 June 2022.
- 西村匠生, 湯川光, 萩原隆義, 南澤孝太, 田中由浩 (2022). 身体融合ロボットアバターにおける触覚フィードバックを用いた運動共有の検討. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2022 (ROBOMECH), 札幌、北海道, 1-4 June 2022.
- 萩原隆義, 湯川光, 田中由浩, 南澤孝太 (2022). 身体融合アバターによる田植え技能伝承に向けたトライアル. 日本バーチャルリアリティ学会第 27 回大会, 3F3-4, 札幌、北海道, 12-14 September 2022.

- 川俣亮悟, 世良菜那見, 肥後克己, 萩原隆義, 田中由浩, 嶋田総太郎 (2023). 多自由度ロボットアームの二人協調操作における共同運動主体感. 日本認知科学会第 40 回大会, 函館, 北海道, 7-9 September 2023.
- 勝俣安伸, 井上康之, 島海智志, 萩原隆義, 北崎充晃 (2024). カメレオンアイズ 左右眼独立制御による両眼視の拡張: 視線制御モデルの検討. 2E2-11, 日本バーチャルリアリティ学会第 29 回大会, 名古屋, 愛知, 11-13 September 2024.
- 萩原隆義, 湯川光, 脇坂崇平, 田中由浩, 南澤孝太 (2024). ロボットアバターを通じた自己データとの融合による運動学習に関する予備的検討. 3D1-03, 日本バーチャルリアリティ学会第 29 回大会, 名古屋, 愛知, 11-13 September 2024.
- 橋浦健太, 高田一真, 萩原隆義, 脇坂崇平, 南澤孝太 (2024). 融合身体における意思決定過程とリーダーシップの動態. 3D1-09, 日本バーチャルリアリティ学会第 29 回大会, 名古屋, 愛知, 11-13 September 2024.

メディア

- 2人で一つの身体を操るロボットシステムが担える役割. Newswitch, 日刊工業新聞, <https://newswitch.jp/p/30201> (2021 年 12 月 27 日).
- それは最先端すぎるやろ. TASOGARE. BUZZMAFF, 農林水産省, <https://youtu.be/6U-nh-POyuU> (2022 年 5 月 27 日).
- 3つの身体を2人で操作 慶大・ソニーCSL、ロボとの融合システム, 日刊工業新聞, <https://www.nikkan.co.jp/articles/view/642799> (2022 年 7 月 18 日).

特許

- 田中由浩, 南澤孝太, 湯川光, 萩原隆義 (2022). 複数人によるロボットアバター制御システム、及び制御方法. PCT/JP2022/033027

- 南澤孝太, 萩原隆義, 田中由浩, 湯川光 (2024). 制御装置、制御方法及びプログラム. PCT/JP2024/000472

謝 辞

慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科の南澤孝太教授には、本研究の主旨指導教員として幅広い知見からの的確な指導と指摘をしていただきました。入学当初、まだ博士課程に慣れていなかった私に、研究者としての心構え、周りの人を巻き込んだプロジェクトの進め方、アイデアの発想方法、研究を多くの人にわかりやすく伝える手法など、多くのことを教えていただきました。2021年のSIGGRAPH Asia Emerging Technologiesへの投稿の際には、Collaborative Avatarをどう効果的にみせるかについて、夜遅くまで議論させていただきました。その後も数多くのプロジェクト、研究へ参加させていただき、様々な人とのつながりや幅広い知識を得ることができました。

慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科の砂原秀樹教授には、本博士論文の主査を引き受けていただき、本論文の執筆を通じて大変お世話になりました。研究の方向性について様々な助言や指導をいただいただけでなく、時には厳しく、常に研究の核心を突く重要な指摘をいただき、より良い論文になるように指導していただきました。博士論文執筆中は、私の中でうまく定まっていなかった「博士としての貢献は何か」を指摘していただいたことで、日々の生活の中でこれを考えるようになり、明確にしていくことができました。

慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科の加藤朗教授には、本博士論文の副査として研究指導や論文執筆など数多くの助言を賜っただけでなく、温かい言葉で励ましていただきました。本研究で提案したシステムについて、技術的な観点から多くのことを指導していただき、研究や実験の正しさ、伝わりやすさが向上しました。また、博士として自分の研究を発表する際の心構えを示していただき、予備審査や公聴会においてそれらを意識して発表することができました。

名古屋工業大学の田中由浩教授には、博士課程入学当時から共同研究をさせて

いただき、研究の方向性や実験データの解析、論文執筆など数多くの助言を賜りました。度々、研究室の一部をお借りして実験をさせていただいたこともあり、お忙しい中大変丁寧にご対応いただいたこと、常に気にかけていただいたことで、遂行することができました。また、本博士論文の副査として、研究の面白さや可能性を広げるための数多くの助言をいただきました。

豊橋技術科学大学の北崎充晃教授には、学部、修士課程の時から研究の指導をしていただき、心理物理実験の方法やその解析、論文の執筆方法など多くのことを学ばせていただきました。私の研究者としての姿勢や心構えに非常に大きな影響を与えていただき、今後の研究者としての活動においても重要な指針となりました。また、本博士論文の副査として、実験結果や解析結果から考えられる可能性や、より深い示唆を与えていただきました。

論文審査委員会の皆様には、こうした数多くの指導や助言をしていただきました。心から感謝致します。

慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科の脇坂崇平特任助教には、博士課程2年次から、頻繁に研究の議論をさせていただき、公私共に支えていただきました。実験について、様々なアドバイスをいただいただけでなく、学術的な面白さや次の実験につながるような指導をしていただきました。

