

博士學位論文

ヒト上肢到達運動の速度と精度の
トレード・オフに関する計算論的研究

長岡技術科学大学大学院

工学研究科 生物統合工学専攻

武田 美咲

2021年3月

目次

第 1 章	緒言	1
1.1	研究の背景および目的	1
1.2	論文の構成	3
第 2 章	ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づく Fitts' law の理論的説明	4
2.1	はじめに	4
2.2	提案モデルおよび Fitts' law の理論的説明	6
2.3	実験方法	16
2.4	解析方法	20
2.5	結果	22
2.6	考察	25
2.7	まとめ	29
第 3 章	運動指令の滑らかさと終端での許容誤差を考慮した運動時間計画を組み込んだ軌道計画モデルの提案	44
3.1	はじめに	44
3.2	運動時間計画モデル	46
3.3	実験方法	50
3.4	解析方法	52
3.5	結果	55
3.6	考察	64
3.7	まとめ	71
第 4 章	結言	74
4.1	研究成果の要約	74

4.2	今後の研究課題	74
4.3	むすび	77
	謝辞	78
	参考文献	79
	研究業績	85
	付録	88
	付録 A 運動時間条件ごとの手先軌道	88
	付録 B 式 (2.17) から式 (2.18) への近似	89
	付録 C 式 (2.22) から式 (2.23) の導出過程	90
	付録 D 順ダイナミクスモデルのトルクに関する偏微分	92
	付録 E 腕ダイナミクスモデルのパラメータの推定方法	94
	付録 F 腕ダイナミクスの非線形干渉力に関する追加の検討	95

第 1 章

緒言

ヒト脳の情報処理の解明に向けて計算論的アプローチの研究が行われている。ヒトの運動軌道制御に焦点を当てれば、ヒト運動軌道生成モデルは、ある種の最適化規範に基づくモデルが提案され、ヒト脳のモデルとしての妥当性が議論されている。

しかしながら、これまでの最適化規範に基づく軌道生成モデルは軌道自体の計画に重点が置かれ、運動時間の議論は十分ではなかった。一方、実験的には、運動時間は Fitts' law によって手先終端の許容誤差により決まることが示されており、運動時間の重要性が指摘されてきたが、理論的な Fitts' law の妥当性は明らかではなかった。

そこで、本論文ではヒト上肢到達運動の速度と精度のトレード・オフに主眼を置き、運動時間計画の計算論モデル構築に向けて次の 2 つの研究を行った。

1. ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づく Fitts' law の理論的説明 (第 2 章)
2. 運動指令の滑らかさと終端での許容誤差を考慮した運動時間計画を組み込んだ軌道計画モデルの提案 (第 3 章)

本論文では、上記 2 つの研究成果について報告し、ヒト腕運動制御の運動時間計画メカニズムに関する議論を展開する。

1.1 研究の背景および目的

ヒト脳が持つ優れた情報処理機構の解明に向けて**計算論的アプローチ**の研究が行われている。計算論的アプローチとは、ヒト脳がどのような基本原理に従って動作しているのかを考え、脳で行われている計算のプロセスを数理モデルとして定式化し、そのプロセスがどのようにして物理的に実現されるかを検証することで脳を理解していく研究手法である。また、

このような神経科学の一学問領域を**計算論的神経科学**という。

視覚の計算論的研究で功績を残した David Marr は、脳を理解するために必要な 3 つのレベルを提唱した [1]。3 つのレベルは、上位から「計算理論」、「表現とアルゴリズム」、「ハードウェアによる実現」である。計算理論では、計算の目的は何か、なぜその目的が適切なかを問う。表現とアルゴリズムでは、計算理論をどのようにして実現することができるか、特に入力と出力の表現は何か、変換のためのアルゴリズムは何かということ問う。ハードウェアによる実現では、表現とアルゴリズムがどのようにして物理的に実現されるかということ問う。Marr の 3 つのレベルは計算論的アプローチの定型となっており、計算論的アプローチといえば Marr の 3 つのレベルに沿って行われるトップダウン的な研究手法と定義される。

計算論的研究の発展によりヒト脳の情報処理機構の解明が進めば、その成果を工学、医療、スポーツ、リハビリテーション等の様々な分野で活かすことができるようになるだろう。例えば、神経活動や行動データの背後にある脳の情報処理機構を説明することができたり、ヒト脳が持つ優れた情報処理機構を参考にし、脳に学んだ人工知能の実現やひとらしさを有するロボットの開発へと応用したりすることが考えられる。また、加齢に伴う運動機能低下の予測・予防、リハビリテーションへの応用など、ヒトの身体や認知機能の回復や増強に向けた手法の確立へと繋げることも考えられる。

計算論的神経科学は、特に目標物まで腕を素早く動かす上肢到達運動や視覚対象の動きに素早く追従する追従眼球運動などの身体運動制御において発展してきた。運動軌道制御の計算理論に焦点を当てれば、これまで最適化規範に基づく運動軌道生成モデルがいくつか提案されてきた。代表的なモデルとして、躍度最小規範 [2]、トルク変化最小規範 [3]、指令トルク変化最小規範 [4]、分散最小規範 [5] 等があり、ヒト脳のモデルとしての妥当性が議論されてきた。

Wada and Kawato (1993, 2004)[6, 7] の最適化原理に基づく計算論的軌道生成モデルは、指令トルク変化最小規範を計算理論とし、経路点を表現として順逆緩和型神経回路網 (FIRM) をハードウェアおよびアルゴリズムとしたモデルであり、到達運動のみならず書字運動のような複雑なヒト腕運動の特徴も良く再現した [8, 9]。しかし、これまでの軌道生成モデルは軌道自体の計画に重点が置かれ、運動時間の議論は十分ではなかった。

一方、Fitts' law により、運動時間は手先終端での許容誤差によって決まることが経験的に見出されてきた [10, 11]。Fitts' law は、ヒトの到達運動の運動時間、距離および終端での許容誤差の関係を表すモデルであり、速度と精度のトレード・オフを説明する。Fitts' law は様々な条件でのヒトの運動において成立したが [12, 13, 14]、ヒトの身体ダイナミクスに基づくモデルではなく、その理論的妥当性は明らかではなかった。

本研究では、ヒト上肢到達運動の速度と精度のトレード・オフに主眼を置き、運動時間計画の計算論モデル構築に向けた 2 つの研究を行う。第一の研究では、ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づき運動時間と手先終端誤差の関係を導出することにより、新たにヒト運動系の速度と精度のトレード・オフのモデルを提案する。提案モデルは、運動時間に対して手先終端誤差が反比例の形で表され、行動実験の結果と良く一致することを示す。さらに、提案モデルに基づいて Fitts' law を理論的に説明する。第二の研究では、従来の軌道計画モデルである順逆緩和型神経回路網モデルを展開し、一つ目の研究で得られた結果を用いて運動指令の滑らかさと終端での許容誤差を考慮した運動時間計画を組み込んだ軌道計画モデルを提案する。提案モデルにより推定した運動時間、軌道および速度波形は行動実験の結果を良く予測することを示す。本論文では、上記の 2 つの研究成果について報告し、ヒト腕運動制御の運動時間計画メカニズムに関する議論を展開する。

1.2 論文の構成

本論文では、ヒト上肢到達運動の運動時間計画に関して、著者がこれまでに行ってきた研究成果についてまとめる。本論文は、緒言と結言を含めて全体を 4 章で構成する。

第 1 章の緒言に続いて、第 2 章では、ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づき、運動時間が与えられたときの手先終端誤差をモデル化する。これにより、ヒト上肢到達運動における速度と精度のトレード・オフのモデルを新たに提案する。さらに、提案モデルによりヒト到達運動の速度と精度のトレード・オフの経験的なモデルである Fitts' law を理論的に説明する。

第 3 章では、従来の軌道計画モデルを展開し、第 2 章で得られた結果を用いて運動指令の滑らかさと終端での許容誤差を考慮した運動時間計画を組み込んだ軌道計画モデルを提案する。本モデルにより推定した運動時間、軌道および速度波形は行動実験の結果を良く予測することを示す。

第 4 章の結言では、本研究で得られた成果についてまとめる。

本論文で用いた数理モデルの詳細な導出過程やパラメータの推定手法等は補足内容として付録にまとめる。また、著者の研究業績を付録にまとめる。

第 2 章

ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づく Fitts' law の理論的説明

2.1 はじめに

日常動作を観察すれば分かるように、ヒトの運動は規則性や法則性を持つ。とりわけ、手を目標物まで素早く動かすと手元の精度が悪くなったり、あるいは目標物まで正確に手を伸ばそうとすると動作が遅くなったりする。これは生体運動制御における**速度と精度のトレード・オフ** (Speed-accuracy trade-off: SAT) として知られている。

素早い運動において空間的な正確さが距離とともに減少することは長年にわたり知られていたが、速度、距離および精度の関係が重要であることを強調し、随意運動の正確さについて最初にまとめたのは Woodworth(1899)[15] であった。Woodworth は、様々な運動課題を観察することにより、迅速な運動では距離および速度が増加するにつれて終端の誤差も増加することを見出した。Woodworth による研究以来、SAT は心理物理学実験を通して盛んに研究されてきた。

二点間到達運動の SAT に関して大きな飛躍となった研究が Fitts(1954)[10] である。Fitts(1954) は、ターゲットまで到達するのにかかる時間、つまり運動時間 D がターゲットまでの距離 A とターゲットの幅、つまり終端での許容誤差 W により次式の対数を用いた形で表せることを提案した。

$$\begin{aligned} D &= a + b \log_2 \left(\frac{2A}{W} \right), \\ &= a + b I_d. \end{aligned} \tag{2.1}$$

ここで、 I_d はタスク難易度と呼ばれる W と A による対数項である。 a と b は、 D を目的変数、 I_d を説明変数としたときの回帰係数であり、この線形方程式の切片と傾きにそれぞれ対応する。式 (2.1) は、往復タッピング運動 [10]、到達運動 [11]、二次元平面の運動 [16, 17, 18, 19] など様々な文脈における行動データに良く当てはまることが示されており ([12, 13, 14] に詳しく解説されている)、数多くの研究者に広く受け入れられていることから、**Fitts' law** と呼ばれる。式 (2.1) は、次のように書き換えることができる。

$$D = a' + b \log_2 \left(\frac{1}{W} \right), \quad a' = a + b (\log_2 A + 1). \quad (2.2)$$

この式では、与えられた距離 A で要求される精度を上げると (W を小さくすると) 運動が遅くなり (D が大きくなり)、逆に、要求される精度を下げると (W を大きくすると) 運動が速くなる (D が小さくなる) ことを強調する。このように、Fitts' law は、切片 a (または a') と傾き b により特徴付けられる線形な SAT のモデルである。

Fitts' law の係数 a, b に関して興味深い実験的知見がある。Fitts(1954) は、ヒトの運動パフォーマンスの尺度としてパフォーマンス指数 I_p を提案した。 I_p はいくつか定義があるが [20, 21]、一般的には I_p は傾き b の逆数 ($I_p = 1/b$) であり、 b が小さい程パフォーマンスが良いとされる。実際、いくつかのポインティングデバイスを用いた際のポインティング動作のパフォーマンスを I_p により比較した結果、マウスが最適と結論付けられた [22]。他にも、Fitts' law の傾き b に関しては、効果器の大きさに応じて傾きが大きくなること [23]、高齢者では若年者よりも傾きが大きくなること [24, 25, 26]、練習すれば傾きが小さくなること [27] が報告されている。最近では、Hoffmann and Hui(2010)[28] は、指、手首、前腕、全腕などの異なる腕の構成要素を用いて、与えられた距離を運動するのに要した時間を調査し、これらの構成要素の慣性モーメントと筋トルクの強さが運動時間に影響することを示した。Bertuccio et al.(2013)[29] は、長距離の運動は短距離の運動に比べてコリオリ力に関連し、さらに Fitts' law の切片 a が大きいことを示した。これらの実験的事実から、Fitts' law の係数 a, b はヒトの運動系に固有の「制御のしやすさ」やトルクなどのダイナミクスに関連するのではないかとの見方がある [14]。

以上のように、Fitts' law は様々な条件でのヒトの運動において成立したが [12, 13, 30]、その理論的妥当性は明らかでない。Fitts(1954)[10] は、「ヒト運動系は情報理論によって拡張できる」と仮説立てており、Fitts' law の式の形 (\log_2 を用いた形) は情報理論の定理である Shannon-Hartley の定理 ($C = B \log_2 (1 + \frac{S}{N})$) から着想を得ていることが見てとれる。情報伝達の過程でノイズの影響を受けるという意味ではヒト運動系も情報システムも類似している。しかし、中枢神経系および筋骨格系で構成されるヒト運動系が成す物理現象を説明するためには身体のダイナミクスを考慮すべきである。指令トルク変化最小モデル

などの腕ダイナミクスに基づく軌道生成モデル [3, 4] によれば、運動時間を長くすると運動軌道とともにそれぞれのトルク成分（慣性力、コリオリ力、遠心力および粘性力等）の割合が変化する。また、いくつかの研究により、SAT のモデリングには運動指令の大きさに比例してノイズも大きくなるような信号依存性のノイズを考慮する必要があることが報告されている [5, 31, 32]。したがって、ヒト腕運動における SAT メカニズムをより深く理解するためにはこれまでの情報理論仮説だけでは不十分であり、ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスに基づくモデルを構築する必要がある。

そこで、本研究では運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づいて運動時間 D が与えられたときの終端誤差 \hat{W} をモデル化し、これを新たなヒト上肢到達運動における SAT のモデルとして提案する。さらに、提案モデルにより Fitts' law を理論的に説明する。

2.2 提案モデルおよび Fitts' law の理論的説明

本節では、ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づき速度と精度の関係を表す数理モデルを導出する。まず 2.2.1 節においてロボット工学における一般的な知識としての N リンクマニピュレータの運動方程式について触れ、マニピュレータの順動力学および逆動力学に基づきヒトの腕の運動をモデル化した腕ダイナミクスモデルについて説明する。2.2.2 節では、SAT のモデリングにおいて欠かせない運動指令依存ノイズについて述べる。なお、2.2.1 節と 2.2.2 節は本章で新たに提案する内容ではなく、提案モデルを構築していく上で基盤となる既存の理論に関する説明となっている。2.2.3 節では、運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づき運動時間 D と終端誤差 \hat{W} の関係を導出し、これを新たな SAT のモデルとして提案する。2.2.4 節では、提案モデルを Fitts' law の形に線形近似することで、これまで明らかにされてこなかった Fitts' law の係数の物理的な意味について検討する。

2.2.1 腕ダイナミクスモデル

ヒトの腕の素早い到達運動では、感覚フィードバック情報を参照しながら運動指令を修正していくフィードバック制御ではなく、感覚情報に頼らずに運動指令を定めるフィードフォワード制御が本質的であると考えられてきた [33, 34, 35, 36]。ここでは次の図 2.1 に示すようなフィードフォワード制御を仮定する。フィードフォワード制御では、脳で予め目的の動作（例えば、「コップまで手を伸ばす」）を実現する軌道が計画され、その軌道に見合う運動指令が計算される。その指令が中枢神経系を介して腕の筋骨格系へ入力され、手先の変位へ

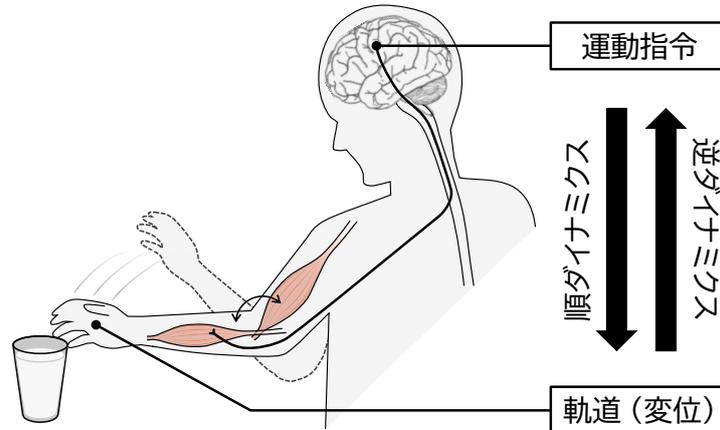


図 2.1 順・逆ダイナミクスモデルにより表される運動指令と手先軌道の関係

と変換されることで運動が行われる。この運動指令と手先軌道の間の変換は、 N リンクマニピュレータの順ダイナミクスおよび逆ダイナミクスによりモデル化された腕ダイナミクスモデルにより表すことができる。式 (2.3) で表される順ダイナミクスモデル f を用いることで、運動指令 u から目標軌道 q を推定できる。同様に、式 (2.4) で表される逆ダイナミクスモデル f^{-1} を用いることで、目標軌道 q に見合う運動指令 u を計算できる。この順・逆ダイナミクスモデルによる計算を行うために、内部モデルと呼ばれる筋骨格系のダイナミクス情報が学習により獲得される。

$$\dot{q} = f(q, u), \quad (2.3)$$

$$u = f^{-1}(q, \dot{q}, \ddot{q}). \quad (2.4)$$

以下に、ロボット工学および生体運動制御の参考書 [37, 38] にも掲載されているマニピュレータの運動方程式に基づいてヒト腕運動がモデル化されることを説明する。まず、一般的な N リンクマニピュレータの運動方程式は、

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + h_1(\theta)\left[\dot{\theta}\dot{\theta}\right] + h_2(\theta)\left[\dot{\theta}^2\right] + g(\theta), \quad (2.5)$$

で表される*1。このマニピュレータにヒトと同様、関節まわりの粘性を考慮した場合、次のように右辺第四項に関節角速度に依存する粘性力が生じる。

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + h_1(\theta)\left[\dot{\theta}\dot{\theta}\right] + h_2(\theta)\left[\dot{\theta}^2\right] + B\dot{\theta} + g(\theta), \quad (2.6)$$

*1 運動方程式は、慣例として右辺に「原因」、左辺に「結果」が表される。したがって、「右辺の関節トルクを加えた結果、左辺に示す加速度、速度、変位が生じる」ことを表すために右辺に関節トルク、左辺に加速度を用いてことを表すことが多いが、「右辺に示す加速度、速度、変位が生じた結果、左辺の関節トルクが生じる」ことも同様にいえるため、ここでは、一般的な表記とは逆の表記にしている。

ここで、 $\boldsymbol{\tau}$ は関節トルクベクトルであり、 $\boldsymbol{\tau} = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N]^T \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ である。 $\boldsymbol{\theta}$ は関節角度ベクトルであり、 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ である。変数の上のドット ($\dot{\cdot}$) は微分を表す。上付きの T はベクトルまたは行列の転置を表し、下付きの番号は関節の番号を表す。右辺第一項の慣性力は、慣性行列 $\mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}) \in \mathbb{R}^{N \times N}$ と関節角加速度ベクトル $\ddot{\boldsymbol{\theta}} = [\ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_2, \dots, \ddot{\theta}_N]^T \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ の内積により得られる。第二項のコリオリ力は、コリオリ力の係数行列 $\mathbf{h}_1(\boldsymbol{\theta}) \in \mathbb{R}^{N \times N(N-1)/2}$ と異なる関節角速度同士の積のベクトル $[\dot{\boldsymbol{\theta}}\dot{\boldsymbol{\theta}}] = [\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2, \dot{\theta}_1\dot{\theta}_3, \dots, \dot{\theta}_{N-1}\dot{\theta}_N]^T \in \mathbb{R}^{N(N-1)/2 \times 1}$ の内積により得られる。第三項の遠心力は、遠心力の係数行列 $\mathbf{h}_2(\boldsymbol{\theta}) \in \mathbb{R}^{N \times N}$ と関節角速度をそれぞれ二乗したベクトル $[\dot{\boldsymbol{\theta}}^2] = [\dot{\theta}_1^2, \dot{\theta}_2^2, \dots, \dot{\theta}_N^2]^T \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ の内積により得られる。第四項の粘性力は、粘性行列 $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ と関節角速度ベクトル $\dot{\boldsymbol{\theta}} = [\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2, \dots, \dot{\theta}_N]^T \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ の内積により得られる。第五項は重力 $\mathbf{g}(\boldsymbol{\theta})$ である。

ここで、運動を水平面上のみに限った場合、重力 $\mathbf{g}(\boldsymbol{\theta})$ は関節の回転方向に対して直交しているためその影響は無視できる。したがって、

$$\boldsymbol{\tau} = \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}) \ddot{\boldsymbol{\theta}} + \mathbf{h}_1(\boldsymbol{\theta}) [\dot{\boldsymbol{\theta}}\dot{\boldsymbol{\theta}}] + \mathbf{h}_2(\boldsymbol{\theta}) [\dot{\boldsymbol{\theta}}^2] + \mathbf{B}\dot{\boldsymbol{\theta}}, \quad (2.7)$$

となる。さらに、図 2.2 に示すようなヒトの上腕（リンク 1）と前腕（リンク 2）からなる水平面上の運動を $N = 2$ リンクのマニピュレータの運動方程式としてモデル化すると、

$$\begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{21} & M_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} h_{11} \\ h_{12} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1\dot{\theta}_2 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} h_{211} & h_{212} \\ h_{221} & h_{222} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1^2 \\ \dot{\theta}_2^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \end{bmatrix}, \quad (2.8)$$

とできる。ただし、

$$\begin{aligned} M_{11} &= I_1 + I_2 + 2m_2L_1S_2 \cos \theta_2 + m_2L_1^2, & M_{12} &= I_2 + m_2L_1S_2 \cos \theta_2, \\ M_{21} &= I_2 + m_2L_1S_2 \cos \theta_2, & M_{22} &= I_2, \\ h_{11} &= -2m_2L_1S_2 \sin \theta_2, & h_{12} &= 0, \\ h_{211} &= 0, & h_{212} &= -m_2L_1S_2 \sin \theta_2, \\ h_{221} &= m_2L_1S_2 \sin \theta_2, & h_{222} &= 0, \end{aligned}$$

であり、 I_1 、 I_2 はそれぞれ肩関節および肘関節回りの慣性モーメント [$\text{kg} \cdot \text{m}^2$]、 m_2 は前腕の質量 [kg]、 L_1 は上腕の長さ [m]、 S_2 は前腕の重心から肘関節までの距離 [m] を表す。これらは図 2.3 に示すような腕ダイナミクスを構成するパラメータである。

上の行列で表した式を各関節のトルクの式として展開すると、

$$\begin{aligned} \tau_1 &= (I_1 + I_2 + 2m_2L_1S_2 \cos \theta_2 + m_2L_1^2) \ddot{\theta}_1 + (I_2 + m_2L_1S_2 \cos \theta_2) \ddot{\theta}_2 \\ &\quad - 2m_2L_1S_2\dot{\theta}_1\dot{\theta}_2 \sin \theta_2 - m_2L_1S_2\dot{\theta}_2^2 \sin \theta_2 + B_{11}\dot{\theta}_1 + B_{12}\dot{\theta}_2, \end{aligned} \quad (2.9)$$

$$\tau_2 = (I_2 + m_2L_1S_2 \cos \theta_2) \ddot{\theta}_1 + I_2\ddot{\theta}_2 + m_2L_1S_2\dot{\theta}_2^2 \sin \theta_2 + B_{21}\dot{\theta}_1 + B_{22}\dot{\theta}_2, \quad (2.10)$$

となる [3]。

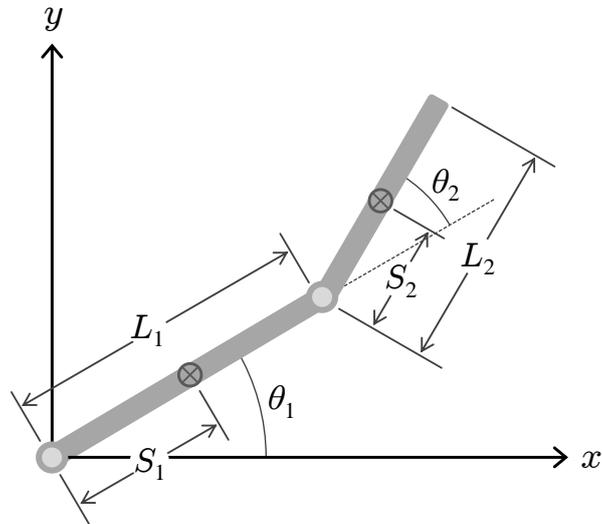


図 2.2 二次元平面内を運動する 2 リンクマニピュレータ

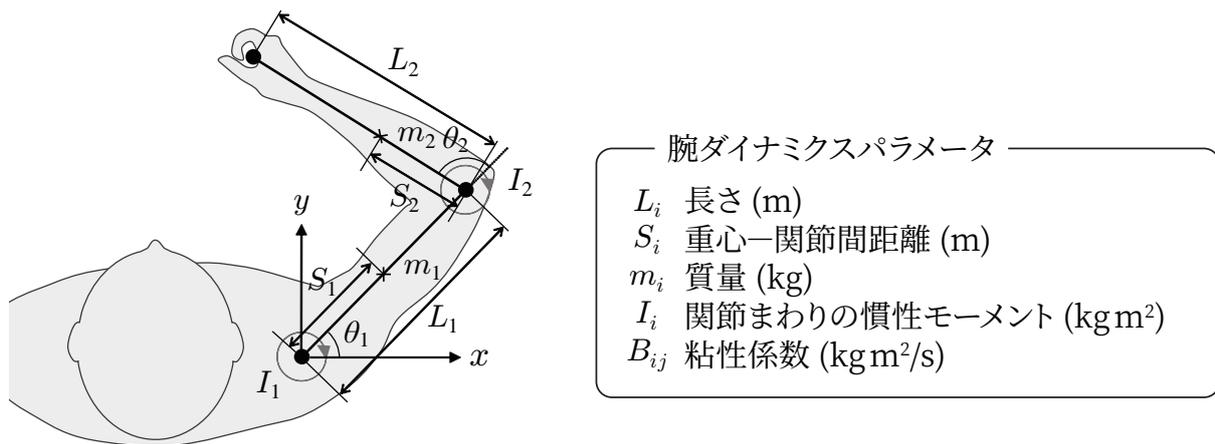


図 2.3 腕ダイナミクスのパラメータ

2.2.2 運動指令依存ノイズ

目標物に向けて手を伸ばす動作を繰り返し行った場合、手の着地点は毎回同じではなく空間的なばらつきが生じる。このばらつきの原因については未だ不明な点が多いが、内部モデルに入力される初期状態の変化などの決定論的な原因とノイズなどの確率論的な原因の両方の可能性が考えられている [39]。特に、運動ニューロンや筋に内在するノイズなど複数のノイズ源がこのばらつきに寄与すると考えられている [39, 32]。生理学実験では運動ニューロンの発火の標準偏差が平均レベルとともに増加することが観察されており [40, 41]、この観

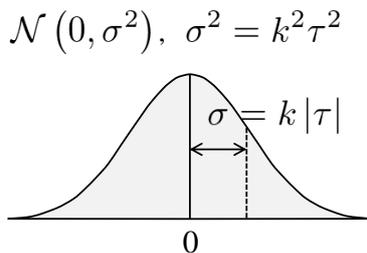


図 2.4 運動指令依存ノイズの確率分布

察をもとに Harris and Wolpert (1998)[5] は運動指令の振幅レベルに伴ってノイズレベルも大きくなるという**運動指令依存ノイズ**の存在を仮定した。

運動指令がトルクと比例すると仮定すると、トルクレベルでの運動指令依存ノイズ τ^{noise} は、図 2.4 に示すような平均がゼロで標準偏差が運動指令 τ の振幅レベルに比例するガウスノイズとして次式で表される。

$$\tau^{\text{noise}} \sim \mathcal{N}(0, k^2 \tau^2). \quad (2.11)$$

ここで、 k はノイズの大きさを決めるパラメータであり、元の運動指令の振幅レベルに対するノイズレベルの依存度を表す。したがって、 k が大きい程、ノイズレベルは元の信号の振幅レベルに依存する。運動指令依存ノイズは元の運動指令信号に加法的に付加される。

重要なことは、運動指令依存ノイズの存在を仮定することにより、運動が速くなるほど手先終端の空間的なばらつきが大きくなるという SAT を再現できることである [5, 32]。これまでのところ、このような信号依存性のノイズを考慮する他に SAT を再現できる方法はないと考えられる。したがって、本研究でも運動指令依存ノイズを前提としたモデリングを行う。

2.2.3 提案モデル

提案する数理モデルの概略図を図 2.5 に示す。本研究では、感覚フィードバック情報を用いて制御するのでは間に合わないくらい速い到達運動を前提とする。したがって、内部モデルを活用することで事前に運動指令を脳で計算し、フィードバック情報に頼ることなく運動を遂行するフィードフォワード制御を仮定する。以下にその制御の流れを説明する。まず、始点位置や終点位置等の空間情報を視覚系で把握し、その情報を用いて目標軌道を計画し、計画した軌道から運動指令を計算する。次に、指令が制御対象に送られる前に運動指令依存ノイズ (2.2.2 節) が付加されることを仮定する。ノイズの付加された指令信号が制御対象に送られ、その運動が実行された結果、手先終端での目標とのずれが生じるようなモデルを

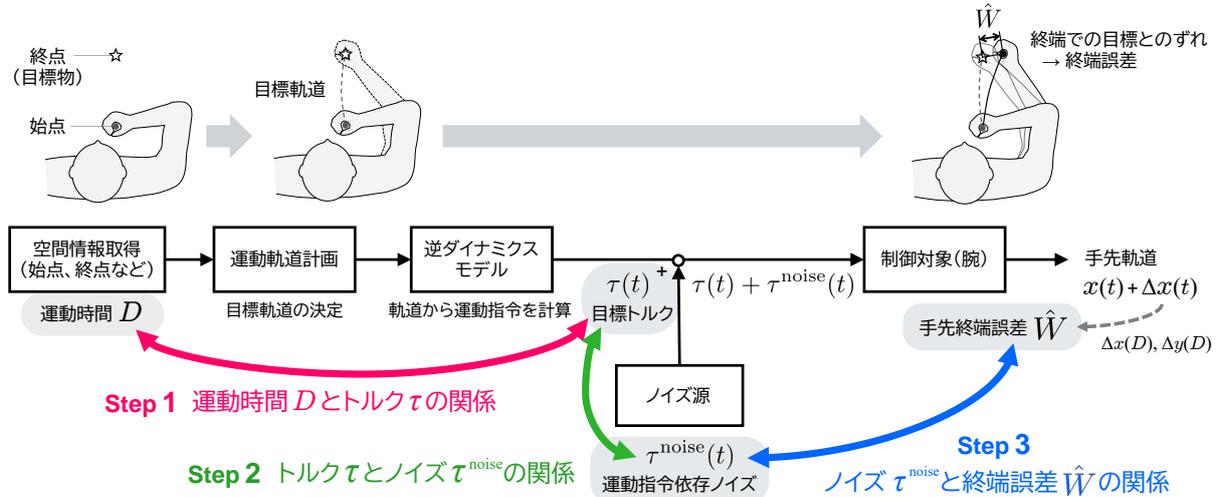


図 2.5 提案モデルの概略図

考える。このモデルの 3 つの関係：Step 1 運動時間 D と目標トルク τ の関係、Step 2 目標トルク τ と運動指令依存ノイズ τ^{noise} の関係、Step 3 運動指令依存ノイズ τ^{noise} と手先終端誤差 \hat{W} の関係をそれぞれ導出する。これにより、運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づき運動時間 D と手先終端誤差 \hat{W} の関係を導出する。なお、Step 1 で導出される関係は、ダイナミクスパラメータ等の初期状態さえ決まれば結果が一意に決まる決定論的なモデル化となるが、Step 2 および Step 3 は運動指令依存ノイズが影響するため、確率論的なモデル化となる。

Step 1: 運動時間 D とトルク τ の関係

逆ダイナミクスモデルに基づき運動時間 D とトルク τ の関係を導出する。式 (2.7) より、時刻 t におけるヒト腕ダイナミクスモデルは、

$$\tau(t) = M(\theta(t))\ddot{\theta}(t) + h_1(\theta(t)) [\dot{\theta}(t)\dot{\theta}(t)] + h_2(\theta(t)) [\dot{\theta}(t)^2] + B\dot{\theta}(t), \quad (2.12)$$

となる。ここで、 t の変域は $(0 \leq t \leq D)$ であり、 D は運動時間である。上式について、時間 t に関する変数変換を行う。

$$t = Ds. \quad (2.13)$$

ただし、変数 s の変域は $(0 \leq s \leq 1)$ である。実際のヒト腕運動において、手先がとる経路は運動時間がある程度の区間で変化してもおよそ不変である（詳しくは付録 A を参照）。したがって、ある運動時間の変域 $(D^{\min} \leq D \leq D^{\max})$ において次のことが成り立つと仮定する：

$$\theta_i(t) = \theta_i(Ds) = \tilde{\theta}_i(s), \quad (2.14)$$

ここで、 $\tilde{\cdot}$ は時間軸方向に正規化された量を示す。これより、

$$\dot{\theta}_i(t) = \frac{d\theta_i(t)}{dt} = \frac{d\theta_i(t)}{ds} \frac{ds}{dt} = \frac{d\tilde{\theta}_i(s)}{ds} \frac{ds}{dt} = \frac{1}{D} \dot{\tilde{\theta}}_i(s), \quad (2.15)$$

$$\ddot{\theta}_i(t) = \frac{d\dot{\theta}_i(t)}{dt} = \frac{d\dot{\theta}_i(t)}{ds} \frac{ds}{dt} = \frac{1}{D} \frac{d\dot{\tilde{\theta}}_i(s)}{ds} \frac{ds}{dt} = \frac{1}{D^2} \ddot{\tilde{\theta}}_i(s), \quad (2.16)$$

となるため、式 (2.12) は

$$\tau(Ds) = \frac{1}{D^2} \left\{ M(\tilde{\theta}(s)) \ddot{\tilde{\theta}}(s) + h_1(\tilde{\theta}(s)) \left[\dot{\tilde{\theta}}(s) \dot{\tilde{\theta}}(s) \right] + h_2(\tilde{\theta}(s)) \left[\dot{\tilde{\theta}}(s)^2 \right] \right\} + \frac{1}{D} B \dot{\tilde{\theta}}(s), \quad (2.17)$$

とできる。ただし、上式は式 (2.14) の仮定を置いている運動時間の変域に限り成り立つということと、粘性 B が定数であると仮定していることに留意しなければならない。

