



Pseudo-haptics 適用下の手の運動制御モデルの構築と比較

吉井秀旭¹⁾, 鳴海拓志¹⁾, 松本啓吾^{2,3)}

Hideaki YOSHII, Takuji NARUMI, and Keigo MATSUMOTO

1) 東京大学大学院情報理工学系研究科 (〒 113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1, {yoshii-hideaki, narumi}@cyber.t.u-tokyo.ac.jp)

2) 筑波大学システム情報系 (〒 305-8577 茨城県つくば市天王台 1-1-1, matsumoto@iit.tsukuba.ac.jp)

3) 産業技術総合研究所人間社会拡張研究部門 (〒 305-8560 茨城県つくば市梅園 1-1-1)

概要: 視覚操作で擬似的な触力覚を提示する Pseudo-haptics は, バーチャル環境の臨場感向上に寄与する一方, 生じる知覚や運動の個人差が大きいことが指摘されている. 本研究では, 個人差を考慮して Pseudo-haptics を設計可能にすることを狙い, 生体運動制御理論である能動的推論と確率的最適フィードバック制御に基づく運動制御モデルを構築し, 両モデルの適合性を調べた. その結果, 前者は一部の実験参加者の Pseudo-haptics 下のリーチング運動を再現したが, 後者は適合性が低かった.

キーワード: Pseudo-haptics, 能動的推論, 確率的最適フィードバック制御, シミュレーション

1. はじめに

触力覚はバーチャルリアリティ (VR) において臨場感を向上させる重要な要素であり, その提示のためにさまざまな手法が開発されてきた. 近年では, 触力覚提示専用のデバイスを必要とせず, ユーザの身体運動を反映した視覚フィードバックの変更によって重量感や摩擦感, 粘性などの触覚特性を提示することができる Pseudo-haptics が, メタバースなどにおいて利用しやすい触力覚提示手法として注目を集めている [1]. Pseudo-haptics は錯覚現象であり, それが生じるメカニズムは完全には明らかになっていないものの, 人口統計学的要因, 感覚特性, 性格特性などの影響を受けて, 生じる効果に個人差があることが知られている. そのため, 提示される知覚の安定性や再現性において課題があり, このことが活用・普及を妨げる一因になっている. この課題を解決するには, 個人差の影響を加味して Pseudo-haptics を設計・提示可能にし, 意図通りの触力覚を提示する手法を確立する必要がある.

個人差の影響を加味して Pseudo-haptics を設計するうえでは, 個人差の影響までを説明可能な Pseudo-haptics のモデルを構築することが有効であると考えられる. Pseudo-haptics の主観的な体験の評価は, 従来アンケートなどの離散的な手法で行われてきたが, 動作中の動的な体験を捉えるには不十分である. 近年は連続的な手の動きから内部プロセスを推定する手法が注目されており, 本研究では, 到達軌跡に基づいて触覚体験を定量的に評価するアプローチを採用する.

計算論的神経科学の分野では, 躍度最小モデルなどを通じて, ヒトの運動生成過程を数理的に解明する試みが行われてきた. 特に, 確率的最適フィードバック制御 [2] は生体ノイズを考慮に入れており, フィッツの法則などの経験的に

観察されているヒトの動作の特徴を説明する. また, 能動的推論 [3] は, 知覚と運動の制御の双方向のプロセスを説明する枠組みとして注目されている.

そこで本研究では, 個人差を考慮して Pseudo-haptics を設計可能にすることを狙い, MyoSuite を改変した人体モデルを, 確率的最適フィードバック制御あるいは能動的推論に基づいて制御する Pseudo-haptics 適用下の手の運動制御モデルを構築する. さらに, 個人差を含む実際のヒトの運動データと両モデルの適合性を調べることで, モデル化の可能性と適切なモデル構築の方法について探索した.

2. Pseudo-haptics 適用下の運動制御モデル

2.1 運動制御シミュレーション環境

本研究では, 個人ごとにパラメータを調整して制御モデルをフィッティングし, その後に視覚フィードバックに時間遅れを与えることによって生じる Pseudo-haptics 環境下での運動をシミュレートすることで, Pseudo-haptics を知覚している際の人間の運動軌跡を予測する. シミュレーション環境には物理エンジンである Mujoco を使用し, 人体モデルとして MyoSuite を採用した.