名古屋工業大学の湯川光助教には、博士課程入学当時から様々なアドバイスをいただき、よく研究の相談にも乗っていただきました。実験について、様々な手法を提案いただき、多角的に進めることができました。

これらの指導、アドバイスに対して心から感謝致します。

沖縄科学技術大学院大学の高田一真さん、研究室OBであるKDDI総合研究所の谷地卓さんには、開発におけるサポートや研究に関する意見、アドバイスを数多くいただきました。友人としてだけでなく、同じ研究者としても共にモチベーションを高め合うことができました。この2人がいなければ、私の研究は成立しませんでした。本当に感謝しています。

名古屋工業大学の西村匠生さん、片桐拓海さん、棚田亮平さん、小倉樹さん、Embodied MediaのYulan Ju (Kiku) さんには、Collaborative Avatarの開発をサポートしていただき、本研究の基盤部分を整える際に大変お世話になりました。

研究室 OB でもある豊田合成株式会社の黒木帝聡さん、株式会社豊田中央研究所および Embodied Media の前田智祐さん、東京大学の橋浦健太さんには、様々な機会の中で多くのご意見やアドバイスをいただきました。川口碧さん、鈴木規之さん、西浦弘美さん、Lucas Ogasawara さん、味岡俊嘉さん、石田絵理さんには、研究の議論や研究に従事する上でのサポート、アドバイスを頂きました。皆様に感謝の意を表します。

私の実験には研究室外部の方も含め、お忙しい中多くの方に参加していただきました。皆様のご協力に心より感謝致します。

最後に、博士課程に進み、研究に打ち込むことを許してくれた家族に感謝致します。

参 考 文 献

- [1] Ungyeon Yang and Gerard Jounghyun Kim. Implementation and evaluation of “just follow me” : An immersive, vr-based, motion-training system. *Presence*, Vol. 11, No. 3, pp. 304–323, 2002. doi:10.1162/105474602317473240.
- [2] Hiroki Kawasaki, Hiroyuki Iizuka, Shin Okamoto, Hideyuki Ando, and Taro Maeda. Collaboration and skill transmission by first-person perspective view sharing system. In *19th International Symposium in Robot and Human Interactive Communication*, pp. 125–131. IEEE, September 2010.
- [3] Hitoshi Kawasaki, Sohei Wakisaka, Hiroto Saito, Atsushi Hiyama, and Masahiko Inami. A system for augmenting humans’ ability to learn kendama tricks through virtual reality training. In *Proceedings of the Augmented Humans International Conference 2022*, AHs ’22, pp. 152–161. ACM, April 2022.
- [4] Chenguang Yang, Peidong Liang, Arash Ajoudani, Zhijun Li, and Antonio Bicchi. Development of a robotic teaching interface for human to human skill transfer. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 710–716. IEEE, October 2016.
- [5] MHD Yamen Saraiji, Tomoya Sasaki, Reo Matsumura, Kouta Minamizawa, and Masahiko Inami. Fusion: Full body surrogacy for collaborative communication. In *ACM SIGGRAPH 2018 Emerging Technologies*, SIGGRAPH ’18. ACM, 2018. URL: <https://doi.org/10.1145/3214907.3214912>, doi:10.1145/3214907.3214912.

- [6] Rebecca Fribourg, Nami Ogawa, Ludovic Hoyet, Ferran Argelaguet, Takuji Narumi, Michitaka Hirose, and Anatole Lécuyer. Virtual co-embodiment: Evaluation of the sense of agency while sharing the control of a virtual body among two individuals. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 27, No. 10, pp. 4023–4038, 2021. doi:10.1109/TVCG.2020.2999197.
- [7] Takayoshi Hagiwara, Gowrishankar Ganesh, Maki Sugimoto, Masahiko Inami, and Michiteru Kitazaki. Individuals prioritize the reach straightness and hand jerk of a shared avatar over their own. *iScience*, Vol. 23, No. 12, p. 101732, 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2589004220309299>, doi:<https://doi.org/10.1016/j.isci.2020.101732>.
- [8] Yuki Kishita, Hiroshi Ueda, and Makio Kashino. Eye and head movements of elite baseball players in real batting. *Frontiers in Sports and Active Living*, Vol. 2, , 2020. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fspor.2020.00003>, doi:10.3389/fspor.2020.00003.
- [9] Satoshi Saga, Kevin Vlack, Hiroyuki Kajimoto, and Susumu Tachi. Haptic video. In *ACM SIGGRAPH 2005 Emerging Technologies*, SIGGRAPH '05, p. 7–es. ACM, 2005. URL: <https://doi.org/10.1145/1187297.1187305>, doi:10.1145/1187297.1187305.
- [10] Jack A Adams. A closed-loop theory of motor learning. *J. Mot. Behav.*, Vol. 3, No. 2, pp. 111–149, June 1971.
- [11] Richard A Magill. *Motor Learning and Control: Concepts and Applications*. 2004.
- [12] Daniel B Willingham. A neuropsychological theory of motor skill learning. *Psychol. Rev.*, Vol. 105, No. 3, pp. 558–584, July 1998.