実際、粘性 B を定数とみなすことは大胆な仮定である。粘性は、慣性や剛性と同様、ヒトの腕の機械的インピーダンスの一つであり、腕の姿勢（つまり、肩および肘の関節角度の組合せ）がこれらの機械的特性を決定する主要な要素であることはよく知られている。さらに、腕の粘弾性は関節トルクの大きさと相関があることが報告されている (Gomi and Osu, 1998)。したがって、粘性の姿勢依存性および運動時間依存性についてはさらなる議論が必要である。ここでは、ある変域 ($D^{\min} \leq D \leq D^{\max}$) では粘性力項は $1/D \simeq \mu/D^2$ で近似できると仮定する（ただし、 μ は近似係数）（詳しくは付録 B を参照）：

$$\tau(Ds) \simeq \frac{1}{D^2} \left\{ M(\tilde{\theta}(s)) \ddot{\tilde{\theta}}(s) + h_1(\tilde{\theta}(s)) \left[\dot{\tilde{\theta}}(s) \dot{\tilde{\theta}}(s) \right] + h_2(\tilde{\theta}(s)) \left[\dot{\tilde{\theta}}(s)^2 \right] + \mu B \dot{\tilde{\theta}}(s) \right\}, \quad (2.18)$$

$$= \frac{1}{D^2} \tilde{\tau}(s), \quad (2.19)$$

ここで、 $\tilde{\tau}(s)$ は運動時間に関係のない正規化トルクを表す。

Step 2: トルク τ と運動指令依存ノイズ τ^{noise} の関係

運動指令依存ノイズの存在を仮定し、トルク τ と運動指令依存ノイズ τ^{noise} の関係を導出する。2.2.2 節ですでに述べたように、ヒトの運動の神経プロセスは運動ニューロンや筋等に内在する生物学的なノイズの影響を受けると考えられる。運動指令依存ノイズは、平均がゼロで標準偏差が制御信号に比例するガウスノイズによって表される。運動指令がトルクと比例すると仮定すると、トルクレベルでの運動指令依存ノイズ τ_i^{noise} は

$$\tau_i^{\text{noise}}(t) = k_i |\tau_i(t)| z_i(t), \quad (2.20)$$

で表される。ここで、 k_i は i 番目の運動指令依存ノイズの大きさを決めるパラメータである。 $z_i(t)$ は標準正規分布に従う確率変数を表す。ここで、式 (2.20) について、Step 1 で

行った時間に関する変数変換を行うと、

$$\tau_i^{\text{noise}}(Ds) = \frac{1}{D^2} k_i |\tilde{\tau}_i(s)| z_i(s), \quad (2.21)$$

となる。

Step 3: 運動指令依存ノイズ τ^{noise} と手先終端誤差 \hat{W} の関係

順ダイナミクスモデルに基づき運動指令依存ノイズ τ^{noise} と手先終端誤差 \hat{W} の関係を導出する。水平面上の二関節腕運動において、時刻 t における肩関節および肘関節のトルク $\boldsymbol{\tau}(t) = [\tau_1(t), \tau_2(t)]^T \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$ から位置と速度を含む手の状態変数 $\mathbf{X}(t) = [x(t), \dot{x}(t)]^T \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$ を求める順ダイナミクスモデル $\mathbf{f}^{\text{FM}} \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$ は、

$$\frac{d}{dt} \mathbf{X}(t) = \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t)). \quad (2.22)$$

で表される。ここで、指令信号に付加されたノイズが手先まで変換され、作業空間上でどのように表現されるかについて考える。式 (2.22) を運動の開始から終了まで時間積分し、指令信号にノイズが混入する場合と、混入しない理想的な場合の順ダイナミクスモデルの差を求めると、

$$\Delta \mathbf{X}(D) \simeq \int_0^D \frac{\partial \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t))}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^T} \cdot \boldsymbol{\tau}^{\text{noise}}(t) dt. \quad (2.23)$$

が得られる（詳細は付録 C を参照）。上式の偏微分 $\frac{\partial \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t))}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^T}$ は次のように近似される（詳細は付録 D を参照）：

$$\frac{\partial \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t))}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^T} \simeq \begin{bmatrix} \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \mathbf{B}^{-1} \\ \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}(t))^{-1} \end{bmatrix}, \quad (2.24)$$

ここで、 $\mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t))$ は関節空間から x 軸の作業空間へのヤコビ行列である。上式から、手先の状態変数の終端誤差はノイズによって表される：

$$\Delta x(D) = \sum_{i=1}^N \int_0^D (\mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \mathbf{B}^{-1})_i \tau_i^{\text{noise}}(t) dt, \quad (2.25)$$

ここで、 $(\cdot)_i$ は括弧内に示されている行列の i 番目の列（つまり、 i 番目の関節）のベクトルである。上式を時間軸に関して正規化することにより、次の関係が得られる：

$$\Delta x(D) = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^x, \quad (2.26)$$

$$\alpha_i^x = \int_0^1 (\mathbf{J}^x(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s)) \mathbf{B}^{-1})_i |\tilde{\tau}_i(s)| z_i(s) ds. \quad (2.27)$$

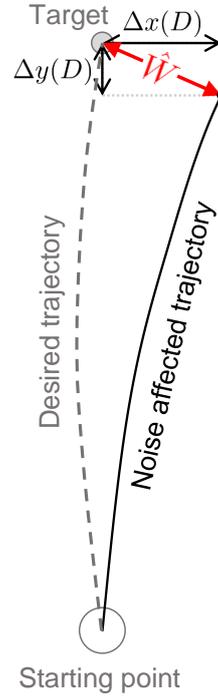


図 2.6 ノイズの影響により目標からずれた手先軌道およびその終端誤差 \hat{W} のイメージ

式 (2.22) から式 (2.27) までは x と同様、 y にも適用できるため、

$$\Delta y(D) = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^y, \quad (2.28)$$

$$\alpha_i^y = \int_0^1 \left(\mathbf{J}^y \left(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s) \right) \mathbf{B}^{-1} \right)_i |\tilde{\tau}_i(s)| z_i(s) ds, \quad (2.29)$$

となる。図 2.6 に示すように、 x 軸方向への終端誤差 $\Delta x(D)$ と y 軸方向への終端誤差 $\Delta y(D)$ のユークリッド距離を最終的な手先の終端誤差 \hat{W} とし、次式で定義する。

$$\hat{W} \equiv \sqrt{\Delta x(D)^2 + \Delta y(D)^2}. \quad (2.30)$$

したがって、 \hat{W} は D を用いて次式で表せる。

$$\hat{W} = \frac{\gamma}{D}, \quad (2.31)$$

$$\gamma = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^x \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^y \right)^2}, \quad (2.32)$$

ここで、 γ は、運動指令依存ノイズと腕ダイナミクスモデルのパラメータが分かっており、時間正規化軌道が決まれば値を求められる。 γ を構成する α_i^x および α_i^y は、標準正規分布に従う確率変数 $z_i(s)$ を含むため、これら自体も確率変数となる。

以上のことから、ヒト脳は式 (2.31) のような関係を用いて計画された運動時間から手先終端誤差を予測しているのではないかと理論的には考えられる。ただし、これが正しいかどうかは実際のヒトの運動を観察することにより確かめる必要がある。

2.2.4 提案モデルによる Fitts' law の理論的説明

式 (2.31) で求められた運動時間と終端誤差の関係を表す提案モデルを式 (2.2) の Fitts' law に変形することで、これまで明らかにされてこなかった Fitts' law の係数 a および b の物理的な意味について説明する。

式 (2.31) を D について解くと、

$$D = \frac{\gamma}{\hat{W}}, \quad (2.33)$$

となる。上式を Fitts' law の形式にするために、 $\ln(1+x)$ を $x=0$ の周りでテイラー展開（マクローリン展開）し、1次の項で打ち切ることにより、 $\ln(1+x) \simeq x$ を得る。ただし、ここではこの近似が成り立つ範囲を $-0.5 < x \leq 0.5$ と定義する。この式に $x = \frac{c}{\hat{W}} - 1$ を代入することにより、次式が求められる。

$$\ln\left(\frac{c}{\hat{W}}\right) \simeq \frac{c}{\hat{W}} - 1, \quad \text{for } 0.5 < \frac{c}{\hat{W}} \leq 1.5. \quad (2.34)$$

ここで、 c は定数である。底の変換公式より次の線形近似式が得られる。

$$\frac{1}{\hat{W}} = p_1 + p_2 \log_2\left(\frac{1}{\hat{W}}\right), \quad \text{for } \frac{c}{1.5} < \hat{W} \leq \frac{c}{0.5}, \quad (2.35)$$

$$p_1 = \frac{1}{c}(1 + \ln c), \quad (2.36)$$

$$p_2 = \frac{1}{c \log_2 e}, \quad \text{where } e \text{ is Napier's constant } (e \simeq 2.71828 \dots). \quad (2.37)$$

例えば、 $c = 0.0060$ の場合、 \hat{W} の範囲は $0.0040 < \hat{W} \leq 0.0120$ m となり、 p_1 および p_2 はそれぞれ -686.0 および 115.5 となった。一度 c の値が決定されると、 p_1 と p_2 は被験者およびタスクに依存しない係数となる。以上をまとめると、式 (2.31) の Fitts' law への近似は次式で表される。

$$D = \hat{a} + \hat{b} \log_2\left(\frac{1}{\hat{W}}\right), \quad (2.38)$$

$$\hat{a} = p_1 \gamma, \quad (2.39)$$

$$\hat{b} = p_2 \gamma. \quad (2.40)$$

上式は、 \hat{a} と \hat{b} の両方に γ が等しく関与することを示す。これらはそれぞれ Fitts' law の切片と傾きに対応する。したがって、Fitts' law の切片と傾きは、腕ダイナミクスと運動指

令依存ノイズのパラメータで表せる。Fitts' law の切片と傾きは、これまでにヒト運動パフォーマンスの評価指標として用いられてきた。Fitts' law の係数の物理的意味を理論的に解明することはヒト運動パフォーマンスをより深く理解するためにも重要であろう。さらに、いくつかの実験的研究 [23, 24, 25, 26, 27, 28, 29] により、Fitts' law の係数は、指、手首、前腕、腕全体等の身体の構成要素や質量、慣性モーメント等の筋骨格系のパラメータによって変化することが示されている。これらの実験的知見を本モデルにより理論的に説明できる可能性がある。

では、どのようにすれば速い動きでも誤差を抑えられ、運動のパフォーマンスを高めることができるのだろうか。式 (2.37) より、 c は常に正であるため p_2 は常に正である。したがって、式 (2.40) より、 γ が大きくなると Fitts' law の傾きは大きくなると考えられる。式 (2.32) より、 γ が大きくなる場合とは、 $\left| \sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^x \right|$ もしくは $\left| \sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^y \right|$ が大きくなる場合である。 k_i はノイズレベルを表すため常に正である。したがって、 k_i が大きくなると γ および Fitts' law の傾きも大きくなると考えられる。これは直感にも合致する。一方、 k_i が大きい場合でも、 α_i^x および α_i^y を小さくできれば γ を小さくすることも可能である。 α_i^x および α_i^y を小さく抑えられる方法が分かれば、迅速な運動を行ったとしても手先終端のばらつきを抑えて正確に運動することが可能となるかもしれない。

2.3 実験方法

2.2 節では運動時間から手先終端誤差を予測する定量的なモデルを構築し、脳が式 (2.31) のような関係を用いて手先終端誤差を予測している可能性を理論的に示した。このモデルによる予測が正しいかどうかは実験的な観察を通して推察するほかない。そこで、本研究では被験者の協力を得て水平面上の上肢到達運動の軌道計測実験を行った。

2.3.1 被験者

健康な 11 名の若年成人（男性 11 名、年齢範囲 21~24 歳）が実験に参加した。被験者はエディンバラ利き手テスト [42] のスコア（スコアの範囲 64.7–100%）によると全員右利きであった。被験者に対し十分な説明を行った後、全被験者からインフォームド・コンセントを得た。本研究は、ヘルシンキ宣言を遵守し、長岡技術科学大学倫理委員会の承認のもと行った（プロトコルコード: 2019–2021 R1–1, 承認日: 2019 年 8 月 23 日）。

2.3.2 実験環境

実験環境を図 2.7A に示す。被験者にはディスプレイ (PDP-504P、パイオニア、東京) および実験作業台に向かうように椅子に座ってもらった。右腕を作業台の上に置いてもらい、エアスレッドという腕と作業台の間の摩擦を低減するための装置を前腕に装着してもらった。エアスレッドと前腕はストレッチテープで固定した。腕の動きが水平面上での運動になるように椅子の高さを調整した。被験者の胴体が動きすぎないように、両肩は椅子に設置されたシートベルトで固定された。肩関節、肘関節、および手先の位置を計測するために、各位置に赤外線マーカを貼り付け、光学式 3 次元位置計測装置 (Optotrak Certus, Northern Digital Inc, Waterloo, Canada) により記録を行った。サンプリング周波数は 500 Hz とした。測定された手先位置は、ディスプレイの画面を介して被験者にリアルタイムで提示された。画面には、始点 (半径 10 mm の円) とターゲット (半径 2 mm の円) が表示された。被験者はディスプレイを見ながら次節に説明する課題を遂行した。

2.3.3 実験課題

これまでに SAT の研究で用いられてきた実験課題は、主に空間的に制約のある運動課題と時間的に制約のある運動課題の 2 つに大別された (詳細は [13] を参照)。本研究では、フィードフォワード制御による素早い到達運動を仮定して、時間的に制約のある運動課題を設定した。この課題では、始点からターゲットまでの距離は固定で、目標運動時間を被験者に指示し、その運動軌道を記録した。被験者は、指示された運動時間の範囲内で可能な限り正確にターゲットに向けて到達運動を行うことが求められた。具体的には、図 2.7A に示すように、画面中央に表示された 10 mm の開始円から 15 cm 先にある半径 2 mm のターゲット円に向かって到達運動を遂行した。ターゲットは、図 2.7B に示すように開始位置から相対的にみて前方 (90°)、後方 (270°)、左 (180°)、右 (0°) の 4 つの位置に提示された。図 2.7A に示すように、被験者の肩の初期位置を作業座標系の原点とし、肩関節角度および肘関節角度はそれぞれ θ_1 および θ_2 として定義された。運動開始時の姿勢は、 $\theta_1 = 45^\circ$ および $\theta_2 = 100^\circ$ とした。したがって、始点の位置は被験者によって異なった (始点座標の被験者平均は $x: -0.072$ m, $y: 0.390$ m であった)。関節角度の調整には、被験者の現在の姿勢をリアルタイムで画面上に表示する関節角度調整用の MATLAB プログラムを用いた。このプログラムにより、実験開始時の被験者の関節角度が指定した関節角度に対して $\pm 3^\circ$ に収まっていることを確認した。目標運動時間の条件は、0.30~0.40 s、0.40~0.50 s、0.50~0.60 s、0.60~0.70 s の 4 条件とした。始点からターゲットまでの距離は固定されていた

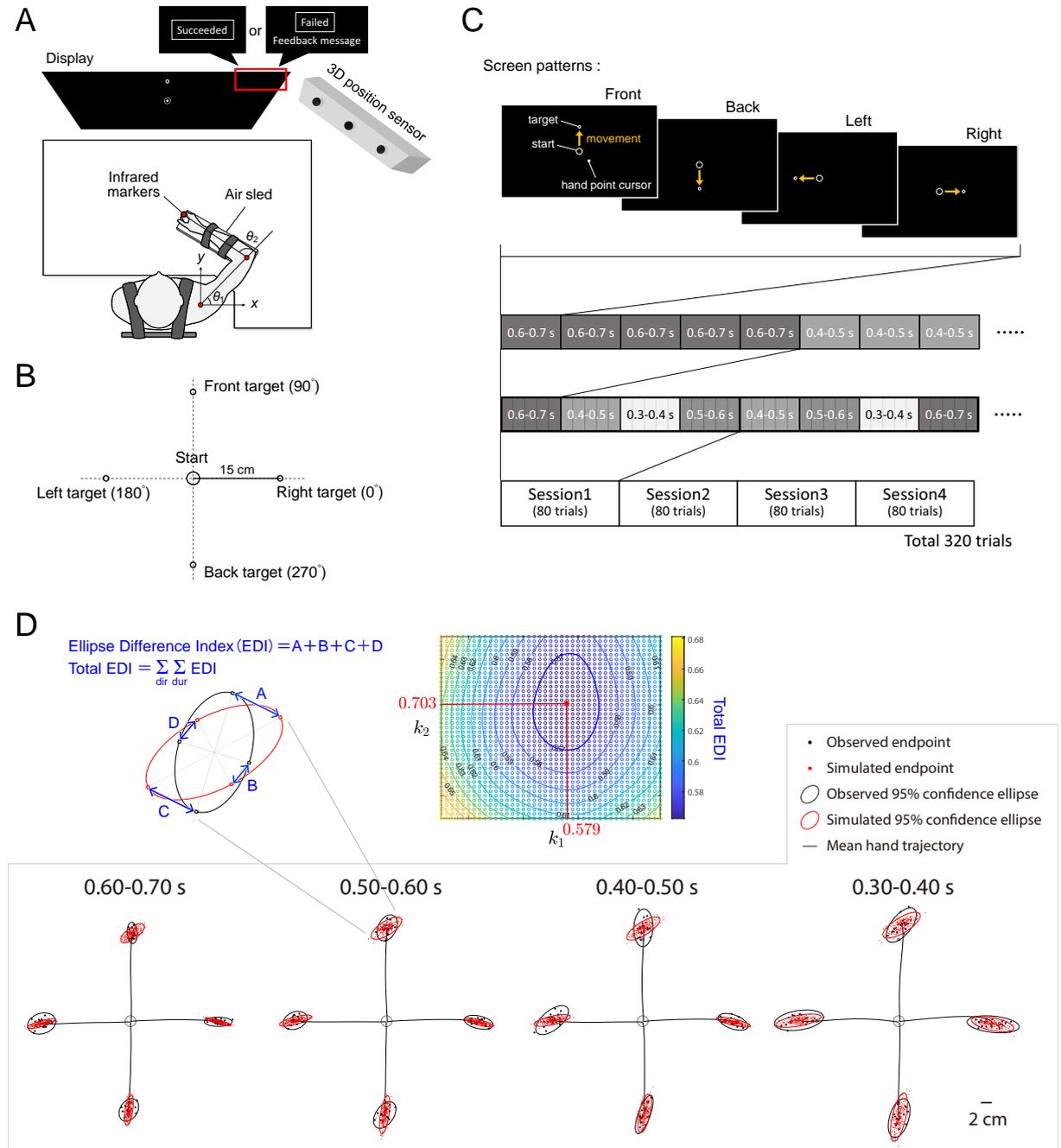


図 2.7 実験に関する概略図。A: 実験環境の上面図。B: 4つのターゲットの配置図。C: 実験プロトコルと4つのターゲットが提示された際の画面パターンの例。D: 運動指令依存ノイズのパラメータ k_1 および k_2 の推定プロセス。

め、運動速度を制御する運動課題となった。試行終了毎に、計測された運動時間が指示した目標運動時間の範囲内にあったかどうかと、その運動が弾道的に（すなわち、修正運動を含

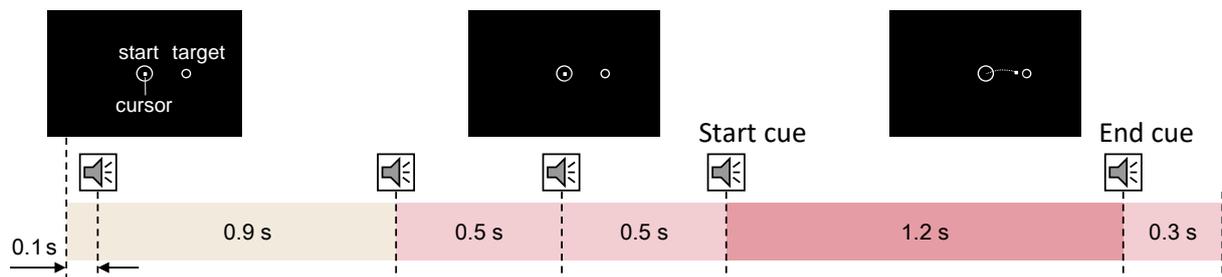


図 2.8 本実験の 1 試行分のタイムコース。

まずに) 行われていたかどうかを判定した。両方の条件が満たされていれば成功とし、どちらか一つが満たされていなければ失敗とした。画面右上には、以下のようなフィードバックが表示された: 「失敗 (少し遅いです)」、 「失敗 (少し速いです)」、 または 「成功」 (図 2.7A)。

図 2.7C は各ターゲットの表示パターンの例であり、4つのターゲットパターンを擬似ランダムに提示したものである。目標運動時間の条件も擬似ランダムに被験者に提示され、例では最初の目標運動時間は 0.60~0.70 秒で、4方向すべてにおいて成功するまで5回繰り返された。4方向すべて成功すると次の運動時間を提示した。これを1セッションとし、目標運動時間の全条件にわたり成功した場合はセッションを終了した。1名の被験者に対して合計4回のセッションを実施した。1セッションにつき80回の試行を成功する必要があるため、合計320回成功するまで実験を継続した。各被験者は、本実験と同じ条件で、セッション数を半分にした準備実験に参加した。この準備実験を実施する目的は、実験設定に慣れることと、目標とする運動時間の感覚を与えることであった。準備実験で計測したデータはその後の解析には使用しなかったが、いずれにしても、準備実験の結果、本実験では明らかな学習による影響は観察されなかった。

図 2.8 に本実験の 1 試行分のタイムコースを示す。1 試行につき 5 回のビープ音が鳴るよう設定した。カーソルが開始円に入り 0.1 s が経過すると 1 回目のビープ音が鳴り、カーソルが開始円に入ってから 1.0 s, 1.5 s, 2.0 s が経過した時点でそれぞれ 2 回目、3 回目、4 回目のビープ音が鳴る設定とした。この 4 回目のビープ音を開始の合図 (開始キュー) とし、被験者は開始キューを聞いた直後に運動を開始するよう指示された。開始キューから 1.2 s が経過すると 5 回目のビープ音が鳴る。この 5 回目のビープ音を終了の合図 (終了キュー) とし、被験者は終了キューが鳴るまでに運動を終わらせるよう指示された。

2.4 解析方法

2.4.1 計測終端誤差および計測運動時間の求め方

計測した位置データを前処理し、終端誤差と運動時間を求めた。位置データの前処理として、カットオフ周波数 10 Hz の 3 次ゼロ位相バターワースフィルタによるローパスフィルタ処理を行った。数値微分により位置データから速度、加速度が計算された。運動の開始と終了は、接線速度に閾値を設けることで定義した。具体的には、運動の開始点は接線速度が最初に閾値速度（接線速度のピーク値の 5%）を超えた時点、終了点は接線速度が終了キューの前で閾値を下回った点と定義した。運動の開始から終了までの時間を観測運動時間 D^{obs} と定義した。試行の成功条件は、(1) 観測運動時間が目標運動時間の範囲内に収まっていること、(2) 運動の開始から終了までの間に接線速度のピークが 1 つしかないことであった。成功試行のデータに対して、ターゲットの中心位置から手先終端位置までのユークリッド距離として定義される観測終端誤差 W^{obs} が計算された。

2.4.2 モデル終端誤差の求め方

式 (2.31) より、モデルの終端誤差 \hat{W} を得るためには、信号依存ノイズパラメータ k_i およびダイナミクスに基づく係数 α_i^x, α_i^y を求める必要がある。 α_i^x および α_i^y はそれぞれ式 (2.27) および式 (2.29) で求められた。これらの式から α_i^x および α_i^y を計算するために時間軸方向に正規化された関節角度 $\tilde{\theta}_i(s)$ 、関節角速度 $\dot{\tilde{\theta}}_i(s)$ 、関節角加速度 $\ddot{\tilde{\theta}}_i(s)$ およびダイナミクスのパラメータ ($L_i, S_i, m_i, I_i, B_{ij}$) が計算された。

時間正規化関節軌道の求め方

時間正規化関節軌道は、計測軌道から逆キネマティクスにより関節角度を計算し、それらの試行にわたる平均値を用いた。関節角速度および関節角加速度は正規化軌道を数値微分することによって求めた。関節角度は、まず、測定された位置データと被験者の腕の長さにより逆キネマティクスを用いて計算し、各試行の平均運動時間で時間的にリサンプリングした。次に、前後左右の 4 つの方向条件および 4 つの目標運動時間の条件にわたる試行平均軌道を算出した。最後に、関節角速度と加速度を計算し、それぞれ時間正規化した。

腕ダイナミクスモデルのパラメータの求め方

次に、ダイナミクスのパラメータの推定方法について述べる。ダイナミクスのパラメータは、腕の長さ L_i 、関節から質量中心までの距離 S_i 、質量 m_i 、関節周囲の慣性モーメント I_i および粘性係数 B_{ij} で構成される。腕の長さ、 L_i は、それぞれ、実験開始時に測定した肩、肘、手先のマーカー間の距離から求めた。また、関節から質量中心までの距離 S_i 、質量 m_i 、関節周囲の慣性モーメント I_i は、腕の長さと同比例関係に基づいて推定した [43]。前腕部質量 m_2 には、エアスレッドとストレッチテープの総質量 0.740kg も含めた。粘性係数 B_{ij} は、Gomi and Osu(1998)[44] で測定した静止時力制中の関節トルクと粘性係数の近似関係から [4] で用いられた方法により推定した。その結果、得られた腕のダイナミクスのパラメータを表 2.1 に示す。なお、表中の粘性係数は、各方向の関節角軌道の試行平均値を用いて求められた。これらのパラメータの算出方法については、付録 E に詳細を述べる。

運動指令依存ノイズのパラメータの求め方

運動指令依存ノイズのパラメータ k_i は、手先終端のばらつきの度合いが実測値と任意の k_i を用いたシミュレーション値とで最も一致するときの k_i を探索することにより決定した (図 2.7D 参照)。手先終端のばらつきの度合いは、手先終端誤差の 95% 信頼楕円として評価した。したがって、測定された手先終端誤差の 95% 信頼楕円とシミュレートされた手先終端誤差の 95% 信頼楕円の一致度を表す指標として、楕円差指数 (Ellipse Difference Index: EDI) を定義した。EDI は、2つの楕円上の 4 点の各距離 (A, B, C, D) の総和と定義した。また、運動時間および方向の全条件にわたる EDI の総和をとったものを Total EDI と定義した。この Total EDI を最小とする k_1 および k_2 の組み合わせが運動指令依存ノイズのパラメータとして推定された。具体的には、以下の手順により推定した。

1. 逆ダイナミクスモデルにより軌道からトルクを計算した。
2. 任意の k_i を用いて運動指令依存ノイズを生成し、先ほど求めたトルクに加算した。
3. 順ダイナミクスモデルによりノイズが付加されたトルクから手先軌道および手先終端誤差を求めた。
4. ステップ 1~3 を k_1 と k_2 のペアごとに 100 回繰り返し、100 個の手先終端位置を得た。グリッドサーチアルゴリズムを用いてシミュレートした終端楕円と計測された終端楕円の差が最小となる k_i の値を求めた。

この方法で得られた各被験者のノイズパラメータを表 2.2 に示す。

表 2.1 腕ダイナミクスモデルのパラメータ

被験者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	平均 ±SD*
L_1 (m)	0.302	0.270	0.264	0.261	0.266	0.308	0.274	0.278	0.296	0.303	0.282	0.282±0.017
L_2 (m)	0.325	0.315	0.335	0.335	0.312	0.350	0.316	0.319	0.345	0.360	0.332	0.331±0.016
S_1 (m)	0.114	0.101	0.098	0.097	0.099	0.116	0.102	0.104	0.111	0.114	0.106	0.106±0.007
S_2 (m)	0.159	0.155	0.164	0.164	0.153	0.170	0.155	0.156	0.168	0.175	0.162	0.162±0.007
m_1 (kg)	1.506	1.332	1.299	1.283	1.310	1.538	1.354	1.375	1.473	1.511	1.397	1.398±0.093
m_2 (kg)	1.794	1.764	1.824	1.824	1.755	1.868	1.767	1.776	1.853	1.898	1.815	1.813±0.046
I_1 (kg · m ²)	0.030	0.021	0.019	0.019	0.020	0.032	0.022	0.023	0.028	0.030	0.024	0.024±0.005
I_2 (kg · m ²)	0.040	0.037	0.043	0.043	0.036	0.049	0.037	0.038	0.047	0.053	0.042	0.042±0.006
Front												
B_{11} (kg · m ² /s)	0.698	0.682	0.685	0.684	0.684	0.708	0.681	0.686	0.693	0.698	0.694	0.690±0.009
B_{12} (kg · m ² /s)	0.180	0.181	0.181	0.181	0.180	0.183	0.181	0.182	0.182	0.182	0.179	0.181±0.001
B_{21} (kg · m ² /s)	0.180	0.181	0.181	0.181	0.180	0.183	0.181	0.182	0.182	0.182	0.179	0.181±0.001
B_{22} (kg · m ² /s)	0.784	0.789	0.789	0.791	0.787	0.799	0.790	0.794	0.795	0.794	0.779	0.790±0.006
Back												
B_{11} (kg · m ² /s)	0.680	0.668	0.672	0.672	0.671	0.688	0.668	0.667	0.671	0.681	0.679	0.674±0.007
B_{12} (kg · m ² /s)	0.186	0.185	0.186	0.187	0.185	0.190	0.185	0.185	0.187	0.188	0.186	0.186±0.002
B_{21} (kg · m ² /s)	0.186	0.185	0.186	0.187	0.185	0.190	0.185	0.185	0.187	0.188	0.186	0.186±0.002
B_{22} (kg · m ² /s)	0.813	0.808	0.816	0.818	0.811	0.833	0.808	0.810	0.821	0.823	0.813	0.816±0.007
Left												
B_{11} (kg · m ² /s)	0.747	0.729	0.733	0.723	0.723	0.766	0.734	0.733	0.753	0.759	0.742	0.740±0.015
B_{12} (kg · m ² /s)	0.180	0.180	0.181	0.180	0.180	0.181	0.179	0.180	0.181	0.181	0.182	0.180±0.001
B_{21} (kg · m ² /s)	0.180	0.180	0.181	0.180	0.180	0.181	0.179	0.180	0.181	0.181	0.182	0.180±0.001
B_{22} (kg · m ² /s)	0.784	0.784	0.789	0.787	0.784	0.789	0.779	0.783	0.791	0.792	0.796	0.787±0.005
Right												
B_{11} (kg · m ² /s)	0.722	0.709	0.704	0.704	0.703	0.737	0.709	0.706	0.720	0.727	0.720	0.715±0.011
B_{12} (kg · m ² /s)	0.181	0.180	0.181	0.181	0.181	0.181	0.180	0.180	0.181	0.182	0.182	0.181±0.001
B_{21} (kg · m ² /s)	0.181	0.180	0.181	0.181	0.181	0.181	0.180	0.180	0.181	0.182	0.182	0.181±0.001
B_{22} (kg · m ² /s)	0.788	0.787	0.792	0.790	0.787	0.790	0.783	0.786	0.790	0.795	0.797	0.790±0.004

* SD: 被験者にわたる標準偏差

表 2.2 運動指令依存ノイズのパラメータ

被験者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	平均 ±SD
k_1	0.559	0.537	0.540	0.171	0.606	0.679	0.667	0.300	0.235	0.601	0.571	0.497±0.177
k_2	0.667	0.656	0.929	0.737	0.654	0.907	0.732	0.890	0.728	0.750	0.715	0.760±0.101

2.5 結果

本節では、提案モデルが実際のヒトの運動の特徴をどれほど予測することができるのかを確かめるために実験で測定したヒト運動データと比較することで提案モデルの妥当性を検証した。まず、4つの運動時間条件にわたる手先軌道および終端分布の変化を観察することで、測定した運動データの速度と終端精度がトレード・オフの関係にあるかどうかを確かめた (2.5.1 節)。次に、モデルが予測する手先終端誤差と計測された手先終端誤差を比較した

(2.5.2 節)。さらに、モデルの手先終端誤差を式 (2.2) の Fitts' law の軸に適用することでモデルと Fitts' law を比較した (2.5.3 節)。

2.5.1 計測した手先軌道および終端分布

図 2.9 に運動時間の条件ごとの計測手先軌道およびその終端のばらつきを示す (図 2.9a~図 2.9k は被験者ごとの結果)。図 2.9 より、定性的には、いくつかの条件において運動時間が短くなるほど (運動速度が速くなるほど) 手先終端のばらつきが大きくなる速度と精度のトレード・オフがみられた。これをより定量的に確認するために、表 2.3 に計測運動時間の平均値と計測終端誤差の平均値の間の相関係数を算出した。表 2.3 より、被験者 A、B、E、F、G、I、J および K の 8 名の全方向において、計測運動時間の平均値と計測終端誤差の平均値の間に負の相関関係があった。このことから、これら 8 名には速度と精度のトレード・オフがみられた。一方、被験者 D の右方向、被験者 H の後、左、右方向、および被験者 C の全方向においては速度と精度のトレード・オフはみられなかった。

2.5.2 モデル手先終端誤差と計測手先終端誤差の比較

図 2.10 はモデルにより予測した手先終端誤差 \hat{W} と計測した手先終端誤差 W^{obs} の比較結果を示す (図 2.10a~図 2.10k は被験者ごとの結果)。灰色のドットおよび白丸は、それぞれ試行ごとの W^{obs} およびその試行平均値を示す。同様に、薄青色のバツ印および青色の三角は、それぞれ試行ごとの \hat{W} およびその試行平均値を示す。青の実線は、運動時間全体 (つまり、0.30~0.70 s) にわたる γ の平均値を使用して描画された D - \hat{W} プロファイルを示す。半透明の黒色と青色の塗りつぶしは、それぞれ W^{obs} および \hat{W} のヒストグラムをレイリー分布によりフィッティングした後の分布を示す^{*2}。

図 2.10 より、モデルは方向による終端誤差の大きさの違いも表現した。また、モデルは

表 2.3 計測された運動時間の平均値と終端誤差の平均値の間の相関係数

被験者	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
Front	-0.947	-0.916	0.220	-0.876	-0.869	-0.941	-0.887	-0.147	-0.773	-0.426	-0.708
Back	-0.981	-0.494	0.602	-0.746	-0.892	-0.944	-0.431	0.675	-0.986	-0.885	-0.913
Left	-0.875	-0.246	0.593	-0.711	-0.787	-0.878	-0.714	0.616	-0.813	-0.543	-0.986
Right	-0.930	-0.767	0.572	0.692	-0.776	-0.926	-0.535	0.207	-0.673	-0.958	-0.871

^{*2} x 軸方向の終端誤差 $\Delta x(D)$ と y 軸方向の終端誤差 $\Delta y(D)$ はガウス分布に従うため、それらのユークリッド距離をとった \hat{W} はレイリー分布に従う。