2.2 利用する生体運動制御理論

シミュレーションでは, 人間の運動生成を模倣する生体運動制御理論の一つを用いて人体モデルを駆動させる. 本研究では, 確率的最適フィードバック制御と能動的推論の 2 種類の制御理論を実装し, モデルの適合性を検討した.

2.2.1 確率的最適フィードバック制御

確率的最適フィードバック制御 [2] は, 確率論と最適制御理論を組み合わせたフレームワークで, 生体運動制御や神経科学の分野で広く応用されている. この理論は, 生体がセンサノイズや運動ノイズなどの不確実性を考慮しながら運

動制御を行う仕組みを説明している。確率的最適フィードバック制御は予測状態を観測信号によって修正するカルマンフィルタを備えた線形二次ガウス制御 (LQG 制御) を基盤としており、カルマンフィルタによって修正された推定状態を用いて、最適フィードバック制御の一つである線形最適制御 (LQR 制御) を行う。

2.2.2 能動的推論

能動的推論は、人間がどのように世界を認識し、計画し、行動するかを説明することを目的として、Friston ら [3] によって提唱された数学的フレームワークである。この理論の根幹には、「脳は常に自分の身体を含めた外環境を予測し内部モデルを生成しており、内部モデルと知覚入力との誤差を最小化しようとする」という予測符号化の考え方がある。

予測符号化の考え方に基づくと、内部モデルが生成する予測信号と感覚信号の誤差が小さくなるように、知覚は内部モデルを更新し (予測符号化)、運動は外環境・感覚信号を変化させる (能動的推論)。つまり、予測符号化のプロセスでは予測信号を感覚信号に近づけることで予測誤差を小さくする一方で、能動的推論では行動によって感覚信号を予測信号に近づけることで予測誤差を小さくする。なお、本研究の場合は、行動の選択が人体モデルの筋出力に該当する。

内部モデルの更新と行動の選択はともに、以下の自由エネルギーを最小化することで、予測誤差を最小化する。

$$F = D[Q(x)||P(x|s)] - \ln P(s) \quad (1)$$

2.3 パラメータフィッティング

本研究では、個人の運動特性をモデルに反映するために、視覚フィードバックに時間遅れを与えていない条件下での実際のユーザの手の運動を計測したデータを制御モデルにフィッティングし、個人ごとにモデルのパラメータを決定する。具体的には、実験参加者の手先運動軌跡とシミュレーションにおける手先運動軌跡の誤差を参加者ごとに最小化するように、シミュレーションに使用するパラメータをベイズ最適化により最適化する。このフィッティングを行ったモデルを使用し、視覚フィードバックに対して時間遅れを与えた場合の手先運動軌跡のシミュレーションの結果と、同様の条件下での実験参加者の手先運動軌跡を比較することで、モデルが Pseudo-haptics 適用下の手の運動制御をどの程度再現できるかを評価する。

3. 運動制御モデルの評価

3.1 実験設計

本研究では、ユーザスタディを通して、シミュレーションモデルが人間の Pseudo-haptics 下の運動をどの程度予測可能であるかを、手先軌道の類似性から評価し、検証した。具体的には、リーチングタスク中に手の運動の視覚フィードバックに時間遅れを与えることで Pseudo-haptics を提示し、その条件下での手先の位置、速度、加速度のデータを取得し、評価した。時間遅れの条件は、0 ms (時間遅れなし)、200 ms, 500 ms, 1000 ms の 4 条件とした。

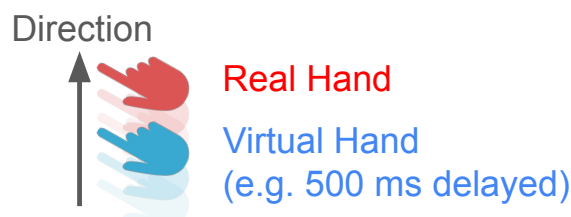


図 1: 時間遅れあり視覚フィードバックの概要。実際の手の位置よりも遅れて表示される。

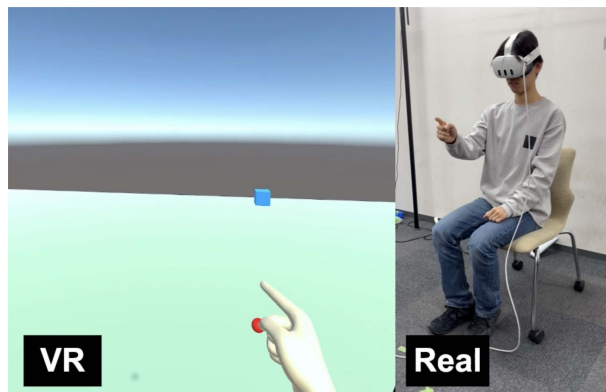


図 2: リーチングタスクの様子。

タスクの試行回数および各条件の実施順序は、Gonzalez ら [4] の先行研究を参考に決定した。具体的には、実験参加者が時間遅れ状態を予測し適応することを防ぐため、統制条件 (0 ms 遅れ) を含んだ上で各条件の順序をランダムにした。その結果、0 ms 遅れ条件は 30 回、その他の条件はそれぞれ 10 回ずつ行われた。