- [13] Julien Doyon and Habib Benali. Reorganization and plasticity in the adult brain during learning of motor skills. *Curr. Opin. Neurobiol.*, Vol. 15, No. 2, pp. 161–167, April 2005.
- [14] Timothy D Lee, Stephan P Swinnen, and Deborah J Serrien. Cognitive effort and motor learning. *Quest*, Vol. 46, No. 3, pp. 328–344, August 1994.
- [15] Mark A Guadagnoli and Timothy D Lee. Challenge point: a framework for conceptualizing the effects of various practice conditions in motor learning. *J. Mot. Behav.*, Vol. 36, No. 2, pp. 212–224, June 2004.
- [16] Rebecca Lewthwaite and Gabriele Wulf. Grand challenge for movement science and sport psychology: embracing the social-cognitive-affective-motor nature of motor behavior. *Front. Psychol.*, Vol. 1, p. 42, August 2010.
- [17] Gabriele Wulf. Attentional focus and motor learning: a review of 15 years. *Int. Rev. Sport Exerc. Psychol.*, Vol. 6, No. 1, pp. 77–104, September 2013.
- [18] Olof Rosenqvist and Oskar Nordström Skans. Confidence enhanced performance? – the causal effects of success on future performance in professional golf tournaments. *J. Econ. Behav. Organ.*, Vol. 117, pp. 281–295, September 2015.
- [19] Rokhsareh Badami, Mohammad Vaez Mousavi, Gabriele Wulf, and Mahdi Namazizadeh. Feedback about more accurate versus less accurate trials: differential effects on self-confidence and activation. *Res. Q. Exerc. Sport*, Vol. 83, No. 2, pp. 196–203, June 2012.
- [20] Esmaeel Saemi, Jared M Porter, Ahmad Ghotbi-Varzaneh, Mehdi Zarghami, and Farzad Maleki. Knowledge of results after relatively good trials enhances self-efficacy and motor learning. *Psychol. Sport Exerc.*, Vol. 13, No. 4, pp. 378–382, July 2012.

- [21] Albert Bandura. Self-efficacy: toward a unifying theory of behavioral change. *Psychol. Rev.*, Vol. 84, No. 2, pp. 191–215, March 1977.
- [22] David Stevens, David I Anderson, Nicholas J O’Dwyer, and A Mark Williams. Does self-efficacy mediate transfer effects in the learning of easy and difficult motor skills? *Conscious. Cogn.*, Vol. 21, No. 3, pp. 1122–1128, September 2012.
- [23] Luigi A M Pascua, Gabriele Wulf, and Rebecca Lewthwaite. Additive benefits of external focus and enhanced performance expectancy for motor learning. *J. Sports Sci.*, Vol. 33, No. 1, pp. 58–66, 2015.
- [24] Gabriele Wulf and Rebecca Lewthwaite. Optimizing performance through intrinsic motivation and attention for learning: The OPTIMAL theory of motor learning. *Psychon. Bull. Rev.*, Vol. 23, No. 5, pp. 1382–1414, October 2016.
- [25] Carolina Granados and Gabriele Wulf. Enhancing motor learning through dyad practice: contributions of observation and dialogue. *Res. Q. Exerc. Sport*, Vol. 78, No. 3, pp. 197–203, June 2007.
- [26] Wayne L Shebilskem, J Wesley Regian, Winfred Arthur, and Jeffrey A Jordan. A dyadic protocol for training complex skills. *Hum. Factors*, Vol. 34, No. 3, pp. 369–374, June 1992.
- [27] Charles H Shea, Gabriele Wulf, and Chad Whitacre. Enhancing training efficiency and effectiveness through the use of dyad training. *J. Mot. Behav.*, Vol. 31, No. 2, pp. 119–125, June 1999.
- [28] Nancy H McNevin, Gabriele Wulf, and Christine Carlson. Effects of attentional focus, self-control, and dyad training on motor learning: implications for physical rehabilitation. *Phys. Ther.*, Vol. 80, No. 4, pp. 373–385, April 2000.

- [29] Larry R Squire and Stuart M Zola. Structure and function of declarative and nondeclarative memory systems. *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, Vol. 93, No. 24, pp. 13515–13522, November 1996.
- [30] Rachel M Brown and Edwin M Robertson. Off-line processing: reciprocal interactions between declarative and procedural memories. *J. Neurosci.*, Vol. 27, No. 39, pp. 10468–10475, September 2007.
- [31] Neechi Mosha and Edwin M Robertson. Unstable memories create a high-level representation that enables learning transfer. *Curr. Biol.*, Vol. 26, No. 1, pp. 100–105, January 2016.
- [32] Yasuyoshi Yokokohji, Ralph L Hollis, Takeo Kanade, Kazuyuki Henmi, and Tsuneo Yoshikawa. Toward machine mediated training of motor skills. skill transfer from human to human via virtual environment. In *Proceedings 5th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication. RO-MAN'96 TSUKUBA*, pp. 32–37. IEEE, 1996.
- [33] Daniel J Scott, Patricia C Bergen, Robert V Rege, Royce Laycock, Seifu T Tesfay, James R Valentine, David M Euhus, Rohan D Jeyarajah, William M Thompson, and Daniel B Jones. Laparoscopic training on bench models: better and more cost effective than operating room experience? *J. Am. Coll. Surg.*, Vol. 191, No. 3, pp. 272–283, September 2000.
- [34] Jessica K Witt, Sally A Linkenauger, and Dennis R Proffitt. Get me out of this slump! visual illusions improve sports performance. *Psychol. Sci.*, Vol. 23, No. 4, pp. 397–399, April 2012.
- [35] Guillaume Chauvel, Gabriele Wulf, and François Maquestiaux. Visual illusions can facilitate sport skill learning. *Psychon. Bull. Rev.*, Vol. 22, No. 3, pp. 717–721, June 2015.
- [36] Teodor P Grantcharov, V B Kristiansen, Jørgen Bendix, L Bardram, J Rosenberg, and Peter Funch-Jensen. Randomized clinical trial of vir-