表 2.4 モデル終端誤差の平均値と計測終端誤差の平均値の間の MAE

被験者	MAE (mm)											平均
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	
Front	1.82	2.50	3.99	3.25	2.36	8.42	2.75	3.24	1.86	3.67	3.16	3.37
Back	1.87	2.54	4.06	2.79	1.45	12.80	2.23	4.37	2.66	1.48	2.34	3.51
Left	1.25	2.89	5.99	6.73	2.50	7.02	3.98	6.84	5.35	3.01	1.37	4.27
Right	0.86	2.13	7.47	5.11	4.02	7.12	2.80	7.21	6.54	3.35	2.37	4.45
平均	1.45	2.51	5.38	4.47	2.58	8.84	2.94	5.42	4.10	2.88	2.31	3.90

平均値だけでなく分布でも計測値に近かった。

図 2.9 および図 2.10 より、計測した終端誤差 W^{obs} は、4 つの方向の中で左方向において最も大きく、後方向において最も小さくなる傾向があった。モデルにより予測した終端誤差 \hat{W} は、被験者 D や被験者 H を除くほとんどの被験者においてこのような方向依存性の特徴を捉えていた。

なお、 \hat{W} を求める際に粘性係数 B_{ij} 以外のダイナミクスパラメータ (L_i, S_i, m_i, I_i) と運動指令依存ノイズのパラメータ k_i は全方向で同じ値を用いたため、終端のばらつきの方向依存性は粘性係数 B_{ij} や時間正規化軌道 $\tilde{\theta}(s)$ 等に起因する可能性がある。

表 2.4 は各被験者の計測終端誤差とモデル終端誤差の各試行平均値の間の絶対平均誤差 (MAE) を示す。MAE の全体平均値は 3.90 mm ほどであったことから、モデルは計測値と良く一致したといえる。被験者 C、F および H の 3 名の平均 MAE は 5.0 mm 以上であったが、被験者 A、B、E、G、J および K の 6 名の平均 MAE は 3.0 mm 未満であった。モデルの終端誤差の分布は、計測終端誤差の分布に近い形状を示した。実測値とモデルの終端誤差の分布はほぼ一致していた。

2.5.3 モデルと Fitts' law の比較

図 2.11 はモデルと Fitts' law の比較結果を示す。図 2.11a～図 2.11k に被験者ごとの結果を示す。灰色のドットおよび白丸は、それぞれ試行ごとの W^{obs} およびその試行平均値を示す。同様に、薄青色のバツ印および青色の三角は、それぞれ試行ごとの \hat{W} およびその試行平均値を示す。青色の実線は提案モデル、黒色の破線は Fitts' law を示す。ピンク色の太い実線は 2.2.4 節の方法で Fitts' law の形に線形近似した提案モデルを示す。なお、 $c = 0.0060$ とし、 \hat{W} の近似の範囲は $0.0040 < \hat{W} \leq 0.0120$ m となった。 p_1 および p_2 はそれぞれ -686.0 および 115.5 となった。図中右下に Fitts' law の傾き b および線形近似したモデルの傾き \hat{b} を示す。提案モデルは、運動時間にわたる γ の平均値を使用して描画され

た。Fitts' law は、 W^{obs} の試行平均値 4 点に対する線形回帰直線として描画された。

図 2.11 より、Fitts' law は線形であるため当然ながら直線を示すが、モデルは Fitts' law の軸に当てはめるとやや凹状の曲線となった。この凹面は多くの先行研究で観察されており [13, 45, 23, 12, 26]、モデルと Fitts' law は非常に近いところに線が引かれることが分かった。被験者 C、被験者 D の Right、被験者 H を除くほとんどの被験者において同様の傾向がみられた。

被験者 A、B、E、F、G、I、J および K の 8 名（つまり、表 2.3 に示すように速度と精度のトレード・オフが成立する被験者）において、全運動時間にわたる提案モデルの線形近似は Fitts' law に近かった。また、 b および \hat{b} を比較しても、概ね近い値を示した。

Fitts' law が回帰モデルであるのに対して、提案モデルは理論的に導出されたため回帰モデルではないにも関わらず、全運動時間にわたって Fitts' law と同程度の推定ができた。以上のことから、本モデルは Fitts' law を理論的に説明し、定量的にも支持したといえる。これにより、ヒト脳が運動時間を計画する計算理論の可能性を示唆した。

2.6 考察

Fitts' law はヒトの身体ダイナミクスに基づくモデルではないにもかかわらず、なぜ様々なヒトの運動を良く表すのか。これを明らかにするために、運動指令依存ノイズの存在下での腕ダイナミクスモデルに基づいて、運動時間 D と手先終端誤差 \hat{W} の関係を導出した。モデルの終端誤差 \hat{W} は運動時間 D に対して $\hat{W} \simeq \gamma/D$ という反比例の形で表され、定性的には Fitts' law を支持するモデルである。なお、 γ は腕ダイナミクスおよび運動指令依存ノイズのパラメータに基づいて得られる。運動時間に対するモデルにより予測された終端誤差と実際のヒトの終端誤差を比較した結果、モデルは 3.90 mm ほどの平均絶対誤差で計測値と良く一致し、モデルの終端誤差の分布は、計測終端誤差の分布に近い形状を示した。また、モデルは実際のヒトの運動においてみられる速度と精度のトレード・オフを表し、運動方向によってばらつきの大きさが異なるというヒトの運動特性を捉えていた。さらに、Fitts' law が回帰モデルであるのに対して、提案モデルは理論的に導出されたため回帰モデルではないにも関わらず、全運動時間にわたって、Fitts' law と同程度の推定ができた。これらのことから、本モデルは Fitts' law を理論的に説明し、定量的にも支持したといえる。これにより、ヒト脳が運動時間を計画する計算理論の可能性を示唆した。

人間工学およびヒューマン・コンピュータ・インタラクションの分野では、Fitts' law の傾きと切片は速度と精度の関係を特徴づけるものとしてヒトの運動パフォーマンスの指標として利用されてきた。したがって、今回の研究成果は運動パフォーマンスと腕ダイナミクスの関係を明らかにするための第一歩となると考えられる。

本研究では 2 次元平面上の到達運動に限定してモデル化を行った。しかし、Fitts' law は 2 次元平面の運動だけでなく 3 次元空間の運動も含まれる。そこで、ここでは本モデルに 3 次元空間の運動も考慮した場合、どのようにモデル化されるかを議論する。まず、2 次元平面上の運動方程式は、2.2.1 節でも述べたように、

$$\boldsymbol{\tau}(t) = \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}(t)) \ddot{\boldsymbol{\theta}}(t) + \mathbf{h}_1(\boldsymbol{\theta}(t)) \left[\dot{\boldsymbol{\theta}}(t) \dot{\boldsymbol{\theta}}(t) \right] + \mathbf{h}_2(\boldsymbol{\theta}(t)) \left[\dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^2 \right] + \mathbf{B} \dot{\boldsymbol{\theta}}(t), \quad (2.7)$$

となる。3 次元空間ではこれに重力項が加わるため、

$$\boldsymbol{\tau}(t) = \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}(t)) \ddot{\boldsymbol{\theta}}(t) + \mathbf{h}_1(\boldsymbol{\theta}(t)) \left[\dot{\boldsymbol{\theta}}(t) \dot{\boldsymbol{\theta}}(t) \right] + \mathbf{h}_2(\boldsymbol{\theta}(t)) \left[\dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^2 \right] + \mathbf{B} \dot{\boldsymbol{\theta}}(t) + \mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}(t)), \quad (2.6)$$

となる。ここで、2.2.3 節と同様に $t = Ds$ とおき、時間に関する正規化を行う。

$$\boldsymbol{\tau}(Ds) = \frac{1}{D^2} \tilde{\boldsymbol{\tau}}^{\text{iner}}(s) + \frac{1}{D} \tilde{\boldsymbol{\tau}}^{\text{visc}}(s) + \tilde{\boldsymbol{\tau}}^{\text{grav}}(s), \quad (2.41)$$

ただし、

$$\tilde{\boldsymbol{\tau}}^{\text{iner}}(s) = \mathbf{M}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s)) \ddot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}(s) + \mathbf{h}_1(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s)) \left[\dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}(s) \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}(s) \right] + \mathbf{h}_2(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s)) \left[\dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}(s)^2 \right], \quad (2.42)$$

$$\tilde{\boldsymbol{\tau}}^{\text{visc}}(s) = \mathbf{B} \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}(s), \quad (2.43)$$

$$\tilde{\boldsymbol{\tau}}^{\text{grav}}(s) = \mathbf{g}(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s)), \quad (2.44)$$

である。これを時間軸正規化された運動指令依存ノイズの式に代入すると、

$$\tau_i^{\text{noise}}(Ds) = k_i \left\{ \frac{1}{D^2} \tilde{\tau}_{\pm}^{\text{iner}}(s) + \frac{1}{D} \tilde{\tau}_{\pm}^{\text{visc}}(s) + \tilde{\tau}_{\pm}^{\text{grav}}(s) \right\} z_i(s), \quad (2.45)$$

となる。ただし、 $\tilde{\tau}_{\pm}^{\text{iner}}(s) = \tilde{\tau}_+^{\text{iner}}(s) - \tilde{\tau}_-^{\text{iner}}(s)$ であり、 $\tilde{\tau}_+^{\text{iner}}(s)$ は $\tilde{\tau}^{\text{iner}}(s)$ の正の値の部分、 $\tilde{\tau}_-^{\text{iner}}(s)$ は $\tilde{\tau}^{\text{iner}}(s)$ の負の値の部分である。式 (2.45) を式 (2.27) に代入し、整理すると、

$$\Delta x(D) = \frac{1}{D} \chi_{\text{iner}}^x + \chi_{\text{visc}}^x + D \chi_{\text{grav}}^x \quad (2.46)$$

となる。ただし、

$$\chi_{\text{iner}}^x = \sum_{i=1}^N k_i \int_0^1 \left(\mathbf{J}^x(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s)) \mathbf{B}^{-1} \right)_i \tilde{\tau}_{\pm}^{\text{iner}}(s) z_i(s) ds, \quad (2.47)$$

$$\chi_{\text{visc}}^x = \sum_{i=1}^N k_i \int_0^1 \left(\mathbf{J}^x(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s)) \mathbf{B}^{-1} \right)_i \tilde{\tau}_{\pm}^{\text{visc}}(s) z_i(s) ds, \quad (2.48)$$

$$\chi_{\text{grav}}^x = \sum_{i=1}^N k_i \int_0^1 \left(\mathbf{J}^x(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s)) \mathbf{B}^{-1} \right)_i \tilde{\tau}_{\pm}^{\text{grav}}(s) z_i(s) ds \quad (2.49)$$

である。 x 方向だけでなく、 y および z 方向の終端誤差も同様にして、

$$\Delta y(D) = \frac{1}{D}\chi_{\text{iner}}^y + \chi_{\text{visc}}^y + D\chi_{\text{grav}}^y \quad (2.50)$$

$$\Delta z(D) = \frac{1}{D}\chi_{\text{iner}}^z + \chi_{\text{visc}}^z + D\chi_{\text{grav}}^z \quad (2.51)$$

と書ける。 $\Delta x(D)$, $\Delta y(D)$ および $\Delta z(D)$ のユークリッド距離を最終的な手先の終端誤差 \hat{W} と定義し、代入すると、

$$\begin{aligned} \hat{W} &\equiv \sqrt{\Delta x(D)^2 + \Delta y(D)^2 + \Delta z(D)^2}, \\ &= \sqrt{\left[\frac{\chi_{\text{iner}}^x}{D} + \chi_{\text{visc}}^x + D\chi_{\text{grav}}^x\right]^2 + \left[\frac{\chi_{\text{iner}}^y}{D} + \chi_{\text{visc}}^y + D\chi_{\text{grav}}^y\right]^2 + \left[\frac{\chi_{\text{iner}}^z}{D} + \chi_{\text{visc}}^z + D\chi_{\text{grav}}^z\right]^2} \\ &= \dots \end{aligned}$$

のようになり、 D に関して非常に複雑かつ非線形な関数となることが予想される。 x 軸方向への終端誤差の式 (2.46) より予測できることは、重力の影響を受ける場合は、三つ目の項 ($D\chi_{\text{grav}}^x$) が効いてくることから、終端誤差 $\Delta x(D)$ が運動時間 D に対して単調減少ではなくなる可能性があるということである (これは y 軸および z 軸においても同様)。つまり、重力の影響により、運動時間が長くなると (運動が遅くなると) 終端誤差が大きくなるという現象が起こる可能性があると考えられる。ただし、これは数理モデルに基づき推測された理論的な示唆にとどまるため、正しいかどうかは実験的にも検証しなければならない。

次に、本研究でのモデル化を Accot and Zhai (1997) の Steering law [46] に適用することを考える。Steering law は、図 2.12 に示すような経路 C を通過するのに要する運動時間 D は、次式のように微小経路 s での幅の逆数 $\frac{1}{W(s)}$ の経路 C にわたる積分に関係することを表すモデルである。

$$D = a + b \int_C \frac{ds}{W(s)} \quad (2.52)$$

Steering law は、Fitts' law が説明するような直線の一次元運動だけでなく、曲線を含む二次元の運動を対象とする。したがって、Fitts' law の派生モデルともいわれる。図 2.12 に示す経路を通過する運動を考えると、まず、これまでのフィードフォワード制御を前提としたモデル化は適切ではないと考えられる。つまり、Steering law をヒト腕ダイナミクスモデルに基づき定式化するためには、フィードバック制御のモデルを考慮する必要がある (例えば、Todorov and Jordan (2002) の最適フィードバック制御モデル [47] など)。また、終端の許容誤差やばらつきだけでなく、軌道の途中の許容誤差やばらつきについても考慮しなければならない。

Harris and Wolpert (1985) [5] および Tanaka et al. (2006) [31] は、それぞれ提案した最適化モデルを用いて Fitts' law で描かれた SAT プロファイルが再現可能であることを示し

た。これらの結果は一次元の到達運動に対する Fitts' law が単関節腕ダイナミクスに基づいて再現できることを示す重要な結果であった。しかし、ヒトが行う日常的な腕の動作のほとんどは単関節ではなく多関節の腕運動である。多関節腕ダイナミクスはコリオリ力や遠心力などの非線形干渉トルクを生じさせる。このような非線形干渉トルクは単関節腕ダイナミクスでは発生しないため、多関節腕ダイナミクスに基づく SAT プロファイルへの影響を調べることが重要である。我々のモデルは多関節腕ダイナミクスに基づいており、コリオリ力および遠心力を考慮しているため、これらを考慮しないモデルよりも実際のヒトの腕の運動をより正確に再現することができるはずである。これを検証するために、コリオリ力と遠心力を考慮したモデルと考慮しないモデルを比較した。まず、2.3 章に記載した実験で測定したデータを用いて比較を行ったところ、両者の間には顕著な差は見られなかった（付録 F の図 F.3）。これは、トルクにおいてコリオリ力と遠心力よりも慣性力および粘性力の方が支配的であったことと、肩関節のコリオリ力と遠心力が前後方向で打ち消し合ったためであると考えられる（付録 F の図 F.4）。次に、開始姿勢と目標姿勢を変えて実験を行い、より長い距離を迅速に運動した場合の影響を解析した。付録 F の図 F.5 に各被験者の比較結果を示す。6 人の被験者のうち 5 人については、コリオリと遠心力を用いたモデルを用いた方が実際の終端誤差の試行平均値がより良く表現されており、実際の終点誤差の分布に近い結果が得られていた。これらの結果は、長距離にわたる非常に速い到達運動をモデル化する際にコリオリ力と遠心力を考慮することの重要性を示しており、我々のモデルの利点の一つである、腕運動の非線形性を考慮していることを強調した。

本研究では、モデル化の過程でいくつかの仮定を置いたり近似を行ったりしている。以下に、それらの箇所について整理する。

1. 図 2.5 に示すようなフィードフォワード制御を前提とする。
2. 図 2.2 に示すような 2 リンク平面マニピュレータのダイナミクスに基づき水平面上のヒト腕運動をモデル化する。
3. ある運動時間の範囲内では軌道が変化しないという軌道の不変性を仮定する（式 (2.14) および付録 A）。
4. 粘性力項に掛かる $\frac{1}{D}$ は、ある運動時間の変域では $\frac{\mu}{D^2}$ で近似される（式 (2.17) から式 (2.18) にかけて）。
5. 運動指令依存ノイズの存在を仮定する（図 2.5 参照）。
6. 順ダイナミクスモデルの $\tau_i^{\text{noise}} = 0$ まわりの 1 次テイラー近似を行う（付録 C）。
7. コリオリ力と遠心力の偏微分の箇所の影響は無視できると仮定する（付録 D）。
8. モデルを Fitts' law 式の形に変形するために式 (2.33) から式 (2.38) にかけての線形近似を行う。

これらの仮定や近似はモデル化誤差を生み、さらにはモデルの限界を与えることにもなる。例えば、(1) の仮定では、フィードバックの影響を考慮することができない。さらに、(3), (4), (6), (7), (8) は、モデル化誤差につながる。また、(3) の軌道不変性の仮定の妥当性についても議論する必要がある。時間正規化が有効であるかどうかは、計測軌道がある運動時間の変域で不変性があることを確認する必要がある。付録 A の図 A.1 は、0.30~0.70 s の間に 15 cm の距離を運動したときの全被験者の試行平均手先軌道を示す。図 A.1 より、定性的にはこの運動時間の変域では軌道の不変性が成り立つと考えられる。ただし、非常に速い運動や遅い運動ではこの仮定は成り立たないので注意が必要である。もう一つの課題は、剛性、粘性、慣性などの運動インピーダンスをモデルに十分考慮できていないことである。この研究では、モデルを複雑にしてしまうため、関節の剛性は考慮していなかった。剛性が SAT に関連していることを示す多くの研究があることを考えると [18, 48, 49]、今後、モデルに剛性を組み込むことが重要になると考えられる。

運動指令依存ノイズを用いることで SAT を表現することが可能となった。一方で、運動指令依存ノイズのパラメータ k についてよく分かっていない点が多い。例えば、 k は筋ごとに与えられるのか、それとも中枢神経系に 1 つだけ存在するのか、存在するとすれば、どのような方法で k を推定できるのか等について分かっていない。これは、van Beers et al.[32] のように、モデルの中に信号依存ノイズ、信号非依存ノイズおよび時間ノイズといった複数種類のノイズを考慮したり、手先終端誤差以外のデータを用いてノイズパラメータ k を推定する方法（例えば、筋電図信号を用いて推定できる方法）を検討するなど、さらなる知見を得る必要がある。また、迅速な到達運動を行ったとしても、精度良く腕を制御できるヒトの運動の優れた制御戦略について研究が進めば、その知見を工学、医療、スポーツ、リハビリテーション等の様々な分野で活かすことができるかもしれない。このようなヒトの運動戦略では、コリオリや遠心力などの非線形干渉力が巧みに用いられていると推測されるが、より詳細に研究する必要がある。

最後に、本研究では上肢到達運動のみを調査した。眼球運動や下肢の運動などの他の動作については、例えば、腕から足のダイナミクスへとアプローチを変更することで調査をすることができると考えている。したがって、この論文で導出した関係は一般的に今後の研究で重要なアプローチとなる様々な運動に応用することができるだろう。

2.7 まとめ

運動時間から手先終端誤差を予測する定量的なモデルを構築し、脳が式 (2.31) のような関係を用いて計画された運動時間から手先終端誤差を予測している可能性を理論的に示した。本モデルの妥当性を検証するために行動実験を行った。その結果、モデルは行動実験の結果

と良く一致した。次章（第 3）では、本章で提案した式 (2.31) を用いて、運動時間の計画に関するモデルについて考える。

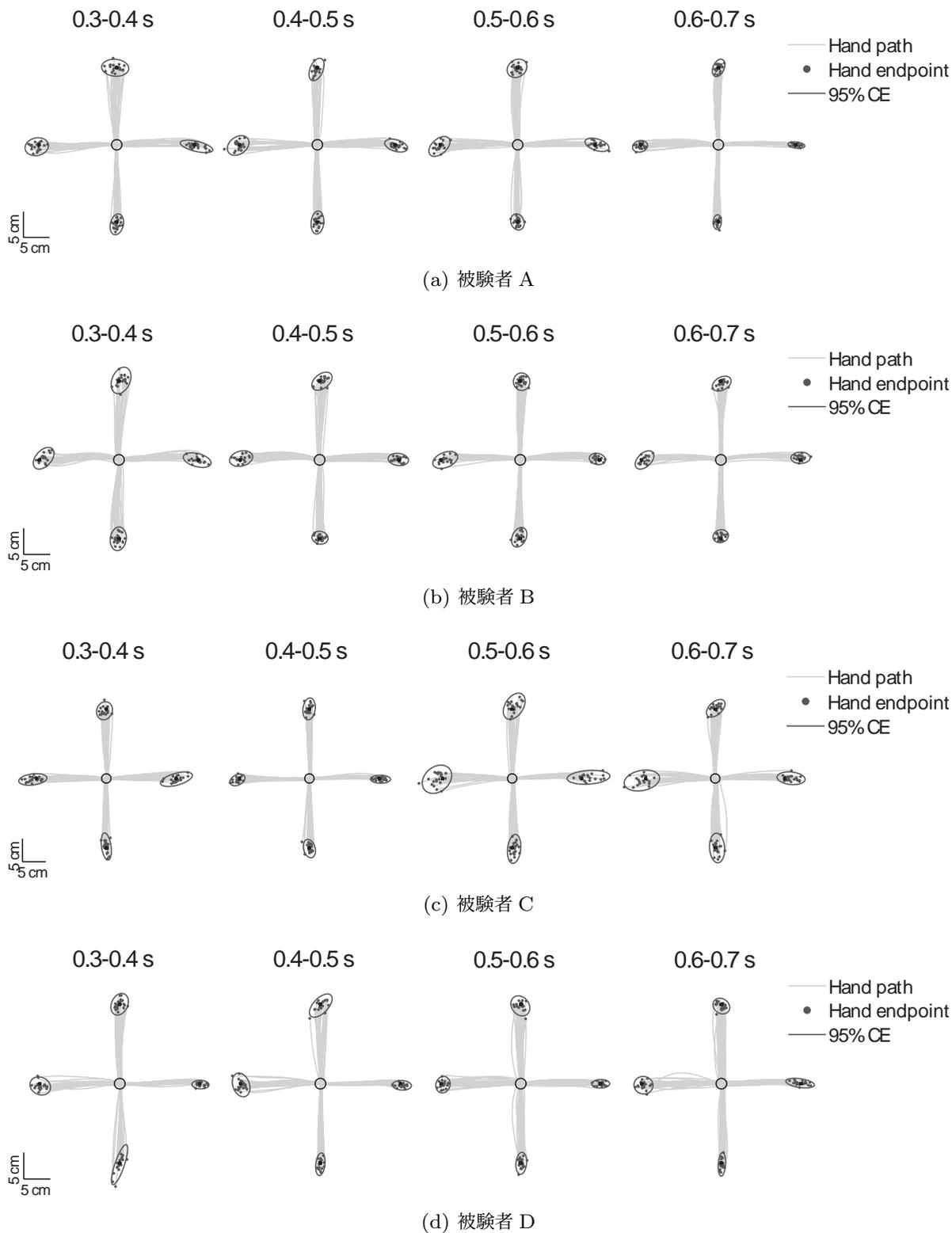
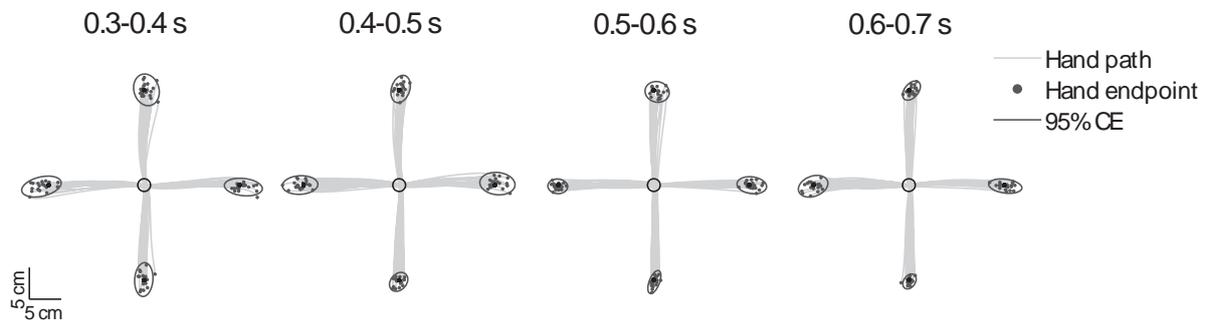
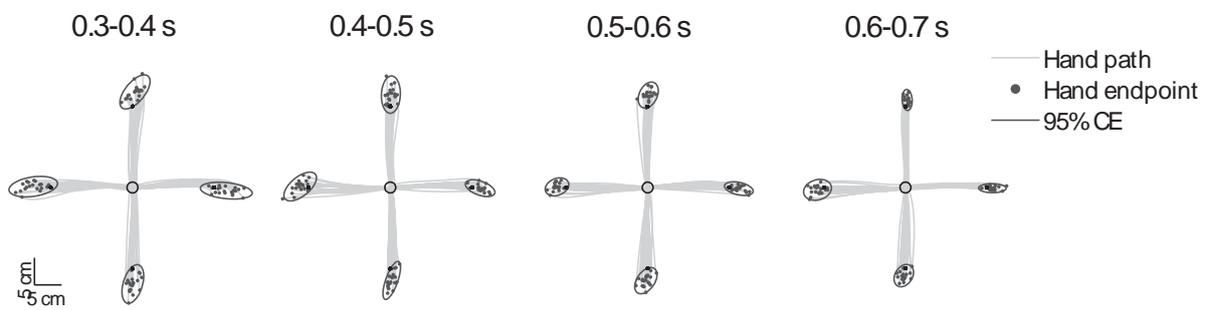


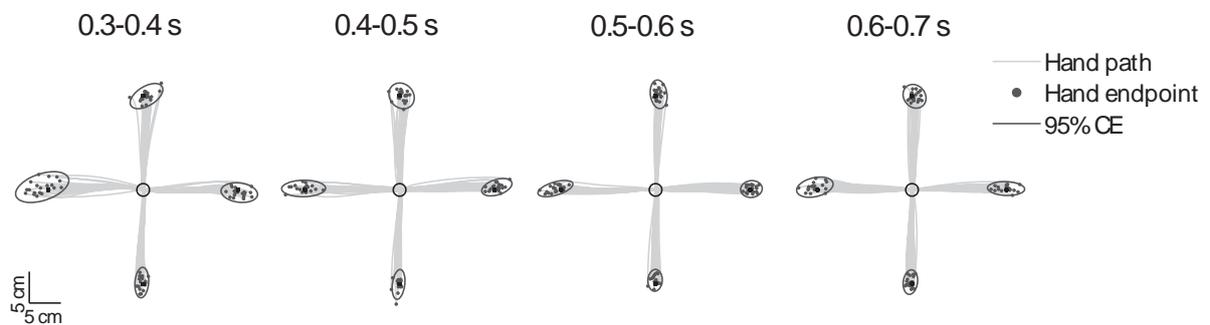
図 2.9 運動時間条件ごとの計測手先軌道およびその終端分布



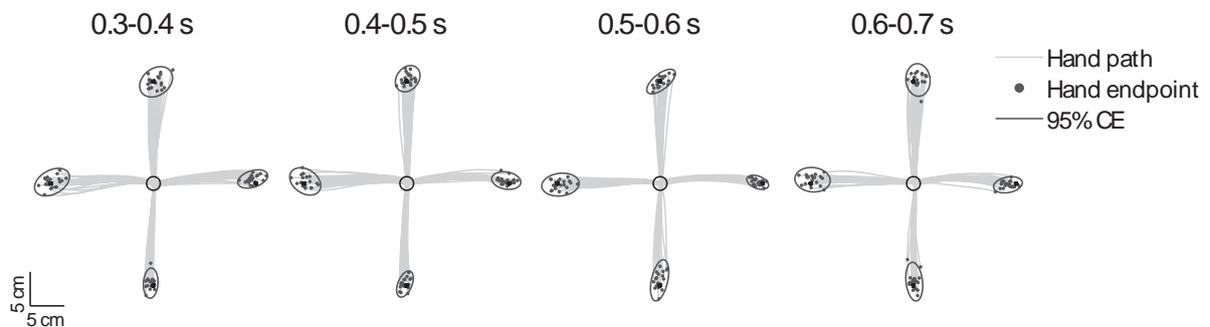
(e) 被験者 E



(f) 被験者 F



(g) 被験者 G



(h) 被験者 H

図 2.9 運動時間条件ごとの計測手先軌道およびその終端分布

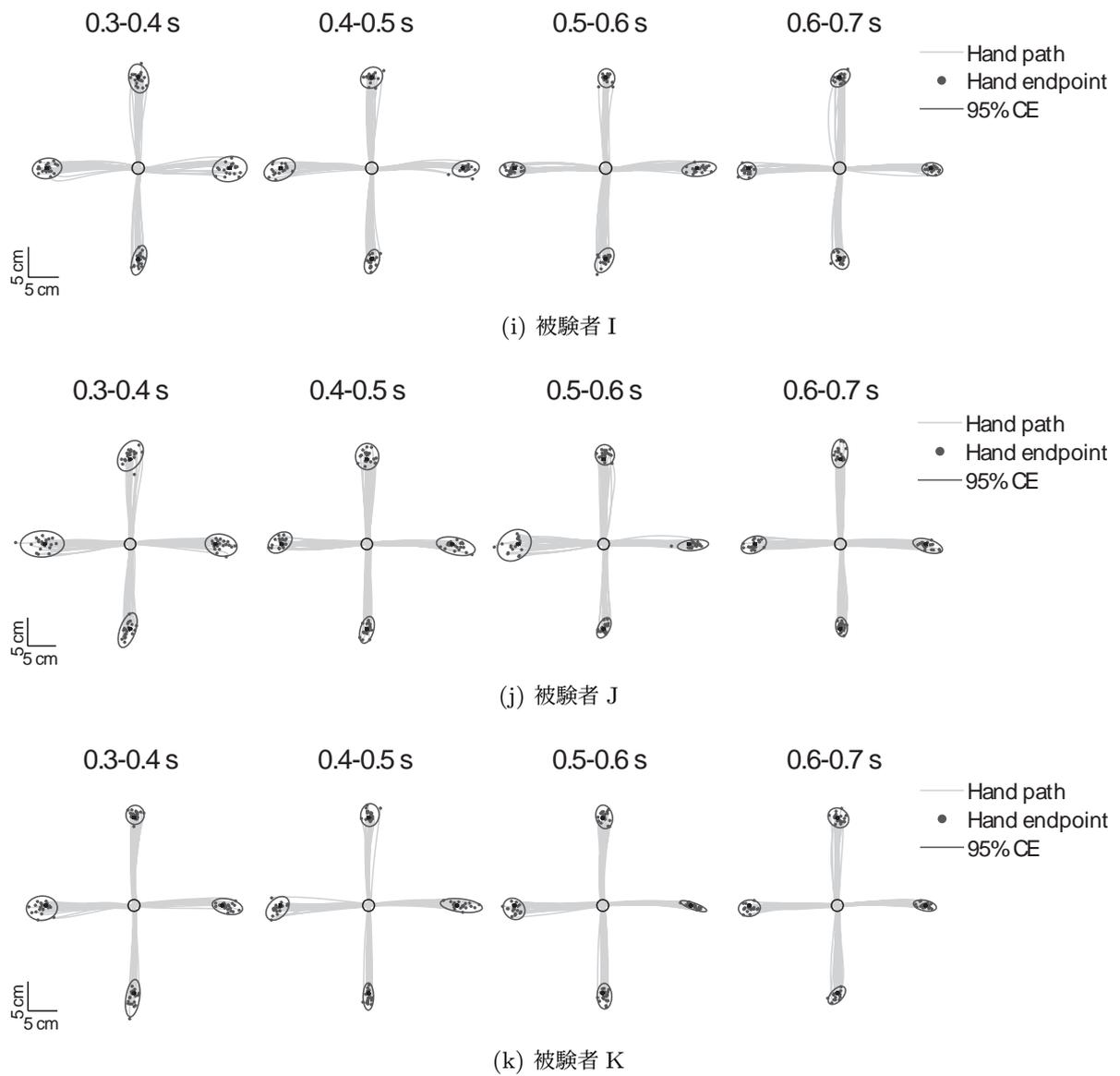
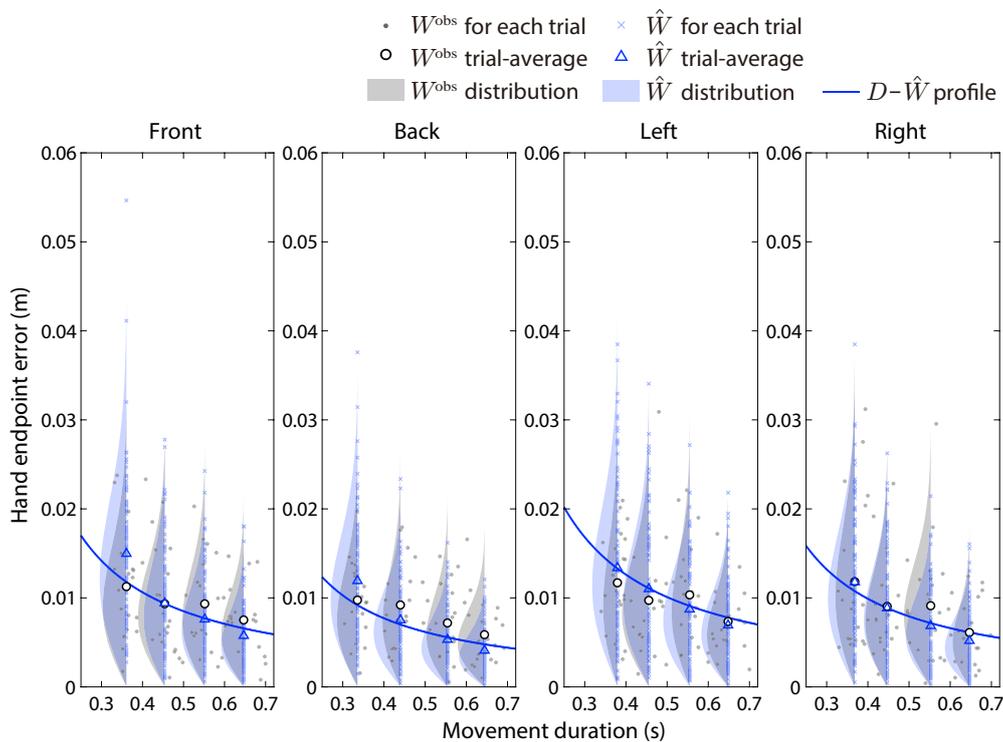
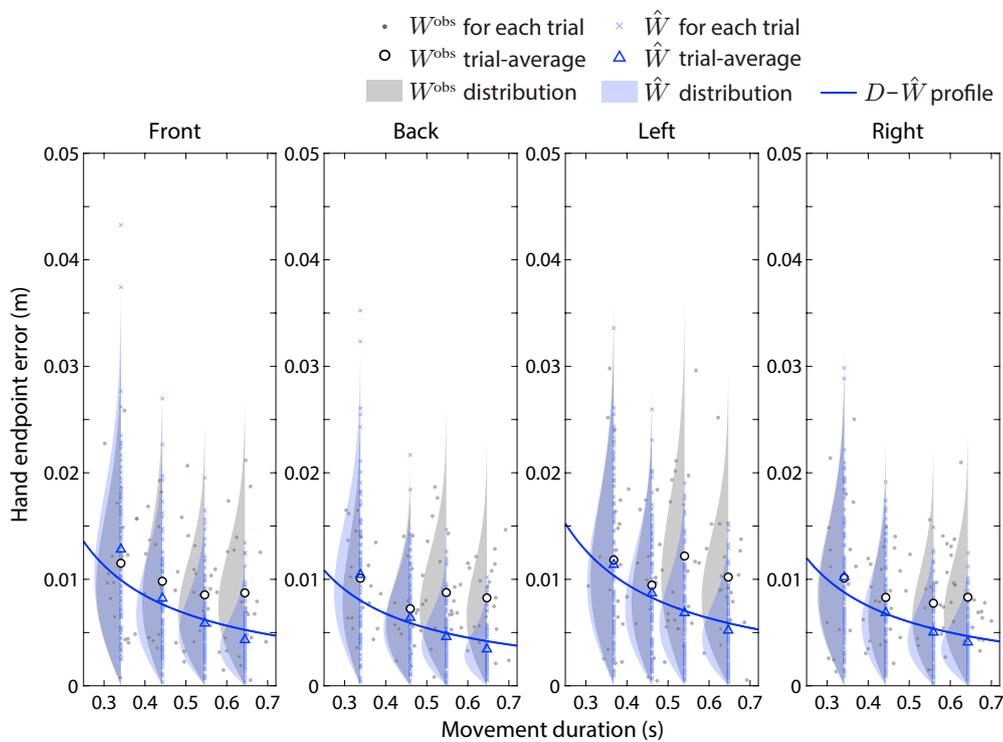