3.2 実験手順

実験参加者は 20 名 (男性 13 名・女性 7 名, 平均年齢 22.45 歳 ($SD = 1.43$)) であった。全ての実験参加者は実験に関する事前知識を持たなかった。実験参加者は右利きが 19 名、左利きが 1 名であった。

実験は下記の手順に従って実施された。なお、実験参加者は任意のタイミングで休憩を取ることが認められていた。実験参加者は、まず実験に関する説明を受けた上で、実験参加に同意し、あわせて参加者の基本情報に関する事前アンケートと VR 酔いに関するアンケートである Simulator Sickness Questionnaire (SSQ) [5] に回答した。

実験で行うタスクについて説明した後に、実際の実験環境で練習試行を 2 回行った。実験システムが正常に動作しているか、実験参加者が実験で行うタスクや回答方法について理解し実験を継続できるかを確認した上で、練習試行を終了し実験を行った。

実験では、参加者に特定の一連のタスクを合計 60 試行繰り返し実施してもらった。参加者はタスク中、右手を指差しに固定し、手首や指先を動かさないように指示された。まず、参加者は VR 空間上の半径 1 cm の白い球に右手で触れた。この球に 1 秒間触れ続けると、球が赤く変化した。そ

の変化を合図として、参加者は手をまっすぐ上方へ 20 cm 移動させ、白い球の上方に位置する一辺 2 cm の青い立方体に触れた。青い立方体に 1 秒間触れ続けると、画面が切り替わり、「抵抗感を感じましたか？」という質問と「はい」「いいえ」の選択肢が表示された。参加者は、左手を使っていずれかの選択肢に触れることで回答した。

全てのタスクが終了後、実験参加者は HMD を外し、実験前後の VR 酔いの変化について調べるために、SSQ に回答した。アンケート回答後、実験参加者は口頭でのインタビューを受けた。インタビューでは主に三つの質問を通して、タスク中の体験に関する主観的な印象を確認した。最初の質問では、タスク中に視覚的に手の動きが遅れて表示される場面があったことを踏まえ、その遅れの長さに違いを感じたかどうかを尋ねた。次に、遅れの長さに違いを感じた場合には、それが感覚的にどのような違いとして知覚されたのかについて詳細に述べてもらった。最後に、実験全体を通じて参加者が感じたことや気づいたことなど、自由に回答してもらった。

3.3 実験結果

実験参加者のうち、男性 1 名は正常に実験中のタスクを完了できず、女性 1 名についてはデータが正常に取得できていなかった。そのため、正常に実験を終了しデータを取得することができた 18 名 (男性 12 名、女性 6 名、平均年齢 22.5 歳 ($SD = 1.50$)) を解析対象とした。なお、データを正常に取得できなかった原因は、手のキャリブレーションに問題があったためと考えられる。

3.3.1 時間遅れなし条件下での手先軌道

個人の運動特性をシミュレーションモデルに反映するために、時間遅れなし条件下での実験参加者の手先軌道を用いて各モデルにフィッティングした。その上で、実験参加者の実際の手先軌道とシミュレーションされた手先軌道の平均二乗偏差 (RMSE) を実験参加者ごとに算出し、その平均を求めた。確率的最適フィードバック制御の場合、RMSE の平均は 0.13 m ($SD = 0.044$) であった。他方、能動的推論の場合、RMSE の平均は 0.038 m ($SD = 0.004$) であった。

3.3.2 時間遅れがある条件下の手先軌道

確率的最適フィードバック制御では時間遅れを 30 ms ほど与えるとシミュレーションモデルの動作が不安定になることが確認された。そのためパラメータフィッティングしたモデルと実験参加者の手先軌道との比較は実施できなかった。