- tual reality simulation for laparoscopic skills training. *Br. J. Surg.*, Vol. 91, No. 2, pp. 146–150, February 2004.
- [37] Gunnar Ahlberg, Rolf Hultcrantz, Edgar Jaramillo, Annika Lindblom, and Dag Arvidsson. Virtual reality colonoscopy simulation: a compulsory practice for the future colonoscopist? *Endoscopy*, Vol. 37, No. 12, pp. 1198–1204, December 2005.
- [38] Ryo Kikuuwe and Tsuneo Yoshikawa. Haptic display device with fingertip presser for motion/force teaching to human. In *Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.01CH37164)*, Vol. 1, pp. 868–873 vol.1. IEEE, 2001.
- [39] Kazuyuki Henmi and Tsuneo Yoshikawa. Virtual lesson and its application to virtual calligraphy system. In *Proceedings. 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.98CH36146)*, Vol. 2, pp. 1275–1280 vol.2. IEEE, 1998.
- [40] Simone Kager, Asif Hussain, Adele Cherpín, Alejandro Melendez-Calderon, Atsushi Takagi, Satoshi Endo, Etienne Burdet, Sandra Hirche, Marcelo H Ang, and Domenico Campolo. The effect of skill level matching in dyadic interaction on learning of a tracing task. *IEEE Int. Conf. Rehabil. Robot.*, Vol. 2019, pp. 824–829, June 2019.
- [41] Jonathan Douissard, Monika E. Hagen, and P. Morel. *The da Vinci Surgical System*, pp. 13–27. Springer International Publishing, Cham, 2019. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-17223-7_3, doi:10.1007/978-3-030-17223-7_3.
- [42] Sergio Maeso, Mercedes Reza, Julio A Mayol, Juan A Blasco, Mercedes Guerra, Elena Andradás, and María N Plana. Efficacy of the da vinci surgical system in abdominal surgery compared with that of laparoscopy: A

- systematic review and Meta-Analysis. *Annals of Surgery*, Vol. 252, No. 2, 2010.
- [43] Susumu Tachi, Yasuyuki Inoue, and Fumihiro Kato. Telesar vi: Telexistence surrogate anthropomorphic robot vi. *International Journal of Humanoid Robotics*, Vol. 17, No. 05, p. 2050019, 2020. URL: <https://doi.org/10.1142/S021984362050019X>, arXiv:<https://doi.org/10.1142/S021984362050019X>, doi:10.1142/S021984362050019X.
- [44] Masahiro Shiomi, Kodai Shatani, Takashi Minato, and Hiroshi Ishiguro. How should a robot react before people’s touch?: Modeling a pre-touch reaction distance for a robot’s face. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 3, No. 4, pp. 3773–3780, 2018. doi:10.1109/LRA.2018.2856303.
- [45] Federico Parietti and Harry H. Asada. Dynamic analysis and state estimation for wearable robotic limbs subject to human-induced disturbances. In *2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3880–3887, 2013. doi:10.1109/ICRA.2013.6631123.
- [46] Gionata Salvietti, Irfan Hussain, and Domenico Prattichizzo. *The Robotic Sixth Finger: A Wearable Compensatory Tool to Regain Grasping Capabilities in Paretic Hands*, pp. 423–437. Springer International Publishing, Cham, 2018. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-51532-8_26, doi:10.1007/978-3-319-51532-8_26.
- [47] Kohei Umezawa, Yuta Suzuki, Gowrishankar Ganesh, and Yoichi Miyawaki. Bodily ownership of an independent supernumerary limb: an exploratory study. *Scientific Reports*, Vol. 12, No. 1, p. 2339, February 2022.
- [48] Tomoya Sasaki, MHD Yamen Saraiji, Charith Lasantha Fernando, Kouta Minamizawa, and Masahiko Inami. Metalimbs: Metamorphosis for multiple arms interaction using artificial limbs. In *ACM SIGGRAPH 2017 Posters*,

- SIGGRAPH '17. ACM, 2017. URL: <https://doi.org/10.1145/3102163.3102166>, doi:10.1145/3102163.3102166.
- [49] Madeline Balaam, Stefan Rennick Egglestone, Geraldine Fitzpatrick, Tom Rodden, Ann-Marie Hughes, Anna Wilkinson, Thomas Nind, Lesley Axelrod, Eric Harris, Ian Ricketts, Susan Mawson, and Jane Burridge. Motivating mobility: Designing for lived motivation in stroke rehabilitation. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '11, p. 3073–3082. ACM, 2011. URL: <https://doi.org/10.1145/1978942.1979397>, doi:10.1145/1978942.1979397.
- [50] Lena Mamykina, Elizabeth Mynatt, Patricia Davidson, and Daniel Greenblatt. Mahi: Investigation of social scaffolding for reflective thinking in diabetes management. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '08, p. 477–486. ACM, 2008. URL: <https://doi.org/10.1145/1357054.1357131>, doi:10.1145/1357054.1357131.
- [51] Bonnie A. Nardi, Heinrich Schwarz, Allan Kuchinsky, Robert Leichner, Steve Whittaker, and Robert Sciabassi. Turning away from talking heads: the use of video-as-data in neurosurgery. In *Proceedings of the INTERACT '93 and CHI '93 Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '93, p. 327–334. ACM, 1993. URL: <https://doi.org/10.1145/169059.169261>, doi:10.1145/169059.169261.
- [52] Robert E. Kraut, Mark D. Miller, and Jane Siegel. Collaboration in performance of physical tasks: effects on outcomes and communication. In *Proceedings of the 1996 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, CSCW '96, p. 57–66. ACM, 1996. URL: <https://doi.org/10.1145/240080.240190>, doi:10.1145/240080.240190.
- [53] David J. Roberts, Arturo S. Garcia, Janki Dodiya, Robin Wolff, Allen J.