図 2.9 運動時間条件ごとの計測手先軌道およびその終端分布

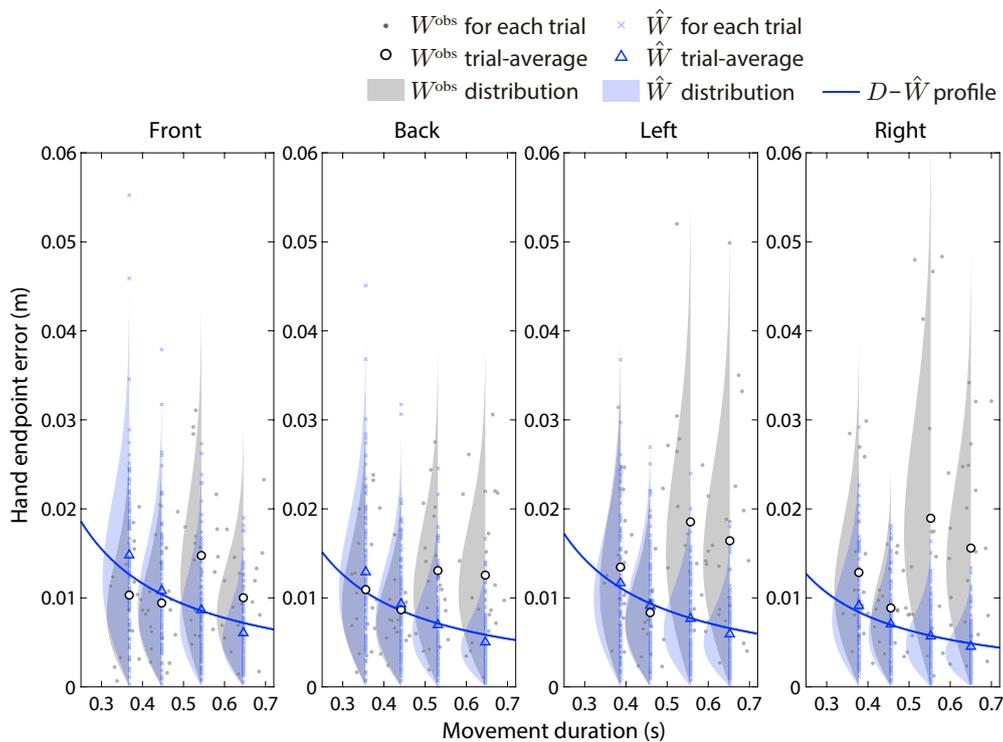


(a) 被験者 A

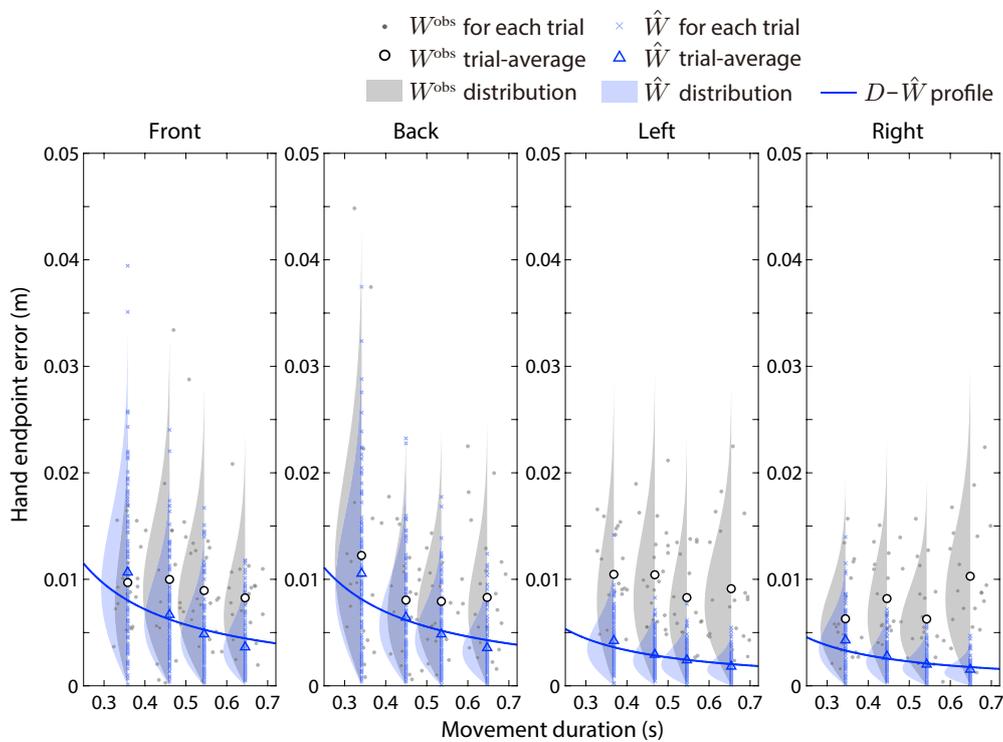


(b) 被験者 B

図 2.10 モデル手先終端誤差 \hat{W} と計測手先終端誤差 W^{obs} の比較



(c) 被験者 C



(d) 被験者 D

図 2.10 モデル手先終端誤差 \hat{W} と計測手先終端誤差 W^{obs} の比較

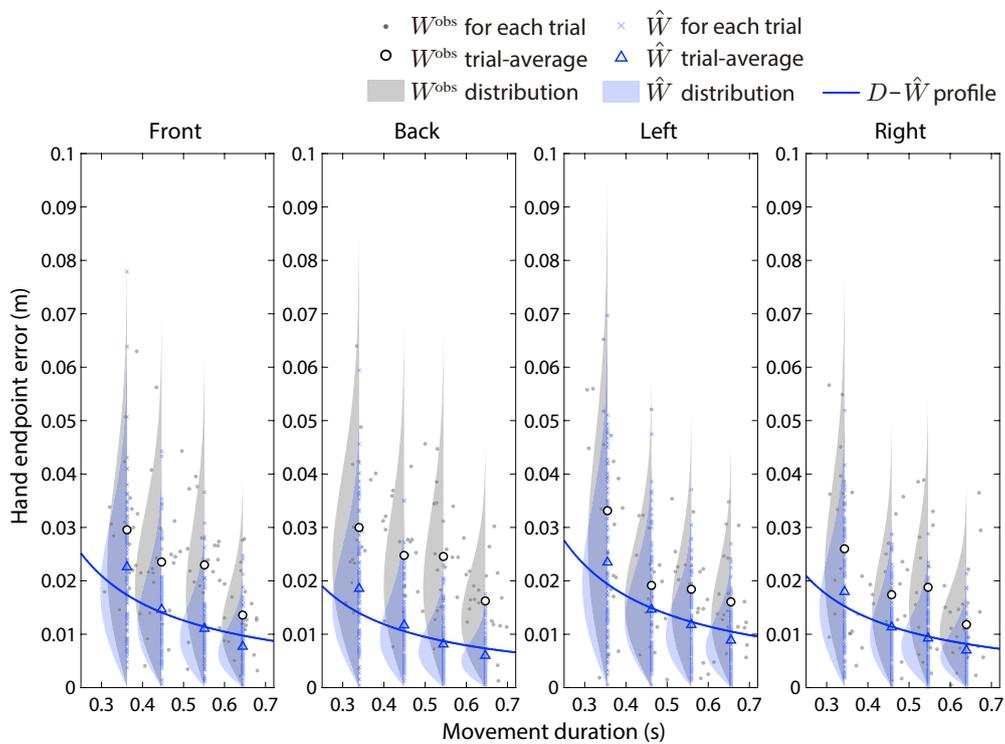
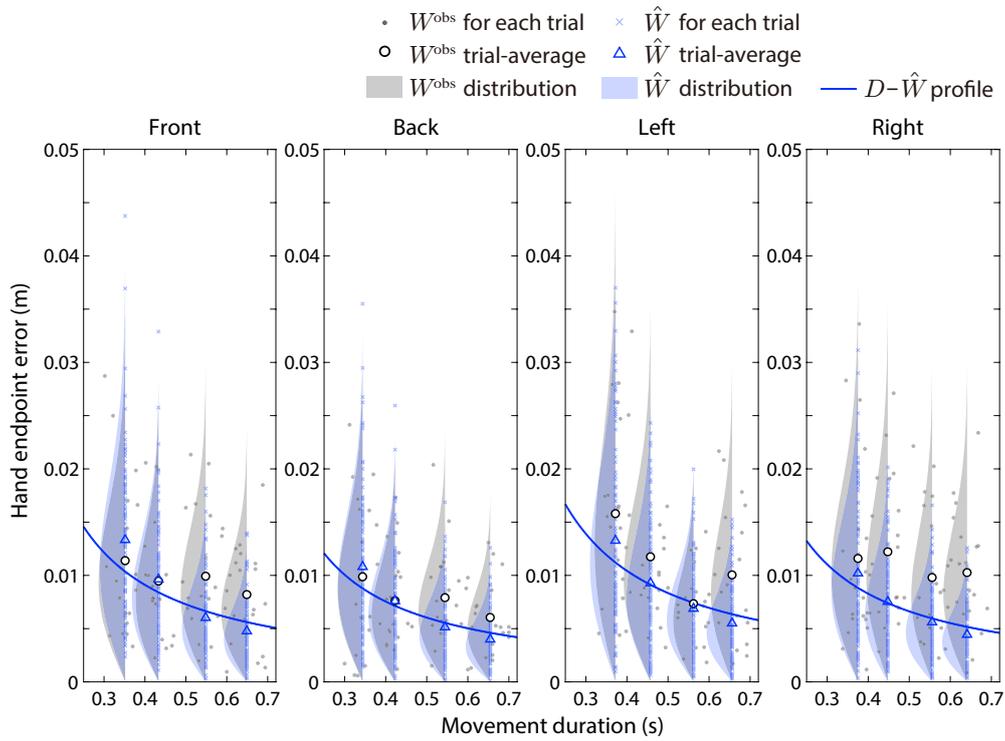
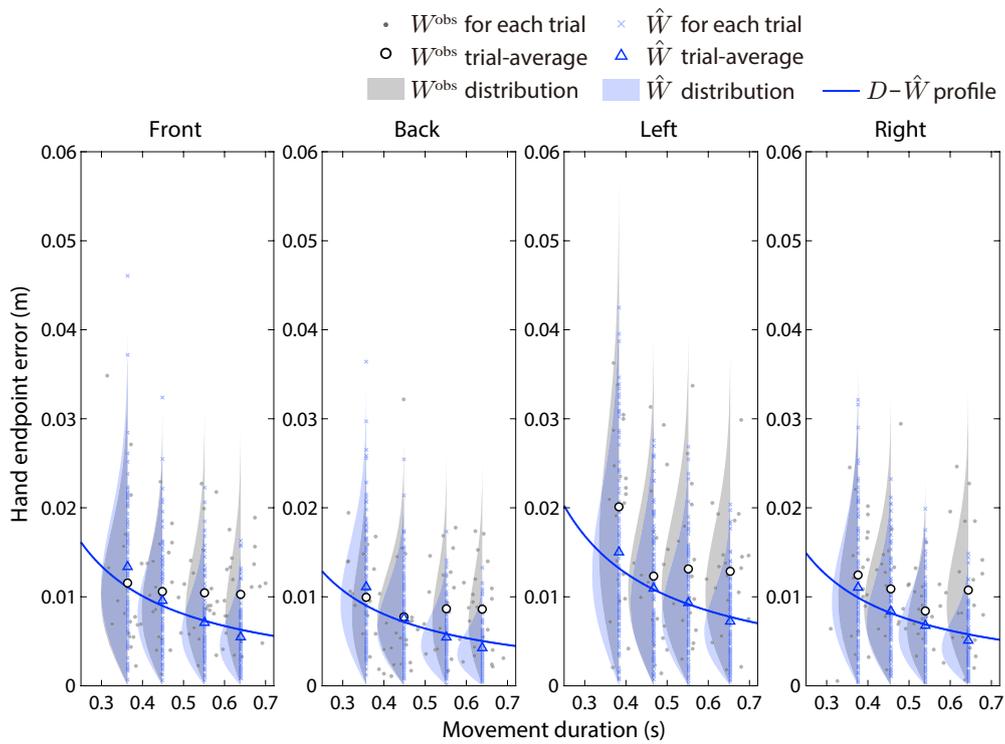
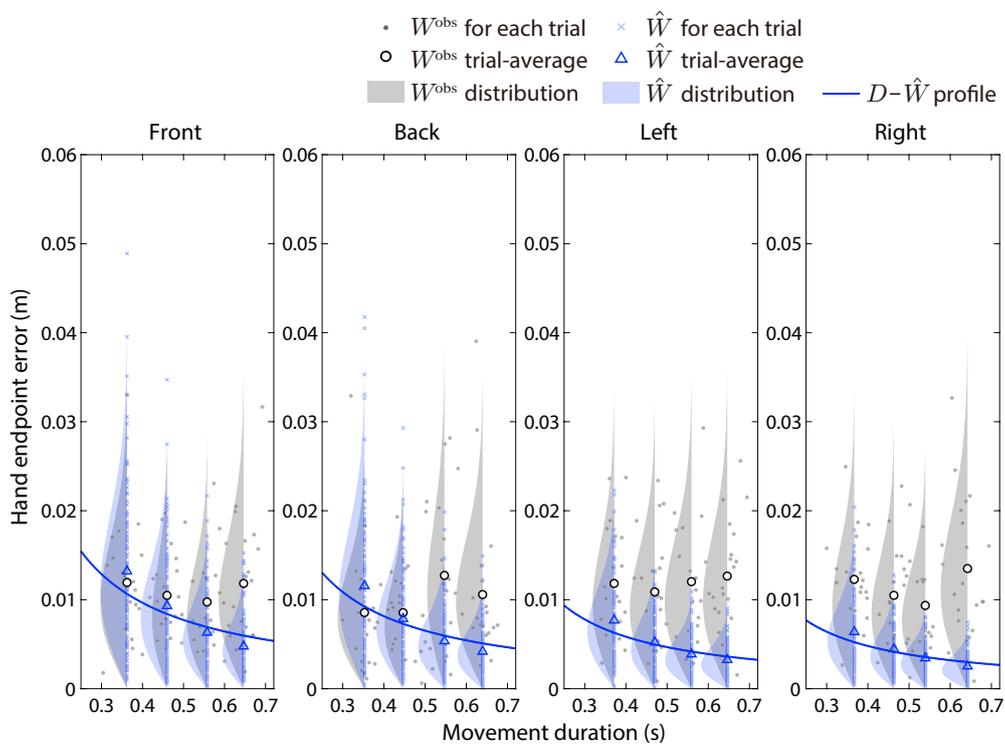


図 2.10 モデル手先終端誤差 \hat{W} と計測手先終端誤差 W^{obs} の比較

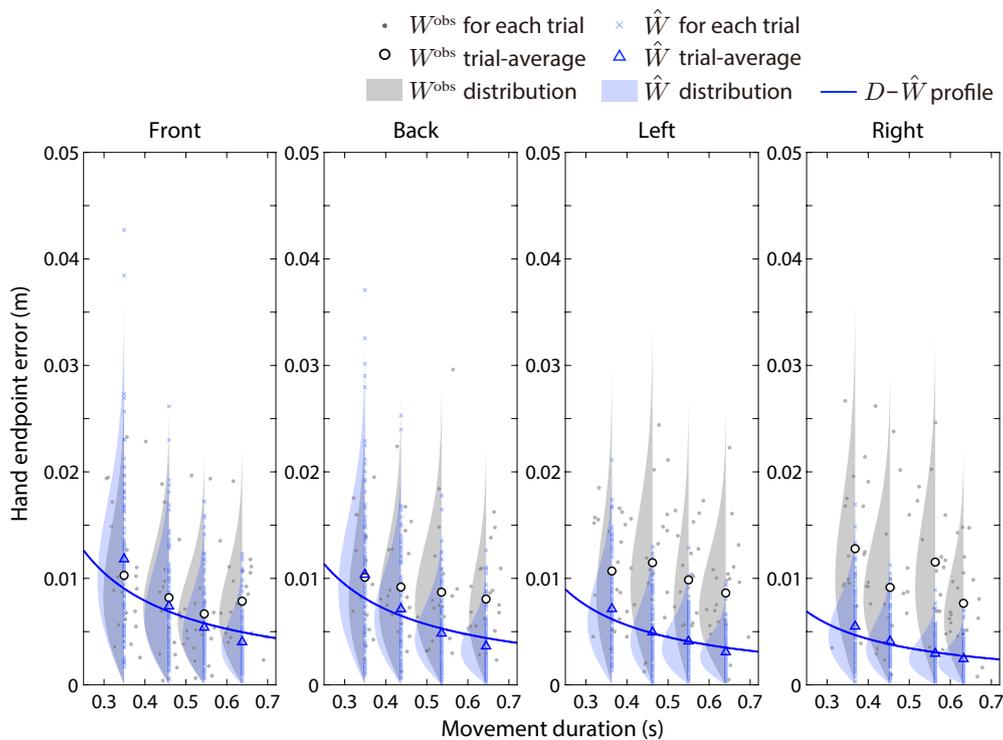


(g) 被験者 G

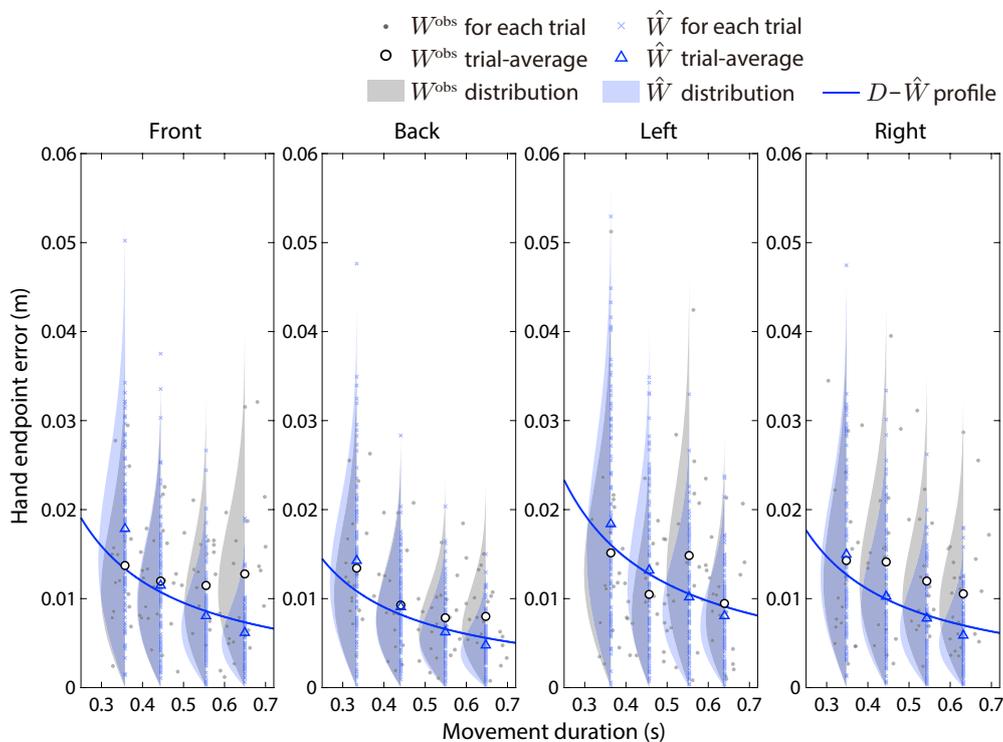


(h) 被験者 H

図 2.10 モデル手先終端誤差 \hat{W} と計測手先終端誤差 W^{obs} の比較



(i) 被験者 I



(j) 被験者 J

図 2.10 モデル手先終端誤差 \hat{W} と計測手先終端誤差 W^{obs} の比較

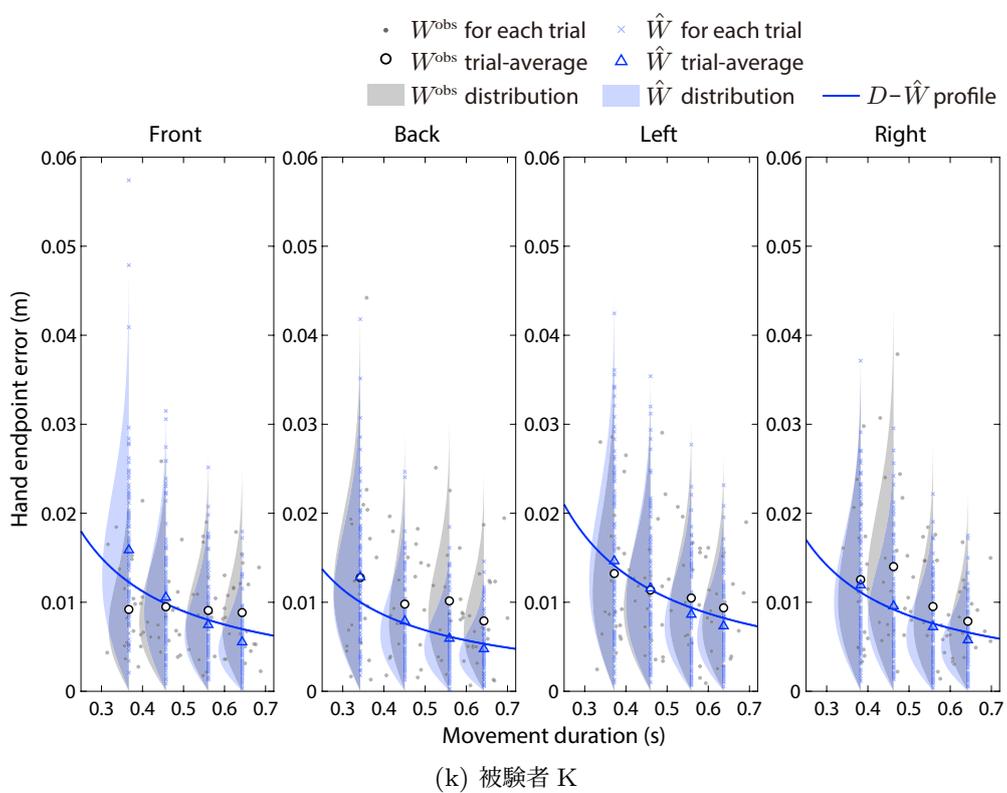
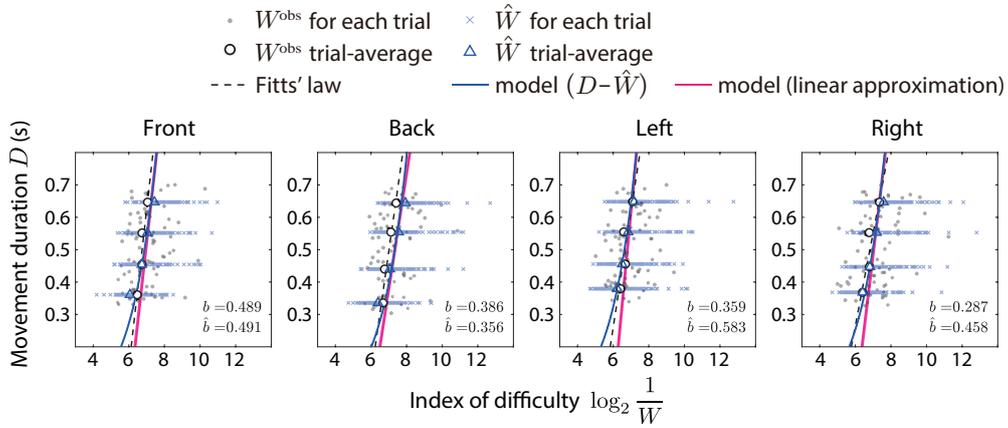
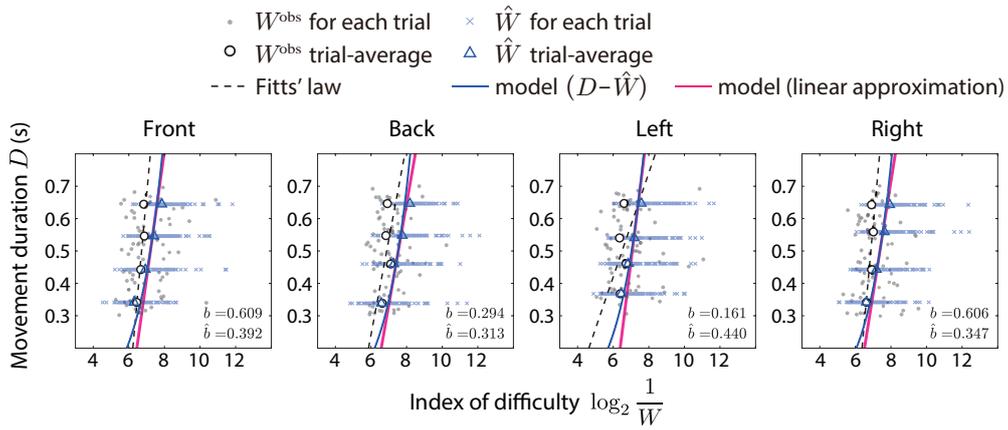


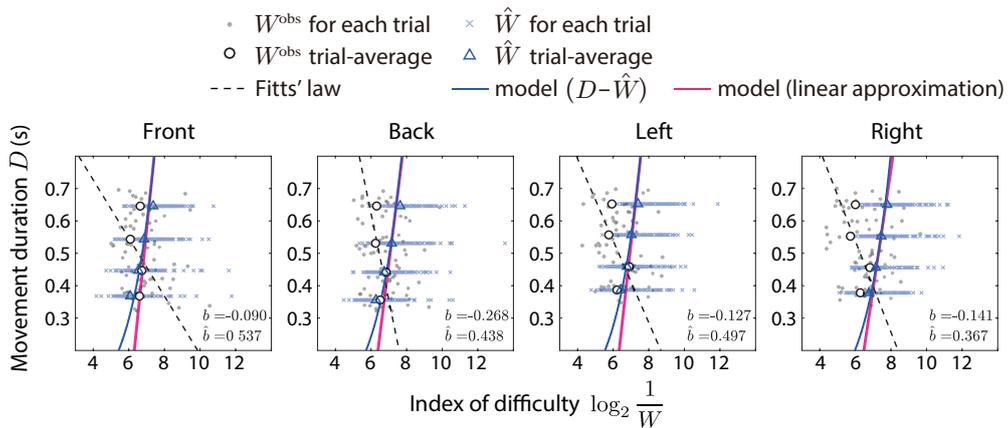
図 2.10 モデル手先終端誤差 \hat{W} と計測手先終端誤差 W^{obs} の比較