一方で、能動的推論モデルと全実験参加者の手先軌道の RMSE の平均値は 200 ms 遅れ条件で 0.038 m ($SD = 0.005$)、500 ms 遅れ条件で 0.039 m ($SD = 0.004$)、1000 ms 遅れ条件で 0.045 m ($SD = 0.006$) であった。各時間遅れ条件 (0 ms・200 ms・500 ms・1000 ms) の間でシャピロウィルク検定をした結果、正規性が確認されたため、有意水準を $\alpha = 0.05$ として一元配置分散分析をした結果、有意差が確認された ($p = 1.0 \times 10^{-4}$)。そのため、Bonferroni の方法で下位検定を行った結果 (表 1)、1000 ms 遅れ条件のみ他の条件と有意差が確認された。さらに、各

ペアにおける効果量 (Cohen's d) を算出したところ、1000 ms 遅れ条件と他条件との間ではいずれも $|d| > 1.1$ の大きな効果が観察された。なお、0 ms・200 ms・500 ms 遅れ条件の間では有意差は確認されず、効果量も小さかった ($|d| < 0.3$)。

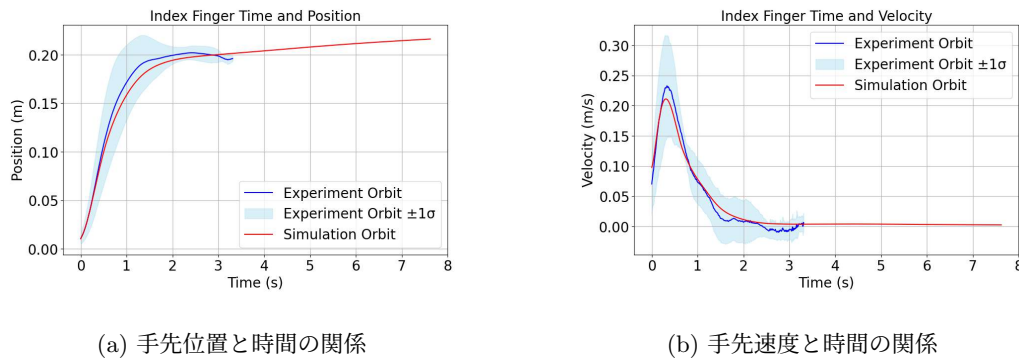
表 1: 各時間遅れ条件間で下位検定をした結果。1000 ms 遅れ条件のみ他の条件と有意差が確認された。

条件	p 値	効果量
0-200	1.0	0.020
0-500	1.0	-0.270
0-1000	5.1×10^{-4}	-1.394
200-500	1.0	-0.290
200-1000	4.1×10^{-4}	-1.414
500-1000	7.4×10^{-3}	-1.124

3.4 考察

時間遅れなし条件において、確率的最適フィードバック制御モデルの RMSE の参加者全体の平均値は 0.13 m であり、実験タスクにおける移動距離 20 cm の約 65%に相当する。これは、人間の手先軌道を十分に再現できておらず、パラメータフィッティングが十分に行われなかった可能性が高いことを示唆する。一方、能動的推論モデルでは、RMSE の平均値が 0.038 m (実験タスクの約 19%) であり、人間の拳の大きさと比較しても小さい値を示し、ヒトの運動モデルとして一定の妥当性を示していると考えられる。また、多くの実験参加者に対して試行前半では能動的推論モデルによる手先軌道が 1σ 区間内に収まっており再現性を示すが、試行後半ではシミュレーションモデルの手先速度が低下し、軌道に誤差が生じる傾向が確認された。これは、試行中に実験参加者の動作計画が動的に変化し、内部モデルや筋出力更新の重みなどのパラメータが時間とともに変動している可能性を示唆するため、今後の検証が必要である。

時間遅れ条件下では、確率的最適フィードバック制御による動作が不安定となった。確率的最適フィードバック制御に時間遅れ補償 (遅延保証) を導入することで、遅延条件下での動作安定性が向上する可能性があると考えられる。他方、能動的推論モデルにおいては、200 ms、500 ms、1000 ms の各条件下で RMSE が約 0.04 m 程度となり、実験タスクの移動距離の約 20%に相当する。この値は、人間の拳の大きさと同程度またはそれ以下であり、Pseudo-haptics 適用下での運動モデルとして一定の妥当性を示している。しかしながら、時間遅れ条件下では実験参加者間で手先軌道の再現性に大きな個人差が認められた。具体例を挙げると、試行中に繰り返し減速してバーチャル空間上で実際の手との差が過大にならないよう制御する実験参加者や、視覚フィー