- Fairchild, and Terrence Fernando. Collaborative telepresence workspaces for space operation and science. In *2015 IEEE Virtual Reality (VR)*, pp. 275–276, 2015. doi:10.1109/VR.2015.7223402.
- [54] Carmine Elvezio, Mengu Sukan, Ohan Oda, Steven Feiner, and Barbara Tversky. Remote collaboration in ar and vr using virtual replicas. In *ACM SIGGRAPH 2017 VR Village*, SIGGRAPH '17. ACM, 2017. URL: <https://doi.org/10.1145/3089269.3089281>, doi:10.1145/3089269.3089281.
- [55] Bob G. Witmer and Michael J. Singer. Measuring Presence in Virtual Environments: A Presence Questionnaire. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, Vol. 7, No. 3, pp. 225–240, 06 1998. URL: <https://doi.org/10.1162/105474698565686>, arXiv:<https://direct.mit.edu/pvar/article-pdf/7/3/225/1836425/105474698565686.pdf>, doi:10.1162/105474698565686.
- [56] Jiazhi Ou, Susan R. Fussell, Xilin Chen, Leslie D. Setlock, and Jie Yang. Gestural communication over video stream: supporting multimodal interaction for remote collaborative physical tasks. In *Proceedings of the 5th International Conference on Multimodal Interfaces*, ICMI '03, p. 242–249. ACM, 2003. URL: <https://doi.org/10.1145/958432.958477>, doi:10.1145/958432.958477.
- [57] Susanna Nilsson, Bjorn Johansson, and Arne Jonsson. Using ar to support cross-organisational collaboration in dynamic tasks. In *2009 8th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, pp. 3–12, 2009. doi:10.1109/ISMAR.2009.5336522.
- [58] Tzung-Jin Lin, Henry Been-Lirn Duh, Nai Li, Hung-Yuan Wang, and Chin-Chung Tsai. An investigation of learners' collaborative knowledge construction performances and behavior patterns in an augmented reality simulation system. *Computers & Education*, Vol. 68, pp. 314–321,

2013. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360131513001322>, doi:<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2013.05.011>.
- [59] Hiroyuki Iizuka, Daisuke Kondo, Hiroki Kawasaki, Hideyuki Ando, and Taro Maeda. Coordinated behavior between visually coupled dyads. In *Proceedings of the 2nd Augmented Human International Conference, AH '11*. ACM, 2011. URL: <https://doi.org/10.1145/1959826.1959849>, doi:10.1145/1959826.1959849.
- [60] Shunichi Kasahara, Mitsuhiro Ando, Kiyoshi Suganuma, and Jun Rekimoto. Parallel eyes: Exploring human capability and behaviors with paralleled first person view sharing. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '16*, p. 1561–1572. ACM, 2016. URL: <https://doi.org/10.1145/2858036.2858495>, doi:10.1145/2858036.2858495.
- [61] Jun Nishida and Kenji Suzuki. Biosync: A paired wearable device for blending kinesthetic experience. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '17*, p. 3316–3327. ACM, 2017. URL: <https://doi.org/10.1145/3025453.3025829>, doi:10.1145/3025453.3025829.
- [62] Hideyuki Nakanishi, Kazuaki Tanaka, and Yuya Wada. Remote handshaking: touch enhances video-mediated social telepresence. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '14*, p. 2143–2152. ACM, 2014. URL: <https://doi.org/10.1145/2556288.2557169>, doi:10.1145/2556288.2557169.
- [63] Daniel Leithinger, Sean Follmer, Alex Olwal, and Hiroshi Ishii. Physical telepresence: shape capture and display for embodied, computer-mediated remote collaboration. In *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium*

- on User Interface Software and Technology*, UIST '14, p. 461–470. ACM, 2014. URL: <https://doi.org/10.1145/2642918.2647377>, doi:10.1145/2642918.2647377.
- [64] Kazuki Katayama, Maria Pozzi, Yoshihiro Tanaka, Kouta Minamizawa, and Domenico Prattichizzo. Shared haptic perception for human-robot collaboration. In Ilana Nisky, Jess Hartcher-O'Brien, Michaël Wiertlewski, and Jeroen Smeets, editors, *Haptics: Science, Technology, Applications*, pp. 536–544, Cham, 2020. Springer International Publishing. doi:https://doi.org/10.1007/978-3-030-58147-3_59.
- [65] Mahdi Khoramshahi and Aude Billard. A dynamical system approach to task-adaptation in physical human-robot interaction. *Autonomous Robots*, Vol. 43, No. 4, pp. 927–946, April 2019.
- [66] Luka Peternel, Nikos Tsagarakis, and Arash Ajoudani. A human-robot co-manipulation approach based on human sensorimotor information. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 25, No. 7, pp. 811–822, 2017. doi:10.1109/TNSRE.2017.2694553.
- [67] Daniel M Wolpert, Jörn Diedrichsen, and J Randall Flanagan. Principles of sensorimotor learning. *Nature Reviews Neuroscience*, Vol. 12, No. 12, pp. 739–751, December 2011.
- [68] David W. Franklin and Daniel M. Wolpert. Computational mechanisms of sensorimotor control. *Neuron*, Vol. 72, No. 3, pp. 425–442, 2011. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0896627311008919>, doi:<https://doi.org/10.1016/j.neuron.2011.10.006>.
- [69] Gowrishankar Ganesh and Etienne Burdet. Motor planning explains human behaviour in tasks with multiple solutions. *Robotics and Autonomous*