(a) 被験者 A

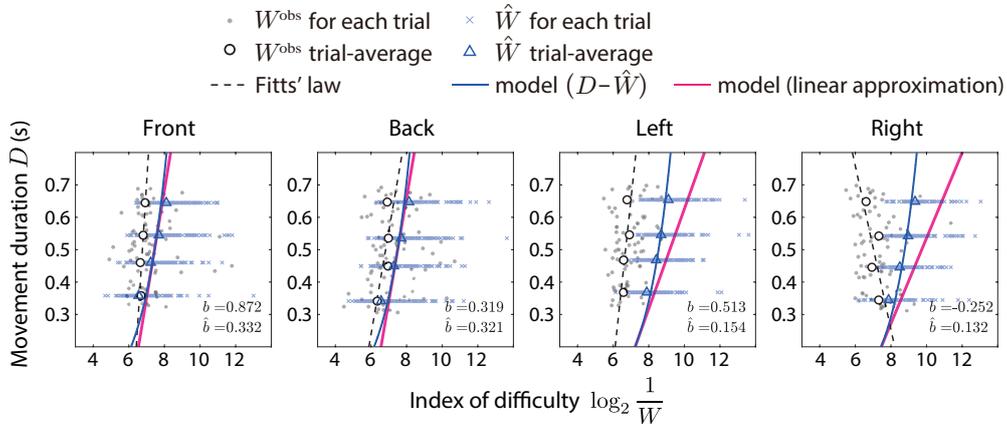


(b) 被験者 B

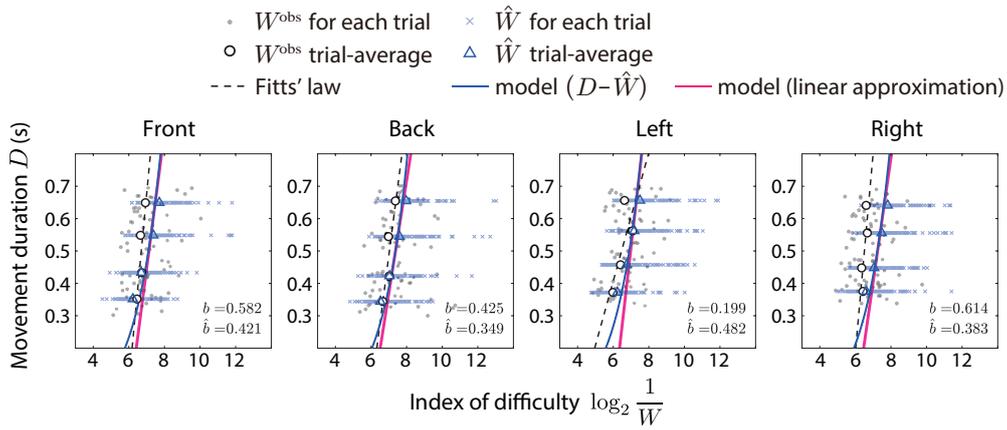


(c) 被験者 C

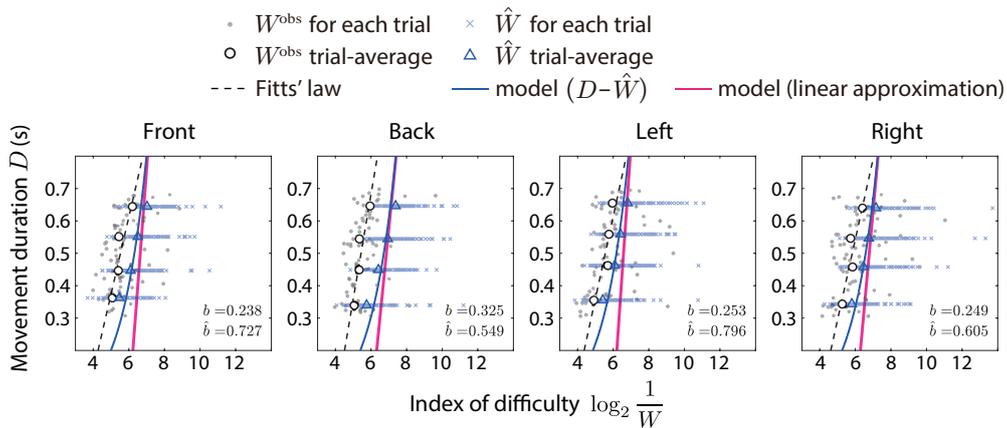
図 2.11 モデルと Fitts' law の比較



(d) 被験者 D

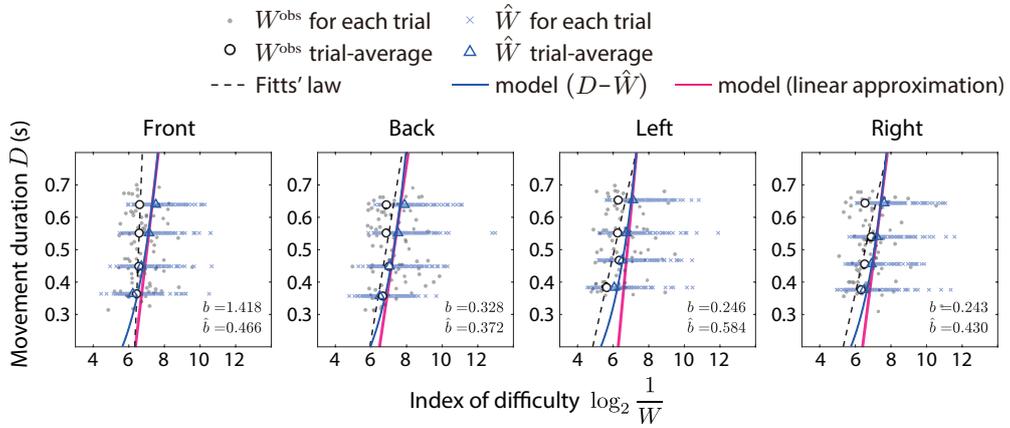


(e) 被験者 E

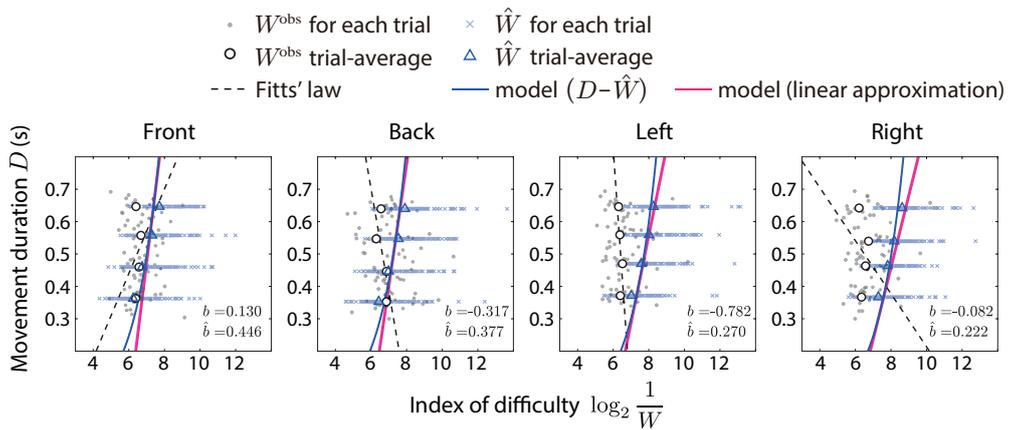


(f) 被験者 F

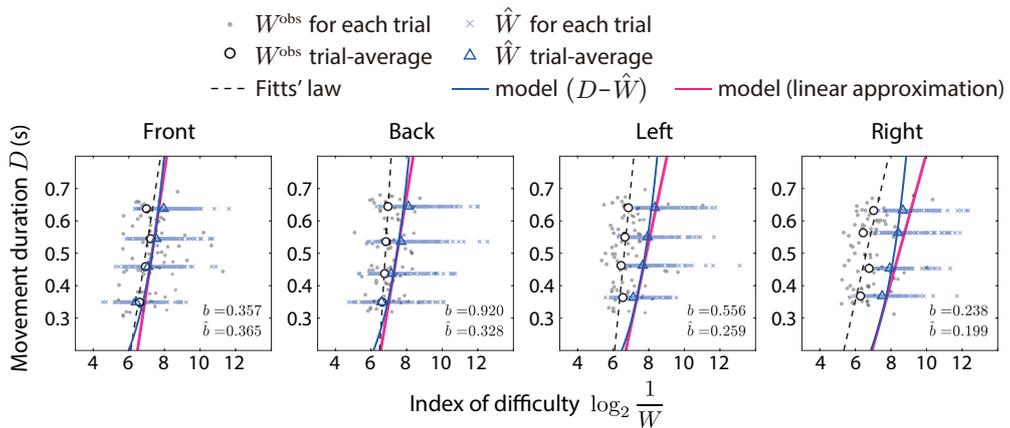
図 2.11 モデルと Fitts' law の比較



(g) 被験者 G

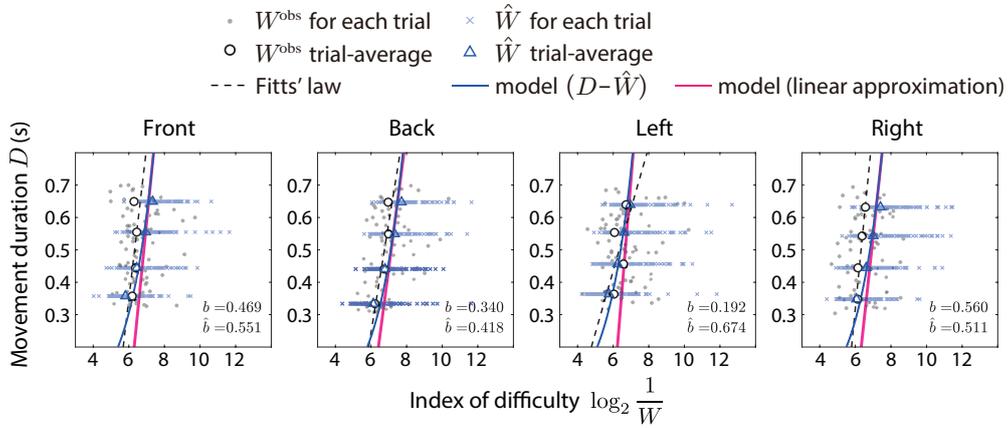


(h) 被験者 H

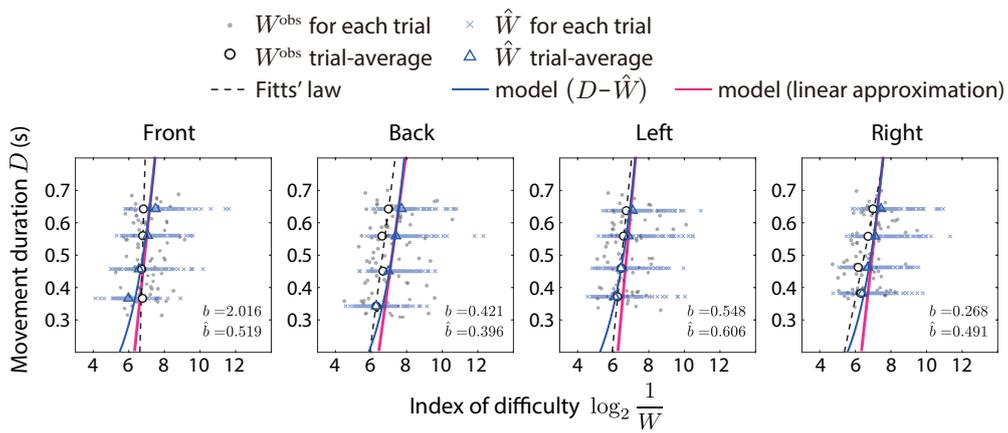


(i) 被験者 I

図 2.11 モデルと Fitts' law の比較



(j) 被験者 J



(k) 被験者 K

図 2.11 モデルと Fitts' law の比較

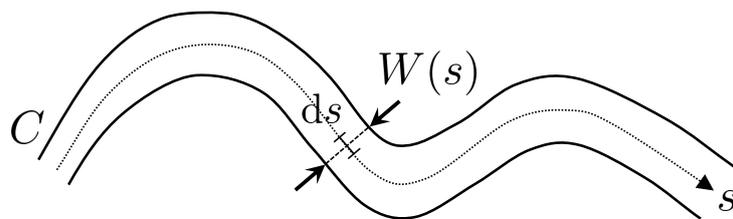


図 2.12 Accot and Zhai (1997) の Steering law

第 3 章

運動指令の滑らかさと終端での許容 誤差を考慮した運動時間計画を組み 込んだ軌道計画モデルの提案

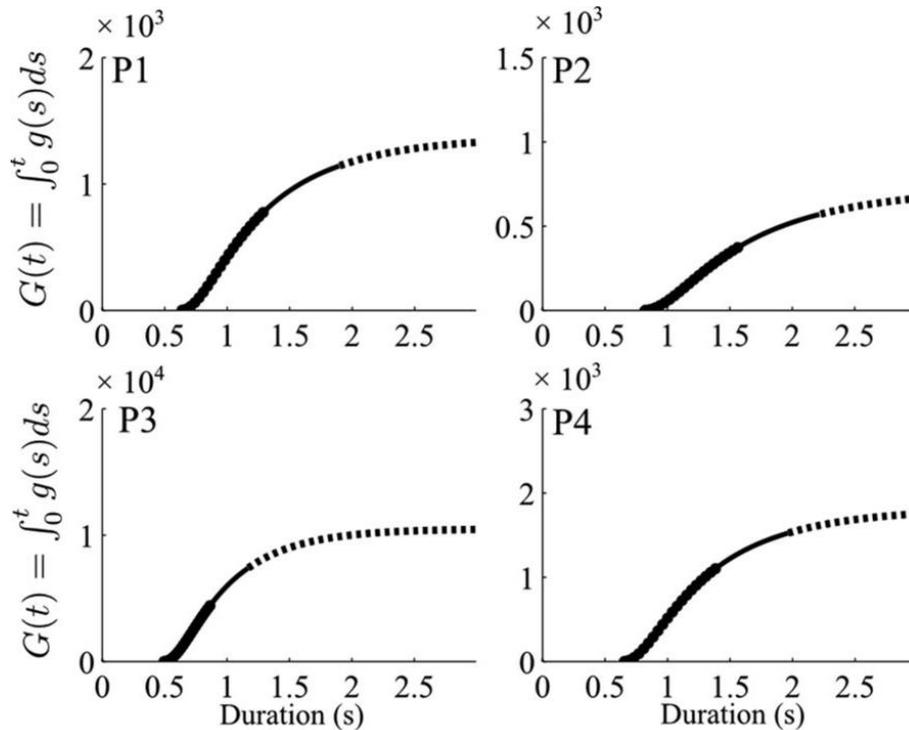
3.1 はじめに

計算論的アプローチの研究の第一人者である David Marr は、脳の情報処理を理解する上で「計算理論」、「表現とアルゴリズム」、「ハードウェアによる実現」の 3 つレベルでの視点が有用であると述べた [1]。特にヒトの運動軌道制御に関しては 20 世紀末頃に計算理論のレベルの研究が盛んに行われ、最適化規範に基づく運動軌道生成モデルがいくつか提案されてきた。代表的なものとして、躍度最小規範 [2]、トルク変化最小規範 [3]、指令トルク変化最小規範 [4]、筋張力変化最小規範 [50]、運動指令変化最小規範 [51]、終端分散最小規範 [5] などがある。定量評価可能な運動規範の中では、指令トルク変化最小規範により生成された軌道が最もヒトの運動軌道に近いことが報告されている [4, 52]。このような計算理論を満たす表現とアルゴリズムおよびハードウェアのレベルの研究成果として、神経回路網モデルがいくつか提案されてきた [53, 54, 55, 56]。その中でも Wada and Kawato (1993, 2004) [6, 7] の最適化原理に基づく計算論的軌道生成モデルは、指令トルク変化最小規範を計算理論とし、経路点を表現として順逆緩和型神経回路網 (Forward Inverse Relaxation Model: FIRM) をハードウェアおよびアルゴリズムとしたモデルであり、到達運動のみならず書字運動のような複雑なヒト腕運動の特徴も良く再現できる [8, 9, 7]。FIRM は、図 3.2 の右側の破線で囲まれた部分に示すように、順ダイナミクスモデル (FDM) と逆ダイナミクスモデル (IDM) を交互に繰り返し計算することで従来の神経回路網モデル [55, 56] が抱えていた次の 3 つの問題 (時間を空間的に表現している、誤差逆伝播が必要となる、解を得るための時

間が長すぎる)を解決した。初期の FIRM[6]の経路点表現では空間情報と時間情報の両方を持っていたが、この機構では全体運動時間(始点から終点までの時間)が変更されたときに各経路点を通過する時間を再決定できなかつたため、Wada and Kawato (2004)[7]は空間情報のみを経路点の表現とし、時間情報を陽に表現することなく経路点の通過時間をも最適に決定することができるアルゴリズムを提案した(図 3.2)。これにより、現行の FIRMでは、入力として与えられた全体運動時間およびタスク条件(始点や終点を含む経路点の空間情報)を用いることで、運動軌道、運動指令トルク、経路点の位置および通過時間を最適に決定できるようになった。しかし、実際のヒトの運動を考えると全体運動時間は必ずしも入力として与えられるわけではなく、何らかの規範に基づいて最適決定されると考えられる[57, 31]。運動時間がどのようにして決定されるのかを明らかにすることは到達運動の計算論的研究における大きな課題の一つである。

軌道が滑らかで、かつ総発揮トルク量も小さく、空間精度の良い運動を目指すなら、運動時間を長くしてゆっくり運動すれば良いことになるが、ヒトの運動はそう遅くはならない。Tanaka et al. (2006)[31]は、手先終端の空間的なばらつきが与えられた許容誤差の範囲に収まるような運動の中で最も運動時間が短い運動が実現されるという最小時間モデルを提案した。一方、Mazzoni et al. (2007)[58]は、パーキンソン病患者が実際には速く運動できるにも関わらずあえてゆっくり運動することを選択することから、最小時間規範だけでは説明できないのではないかとすることを指摘している。また、パーキンソン病は運動モチベーションに関わるとされるドーパミンが減少することにより運動緩慢などの症状が出ることから、運動時間決定には運動モチベーションが関わっているのではないかと提言している。Berret et al. (2016)[57]は、運動時間の評価関数と軌道の評価関数が付加的関係になっていることを仮定し、逆最適制御アプローチを使用して行動実験データから運動時間の評価関数を推定した。結果として、自己ペースの到達運動では運動時間の評価関数は S 字型の形状によって表されることを示した(Berret et al. (2016)による S 字型の CoT を図 3.1 に引用する)。

我々も Berret et al. (2016)[57]と同様に、運動時間の評価関数と軌道の評価関数の付加的関係を仮定する。そのうえで、Wada and Kawato (2004)の計算論的軌道生成モデル[7]を発展させ、運動指令の滑らかさと終端での許容誤差を考慮した運動時間計画を組み込んだ軌道計画モデルを提案する。本モデルにより推定した運動時間、軌道および速度波形は行動実験の結果を良く予測し、ヒト脳の運動情報処理を説明している可能性を示唆した。本章では上記の研究成果について報告し、ヒト腕運動制御の運動時間計画メカニズムに関する議論を展開する。



Bastien Berret, and Frédéric Jean J. Neurosci. 2016;36:1056-1070
 ©2016 by Society for Neuroscience

図 3.1 Berret et al. (2016)[57] により示された S 字型の CoT (Berret et al. (2016) の Figure 5b より)。具体的には、4 名の被験者 (P1~P4) の単関節腕到達運動の積分 CoT (微小 CoT の台形積分値) を示す。

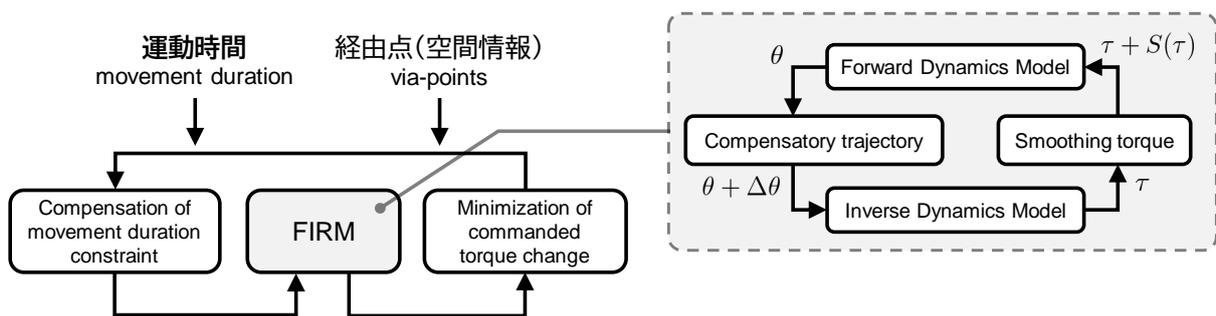


図 3.2 順逆緩和型神経回路網モデル (FIRM) [6, 7]

3.2 運動時間計画モデル

二点間到達運動における運動時間は、運動指令の滑らかさおよび手先終端での許容誤差に関する 2 つの項の線形和で表される評価関数の最適化によって計画されることを提案する。

モデルの全体像および大まかな処理の流れを図 3.3A に示す。また、図 3.3A で示した入出力関係をヒトの運動系で表した際のイメージを図 3.3B に示す。モデルの入力はターゲットの許容誤差 W^* 、始点座標 x_s, y_s およびターゲットの位置座標 x_f, y_f であり、これらは最初に視覚情報として与えられる。評価関数 C を最小とする運動時間 D^* を求めるには、時間軸正規化軌道、運動指令依存ノイズおよび腕ダイナミクスのパラメータに基づき決定される a と γ を用いる。最急降下法により評価関数 C の最適解 D^* を求め（工学的アルゴリズムの詳細は 3.4.3 を参照）、その D^* を用いて FIRM により軌道を決定する。最終的に、運動時間 D^* および軌道 $\tau^*(t)$ が出力として得られる。提案する評価関数を次式に示す。

$$C = C_\tau + \lambda C_{\text{err}} \rightarrow \text{Min.} \quad (3.1)$$

$$C_\tau = \sum_{i=1}^N \int_0^D \left(\frac{d\tau_i(t)}{dt} \right)^2 dt \quad (3.2)$$

$$C_{\text{err}} = \left(W^* - \hat{W} \right)^2 \quad (3.3)$$

ここで、 $\tau_i(t)$ は、時刻 t での i 番目の関節指令トルク、 t は 0 から運動時間 D まで変化するのに要する時間、 N は関節数を表す。滑らかさに関する項 C_τ は指令トルク変化（指令トルク $\tau(t)$ の時間微分）の総和であり、許容誤差に関する項 C_{err} はタスクの条件として与えられた許容誤差 W^* と脳内で推定された手先終端のばらつきの指標 \hat{W} の二乗誤差である。 C_{err} は、 W^* が \hat{W} と等しいときに最小値をとる。ただし、最小化したいのは評価関数全体 C であるため、滑らかさ項 C_τ と許容誤差項 C_{err} の両方をバランス良く考慮して運動時間を最適決定しているという考え方である。重み λ は滑らかさ項に比べて許容誤差項をどれだけ重視するかを示すパラメータである。図 3.3C にこの評価関数の模式図を示す。青い一点鎖線は、軌道コスト、つまり、指令トルク変化規範の評価関数 C_τ を表し、緑の破線は時間のコスト（Cost of Time: CoT）、つまり許容誤差 W^* と手先終端のばらつきの推定値 \hat{W} の間の二乗誤差 C_{err} を表す。赤い実線は、軌道コストと CoT の線形和 $C_\tau + \lambda C_{\text{err}}$ を表す。もし CoT が無く軌道のコストだけであれば D^* は無限大になってしまうため、CoT がどのような関数をとるのかを考える必要がある [57]。 C_τ および C_{err} はそれぞれ次式に示すように運動時間 D の関数として近似的に表すことができる。

$$C_\tau = \frac{a}{D^5} \quad (3.4)$$

$$C_{\text{err}} = \left(W^* - \frac{\gamma}{D} \right)^2 \quad (3.5)$$

これらの数学的証明は次節で与えられる。

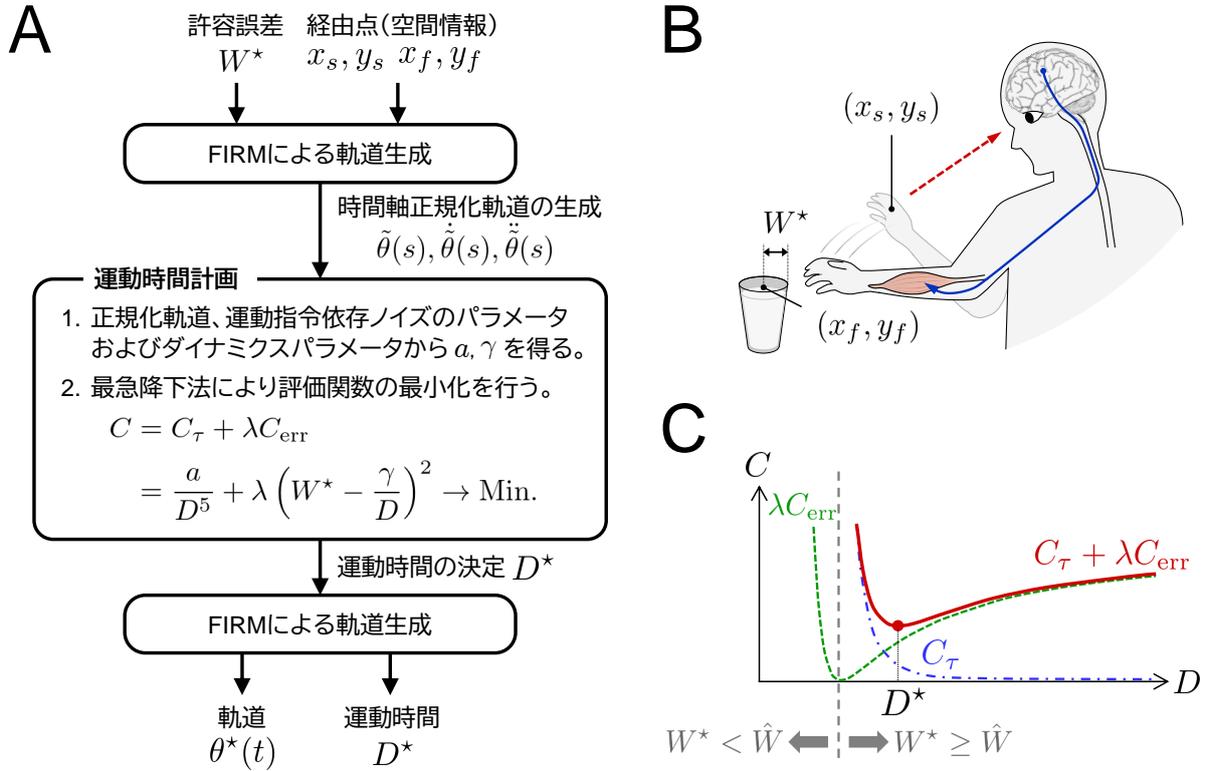


図 3.3 提案モデルの概略図。A: 提案モデルの流れ。B: ヒトの運動系における入出力関係のイメージ。C: 提案する評価関数の模式図。

3.2.1 $C_\tau = a/D^5$ となることの証明

水平面上における N 次元 (N 関節) の指令トルクベクトル $\tau(t)$ は、運動時間 D の関数として次のように書ける (詳しくは 2.2.3 節もしくは Takeda et al.(2019)[59] を参照) :

$$\tau(t) \simeq \frac{1}{D^2} \tilde{\tau}(s), \quad (2.19)$$

$$\tilde{\tau}(s) = M(\tilde{\theta}(s)) \ddot{\tilde{\theta}}(s) + h_1(\tilde{\theta}(s)) [\dot{\tilde{\theta}}(s) \dot{\tilde{\theta}}(s)] + h_2(\tilde{\theta}(s)) [\dot{\tilde{\theta}}(s)^2] + \mu B \dot{\tilde{\theta}}(s).$$

したがって、指令トルク変化 (指令トルクの時間微分) は、

$$\frac{d\tau(t)}{dt} = \frac{1}{D^3} \frac{d\tilde{\tau}(s)}{ds}, \quad (3.6)$$

となる。これを指令トルク変化最小規範の評価関数に当てはめると、

$$C_\tau = \sum_{i=1}^N \int_0^D \left(\frac{d\tau_i(t)}{dt} \right)^2 dt, \quad (3.7)$$

$$= \sum_{i=1}^N \int_0^1 \left(\frac{1}{D^3} \frac{d\tilde{\tau}_i(s)}{ds} \right)^2 D ds, \quad (3.8)$$

$$= \frac{1}{D^5} \sum_{i=1}^N \int_0^1 \left(\frac{d\tilde{\tau}_i(s)}{ds} \right)^2 ds, \quad (3.9)$$

$$\therefore C_\tau = \frac{a}{D^5}, \quad a = \sum_{i=1}^N \int_0^1 \left(\frac{d\tilde{\tau}_i(s)}{ds} \right)^2 ds, \quad (3.10)$$

となり、 a は D に依らない定数となるため、指令トルク変化最小規範の評価値 C_τ は $(1/D^5)$ の関数として表せる。

3.2.2 $C_{\text{err}} = (W^* - \gamma/D)^2$ となることの証明

2.2.3 節もしくは Takeda et al.(2019)[59] より、 x 軸および y 軸方向の手先終端誤差 $\Delta x(D), \Delta y(D)$ はそれぞれ、

$$\Delta x(D) = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^x, \quad \alpha_i^x = \int_0^1 \left(\mathbf{J}^x \left(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s) \right) \mathbf{B}^{-1} \right)_i |\tilde{\tau}_i(s)| z_i(s) ds, \quad (2.26, 2.27)$$

$$\Delta y(D) = \frac{1}{D} \sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^y, \quad \alpha_i^y = \int_0^1 \left(\mathbf{J}^y \left(\tilde{\boldsymbol{\theta}}(s) \right) \mathbf{B}^{-1} \right)_i |\tilde{\tau}_i(s)| z_i(s) ds, \quad (2.28, 2.29)$$

となる。ここで、 k_i は i 番目の関節における信号依存ノイズのパラメータであり、 α_i^x および α_i^y は腕ダイナミクスに基づき求められる時間正規化成分である。 $z_i(s)$ は標準正規分布に従う確率変数である。したがって、 α_i^x および α_i^y も確率変数となる。 $\Delta x(D)$ および $\Delta y(D)$ のユークリッド距離である手先終端誤差 \hat{W} は、

$$\hat{W} \equiv \sqrt{\Delta x(D)^2 + \Delta y(D)^2}, \quad (2.30)$$

$$= \frac{\gamma}{D}, \quad (2.31)$$

$$\gamma = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^x \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^N k_i \alpha_i^y \right)^2}, \quad (2.32)$$

となり、 \hat{W} は γ を定数とした D の関数（つまり、 \hat{W} は D に反比例）として近似的に表される。このことから、 C_{err} は、

$$C_{\text{err}} = (W^* - \hat{W})^2 \quad (3.11)$$

$$= \left(W^* - \frac{\gamma}{D}\right)^2 \quad (3.12)$$

と表せる。

3.3 実験方法

運動時間計画モデルの妥当性を検証するために、モデルにより推定された運動時間を実際のヒトの運動時間と比較することとした。そのための行動実験を本章で述べる方法で実施した。また、測定された運動時間とモデルの運動時間の平均値の同等性検定を行った。同等性検定は、Kruschke(2013, 2014)[60, 61] の t 検定の代替となるベイズ推定 (Bayesian estimation supersedes the t -test: BEST) に基づいて 2 つの平均値の差の分布が推定された。

3.3.1 被験者

6 名の健康な成人被験者が実験に参加した (21~24 歳の男性 6 名)。エディンバラ利き手テストによると全被験者の右利きスコアは 100% であり、すべての被験者が右利きであることが確認された。全被験者に対し、研究の目的や内容等について十分に説明を行った上で署名によるインフォームドコンセントを得た。本研究は、人を対象とする医学研究の倫理規範であるヘルシンキ宣言に基づき実施され、長岡技術科学大学倫理審査委員会の承認を受けて行われた (プロトコルコード: 2019-2021 R1-1, 承認日: 2019 年 8 月 23 日)。

3.3.2 実験装置

実験セットアップを図 3.4 に示す。被験者には作業台およびディスプレイに向かい合う形で配置された椅子に座ってもらった。椅子に座った状態で、作業台と腕の間の摩擦抵抗を軽減するための装置であるエアスレッドを右腕に装着・固定し、手先の位置をエアスレッドのハンドルの先端に合わせた。被験者の胴体ができるべく動かないようにベルトで固定し、肩と手先の高さがほぼ同じになるように椅子の高さを調節した。それにより、腕の動きを水平面に制限した。被験者の胸が作業台に触れるまで椅子を作業台の方へ移動した。被験者の肩関節、肘関節および手先の位置にそれぞれ赤外線マーカを貼り、その赤外線マーカの位置を

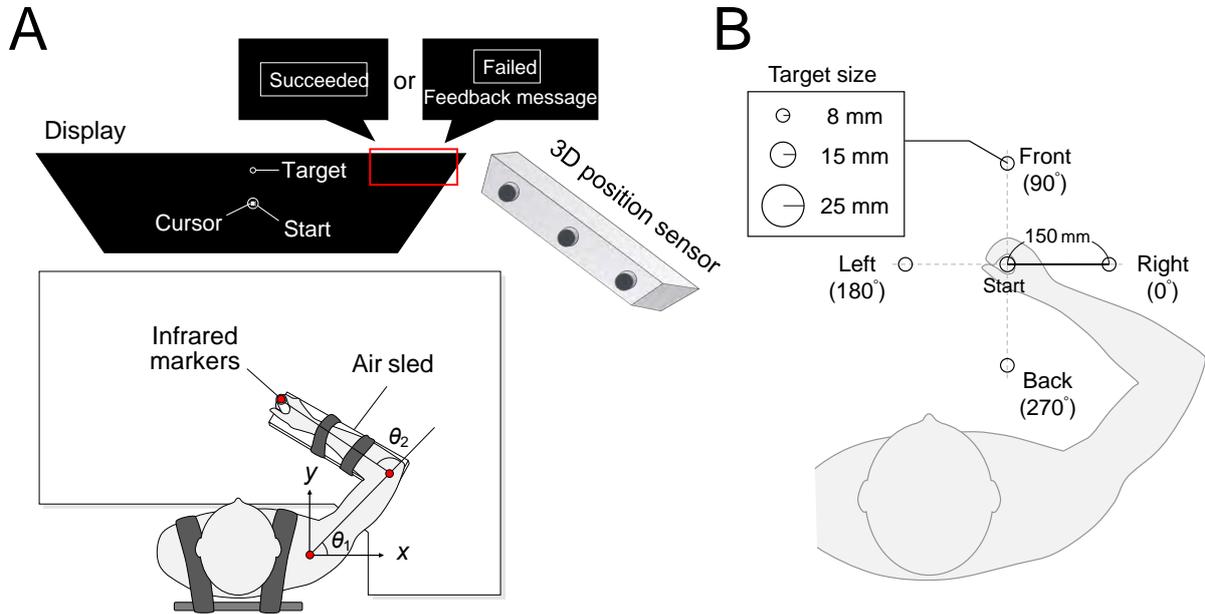


図 3.4 実験に関する概略図。A: 実験環境の上面図。B: 4 つのターゲットの配置図および 3 つのターゲットサイズ条件。

三次元光学式位置計測装置 (Optotrak Certus, Northern Digital Inc., Waterloo, Canada) によりサンプリング周波数 500 Hz で計測した。計測した位置データはリアルタイムで被験者の正面に置かれたディスプレイ (PDP-504P, Pioneer, Tokyo, Japan) に反映された。開始円 (半径 10 mm) とターゲット円 (半径 8, 15, 25 mm のうちのどれか) が画面に表示され、被験者はディスプレイを見ながら実験課題を実行した。

3.3.3 実験課題

いくつかの許容誤差、始点、および終点の条件下でモデルにより推定された運動時間がどのように変化するかを調査した。この目的のために、被験者が始点位置から 150 mm 離れた前後左右の 4 方向に現れる大、中、小のターゲット (それぞれ半径 25, 15, 8 mm の円) に向けて到達運動を行う実験課題を設定した。実験プログラム起動時に計測した肩の初期位置が身体位置座標系の原点として定義された。開始円は画面中央に表示された。

2 章で述べた実験 (2.3.3 節参照) では、初期姿勢を $\theta_1 = 45^\circ$, $\theta_2 = 100^\circ$ としたが、この姿勢では被験者によっては前方向や左方向へ到達運動する際の姿勢がきつくなってしまうという声があったため、本実験ではこれらの運動開始時の関節角度を見直すことにした。数名の被験者に協力してもらい、中心から 150 mm 先で、前後左右の 4 方向に配置されたター

ゲットに余裕をもって到達できる運動開始姿勢を示してもらい、その姿勢での被験者平均値を本実験の θ_1 および θ_2 とした。その結果、開始位置は $\theta_1 = 58^\circ$ および $\theta_2 = 96^\circ$ として定義された。

ターゲットは開始円を基準にして 4 方向 (Front (90°), Back (270°), Left (180°), Right (0°)) に配置された。なお、実験環境の概略図については図 3.4B を参照。

運動方向は前後左右の 4 方向であり、ターゲットの大きさは 3 種類であるため、画面に表示されるパターンは 12 種類であった。4 つの運動方向のパターンは疑似ランダムに提示され、試行が成功した場合に次のパターンに切り替わった。各パターンは 32 回成功するまで行ったため、合計 384 回成功するまで実験を続けた。

下記の 4 つの事項を被験者に指示した。

1. ターゲットの円内に手先の終端を収めてください。
2. 修正運動をなるべくしないようにしてください。
3. 連続成功試行回数 (画面左下に表示される) をなるべく大きくしてください。
4. そのうえでできるだけ速く運動してください。

3 については、被験者によっては失敗が連続するような試行を何度も続けているうちに偶然手先終端がターゲット円に入り成功試行とみなされる場合もあるため、試行の成功率をなるべくコントロールするためにこの指示を与えることとした。なお、成功試行の定義は以下のとおりである。

1. 手先終端位置がターゲット円に収まっていること
2. 運動開始から終了までの接線速度波形が 1 つのピークを持つベル型となっていること (2 つ以上のピークを持つ場合は修正運動をしたとみなして失敗試行とした)。

ただし、解析には上記の 2 の条件を満たしているすべての試行を用いた。つまり、手先終端位置がターゲット円に収まっていない場合でも、修正運動をしていない試行であれば解析に用いられた。なお、本実験は事前に被験者に十分な練習を行ってもらってから実施したため、実験データに明らかな学習による影響は観察されなかった。

3.4 解析方法

3.4.1 計測運動時間および手先終端誤差の定義

位置データはカットオフ周波数 10 Hz の 3 次ゼロ位相遅れバターワースフィルタを使用してローパスフィルタ処理された。運動の開始と終了は、数値微分を使用して計算された接

線速度に基づいて試行ごとに決定された。運動の開始および終了は、運動開始の合図以降で接線速度が最初に閾値を超えた時点、および運動終了の合図以前で接線速度が閾値を下回った時点としてそれぞれ定義された。閾値は接線速度の最大値の 5% の値として定義された。運動の開始から終了までの時間を計測運動時間として定義した。ターゲットの中心位置から手先終端位置までのユークリッド距離を計測手先終端誤差として定義した。