(a) 手先位置と時間の関係

(b) 手先速度と時間の関係

図 3: パラメータフィッティングしたシミュレーションモデルと実験参加者 (P20) の 500 ms 遅れ条件下での手先軌道の比較の例

ドバックに依存してオーバーシュートが発生する実験参加者の再現性は比較的低いことが確認された。一方で、適応的に滑らかな到達運動を実現する実験参加者 (図 3) では、手先軌道の再現性が高いことが示された。これらの個人差は、Pseudo-haptics による知覚のばらつきとも関連している可能性があり、さらなる検証が必要である。

能動的推論モデルと全実験参加者の手先軌道の RMSE の平均値は時間遅れなし条件、200 ms 遅れ条件、500 ms 遅れ条件間で有意差が認められなかったことから、200 ms および 500 ms の遅れ条件下においては、遅延なし条件と同等の精度で手先軌道が予測可能であることが示唆される。これは時間遅れなし条件でパラメータフィッティングしたモデルは、200 ms および 500 ms の遅れ条件下でも同等の精度のモデルとして活用できることを示唆している。一方で、1000 ms 遅れ条件では RMSE が有意に大きくなる結果が得られた。また、口頭インタビューにおいて「遅れが大きすぎてバーチャル空間の手が自分の手だと認識できない」との声があり、これは時間遅れが 600 ms を超えると身体所有感が減少する傾向にあるとする先行研究 [6] と一致する。身体所有感が減少する 1000 ms 遅れ条件では運動計画そのものが他条件と異なる可能性が示唆される。

4. まとめ

本研究では、人体モデルを生体運動制御理論に基づき制御することで、Pseudo-haptics 適用下の人間の手先軌道を再現可能で理論的に妥当な Pseudo-haptics の運動モデルを構築し評価した。個人差に対応するため、実験データをもとに各実験参加者にパラメータフィッティングした結果、確率的最適フィードバック制御に基づくモデルは時間遅れなし条件下で実験参加者の手先軌道を再現できず、時間遅れあり条件下では動作が不安定になることが確認された。一方で、能動的推論に基づくモデルは、Pseudo-haptics に対して適応的で滑らかな到達運動をした一部の実験参加者の手先軌道を再現した。

これらの知見は、より精度の高い Pseudo-haptics の運動モデルの構築に寄与する。一方で、Pseudo-haptics によっ

て参加者が感じる触力覚体験の個人差や再現性に係る課題の解決には、運動モデルの構築に留まらず、Pseudo-haptics の知覚を予測するシステムを構築する必要がある。そのため今後は、より精度の高い運動モデルを構築することに加え、Pseudo-haptics 適用下における知覚と運動の関係性を検証することで、運動モデルから知覚を予測するシステムの構築を目指し更なる研究が必要である。

謝辞 本研究は JST さきがけ (JPMJPR22S9), BOOST (JPMJBY24H1), ACT-X (JPMJAX22AG), 科研費 基盤研究 (A)(23H00076) の支援を受けた。

参考文献

- [1] Yusuke Ujitoko and Yuki Ban. Survey of pseudo-haptics: Haptic feedback design and application proposals. *IEEE Transactions on Haptics*, Vol. 14, No. 4, pp. 699–711, 2021.
- [2] Emanuel Todorov. Stochastic optimal control and estimation methods adapted to the noise characteristics of the sensorimotor system. *Neural computation*, Vol. 17, No. 5, pp. 1084–1108, 2005.
- [3] Karl Friston, Thomas FitzGerald, Francesco Rigoli, Philipp Schwartenbeck, and Giovanni Pezzulo. Active inference: a process theory. *Neural computation*, Vol. 29, No. 1, pp. 1–49, 2017.
- [4] Eric J Gonzalez and Sean Follmer. Sensorimotor simulation of redirected reaching using stochastic optimal feedback control. In *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–17, 2023.
- [5] Robert S Kennedy, Norman E Lane, Kevin S Berbaum, and Michael G Lilienthal. Simulator sickness questionnaire: An enhanced method for quantifying simulator sickness. *The international journal of aviation psychology*, Vol. 3, No. 3, pp. 203–220, 1993.
- [6] Sotaro Shimada, Kensuke Fukuda, and Kazuo Hiraki. Rubber hand illusion under delayed visual feedback. *PloS one*, Vol. 4, No. 7, p. e6185, 2009.