- Systems*, Vol. 61, No. 4, pp. 362–368, 2013. Models and Technologies for Multi-modal Skill Training. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889012001790>, doi:<https://doi.org/10.1016/j.robot.2012.09.024>.
- [70] Jörn Diedrichsen, Olivier White, Darren Newman, and Níall Lally. Use-dependent and error-based learning of motor behaviors. *Journal of Neuroscience*, Vol. 30, No. 15, pp. 5159–5166, 2010. URL: <https://www.jneurosci.org/content/30/15/5159>, arXiv:<https://www.jneurosci.org/content/30/15/5159.full.pdf>, doi:10.1523/JNEUROSCI.5406-09.2010.
- [71] Gowrishankar. Ganesh, Masahiko. Haruno, Mitsuo. Kawato, and Etienne. Burdet. Motor memory and local minimization of error and effort, not global optimization, determine motor behavior. *Journal of Neurophysiology*, Vol. 104, No. 1, pp. 382–390, 2010. PMID: 20484533. URL: <https://doi.org/10.1152/jn.01058.2009>, arXiv:<https://doi.org/10.1152/jn.01058.2009>, doi:10.1152/jn.01058.2009.
- [72] Mattia Gallotti and Chris D. Frith. Social cognition in the we-mode. *Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 17, No. 4, pp. 160–165, 2013. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364661313000417>, doi:<https://doi.org/10.1016/j.tics.2013.02.002>.
- [73] Gowrishankar. Ganesh, Atsushi. Takagi, Rieko. Osu, Toshinori. Yoshioka, Mitsuo. Kawato, and Etienne. Burdet. Two is better than one: Physical interactions improve motor performance in humans. *Scientific Reports*, Vol. 4, p. 3824, 01 2014. URL: <https://www.proquest.com/scholarly-journals/two-is-better-than-one-physical-interactions/docview/1897802821/se-2>.

- [74] Atsushi Takagi, Gowrishankar Ganesh, Toshinori Yoshioka, Mitsuo Kawato, and Etienne Burdet. Physically interacting individuals estimate the partner's goal to enhance their movements. *Nature Human Behaviour*, Vol. 1, No. 3, p. 0054, March 2017.
- [75] Atsushi Takagi, Masaya Hirashima, Daichi Nozaki, and Etienne Burdet. Individuals physically interacting in a group rapidly coordinate their movement by estimating the collective goal. *eLife*, Vol. 8, p. e41328, feb 2019. URL: <https://doi.org/10.7554/eLife.41328>, doi:10.7554/eLife.41328.
- [76] Matteo Candidi, Arianna Curioni, Francesco Donnarumma, Lucia Maria Sacheli, and Giovanni Pezzulo. Interactional leader-follower sensorimotor communication strategies during repetitive joint actions. *J. R. Soc. Interface*, Vol. 12, No. 110, p. 0644, September 2015.
- [77] Lucia Maria Sacheli, Emmanuele Tidoni, Enea Francesco Pavone, Salvatore Maria Aglioti, and Matteo Candidi. Kinematics fingerprints of leader and follower role-taking during cooperative joint actions. *Exp. Brain Res.*, Vol. 226, No. 4, pp. 473–486, May 2013.
- [78] Merle T Fairhurst, Petr Janata, and Peter E Keller. Leading the follower: an fMRI investigation of dynamic cooperativity and leader-follower strategies in synchronization with an adaptive virtual partner. *Neuroimage*, Vol. 84, pp. 688–697, January 2014.
- [79] Giacomo Novembre, Zoe Mitsopoulos, and Peter E Keller. Empathic perspective taking promotes interpersonal coordination through music. *Sci. Rep.*, Vol. 9, No. 1, p. 12255, August 2019.
- [80] Ryo Takizawa, Takayoshi Hagiwara, Adrien Verhulst, Masaaki Fukuoka, Michiteru Kitazaki, and Maki Sugimoto. Dynamic shared limbs: An adaptive shared body control method using emg sensors. In *Proceedings*

- of the Augmented Humans International Conference 2021*, AHs '21, p. 10–18. ACM, 2021. URL: <https://doi.org/10.1145/3458709.3458932>, doi:10.1145/3458709.3458932.
- [81] Shaun Gallagher. Philosophical conceptions of the self: implications for cognitive science. *Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 4, No. 1, pp. 14–21, 2000. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364661399014175>, doi:[https://doi.org/10.1016/S1364-6613\(99\)01417-5](https://doi.org/10.1016/S1364-6613(99)01417-5).
- [82] Harin Hapuarachchi and Michiteru Kitazaki. Knowing the intention behind limb movements of a partner increases embodiment towards the limb of joint avatar. *Scientific Reports*, Vol. 12, No. 1, p. 11453, July 2022.
- [83] Harin Hapuarachchi, Takayoshi Hagiwara, Gowrishankar Ganesh, and Michiteru Kitazaki. Effect of connection induced upper body movements on embodiment towards a limb controlled by another during virtual co-embodiment. *PLOS ONE*, Vol. 18, No. 1, pp. 1–22, 01 2023. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0278022>, doi:10.1371/journal.pone.0278022.
- [84] Daiki Kodama, Takato Mizuho, Yuji Hatada, Takuji Narumi, and Michitaka Hirose. Effects of collaborative training using virtual co-embodiment on motor skill learning. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 29, No. 5, pp. 2304–2314, 2023. doi:10.1109/TVCG.2023.3247112.
- [85] Haruto Takita, Yuji Hatada, Takuji Narumi, and Michitaka Hirose. Effects of virtual co-embodiment on declarative memory-based motor skill learning. In *ACM Symposium on Applied Perception 2023*, SAP '23. ACM, 2023. URL: <https://doi.org/10.1145/3605495.3605797>, doi:10.1145/3605495.3605797.