3.4.2 各種パラメータの求め方

ここでは、各種パラメータ（腕ダイナミクスモデルのパラメータ、運動指令依存ノイズのパラメータ、および運動時間最適化モデルのパラメータ）を求める方法を述べる。

まず、腕ダイナミクスモデルのパラメータは、上腕と前腕の長さ (L_1, L_2) を取得することにより、重心から関節までの距離 (S_1, S_2)、質量 (m_1, m_2)、関節回りの慣性モーメント (I_1, I_2) をそれぞれ比例計算により求めた（詳細は付録 E を参照）。 L_1 および L_2 は、計測した肩関節、肘関節、および手先の初期位置データ（実験プログラム起動時に取得した位置データ）から求めた。粘性係数 B_{11}, B_{12}, B_{21} および B_{22} は、[4] で用いられた方法を使用して、[44] で測定された静的力制御中の関節トルクと粘性係数の間の近似関係に基づいて推定された。なお、粘性係数は条件ごとに求めた後許容誤差条件にわたる平均をとり、方向ごとに決定した。結果として得られた被験者の腕ダイナミクスのパラメータを表 3.1 に示す。

運動指令依存ノイズの大きさを決定するパラメーター k_1, k_2 は、シミュレーションにより生成した手先終端の 95% 信頼楕円が実験により計測された手先終端 95% 信頼楕円に最も重なる時の k_1 および k_2 の組み合わせをグリッドサーチアルゴリズムにより探索した。シミュレーションによる手先終端誤差は以下の手順により得られた（詳細は [59] を参照）。

1. 計測軌道データおよび腕ダイナミクスのパラメータを用いて関節トルクを算出。
2. 任意の k_1, k_2 での運動指令依存ノイズを生成し関節トルクに付加。
3. 順ダイナミクスモデルによりノイズが付加されたトルクを関節空間から作業空間に変換することで手先終端誤差を生成。

結果として得られた被験者の運動指令依存ノイズパラメータを表 3.2 に示す。

次に、時間正規化軌道の計算方法について述べる。ここではヒトの手先軌道はある運動時間の範囲内であれば幾何学的に変化しないという仮定をおき、この軌道を時間正規化軌道とした [59]。時間正規化軌道は、上記の方法で求めた腕ダイナミクスのパラメータおよび始点や終点の空間情報を FIRM に入力することにより求めた。このとき FIRM の入力として運動時間も必要であるが正規化軌道であるため運動時間は 1 とした。

評価関数における重み λ は、グリッドサーチアルゴリズムにより、計測運動時間の平均値

とモデル運動時間の平均値の間の MAE の運動方向にわたる平均値が最も小さくなるときの λ を探索することで決定した。グリッドサーチの範囲は 5×10^2 から 1×10^7 とした。この方法により決定した λ を表 3.3 に示す。表 3.3 より、決定した λ は 10^5 および 10^6 オーダーの値となり、被験者にわたる平均値は 9.152×10^5 であった。式 (2.19) の近似係数 μ および式 (3.1) の重み λ は運動時間最適化モデルのパラメータとなる。近似係数 μ は、式 (2.19) において D の区間を $[D^{\text{MIN}}, D^{\text{MAX}}]$ と定義したときに $1/D \simeq \mu/D^2$ となる μ を最小二乗近似により求めた。ここでは区間 $[D^{\text{MIN}}, D^{\text{MAX}}] = [0.40, 1.50]$ s としたため、 $\mu = 0.5681$ と求められた。

3.4.3 最適化アルゴリズム

評価関数を最小とする運動時間を求めるための工学的な手法はいくつか存在するが、本研究では Rprop アルゴリズムによる最急降下法 [62] を用いた。Rprop アルゴリズムは、勾配の符号情報に応じて学習率 η を調整することにより通常の最急降下法で起こり得る発散を防ぎつつ極小解への収束を早める方法である。現在の勾配と次のステップの勾配が同符号であれば、運動時間 D が望ましい方向に変化しているとして学習率 η を少し大きくする（具体的には、学習率 η にある係数 η^+ を乗じた値が閾値 η^{MAX} より小さい場合にのみ学習率を大きくし、それ以外では学習率は変化させない）。反対に、現在の勾配と次のステップの勾配が異符号であれば、運動時間 D の更新が振動的なので学習率 η を少し小さくする（具体的には、学習率 η にある係数 η^- を乗じた値が閾値 η^{MIN} より大きい場合にのみ学習率を小さくし、それ以外では学習率は変化させない）。本研究で用いた Rprop のパラメータを表 3.4 に示す。 η^{init} は学習率の初期値を示す。

3.4.4 ベイズ統計による 2 つの平均値の同等性検定

計測された運動時間とモデルにより予測された運動時間の平均値の差の分布は、Kruschke(2013, 2014) の BEST[60, 61] に基づいて推定された。Kruschke の R による BEST パッケージを MATLAB 版として実装した MATLAB Toolbox for Bayesian Estimation[63] を使用した。平均値間の差の事後分布推定では、95% HDI (Highest density interval) が ROPE (Region of practical equivalence) に含まれていることが重要である。効果量が ROPE 内にある場合、2 つの平均値は等しいと見なされる。今回、ROPE は $[-0.1, 0.1]$ に設定した。事前分布については、無情報事前分布（一様分布）を用いた。分析に使用されたパラメータは次のとおりである。

- 個別のマルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC) の連鎖の数: 3

- 連鎖ごとに保存される MCMC ステップの数: 4000
- 間引きされるステップの数: 5

3.5 結果

本節では、(1) 運動時間最適化モデルにより決定した運動時間が実際のヒト腕到達運動における運動時間にどのくらい近いのか、(2) モデルにより得られた運動時間を FIRM に入力することで生成された軌道がヒトの運動軌道の特徴をどのくらい再現できるのかを検討し、それらの結果を示す。(1) については、ベイズ統計を使用してモデルの運動時間と計測した運動時間の平均値の差の同等性検定を行った。事後分布の 95% HDI にゼロが含まれている場合、95% の確率で平均値に差はないといえる。運動時間と手先軌道は図 3.3 に示す手順で求めた。数値計算に用いられたパラメータは以下の通りである：

- 腕ダイナミクスのパラメータおよび運動指令依存ノイズのパラメータはそれぞれ表 3.1 および表 3.2 に示す値を使用した。
- μ は運動時間 D の区間が $[0.40, 1.50]$ s のときの値を計算し、 $\mu = 0.5681$ を用いた。
- λ は表 3.3 に示す値を使用した。
- サンプリング周波数は 500 Hz とした。
- 疑似正規乱数の生成回数は 1,000 回とした。

3.5.1 モデルにより推定した運動時間と測定した運動時間の比較

行動実験により計測した運動時間（黒の箱ひげ図）とモデルで決定した運動時間（赤の箱ひげ図）を比較した結果を図 3.5 に示す。計測した運動時間と同様に、モデルの運動時間は許容誤差 W^* が小さくなるにつれて長くなった。つまり、モデルは実際のヒトの運動にもみられる速度と精度のトレード・オフを表した。モデルは、8, 15 および 25 mm の許容誤差において、4 つの方向の中で左方向（Left）が最も長い運動時間、後方（Back）が最も短い運動時間になるという計測データの傾向を表した。これらの傾向は多くの被験者に共通してみられた（図 3.5a～図 3.5f）。

ここで、 λ はモデルパラメータであり、図 3.5 では方向ごとに λ が決定された。しかし、 λ の値によってモデルが実測値と合うように調節されているのではないかという懸念がある。そこで、方向ごとに λ を決定した場合と方向に依らず決定した λ を用いた場合を比較した。図 3.6 は、被験者ごとのモデルにより推定した運動時間の試行平均値と計測した運動時

間の試行平均値の間の平均絶対誤差 (Mean Absolute Error: MAE) を示す。図 3.6A に方向ごとに決定された λ を用いた場合、図 3.6B に 4 方向の λ の平均値を用いた場合を示す。図 3.6 より、方向に依らず決定した λ を用いても結果は大きく変化しなかった。このことから、 λ によってモデルと実測値が合うように調節されているわけではないことが示された。また、図 3.6 より、全体的な傾向として、4 つの方向の中では後方向への運動 (Back) は MAE が最も低く、左方向への運動 (Left) は MAE が最も高かった。図 3.6A より、MAE は平均で 0.0883 s であり、最大でも約 0.2 s であった。このことから、モデルの運動時間は実際のヒトの運動時間を平均 0.0883 s 程度の僅かな誤差で表すことができた。

3.5.2 バイズ統計によるモデル運動時間と計測運動時間の平均値の同等性 検定

表 3.5 に、モデルにより推定した運動時間の平均値と計測した運動時間の平均値の差に関するバイズ統計分析の結果を示す。95% HDI は、パラメータの真値が 95% の確率で存在する間隔である。2 つの平均値の間に差がないことを言いたい場合は、平均値の差の事後分布を推定し、ゼロが 95% HDI に含まれていれば、95% の確率で 2 つの平均値の間に差がないことを示すことができる。ROPE は $[-0.1, 0.1]$ に設定した。%inROPE は、ROPE 内の事後確率を占める割合を示す。表内の太字の箇所は $\geq 1\%$ inROPE を示す。

表 3.1 腕ダイナミクスモデルのパラメータ

被験者	A	B	C	D	E	F	平均 \pm SD*
L_1 (m)	0.281	0.261	0.296	0.326	0.273	0.260	0.283 ± 0.025
L_2 (m)	0.351	0.323	0.329	0.335	0.316	0.305	0.327 ± 0.016
S_1 (m)	0.105	0.097	0.111	0.124	0.102	0.096	0.106 ± 0.010
S_2 (m)	0.171	0.158	0.161	0.164	0.155	0.150	0.160 ± 0.007
m_1 (kg)	1.390	1.284	1.472	1.636	1.348	1.276	1.401 ± 0.136
m_2 (kg)	1.871	1.788	1.806	1.825	1.768	1.736	1.799 ± 0.047
I_1 ($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)	0.024	0.019	0.028	0.039	0.022	0.018	0.025 ± 0.008
I_2 ($\text{kg} \cdot \text{m}^2$)	0.049	0.039	0.041	0.043	0.037	0.034	0.041 ± 0.005
Front							
B_{11} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.653	0.658	0.651	0.658	0.644	0.651	0.652 ± 0.005
B_{12} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.180	0.178	0.177	0.177	0.176	0.177	0.178 ± 0.001
B_{21} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.180	0.178	0.177	0.177	0.176	0.177	0.178 ± 0.001
B_{22} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.784	0.776	0.769	0.771	0.766	0.767	0.772 ± 0.007
Back							
B_{11} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.636	0.643	0.642	0.647	0.638	0.642	0.642 ± 0.004
B_{12} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.182	0.181	0.179	0.180	0.177	0.178	0.180 ± 0.002
B_{21} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.182	0.181	0.179	0.180	0.177	0.178	0.180 ± 0.002
B_{22} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.794	0.789	0.779	0.785	0.772	0.776	0.782 ± 0.008
Left							
B_{11} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.689	0.679	0.667	0.684	0.652	0.663	0.672 ± 0.014
B_{12} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.177	0.177	0.176	0.177	0.176	0.177	0.177 ± 0.001
B_{21} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.177	0.177	0.176	0.177	0.176	0.177	0.177 ± 0.001
B_{22} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.770	0.771	0.766	0.770	0.764	0.769	0.768 ± 0.003
Right							
B_{11} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.684	0.675	0.664	0.684	0.651	0.660	0.670 ± 0.014
B_{12} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.177	0.177	0.176	0.177	0.176	0.177	0.177 ± 0.000
B_{21} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.177	0.177	0.176	0.177	0.176	0.177	0.177 ± 0.000
B_{22} ($\text{kg} \cdot \text{m}^2/\text{s}$)	0.768	0.770	0.767	0.770	0.764	0.769	0.768 ± 0.002

* SD: 被験者にわたる標準偏差

表 3.2 運動指令依存ノイズのパラメータ

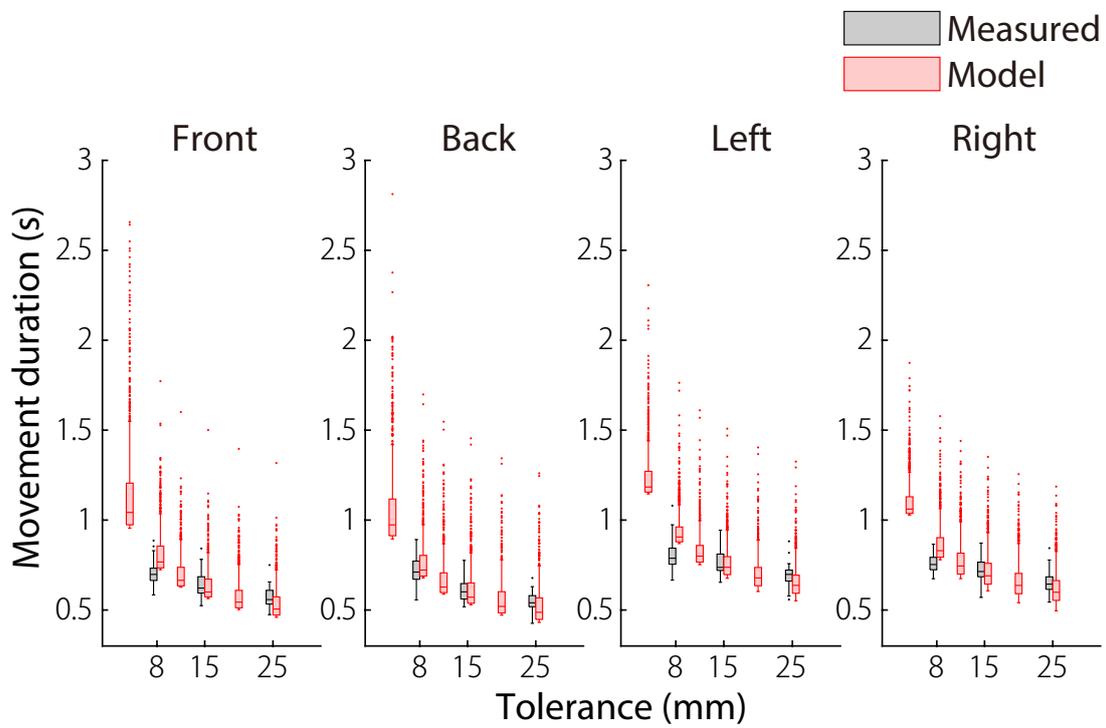
被験者	A	B	C	D	E	F	Mean \pm SD
k_1	0.180	0.300	0.100	0.710	0.530	0.660	0.413 ± 0.256
k_2	0.660	0.740	0.590	1.070	0.740	0.720	0.753 ± 0.166

表 3.3 運動時間計画モデルで用いられる被験者ごとのパラメーター λ

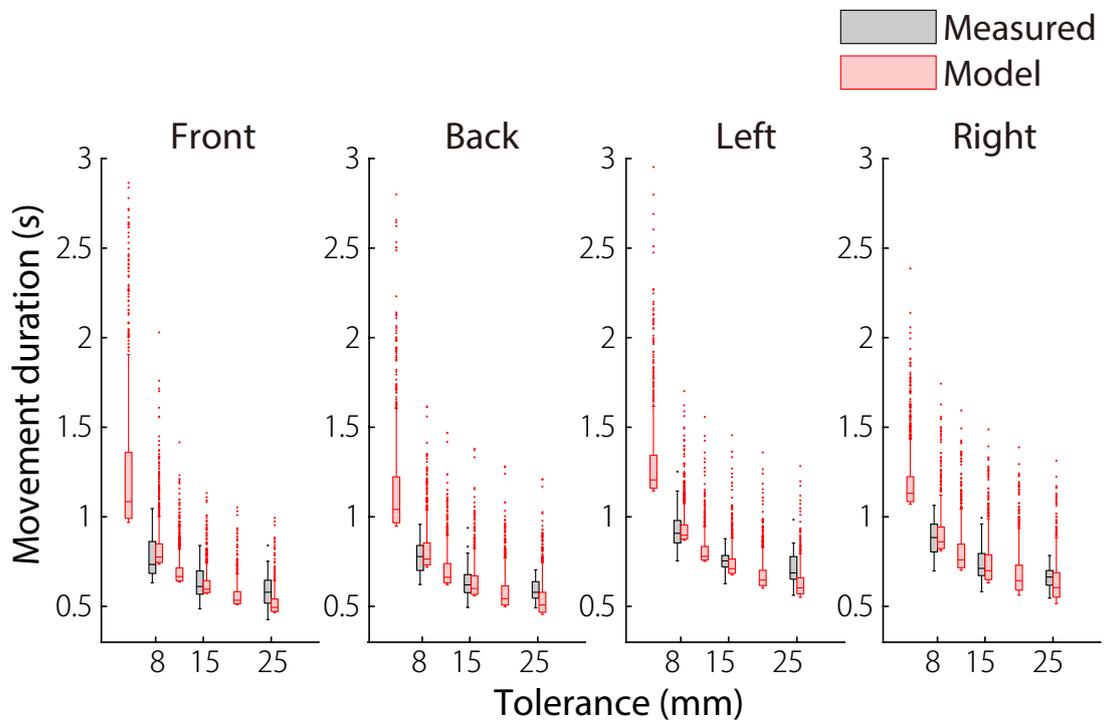
	A	B	C	D	E	F	Mean
Front	1.44×10^6	2.03×10^6	5.82×10^5	9.37×10^5	1.60×10^5	6.18×10^5	9.61×10^5
Back	1.24×10^6	1.15×10^6	5.49×10^5	6.39×10^5	2.14×10^5	3.77×10^5	6.95×10^5
Left	2.58×10^6	2.12×10^6	1.61×10^6	3.01×10^6	1.90×10^5	8.27×10^5	1.72×10^6
Right	3.05×10^6	1.88×10^6	1.62×10^6	3.13×10^6	2.31×10^5	5.57×10^5	1.74×10^6
Mean	2.08×10^6	1.79×10^6	1.09×10^6	1.93×10^6	1.99×10^5	5.95×10^5	1.28×10^6

表 3.4 Rprop アルゴリズムによる最急降下法のパラメータ

η^{init}	η^+	η^-	η^{MAX}	η^{MIN}
0.010	1.20	0.50	50.0	0.000001

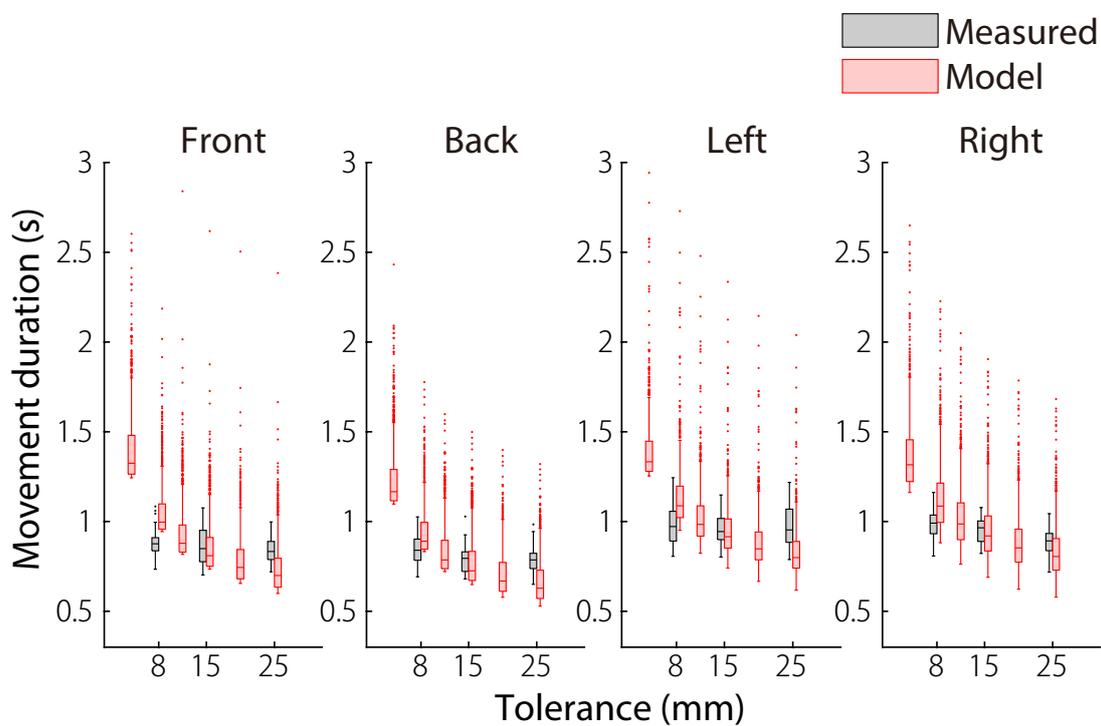


(a) 被験者 A

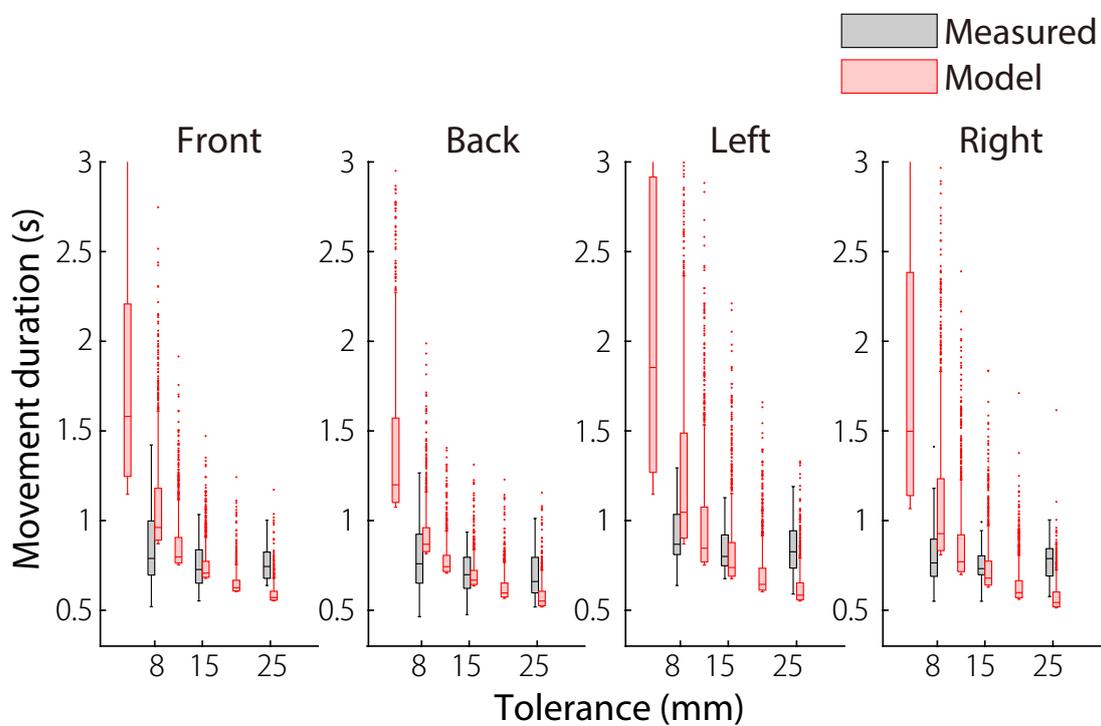


(b) 被験者 B

図 3.5 モデルにより推定した運動時間と計測した運動時間の比較

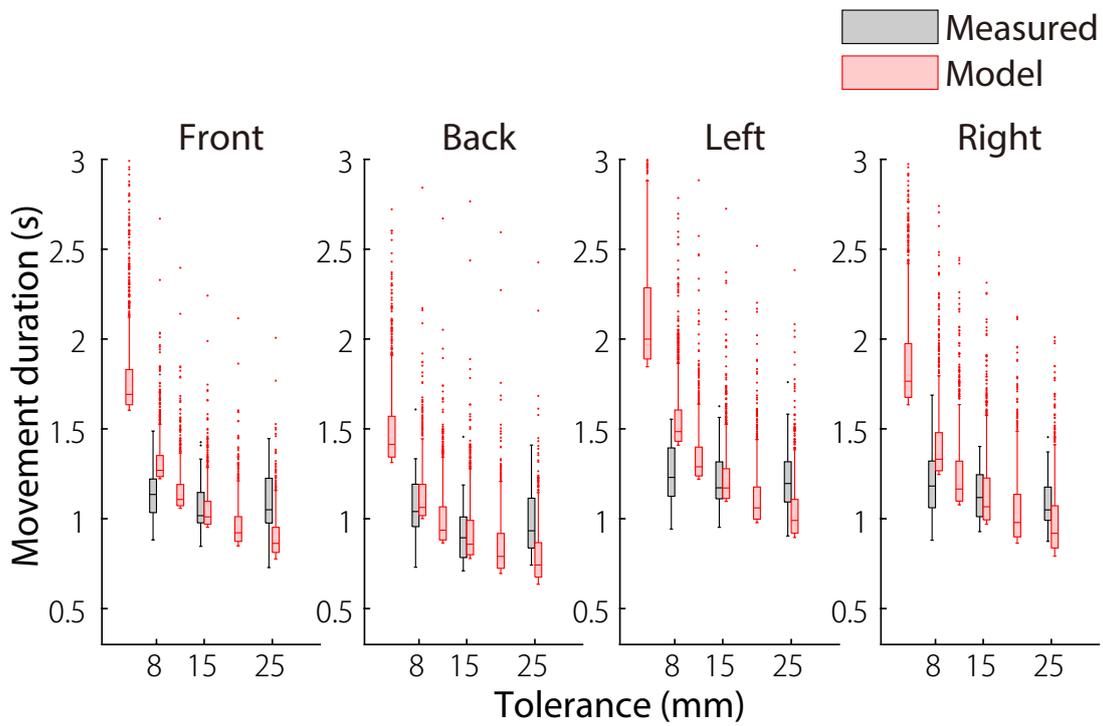


(c) 被験者 C

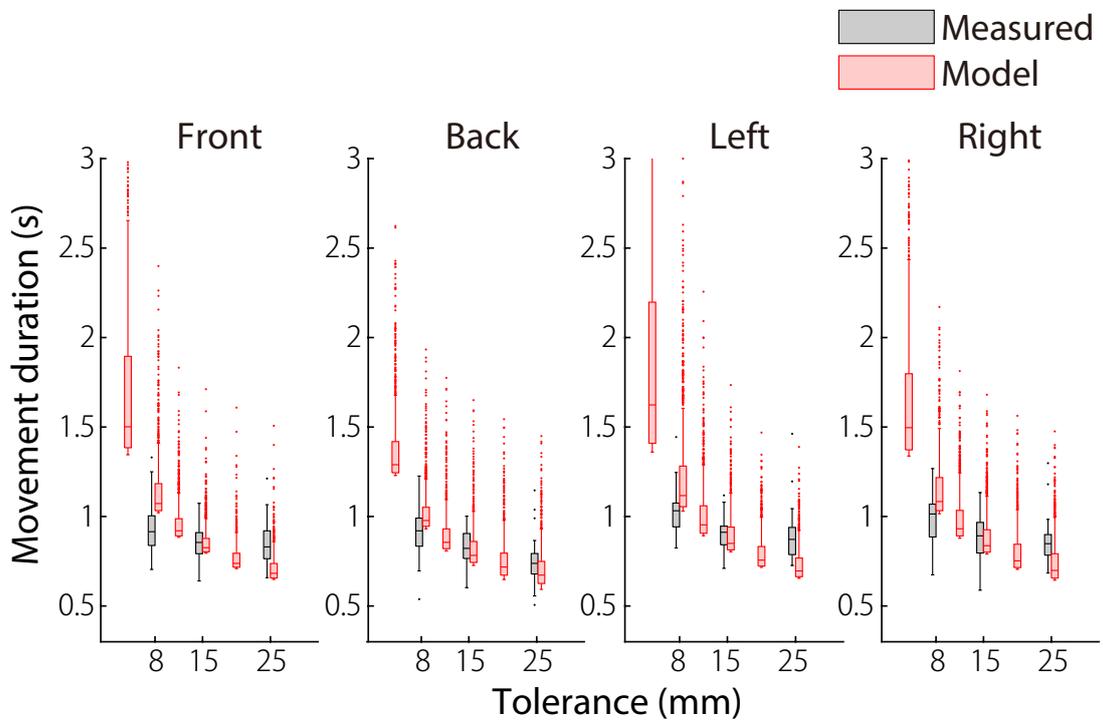


(d) 被験者 D

図 3.5 モデルにより推定した運動時間と計測した運動時間の比較



(e) 被験者 E



(f) 被験者 F

図 3.5 モデルにより推定した運動時間と計測した運動時間の比較

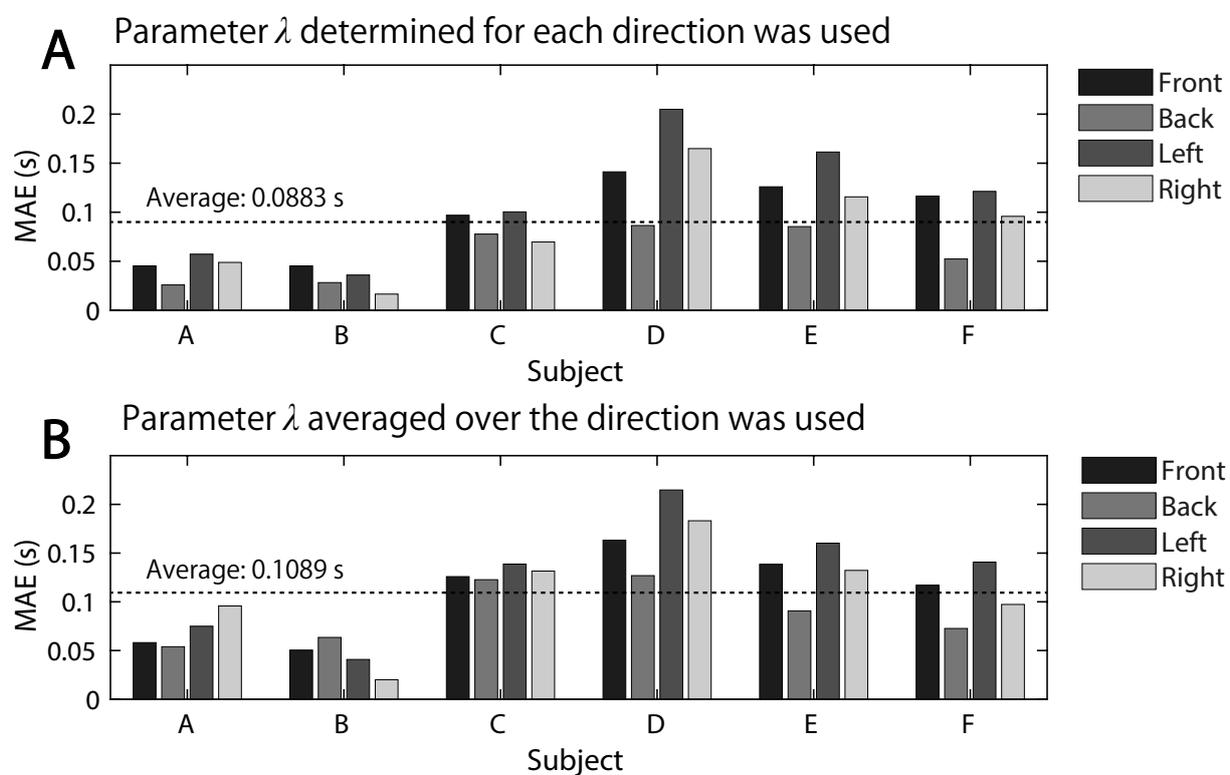


図 3.6 モデルにより推定した運動時間の試行平均値と計測した運動時間の試行平均値の間の MAE。A: 方向ごとに決定された λ を用いた場合。B: 4 方向の λ の平均値を用いた場合。

表 3.5 モデルにより推定した運動時間の平均値と計測した運動時間の平均値の差に関するベイズ統計分析結果

		被験者 A		被験者 B		被験者 C	
		95%HDI	%inROPE	95%HDI	%inROPE	95%HDI	%inROPE
Front	8 mm	[-0.087, -0.05]	0%	[-0.067, -0.008]	2%	[-0.151, -0.099]	0%
	15 mm	[0.007, 0.043]	1%	[-0.006, 0.054]	7%	[-0.002, 0.086]	7%
	25 mm	[0.0367, 0.077]	0%	[0.062, 0.114]	0%	[0.093, 0.151]	0%
Back	8 mm	[-0.022, 0.028]	27%	[-0.021, 0.046]	21%	[-0.077, -0.008]	2%
	15 mm	[0.016, 0.061]	0%	[0.002, 0.053]	3%	[0.034, 0.094]	0%
	25 mm	[0.039, 0.075]	0%	[0.061, 0.105]	0%	[0.123, 0.174]	0%
Left	8 mm	[-0.139, -0.090]	0%	[-0.016, 0.047]	16%	[-0.154, -0.078]	0%
	15 mm	[-0.010, 0.041]	20%	[0.027, 0.064]	0%	[0.003, 0.070]	5%
	25 mm	[0.034, 0.075]	0%	[0.064, 0.124]	0%	[0.128, 0.211]	0%
Right	8 mm	[-0.092, -0.055]	0%	[-0.003, 0.064]	7%	[-0.139, -0.080]	0%
	15 mm	[0.003, 0.051]	4%	[-0.020, 0.047]	26%	[-0.006, 0.054]	14%
	25 mm	[0.026, 0.065]	0%	[0.029, 0.074]	0%	[0.0050, 0.103]	0%

		被験者 D		被験者 E		被験者 F	
		95%HDI	%inROPE	95%HDI	%inROPE	95%HDI	%inROPE
Front	8 mm	[-0.218, -0.106]	0%	[-0.179, -0.083]	0%	[-0.185, -0.110]	0%
	15 mm	[-0.018, 0.069]	13%	[-0.022, 0.062]	22%	[0.007, 0.060]	2%
	25 mm	[0.129, 0.210]	0%	[0.137, 0.264]	0%	[0.116, 0.195]	0%
Back	8 mm	[-0.145, -0.036]	0%	[-0.079, 0.022]	15%	[-0.097, -0.012]	1%
	15 mm	[-0.009, 0.074]	8%	[-0.035, 0.084]	23%	[0.008, 0.088]	2%
	25 mm	[0.072, 0.172]	0%	[0.128, 0.253]	0%	[0.024, 0.097]	0%
Left	8 mm	[-0.290, -0.171]	0%	[-0.294, -0.168]	0%	[-0.101, -0.033]	0%
	15 mm	[0.028, 0.106]	0%	[-0.039, 0.072]	24%	[0.027, 0.083]	0%
	25 mm	[0.188, 0.298]	0%	[0.143, 0.280]	0%	[0.138, 0.216]	0%
Right	8 mm	[-0.173, -0.092]	0%	[-0.191, -0.059]	0%	[-0.116, -0.035]	0%
	15 mm	[0.036, 0.091]	0%	[-0.001, 0.117]	6%	[0.022, -0.106]	0%
	25 mm	[0.194, 0.280]	0%	[0.101, 0.207]	0%	[0.127, 0.185]	0%

3.5.3 実測値およびモデルの軌道および速度波形の比較

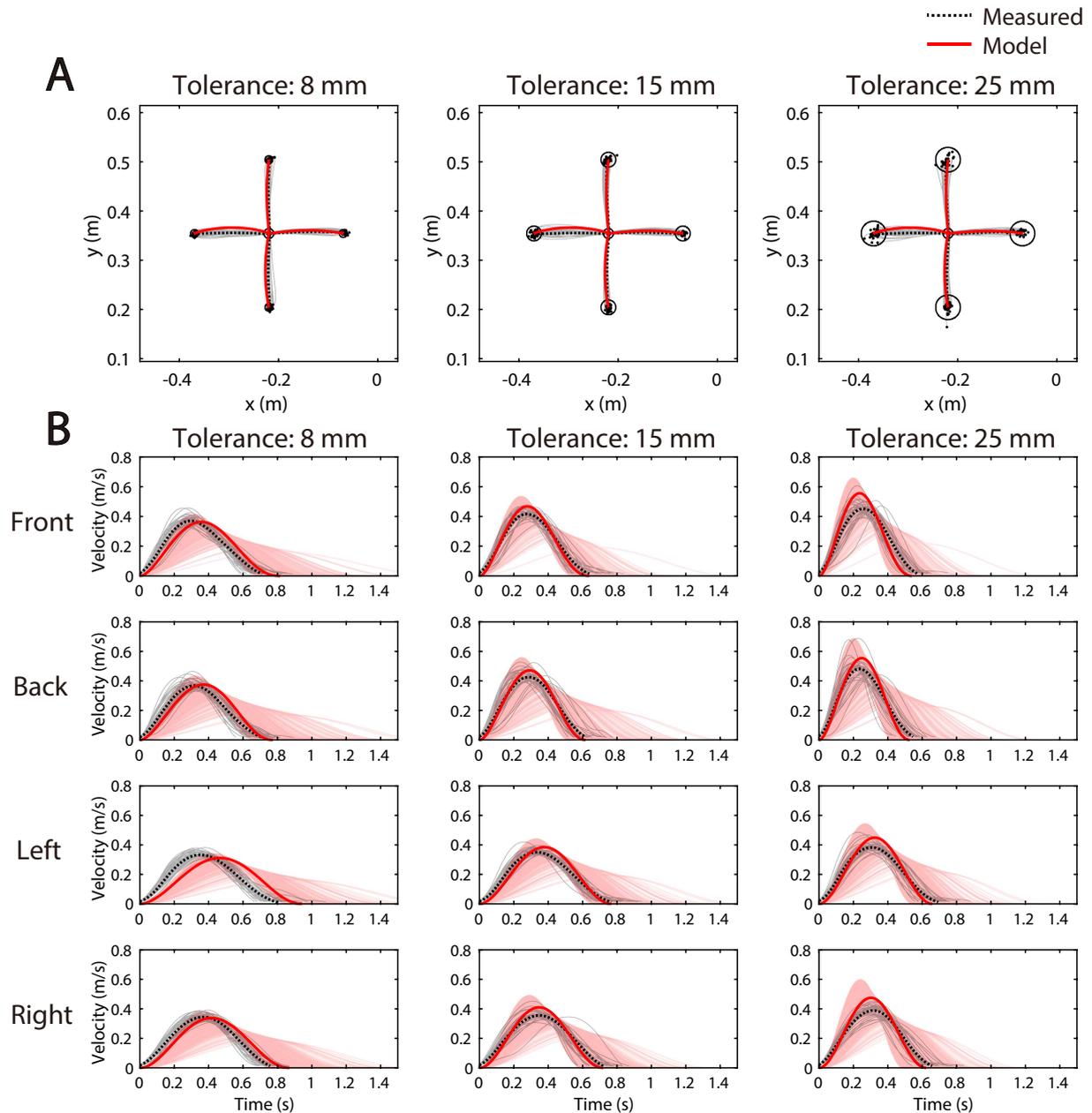
図 3.7A および図 3.7B にそれぞれ手先の軌道および接線速度における実測値とモデル値 (FIRM により生成) の比較結果を示す。図 3.7A より、FIRM で求めた軌道は実際のヒトの運動と同様に、やや湾曲しているがほぼ直線の軌道を示した。また、実測値とモデル値の両者において、許容誤差が変化しても (すなわち、運動時間 D が変化しても) 軌道の幾何学的特徴はほぼ変化しなかった。図 3.7B より、FIRM で求めた接線速度波形は実際のヒトの運動と同様に単峰ベル型を示した。また、運動時間 D の変化に伴って接線速度波形はスケージングした。これらの傾向はすべての被験者においても同様であった (図 3.7a~図 3.7f)。以上の結果は、Wada and Kawato (2004)[7] と一致することを確認した。

次に、運動時間の平均値だけでなくばらつきも比較するために、運動時間の分布にも注目した。図 3.7a-B の Tolerance: 8 mm (左端列) に示すように、各運動方向における実測値とモデルの平均運動時間は非常に近かったが、モデル運動時間の速度ピークはいずれの場合も実測値よりやや遅れていた。また、速度波形の終端 (すなわち、速度波形の運動時間の近傍) では、モデル運動時間は実測値よりもばらつきが大きいように見えた。いずれにしても、平均値に関しては FIRM で得られた手先軌道と接線速度は、ヒトの到達運動の特徴を良く捉えていた。

3.6 考察

本論文ではヒト腕運動の計算論モデルである FIRM に運動時間最適化モジュールを組み込んだ。運動時間は、運動指令がより滑らかであるということと、手先終端が与えられた許容誤差の範囲に収まることを考慮した評価関数により計画されることを提案した。提案モデルは、実際のヒトの運動においてみられる速度と精度のトレード・オフを表し、4つの方向の中で左方向が最も長い運動時間、後方が最も短い運動時間になるという計測データの傾向を表した (図 3.5)。モデルの運動時間の平均値と計測した運動時間の平均値の間の MAE を調査した結果、モデルの運動時間は実際のヒトの運動時間を平均 0.0883 s 程度の僅かな誤差で表した (図 3.6)。また、ベイズ推定によるこれらの平均値の同等性検定の結果から、全体の約 3 分の 1 の条件でモデル運動時間と計測運動時間の平均値は等しいことが定量的に示された (表 3.5)。モデルにより推定した運動時間を入力として FIRM により生成した手先軌道は、実際の軌道を良く再現した (図 3.7)。

3.5.3 節で述べたように、モデルは、運動時間の平均値だけでなく確率分布までも再現できることが重要である。図 3.8 は、図 3.5 で示した実測値とモデル値における運動時間の



(a) 被験者 A

図 3.7 モデルにより推定した運動時間を用いて FIRM により生成した手先軌道および速度波形。**A**: FIRM により生成した手先軌道と計測した手先軌道の比較。**B**: FIRM により生成した接線速度と計測した接線速度の比較。

分布を示す。観測された運動時間の分布は正規分布である可能性が高いのに対し、モデルで決定された運動時間の分布は指数関数的な分布である可能性が高い。式 (2.26) および式 (2.28) の $\Delta x(D)$ と $\Delta y(D)$ は平均 0 の正規分布に従うため、そのユークリッド距離 γ はレ

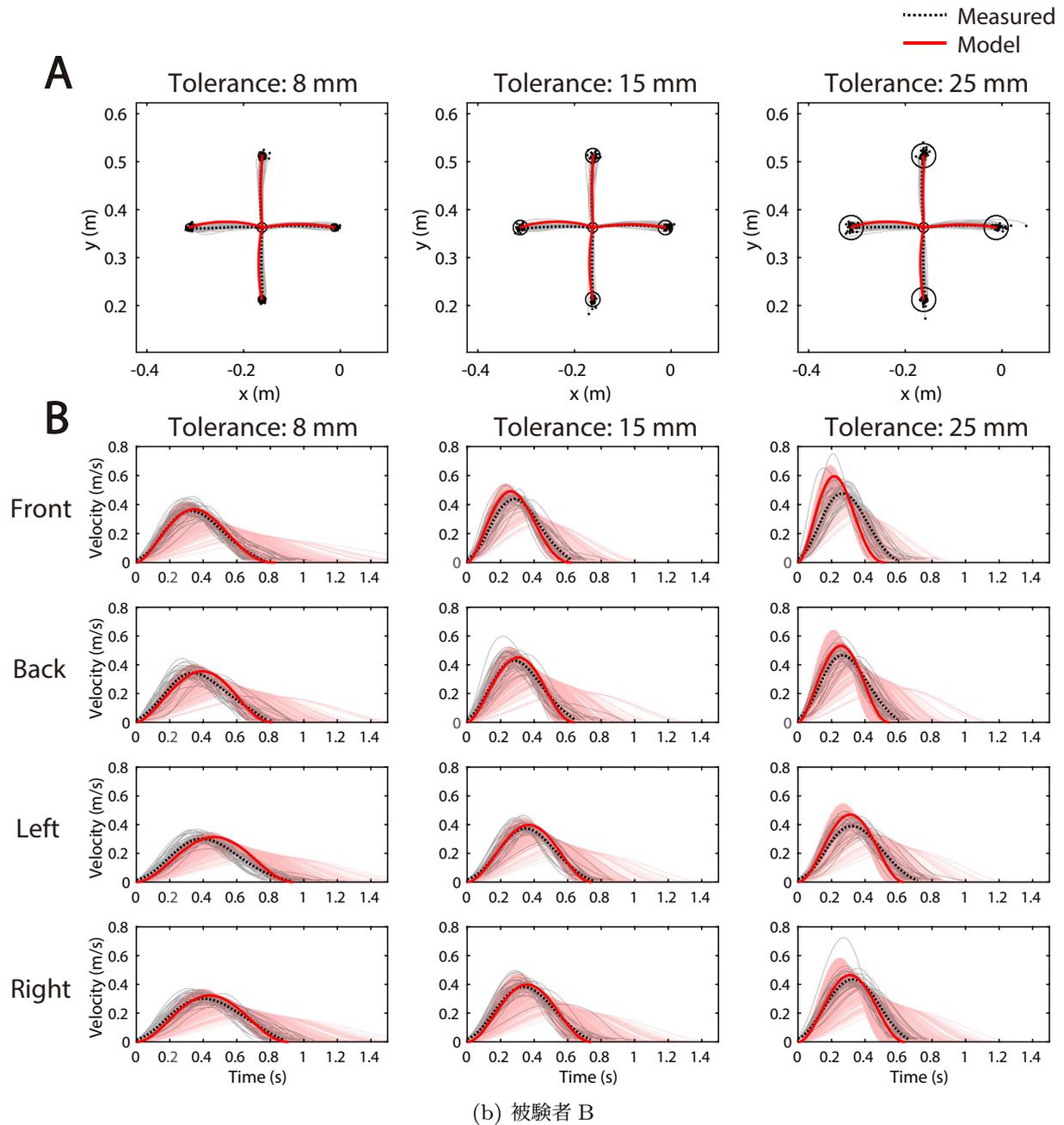


図 3.7 モデルにより推定した運動時間を用いて FIRM により生成した手先軌道および速度波形。**A**: FIRM により生成した手先軌道と計測した手先軌道の比較。**B**: FIRM により生成した接線速度と計測した接線速度の比較。

イリー分布に従う。したがって、式 (2.31) の \hat{W} もレイリー分布に従う。このように、式 (2.31) を用いて D^* を求めているため、運動時間 D^* は指数関数的になっていると考えられる。これらの結果から、モデルを用いて実際のヒトの運動時間の分布を再現するためにはさ

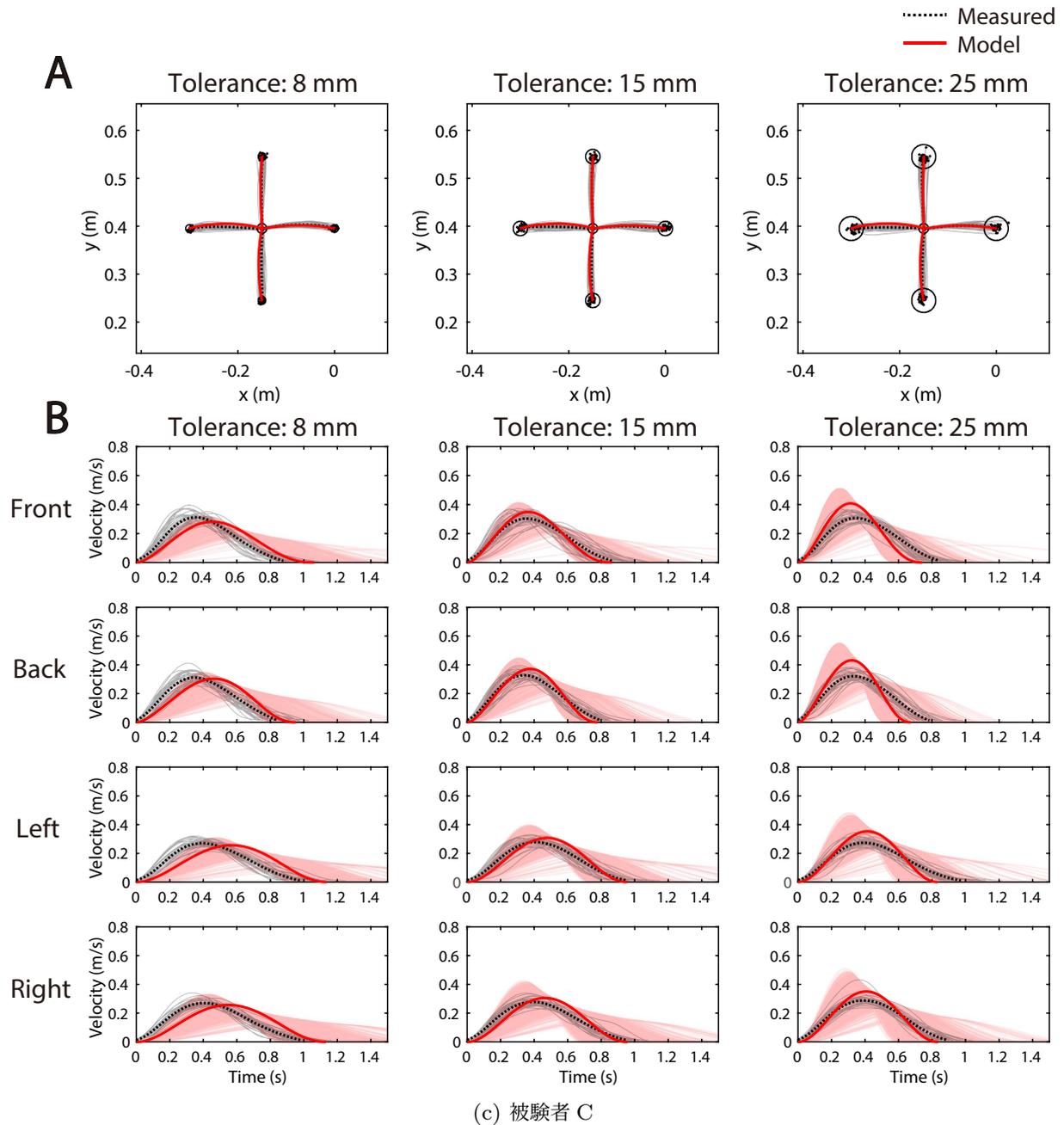


図 3.7 モデルにより推定した運動時間を用いて FIRM により生成した手先軌道および速度波形。**A:** FIRM により生成した手先軌道と計測した手先軌道の比較。**B:** FIRM により生成した接線速度と計測した接線速度の比較。

らなる研究が必要であることが示唆された。

図 3.6 に示すように、左方向への運動は 4 つの方向の中で最も高い MAE を示した。この原因は、モデル化の上でいくつかの近似や仮定を置くことにより生じる誤差が主な要因であ

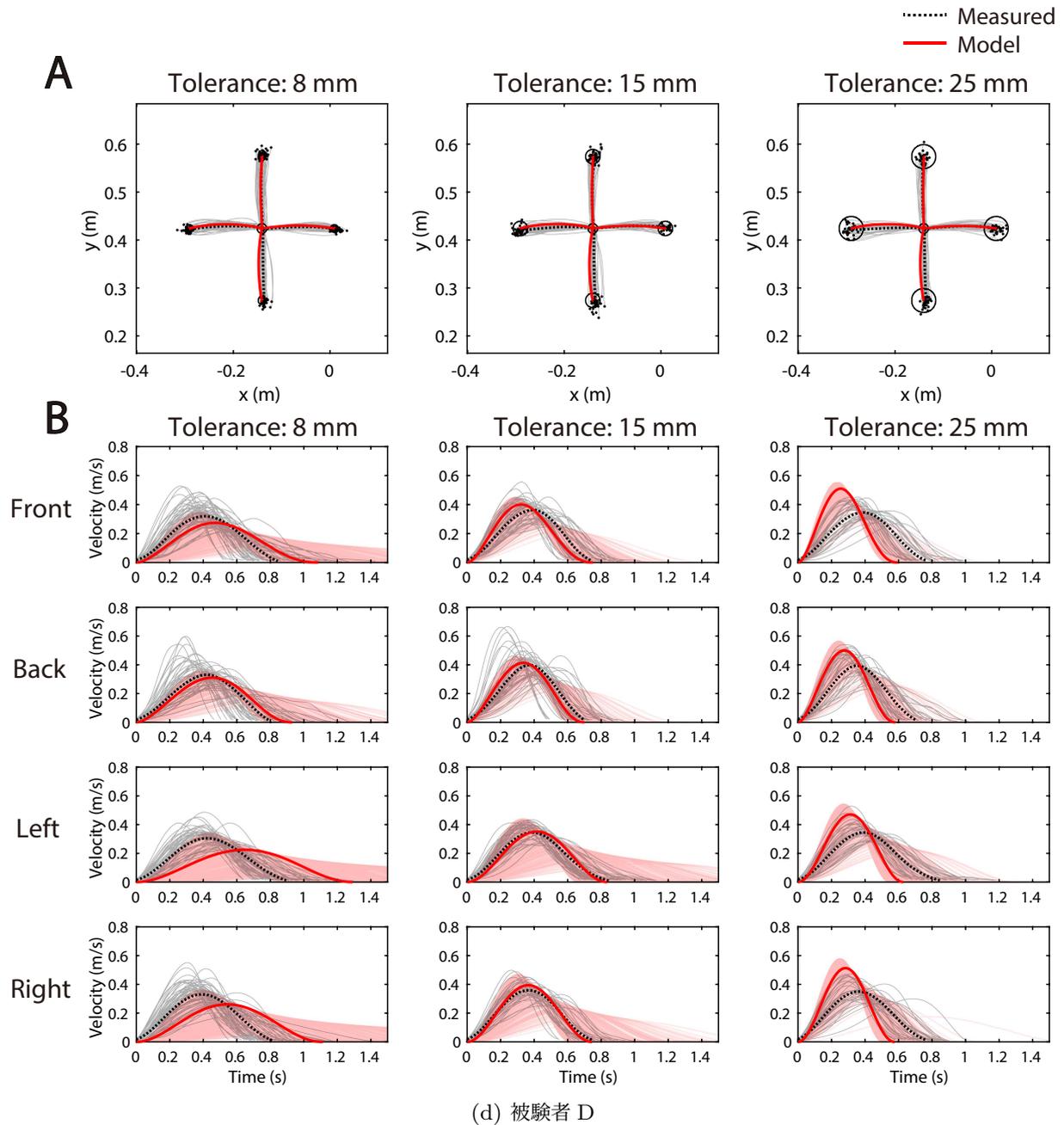


図 3.7 モデルにより推定した運動時間を用いて FIRM により生成した手先軌道および速度波形。**A**: FIRM により生成した手先軌道と計測した手先軌道の比較。**B**: FIRM により生成した接線速度と計測した接線速度の比較。

ることが考えられる。したがって、今後近似や仮定を置いているところをより厳密に考えることにより誤差を減らしていくことができると考えられる。

モデルのパラメータである λ を変化させたときに W^*-D プロファイルがどのような振る

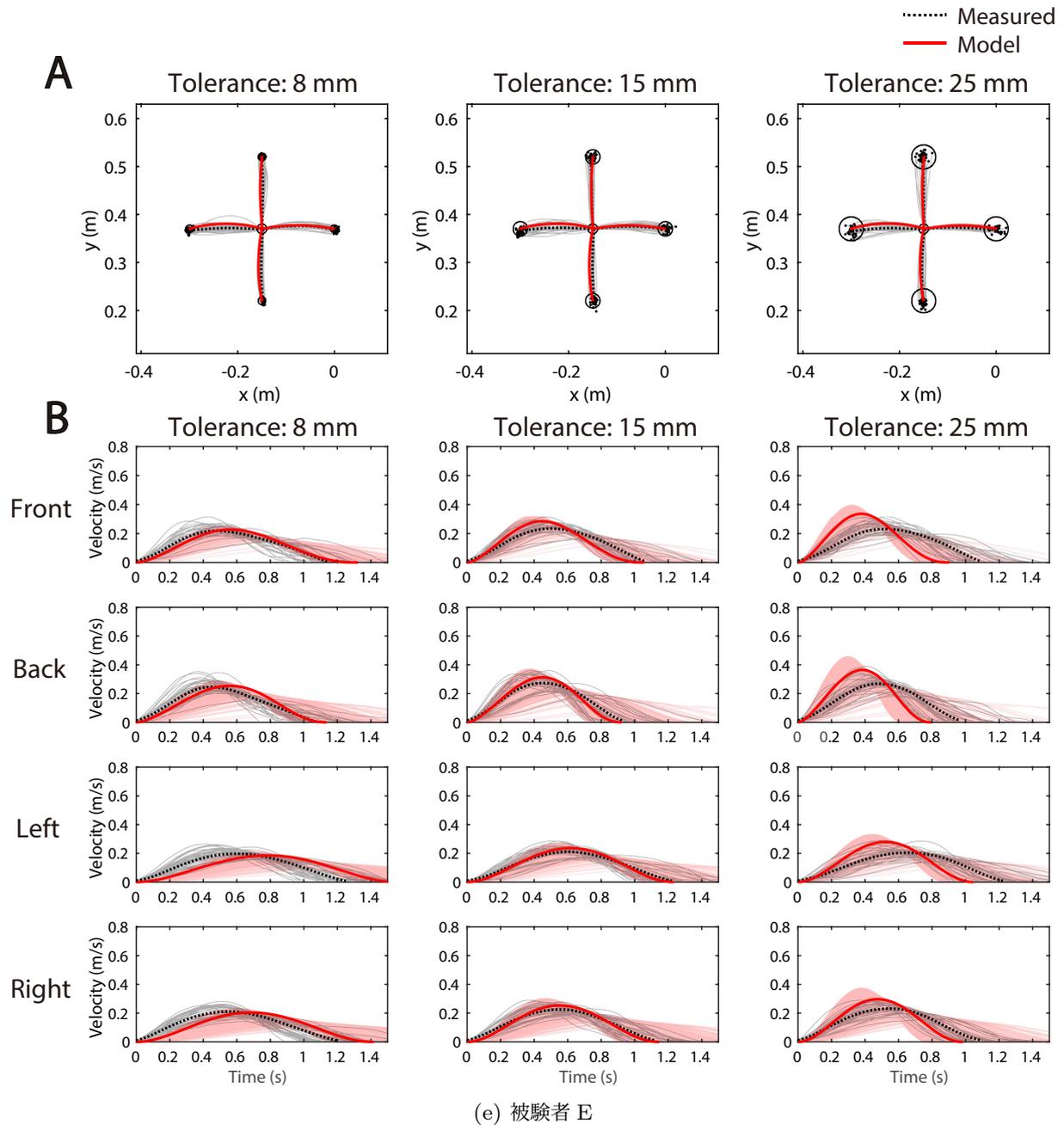


図 3.7 モデルにより推定した運動時間を用いて FIRM により生成した手先軌道および速度波形。**A**: FIRM により生成した手先軌道と計測した手先軌道の比較。**B**: FIRM により生成した接線速度と計測した接線速度の比較。

舞いをするのかを検証した。式 (3.1) に示すように、 λ は滑らかさ項に比べて許容誤差項をどれだけ重視するかを示すパラメータである。そこで λ を変化させたときのモデルの挙動について調べた。 λ は表 3.3 に示した値を基準値として、0.5 倍、1.0 倍、2.0 倍および 4.0

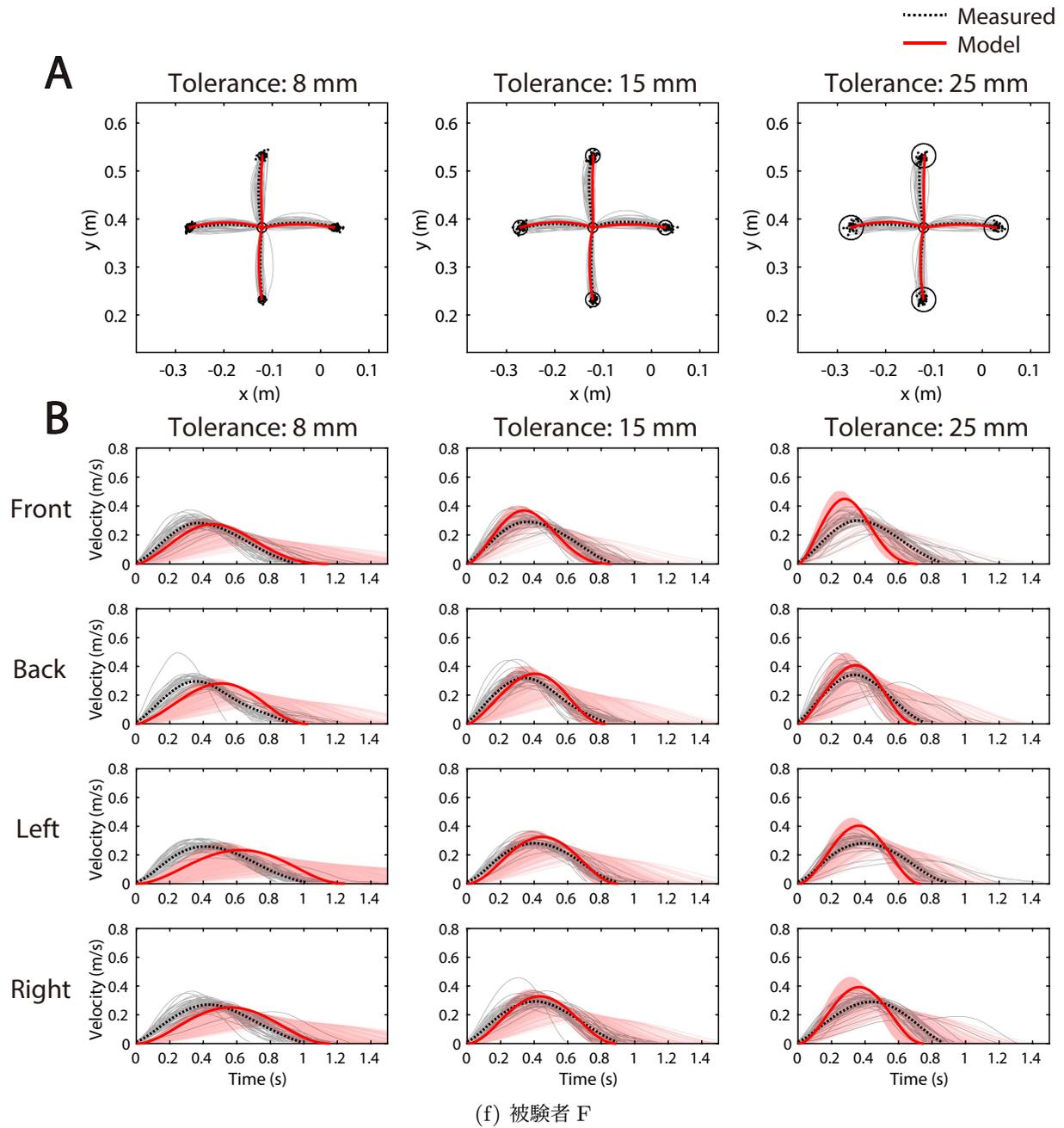


図 3.7 モデルにより推定した運動時間を用いて FIRM により生成した手先軌道および速度波形。**A**: FIRM により生成した手先軌道と計測した手先軌道の比較。**B**: FIRM により生成した接線速度と計測した接線速度の比較。

倍と変化させた。図 3.9 より、 λ を大きくするほど C_T よりも C_{err} の方が重視されるため、運動時間が短くなることが示された。

本研究の限界の 1 つは、被験者の数である。被験者数が少ない (6 被験者) ため、多数の

サンプルを必要とする検出力分析に頼ることができなかった。代わりに、ベイズ統計を使用して平均値の差を推定した (表 3.5)。

残念ながら、なぜ運動時間が遅くならないのかということに対する明確な答えはまだ見つかっていない。一方、運動指令の滑らかさよりも手先終端の許容誤差を重要視した場合 (つまり、 $\lambda \rightarrow \infty$ の場合)、 $W^* \geq \hat{W}$ の領域における評価関数 C_{err} (図 3.3C の緑色の破線) は、Berret et al.[57] が述べたような S 字状の CoT と同様の形を示した (図 3.1)。このことは、ヒトの到達運動時の脳の情報処理メカニズムを明らかにするための第一歩となり得る。

図 3.5、図 3.6、図 3.7、および図 3.8 に示すように、FIRM はヒトの運動軌道をうまく再現するが、同時に、現在のモデルで再現される分布にはまだ改善が必要であることを示す。FIRM が確率的なモデルに拡張されたのはこれが初めてであり、これらの問題点に関してはさらなる調査が必要である。FIRM は、生物学的に尤もらしい神経回路網モデルで実現できる [6, 7]。したがって、この運動時間計画モジュールを FIRM に組み込んだモデルは、ヒトの脳で行われる計算に近いことが期待できる。この優れたモデルをさらに改善するために、運動時間のコストを取り入れた。3.1 節で説明したように、CoT に関しては Berret et al.(2016)[57] のモデルと同様の考え方である。今後は、FIRM に組み込む複数の時間のコストの可能性を検討する必要がある。

3.7 まとめ

運動時間計画を FIRM に組み込んだ軌道計画のモデルを提案した。2つの定数 a と γ は、運動指令依存ノイズの存在下での腕ダイナミクスモデルに基づいて計算された。運動時間は、運動指令の滑らかさと終端での許容誤差を考慮した評価関数を最小化することによって推定された。今後、運動時間計画のモデル化において、「ハードウェアによる実装」のレベルでの研究が、「計算理論」および「表現とアルゴリズム」のレベルでの研究と同様に進歩することが期待される。さらに、ヒトの動きが遅くならない理由を説明できる評価関数が存在する可能性についてより考慮する必要がある。

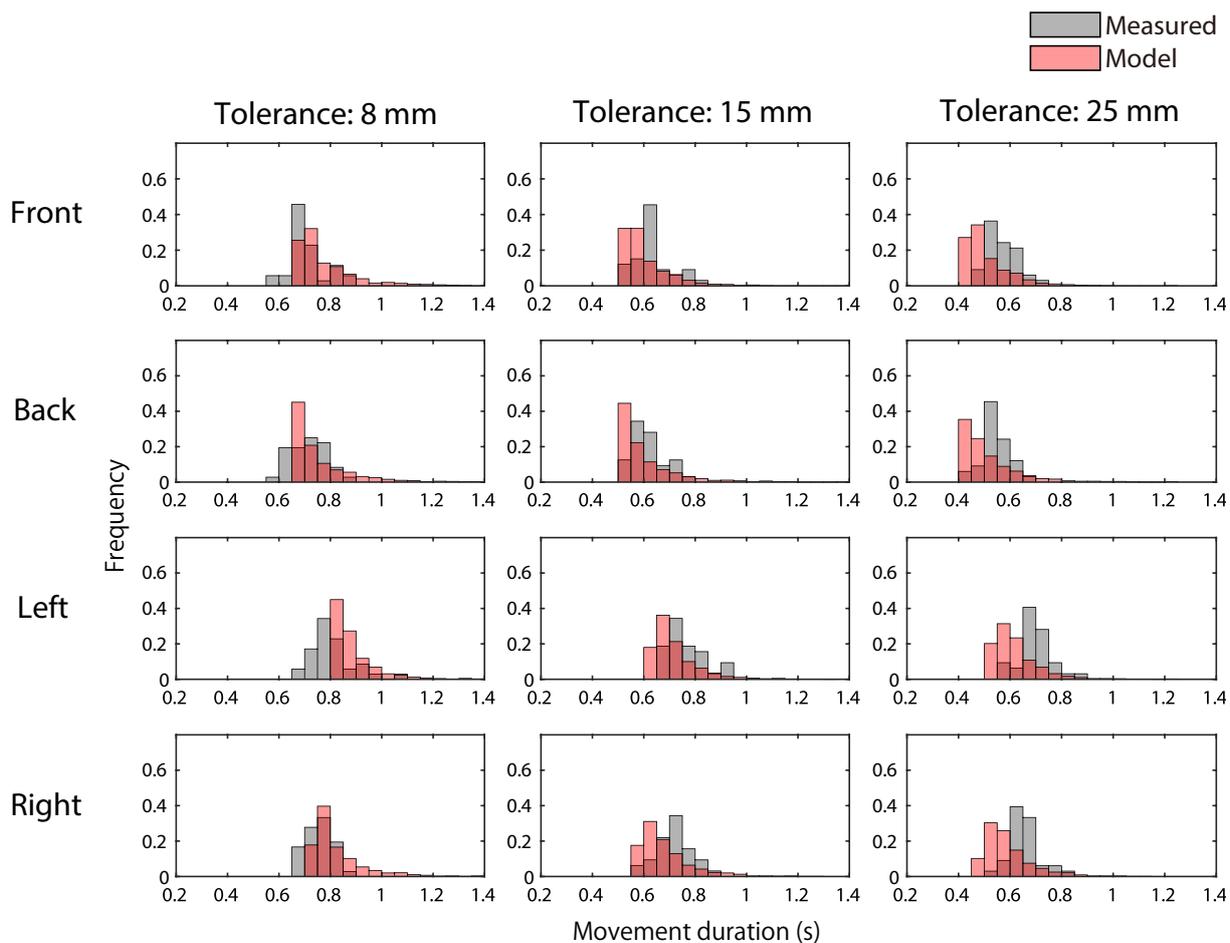


図 3.8 モデルにより推定した運動時間と計測した運動時間の分布（ヒストグラム）の比較。代表被験者（被験者 A）の結果。方向ごとに決定された λ を用いた場合。ヒストグラムはすべてのバーの高さの合計が 1 になるように正規化された。