- [86] Daiki Kodama, Takato Mizuho, Yuji Hatada, Takuji Narumi, and Michitaka Hirose. Enhancing the sense of agency by transitional weight control in virtual co-embodiment. In *2022 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, pp. 278–286, 2022. doi:10.1109/ISMAR55827.2022.00043.
- [87] Yasunobu Katsumata, Yasuyuki Inoue, Satoshi Toriumi, Hiroki Ishimoto, Harin Hapuarachchi, and Michiteru Kitazaki. Shared avatar for hand movement imitation: Subjective and behavioral analyses. *IEEE Access*, Vol. 11, pp. 96710–96717, 2023. doi:10.1109/ACCESS.2023.3312179.
- [88] Yoshihiro Tanaka, Takumi Katagiri, Hikari Yukawa, Takumi Nishimura, Ryohei Tanada, Itsuki Ogura, Takayoshi Hagiwara, and Kouta Minamizawa. Sensorimotor control sharing with vibrotactile feedback for body integration through avatar robot. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 7, No. 4, pp. 9509–9516, 2022. doi:10.1109/LRA.2022.3191191.
- [89] Tadatoshi Kurogi, Yuji Yonehara, Roshan Lalintha Peiris, Takeshi Fujiwara, and Kouta Minamizawa. Haptic plaster: Soft, thin, light and flexible haptic display using dea composed of slide-ring material for daily life. In *ACM SIGGRAPH 2019 Emerging Technologies*, SIGGRAPH '19. ACM, 2019. URL: <https://doi.org/10.1145/3305367.3327983>, doi:10.1145/3305367.3327983.
- [90] Giacomo Rizzolatti, Luciano Fadiga, Vittorio Gallese, and Leonardo Fogassi. Premotor cortex and the recognition of motor actions. *Brain Res. Cogn. Brain Res.*, Vol. 3, No. 2, pp. 131–141, March 1996.
- [91] Giacomo Rizzolatti and Laila Craighero. The mirror-neuron system. *Annu. Rev. Neurosci.*, Vol. 27, pp. 169–192, 2004.
- [92] Andrew A G Mattar and Paul L Gribble. Motor learning by observing. *Neuron*, Vol. 46, No. 1, pp. 153–160, April 2005.

- [93] Daniel M. Wegner, Betsy Sparrow, and Lea Winerman. Vicarious agency: Experiencing control over the movements of others. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 86, No. 6, p. 838–848, 2004. doi:<https://doi.org/10.1037/0022-3514.86.6.838>.
- [94] Elena Kokkinara, Konstantina Kilteni, Kristopher J. Blom, and Mel Slater. First person perspective of seated participants over a walking virtual body leads to illusory agency over the walking. *Scientific Reports*, Vol. 6, p. 28879, 2016. doi:<https://doi.org/10.1038/srep28879>.
- [95] John A. Dewey, Elisabeth Pacherie, and Guenther Knoblich. The phenomenology of controlling a moving object with another person. *Cognition*, Vol. 132, No. 3, pp. 383–397, 2014. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010027714000857>, doi:<https://doi.org/10.1016/j.cognition.2014.05.002>.
- [96] Chl   Farrer, M. Bouchereau, Marc Jeannerod, and Nicolas Franck. Effect of distorted visual feedback on the sense of agency. *Behavioural Neurology*, Vol. 19, No. 1-2, pp. 53–57, 2008. URL: <https://doi.org/10.1155/2008/425267>, doi:10.1155/2008/425267.
- [97] Takayoshi Hagiwara, Takumi Katagiri, Hikari Yukawa, Itsuki Ogura, Ryohei Tanada, Takumi Nishimura, Yoshihiro Tanaka, and Kouta Minamizawa. Collaborative avatar platform for collective human expertise. In *SIGGRAPH Asia 2021 Emerging Technologies*, SA '21 Emerging Technologies. ACM, 2021. URL: <https://doi.org/10.1145/3476122.3484841>, doi:10.1145/3476122.3484841.
- [98] 萩原隆義, 湯川光, 西村匠生, 棚田亮平, 田中由浩, 南澤孝太. ロボットアバターを通じた身体融合に基づく身体的協調. 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol. 27, No. 4, pp. 435–446, 2022. doi:10.18974/tvrsj.27.4_435.

- [99] Franz Faul, Edgar Erdfelder, Axel Buchner, and Albert-Georg Lang. Statistical power analyses using G*Power 3.1: tests for correlation and regression analyses. *Behav. Res. Methods*, Vol. 41, No. 4, pp. 1149–1160, November 2009.
- [100] Stanley Coren. *The Left-hander Syndrome: The Causes and Consequences of Left-handedness*. Vintage Books, 1993. URL: https://books.google.to/books?id=DKREHaP_954C.
- [101] Jacob O. Wobbrock, Leah Findlater, Darren Gergle, and James J. Higgins. The aligned rank transform for nonparametric factorial analyses using only anova procedures. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '11, p. 143–146. ACM, 2011. URL: <https://doi.org/10.1145/1978942.1978963>, doi:10.1145/1978942.1978963.
- [102] Michael G. Kenward and James H. Roger. Small sample inference for fixed effects from restricted maximum likelihood. *Biometrics*, Vol. 53, No. 3, pp. 983–997, 1997. URL: <http://www.jstor.org/stable/2533558>.
- [103] Stan Salvador and Philip Ka-Fai Chan. *Fastdtw: Toward accurate dynamic time warping in linear time and space*. 2004.
- [104] Laura Aymerich-Franch, Damien Petit, Gowrishankar Ganesh, and Abderrahmane Kheddar. Object touch by a humanoid robot avatar induces haptic sensation in the real hand. *Journal of Computer-Mediated Communication*, Vol. 22, No. 4, pp. 215–230, 2017. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/jcc4.12188>, arXiv:<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/jcc4.12188>, doi:<https://doi.org/10.1111/jcc4.12188>.
- [105] Dalila Burin, Konstantina Kilteni, Marco Rabuffetti, Mel Slater, and Lorenzo Pia. Body ownership increases the interference between observed and executed movements. *PLOS ONE*, Vol. 14, No. 1, pp. 1–

- 16, 01 2019. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0209899>, doi:10.1371/journal.pone.0209899.
- [106] Shunichi Kasahara, Keina Konno, Richi Owaki, Tsubasa Nishi, Akiko Takeshita, Takayuki Ito, Shoko Kasuga, and Junichi Ushiba. Malleable embodiment: Changing sense of embodiment by spatial-temporal deformation of virtual human body. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, p. 6438–6448. ACM, 2017. URL: <https://doi.org/10.1145/3025453.3025962>, doi:10.1145/3025453.3025962.
- [107] John Brooke. Sus: A quick and dirty usability scale. *Usability Eval. Ind.*, Vol. 189, , 11 1995.
- [108] Neville Hogan. An organizing principle for a class of voluntary movements. *J. Neurosci.*, Vol. 4, No. 11, pp. 2745–2754, November 1984.
- [109] Tamar Flash and Neville Hogan. The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model. *J. Neurosci.*, Vol. 5, No. 7, pp. 1688–1703, July 1985.
- [110] Kenji Takada, Kohtaro Yashiro, and Masato Takagi. Reliability and sensitivity of jerk-cost measurement for evaluating irregularity of chewing jaw movements. *Physiol. Meas.*, Vol. 27, No. 7, pp. 609–622, July 2006.
- [111] Domenico Formica, Maurizio Petrarca, Stefano Rossi, Loredana Zollo, Eugenio Guglielmelli, and Paolo Cappa. Shoulder motor performance assessment in the sagittal plane in children with hemiplegia during single joint pointing tasks. *Biomed. Eng. Online*, Vol. 13, No. 1, p. 106, July 2014.
- [112] Shigeru Kitazawa. Quantitative evaluation of reaching movements in cats with and without cerebellar lesions using normalized integral of jerk. *Role of the cerebellum and basal ganglia in voluntary movement*, 1993.

- [113] Juliet Popper Shaffer. Modified sequentially rejective multiple test procedures. *J. Am. Stat. Assoc.*, Vol. 81, No. 395, p. 826, September 1986.
- [114] Jeffrey Lee Rasmussen. Algorithm for shaffer’S multiple comparison tests. *Educ. Psychol. Meas.*, Vol. 53, No. 2, pp. 329–335, June 1993.
- [115] John R Donoghue. Implementing shaffer’ s multiple comparison procedure for a large number of groups. In *Recent Developments in Multiple Comparison Procedures*, Lecture notes-monograph series, pp. 1–23. Institute of Mathematical Statistics, Beachwood, Ohio, USA, 2004.
- [116] Maryam Alimardani, Shuichi Nishio, and Hiroshi Ishiguro. Humanlike robot hands controlled by brain activity arouse illusion of ownership in operators. *Sci. Rep.*, Vol. 3, No. 1, p. 2396, 2013.
- [117] Maryam Alimardani, Shuichi Nishio, and Hiroshi Ishiguro. BCI-teleoperated androids; a study of embodiment and its effect on motor imagery learning. In *2015 IEEE 19th International Conference on Intelligent Engineering Systems (INES)*, pp. 347–352. IEEE, September 2015.
- [118] Manos Tsakiris, Gita Prabhu, and Patrick Haggard. Having a body versus moving your body: How agency structures body-ownership. *Conscious. Cogn.*, Vol. 15, No. 2, pp. 423–432, June 2006.
- [119] Timothy Dummer, Alexandra Picot-Annand, Tristan Neal, and Chris Moore. Movement and the rubber hand illusion. *Perception*, Vol. 38, No. 2, pp. 271–280, 2009.
- [120] Antonella Maselli and Mel Slater. The building blocks of the full body ownership illusion. *Front. Hum. Neurosci.*, Vol. 7, p. 83, March 2013.
- [121] Jean Jacques Temprado and Michel Laurent. Attentional load associated with performing and stabilizing a between-persons coordination of rhythmic

- limb movements. *Acta Psychol. (Amst.)*, Vol. 115, No. 1, pp. 1–16, January 2004.
- [122] Michael J Richardson, Kerry L Marsh, Robert W Isenhower, Justin R L Goodman, and R C Schmidt. Rocking together: dynamics of intentional and unintentional interpersonal coordination. *Hum. Mov. Sci.*, Vol. 26, No. 6, pp. 867–891, December 2007.
- [123] Kyongsik Yun, Katsumi Watanabe, and Shinsuke Shimojo. Interpersonal body and neural synchronization as a marker of implicit social interaction. *Sci. Rep.*, Vol. 2, No. 1, p. 959, December 2012.
- [124] Kenta Hashiura, Takayoshi Hagiwara, Giulia Barbareschi, Sohei Wakisaka, and Kouta Minamizawa. “together with who?” recognizing partners during collaborative avatar manipulation. *ACM Trans. Appl. Percept.*, Vol. 21, No. 4, pp. 1–16, October 2024.
- [125] Mitsuo Kawato. Internal models for motor control and trajectory planning. *Curr. Opin. Neurobiol.*, Vol. 9, No. 6, pp. 718–727, December 1999.