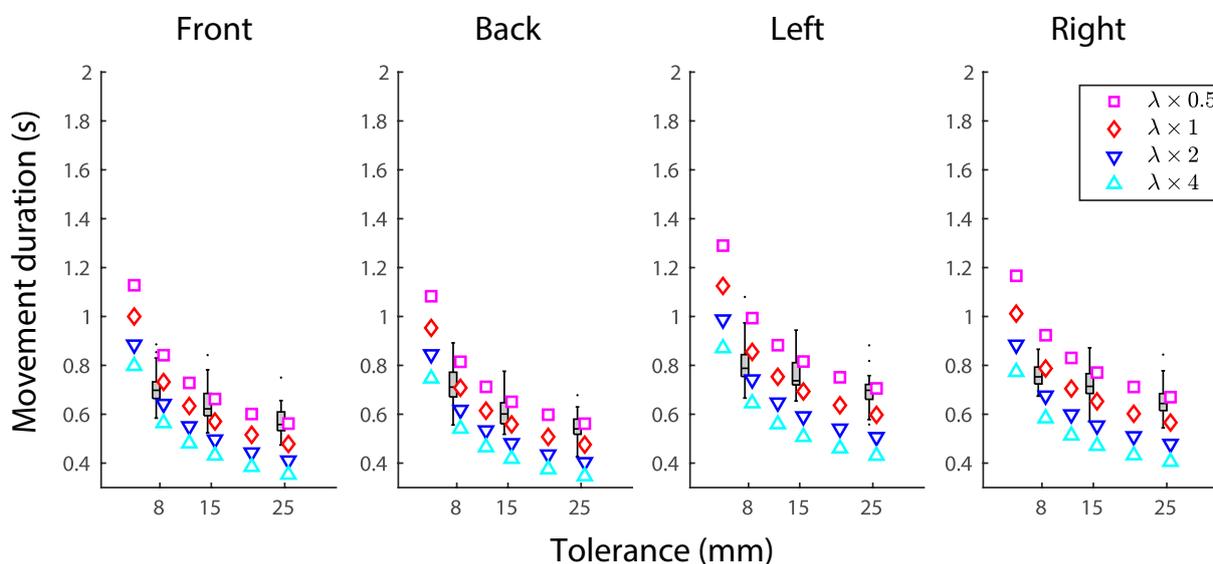


図 3.9 λ の基準値 (表 3.3) を 0.5 倍, 1 倍, 2 倍および 4 倍に変化させたときのモデルによる運動時間プロファイルの中央値 (λ の基準値はに示す)。代表被験者 (被験者 A) の結果。

第 4 章

結言

4.1 研究成果の要約

本論文は、ヒト上肢到達運動の運動時間計画に関して、筆者がこれまでに行ってきた研究成果をまとめたものである。以下にその成果を要約する。

第 1 章では、まずヒト脳の計算論的研究の重要性について述べ、ヒト腕運動制御における運動時間計画の計算論モデルに関する研究背景および問題点を説明した。本研究の基本的な考え方を示し、本論文の構成について記述した。

第 2 章では、ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づき運動時間と手先終端誤差の関係を理論的に導出した。その結果、提案モデルにより予測される手先終端誤差は運動時間に対して反比例の形で表された。また、モデルの手先終端誤差は被験者実験で測定したヒトの手先終端誤差に近かった。さらに、モデルを Fitts' law の軸に適用したところ、モデルが Fitts' law とほぼ重なる関数であることも確認された。これらのことから、本モデルは Fitts' law を理論的に説明し、支持したといえる。ヒト脳が運動時間を計画する上で提案モデルが用いられている可能性があると考えられる。

第 3 章では、従来軌道計画モデル（順逆緩和型神経回路網モデル）を展開し、最初の研究で得られた結果を用いて運動指令の滑らかさと終端での許容誤差を考慮した運動時間計画を組み込んだ軌道計画モデルを提案した。提案モデルにより推定した運動時間、軌道および速度波形は行動実験の結果をよく予測し、本モデルはヒト脳の運動情報処理を説明している可能性を示唆した。

4.2 今後の研究課題

本研究の今後の研究課題を述べる。

第 2 章では、ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づく速度と精度のトレード・オフのモデルを提案したが、このモデルには下記のいくつかの限界点や問題点がある。本モデルの主要な限界点や問題点を以下に挙げる。

- フィードバック制御
- 経由点のある到達運動
- 到達運動以外の運動（例：書字運動）
- 上肢以外の運動（例：指、下肢、眼球、全身による運動）
- 矢状面を含む 3 次元空間の運動
- 剛性、粘性、慣性などの運動インピーダンスによる影響

この中で、「経由点のある到達運動」に関しては、Wada and Kawato[8, 9, 7] によりすでに実現可能であることが示されているため、最優先で取り組まなければならない課題である。

それぞれの課題や問題点について以下に述べる。一つ目は、剛性、粘性、慣性などの運動インピーダンスをモデルに十分考慮できていないことである。この研究では、モデルを複雑にしまうため、関節の剛性は考慮していなかった。剛性が SAT に関連していることを示す多くの研究があることを考えると [18, 48, 49]、今後、モデルに剛性を組み込むことが重要になると考えられる。

二つ目は、腕以外の身体部位による運動を本モデルにより適用できない点である。本モデルの制御対象は腕であるため、腕のダイナミクスモデルに基づく定式化を行ってきた。しかし、同じ方法で適切な制御対象のダイナミクスを考慮して定式化すれば、他の身体部位による運動（例えば、脚の運動、眼球運動および全身運動など）を考慮できるようになると考えられる。

三つ目は、モデルパラメータの推定に関してである。運動指令依存ノイズのパラメータ k についてはよく分かっていない点が多い。例えば、 k は筋ごとに与えられるのか、それとも中枢神経系に 1 つだけ存在するのか、存在するとすれば、どのような方法で k を推定できるのか等について分かっていない。これは、van Beers et al.[32] のように、モデルの中に信号依存ノイズ、信号非依存ノイズおよび時間ノイズといった複数種類のノイズを考慮したり、手先終端誤差以外のデータを用いてノイズパラメータ k を推定する方法（例えば、筋電図信号を用いて推定できる方法）を検討するなど、さらなる知見を得る必要がある。

四つ目は、2 章の実験で計測したデータは 3 章で提案したモデルでは合わず、逆も同様に 3 章の実験で計測したデータは 2 章のモデルでは合わない、という点である。この原因の一つとして、2 章の実験と 3 章の実験条件の違いが実験結果に影響した可能性が考えられる。Plamondon and Alimi (1997)[13] によると、速度と精度のトレード・オフの研究で用いら

れる実験手順の多くは「時間的に制約のある運動課題」と「空間的に制約のある運動課題」の2つのカテゴリに大別される。2章の実験(2.3節)は、被験者に目標運動時間を提示し、その運動時間の範囲内に運動を終わらせることが制約として課されたため、時間的に制約のある運動課題に分類される。3章の実験(3.3節)は、被験者に異なる大きさのターゲットを提示し、そのターゲット円内に手先終端が収まるように運動を行うことが制約として課されたため、空間的に制約のある運動課題に分類される。ただし、2章の時間的に制約のある実験課題でも、できるだけ精度良く運動することが求められ、3章の空間的に制約のある実験課題でも、できるだけ速く運動することが求められる。これらの被験者への「運動時間要求」と「終端精度要求」のバランスによって、実験結果の特性は大きく変わり得る。2つの実験の条件について以下に整理する。

2章の実験(時間的に制約のある運動課題)

- 画面上に提示された目標運動時間で運動を行うこと(運動時間要求)
- 半径2 mmの円形ターゲットにできるだけ手先終端を近づけること(終端精度要求)
- 修正運動はできるだけ行わず、運動は開始から終了まで一度きりで行うこと

3章の実験(空間的に制約のある運動課題)

- 画面上に提示されたターゲットの円内に手先終端が収まるように運動を行うこと(終端精度要求)
- できるだけ速く運動すること(運動時間要求)
- 画面上に提示される連続成功試行回数をなるべく大きくすること
- 修正運動はできるだけ行わず、運動は開始から終了まで一度きりで行うこと

今後、これらの実験条件において被験者への運動時間および終端精度に関する要求の強さを変えたときの実験結果の違いについてより詳しく調べたうえで、議論する必要がある。

第3章では、運動指令の滑らかさと終端での許容誤差を考慮した運動時間計画を組み込んだ軌道計画モデルを提案したが、本モデルの限界点や問題点についても述べておく必要がある。まず、本研究の限界の1つは、被験者の数である。被験者数が少ない(6被験者)ため、多数のサンプルを必要とする検出力分析に頼ることができなかった。代わりに、ベイズ統計を使用して平均値の差を推定した(表3.5)。

残念ながら、なぜ運動時間が遅くならないのかということに対する明確な答えはまだ見つかっていない。一方、運動指令の滑らかさよりも手先終端の許容誤差を重要視した場合(つまり、 $\lambda \rightarrow \infty$ の場合)、 $W^* \geq \hat{W}$ の領域における評価関数 C_{err} (図3.3Cの緑色の破線)

は、Berret et al.[57] が述べたような S 字状の CoT と同様の形を示した (図 3.1)。このことは、ヒトの到達運動時の脳の情報処理メカニズムを明らかにするための第一歩となり得る。

4.3 むすび

本研究では、第一に、ヒト運動指令依存ノイズを前提とした腕ダイナミクスモデルに基づき運動時間から手先終端誤差を予測する理論的なモデルを導出した。モデルの終端誤差は運動時間に対して反比例の形で表され、定性的には Fitts' law を支持するモデルである。本モデルの妥当性を検証するために、上肢到達運動の軌道計測実験を行った。運動時間に対するモデルにより予測された終端誤差と実際のヒトの終端誤差を比較した結果、モデルは 3.90 mm ほどの MAE で計測値と良く一致し、モデルの終端誤差の分布は、計測終端誤差の分布に近い形状を示した。また、モデルは実際のヒトの運動においてみられる速度と精度のトレード・オフを表し、運動方向によってばらつきが大きさが異なるというヒトの運動特性を捉えていた。さらに、Fitts' law が回帰モデルであるのに対して、提案モデルは理論的に導出されたため回帰モデルではないにも関わらず、全運動時間にわたって Fitts' law と同程度の推定ができた。これらのことから、本モデルは Fitts' law を理論的に説明し、定量的にも支持したといえる。これにより、ヒト脳が運動時間を計画する計算理論の可能性を示唆した。

第二の研究では、従来の軌道計画モデルである FIRM を展開し、第一の研究で得られた結果を用いて、運動指令の滑らかさと終端での許容誤差を考慮した運動時間計画を組み込んだ軌道計画モデルを提案した。提案モデルは、行動実験により取得した実際のヒトの運動においてみられる速度と精度のトレード・オフを良く再現し、計測された運動時間は前後左右の 4 つの方向の中で左方向において最も長く、後方において最も短いという方向依存性を再現した。モデルの運動時間の平均値と計測した運動時間の平均値の間の平均絶対誤差を算出した結果、モデルの運動時間は実際のヒトの運動時間に対して平均 0.0883 s 程度の誤差で一致した。提案したモデルにより計画した運動時間で FIRM により生成した手先軌道および速度波形は、実際のヒト腕運動軌道の特徴を良く再現した。以上のことから、提案モデルにより推定した運動時間、軌道および速度波形は行動実験の結果を良く予測し、本モデルはヒト脳の運動時間の計算アルゴリズムの可能性を示唆した。

本研究ではヒト上肢到達運動の速度と精度のトレード・オフに主眼を置き、運動時間計画の計算論モデル構築に向けた 2 つの研究を行った。これら 2 つの研究の成果は、ヒト脳の情報処理のうち、特にヒト腕運動制御の運動時間計画メカニズムを解明するための重要な知見である。

謝辞

本論文をまとめるにあたり、多くの方々に御指導、御協力を賜りました。ここに感謝の意を表したいと思います。

長岡技術科学大学 工学研究科 電気電子情報工学専攻 和田安弘 教授、南部功夫 准教授には貴重な研究の機会と研究の遂行における多大なご指導を賜りました。ここに、心より厚く御礼申し上げます。

情報・経営システム工学専攻 北島宗雄 教授、電気電子情報工学専攻 坪根正 准教授、杉田泰則 准教授には有益なご討論、ご助言を戴くとともに本論文の細部にわたりご指導を賜りました。ここに、謹んで感謝の意を表します。

技術科学イノベーション専攻 中川匡弘 教授には、学部3年から博士1年までの長きに渡りご指導いただきました。また、中川研究室の皆様にも大変お世話になりました。ここに、深くお礼申し上げます。

また、著者の勤務先である東京工業高等専門学校 電気工学科 玉田耕治 学科長をはじめとする学科教員の皆様には著者の学位取得にご理解くださり、多大なご援助をいただきました。ここに、感謝の意を表します。

また、学術論文作成にあたり卒業生の佐藤貴紀さん、齊藤尚さん、岩崎裕志さんには本研究の中核となる部分で先輩方の研究論文を参考にさせていただいた上、多大なご助力をいただきました。ここに、深く感謝の意を表します。

本研究を進めるにあたり、被験者や補助者として実験にご協力していただいた皆様、著者の研究生活を豊かにしてくれた和田・南部研究室メンバーに心から感謝いたします。

最後に、本学の博士課程まで学ぶ機会を与えてくれ、学業に専念できるように理解と協力を惜しまず、温かく見守ってくれた家族、パートナー、学生生活を支えてくれた皆様に心から感謝いたします。

参考文献

- [1] D. Marr. *Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. W.H.Freeman & Co Ltd, New York, 1982. 乾敏郎, 安藤広志 (邦訳), 産業図書.
- [2] T. Flash and N. Hogan. The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model. *Journal of Neuroscience*, Vol. 5, No. 7, pp. 1688–703, 1985.
- [3] Y. Uno, M. Kawato, and R. Suzuki. Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement. minimum torque-change model. *Biological Cybernetics*, Vol. 61, No. 2, pp. 89–101, 1989.
- [4] E. Nakano, H. Imamizu, R. Osu, Y. Uno, H. Gomi, T. Yoshioka, and M. Kawato. Quantitative examinations of internal representations for arm trajectory planning: minimum commanded torque change model. *Journal of Neurophysiology*, Vol. 81, No. 5, pp. 2140–2155, 1999.
- [5] C. M. Harris and D. M. Wolpert. Signal-dependent noise determines motor planning. *Nature*, Vol. 394, No. 6695, pp. 780–4, 1998.
- [6] Y. Wada and M. Kawato. A neural network model for arm trajectory formation using forward and inverse dynamics models. *Neural Networks*, Vol. 6, No. 7, pp. 919–932, 1993.
- [7] Y. Wada and M. Kawato. A via-point time optimization algorithm for complex sequential trajectory formation. *Neural Networks*, Vol. 17, No. 3, pp. 353–364, 2004.
- [8] Y. Wada and M. Kawato. A theory for cursive handwriting based on the minimization principle. *Biological Cybernetics*, Vol. 73, No. 1, pp. 3–13, 1995.
- [9] Y. Wada, Y. Koike, E. Vatikiotis-Bateson, and M. Kawato. A computational theory for movement pattern recognition based on optimal movement pattern generation.

- Biological Cybernetics*, Vol. 73, No. 1, pp. 15–25, 1995.
- [10] P. M. Fitts. The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *Journal of Experimental Psychology*, Vol. 47, No. 6, pp. 381–391, 1954.
- [11] P. M. Fitts and J. R. Peterson. Information capacity of discrete motor responses. *Journal of Experimental Psychology*, Vol. 67, No. 2, pp. 103–112, 1964.
- [12] D. E. Meyer, R. A. Abrams, S. Kornblum, C. E. Wright, and J. E. Smith. Optimality in human motor performance: ideal control of rapid aimed movements. *Psychological Review*, Vol. 95, No. 3, pp. 340–370, 1988.
- [13] R. Plamondon and A. M. Alimi. Speed/accuracy trade-offs in target-directed movements. *Behavioral and Brain Sciences*, Vol. 20, No. 2, pp. 279–303; discussion 303–349, 1997.
- [14] R. A. Schmidt and T. D. Lee. *Motor Control and Learning: A Behavioral Emphasis*. Human Kinetics, 2005.
- [15] R. S. Woodworth. Accuracy of voluntary movement. *The Psychological Review: Monograph Supplements*, Vol. 3, No. 3, pp. i–114, 1899.
- [16] R. J. Jagacinski and D. L. Monk. Fitts' law in two dimensions with hand and head movements movements. *Journal of Motor Behavior*, Vol. 17, No. 1, pp. 77–95, 1985.
- [17] I. S. Mackenzie and W. Buxton. Extending Fitts' law to two-dimensional tasks. In P. Bauersfeld, J. Bennett, and G. Lynch, editors, *Human Factors in Computing Systems, CHI'92*, pp. 219–226. ACM Press, 1992.
- [18] D. Mottet, R. J. Bootsma, Y. Guiard, and M. Laurent. Fitts' law in two-dimensional task space. *Experimental Brain Research*, Vol. 100, No. 1, pp. 144–148, 1994.
- [19] A. Murata. Extending effective target width in Fitts' law to a two-dimensional pointing task. *International journal of human-computer interaction*, Vol. 11, No. 2, pp. 137–152, 1999.
- [20] S. Zhai. On the validity of throughput as a characteristic of computer input. *Almaden Research Center*, 2002.
- [21] S. Zhai. Characterizing computer input with fitts' law parameters—the information and non-information aspects of pointing. *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 61, No. 6, pp. 791–809, 2004.
- [22] S. K. Card, W. K. English, and B. J. Burr. Evaluation of mouse, rate-controlled isometric joystick, step keys, and text keys for text selection on a crt. *Ergonomics*,

- Vol. 21, No. 8, pp. 601–613, 1978.
- [23] G. D. Langolf, D. B. Chaffin, and J. A. Foulke. An investigation of Fitts' law using a wide range of movement amplitudes. *Journal of Motor Behavior*, Vol. 8, No. 2, pp. 113–128, 1976.
- [24] N. L. Goggin and H. J. Meeuwsen. Age-related differences in the control of spatial aiming movements. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, Vol. 63, No. 4, pp. 366–372, 1992.
- [25] N. Walker, D. A. Philbin, and A. D. Fisk. Age-related differences in movement control: adjusting submovement structure to optimize performance. *The Journal of Gerontology, Series B: Psychological Sciences and Social Sciences*, Vol. 52b, No. 1, pp. P40–52, 1997.
- [26] A. T. Welford, A. H. Norris, and N. W. Shock. Speed and accuracy of movement and their changes with age. *Acta Psychologica*, Vol. 30, pp. 3–15, 1969.
- [27] B. A. Kelso. The effects of extended practice on aiming movements in terms of fitts' law. *Unpublished master's thesis, York University*, 1984.
- [28] E. R. Hoffmann and M. C. Hui. Movement times of different arm components. *Ergonomics*, Vol. 53, No. 8, pp. 979–993, 2010.
- [29] M. Bertuccio, P. Cesari, and M. L. Latash. Fitts' law in early postural adjustments. *Neuroscience*, Vol. 231, pp. 61–69, 2013.
- [30] R. A. Schmidt, H. Zelaznik, B. Hawkins, J. S. Frank, and J. Quinn, J. T. Motor-output variability: a theory for the accuracy of rapid motor acts. *Psychological Review*, Vol. 47, No. 5, pp. 415–451, 1979.
- [31] H. Tanaka, J. W. Krakauer, and N. Qian. An optimization principle for determining movement duration. *Journal of Neurophysiology*, Vol. 95, No. 6, pp. 3875–3886, 2006.
- [32] R. J. v. Beers, P. Haggard, and D. M. Wolpert. The role of execution noise in movement variability. *Journal of Neurophysiology*, Vol. 91, No. 2, pp. 1050–1063, 2004.
- [33] M. Kawato and D. Wolpert. Internal models for motor control. Wiley Online Library, 1998.
- [34] M. Kawato. Internal models for motor control and trajectory planning. *Current Opinion in Neurobiology*, Vol. 9, No. 6, pp. 718–727, 1999.
- [35] M. Desmurget and S. Grafton. Forward modeling allows feedback control for fast

- reaching movements. *Journal of Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 4, No. 11, pp. 423–431, 2000.
- [36] P. N. Sabes. The planning and control of reaching movements. *Current Opinion in Neurobiology*, Vol. 10, No. 6, pp. 740–746, 2000.
- [37] 白井良明. ロボット工学. 新世代工学シリーズ. オーム社, 1999.
- [38] 伊藤宏司. 身体運動の制御と適応 —リハビリ・介護、ロボットへの応用—. オーム社, 2020.
- [39] A. A. Faisal, L. P. J. Selen, and D. M. Wolpert. Noise in the nervous system. *Nature Reviews Neuroscience*, Vol. 9, No. 4, pp. 292–303, 2008.
- [40] H. P. Clamann. Statistical analysis of motor unit firing patterns in a human skeletal muscle. *Biophysical journal*, Vol. 9, No. 10, pp. 1233–1251, 1969.
- [41] P. B. Matthews. Relationship of firing intervals of human motor units to the trajectory of post-spike after-hyperpolarization and synaptic noise. *The Journal of physiology*, Vol. 492 (Pt 2), No. Pt 2, pp. 597–628, 1996.
- [42] R. C. Oldfield. The assessment and analysis of handedness: the edinburgh inventory. *Neuropsychologia*, Vol. 9, No. 1, pp. 97–113, 1971.
- [43] Y. Koike and M. Kawato. Estimation of dynamic joint torques and trajectory formation from surface electromyography signals using a neural network model. *Biological Cybernetics*, Vol. 73, No. 4, pp. 291–300, 1995.
- [44] H. Gomi and R. Osu. Task-dependent viscoelasticity of human multijoint arm and its spatial characteristics for interaction with environments. *Journal of Neuroscience*, Vol. 18, No. 21, pp. 8965–8978, 1998.
- [45] E. R. F. W. Crossman and P. J. Goodeve. Feedback control of hand-movement and Fitts' law. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, Vol. 35, No. 2, pp. 251–278, 1983.
- [46] J. Accot and S. Zhai. Beyond fitts' law: models for trajectory-based hci tasks. In *Proceedings of the ACM SIGCHI Conference on Human factors in computing systems*, pp. 295–302, 1997.
- [47] E. Todorov and M. I. Jordan. Optimal feedback control as a theory of motor coordination. *Nature neuroscience*, Vol. 5, No. 11, pp. 1226–1235, 2002.
- [48] G. P. v. Galen and W. P. d. Jong. Fitts' law as the outcome of a dynamic noise filtering model of motor control. *Human Movement Science*, Vol. 14, No. 4, pp. 539–571, 1995.

- [49] R. Osu, N. Kamimura, H. Iwasaki, E. Nakano, C. M. Harris, Y. Wada, and M. Kawato. Optimal impedance control for task achievement in the presence of signal-dependent noise. *Journal of Neurophysiology*, Vol. 92, No. 2, pp. 1199–1215, 2004.
- [50] M. Dornay, Y. Uno, M. Kawato, and R. Suzuki. Minimum muscle-tension change trajectories predicted by using a 17-muscle model of the monkey’s arm. *Journal of Motor Behavior*, Vol. 28, No. 2, pp. 83–100, 1996.
- [51] M. Kawato. *Trajectory formation in arm movements: Minimization principles and procedures*. In *Advances in Motor Learning and Control; Zelaznik, H.N., Ed.* Human Kinetics Publishers, Champaign, IL, USA, 1996.
- [52] Y. Wada, Y. Kaneko, E. Nakano, R. Osu, and M. Kawato. Quantitative examinations for multi joint arm trajectory planning—using a robust calculation algorithm of the minimum commanded torque change trajectory. *Neural Networks*, Vol. 14, No. 4-5, pp. 381–93, 2001.
- [53] L. Massone and E. Bizzi. A neural network model for limb trajectory formation. *Biological Cybernetics*, Vol. 61, No. 6, pp. 417–25, 1989.
- [54] B. Hoff and M. A. Arbib. Models of trajectory formation and temporal interaction of reach and grasp. *Journal of Motor Behavior*, Vol. 25, No. 3, pp. 175–192, 1993.
- [55] M. Kawato, Y. Maeda, Y. Uno, and R. Suzuki. Trajectory formation of arm movement by cascade neural network model based on minimum torque-change criterion. *Biological Cybernetics*, Vol. 62, No. 4, pp. 275–88, 1990.
- [56] N. Nakamura, Y. Uno, R. Suzuki, and M. Kawato. Formation of optimal trajectory in arm movement using inverse dynamics model. (*Technical Report NC89-63*) *Japan:IEICE (in Japanese)*, 1990.
- [57] B. Berret and F. Jean. Why don’t we move slower? the value of time in the neural control of action. *Journal of Neuroscience*, Vol. 36, No. 4, pp. 1056–1070, 2016.
- [58] P. Mazzoni, A. Hristova, and J. W. Krakauer. Why don’t we move faster? parkinson’s disease, movement vigor, and implicit motivation. *Journal of Neuroscience*, Vol. 27, No. 27, pp. 7105–16, 2007.
- [59] M. Takeda, T. Sato, H. Saito, H. Iwasaki, I. Nambu, and Y. Wada. Explanation of fitts’ law in reaching movement based on human arm dynamics. *Scientific Reports*, Vol. 9, No. 1, p. 19804, 2019.
- [60] J. K. Kruschke. Bayesian estimation supersedes the t test. *Journal of Experimental*

-
- Psychology: General*, Vol. 142, No. 2, pp. 573–603, 2013.
- [61] J. Kruschke. *Doing Bayesian data analysis: A tutorial with R, JAGS, and Stan*. Academic Press, 2014.
- [62] M. Riedmiller and H. Braun. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The rprop algorithm. In *IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 586–591, San Francisco, CA, USA, 1993. IEEE.
- [63] N. Winter. Matlab toolbox for bayesian estimation (mbe). Available online: <https://github.com/NilsWinter/matlab-bayesian-estimation.git> (accessed on 21 January 2021), 2016.

研究業績

査読付き学術論文

1. Misaki Takeda, Takanori Sato, Hisashi Saito, Hiroshi Iwasaki, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Explanation of Fitts’ law in Reaching Movement based on Human Arm Dynamics,” Scientific reports vol. 9, 1 19804. 24 Dec. 2019. doi:10.1038/s41598-019-56016-7.
2. Misaki Takeda, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, ”Forward Inverse Relaxation Model Incorporating Movement Duration Optimization,” Brain Sciences vol. 11, no. 2: 149. 20 Jan. 2021. doi:10.3390/brainsci11020149.

査読付き国際会議

1. Tsubasa Sano, Misaki Takeda, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Relations between Speed-Accuracy Trade-Off and Muscle Synergy in Isometric Contraction Tasks.” 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE, July 2020.
2. Misaki Takeda, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Joint torques are associated with speed-accuracy trade-offs during human reaching movements,” IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), Banff Center, Banff, Canada, October 2017.
3. Satoshi Kojima, Misaki Takeda, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Relations between required accuracy and muscle synergy in isometric contraction tasks,” IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), Banff Center, Banff, Canada, October 2017.

査読無し国際会議

1. Misaki Takeda, Takanori Sato, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “A Model of speed-accuracy trade-offs based on human arm dynamics,” 29th Annual NCM Meeting, 2-G-103, Toyama, Japan, April 2019.
2. Misaki Takeda, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Fitts’ law explanation based on human arm dynamics,” Neuroscience, Program No. 316.19, Washington, D.C., USA, November 2017.
3. Misaki Takeda, Isao Nambu, Yasuhiro Wada, “Movement speed, accuracy and joint torques in human reaching movements,” Progress in Motor Control XI, 1-B-3, Miami, Florida, USA, July 2017.

査読無し国内会議

1. 佐野翼, 武田美咲, 南部功夫, 和田安弘, “Speed-Accuracy Trade Off と筋シナジーの関係に関する研究,” 電子情報通信学会信越支部大会, 6D-2, 長岡技術科学大学, 新潟県, 2019年9月.
2. 鈴木翔太, 武田美咲, 南部功夫, 和田安弘, “利き腕・非利き腕運動の筋シナジー解析,” 電子情報通信学会信越支部大会, 6D-4, 長岡技術科学大学, 新潟県, 2019年9月.
3. 佐野翼, 武田美咲, 南部功夫, 和田安弘, “Speed-Accuracy Trade Off と筋シナジーの関係に関する研究,” 第13回 Motor Control 研究会, A14, 東京大学 弥生講堂, 東京都, 2019年8月.
4. 武田美咲, 南部功夫, 和田安弘, “ヒト腕の多関節ダイナミクスに基づく速度と精度の関係の導出,” 第12回 Motor Control 研究会, A14, 上智大学, 東京都, 2018年8月.
5. 武田美咲, 南部功夫, 和田安弘, “ヒト腕ダイナミクスに基づくトルクノイズと運動時間の関係,” 第38回バイオメカニズム学術講演会 (SOBIM2017), 1A-1-3, 別府国際コンベンションセンター, 大分県, 2017年11月.
6. 武田美咲, 南部功夫, 和田安弘, “ヒト腕ダイナミクスに基づく運動速度および終端精度の関係,” 第40回日本神経科学大会, 3P-167, pp.251, 幕張メッセ, 千葉県, 2017年7月.
7. 武田美咲, 南部功夫, 和田安弘, “ヒト腕の関節トルクと運動時間の関係,” 電子情報通信学会研究報告, vol. 116, no. 520, pp.15-20, 機械振興会館, 東京都, 2017年3月.

8. 武田美咲, 南部功夫, 和田安弘, “ヒト腕関節の粘性が運動時間に与える影響,” 第 37 回バイオメカニズム学術講演会 (SOBIM2016), 2B-1-3, pp.189-192, 富山県立大学, 富山県, 2016 年 11 月.
9. 武田美咲, 南部功夫, 和田安弘, “ヒト腕ダイナミクスにおける粘性が運動時間に与える影響,” 電子情報通信学会信越支部大会, 6C-3, 長岡技術科学大学, 新潟県, 2016 年 10 月.

付録

付録 A 運動時間条件ごとの手先軌道

図 A.1 は、2.3 節の実験データを用いて、4 つの運動時間条件（0.30～0.40 s、0.40～0.50 s、0.50～0.60 s、0.60～0.70 s）ごとの手先軌道の試行平均値を観察した結果を示す。図 A.1 より、0.30～0.70 s の運動時間の変域では、平均手先軌道はほぼ不変であるといえる。

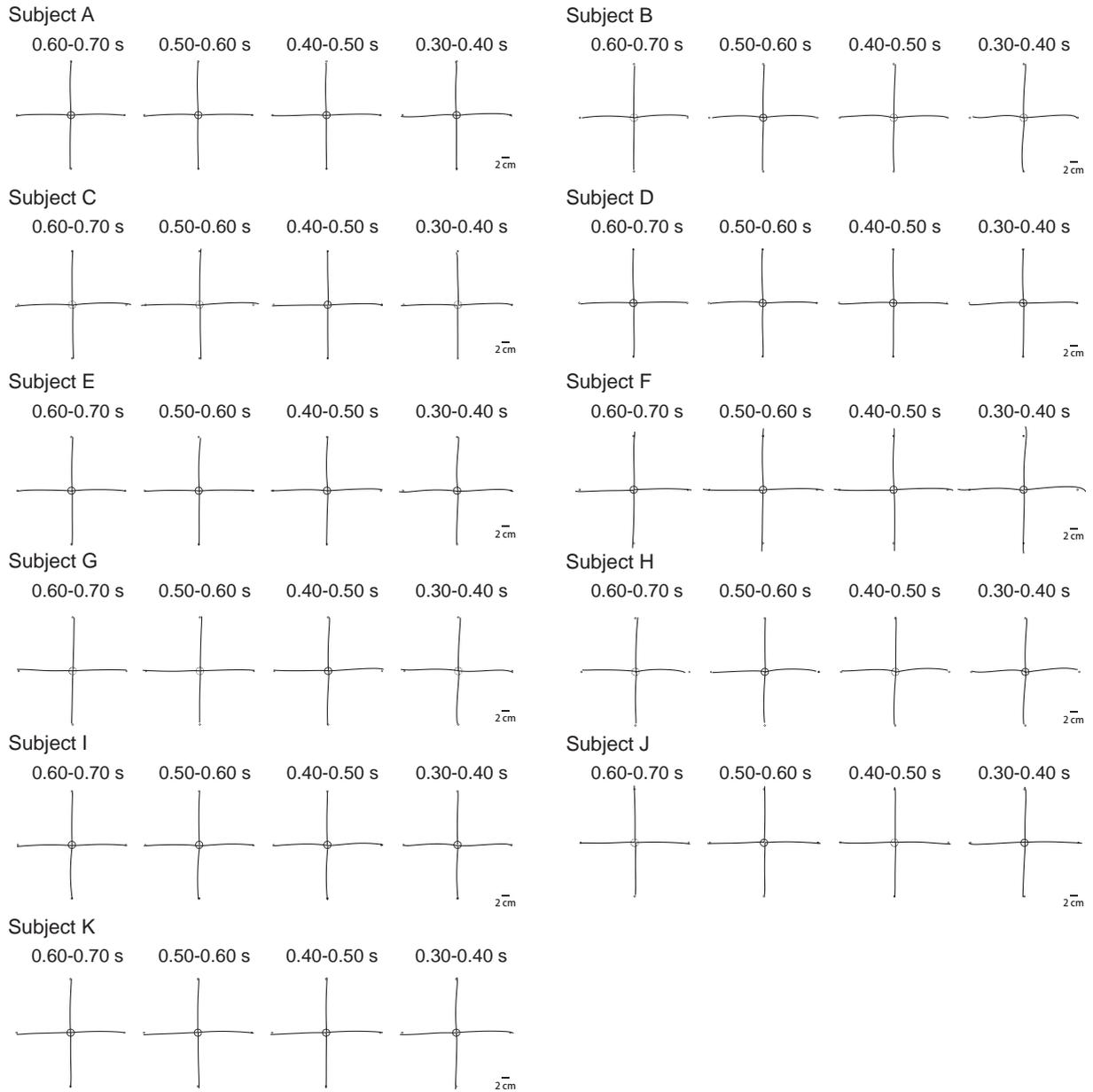


図 A.1 運動時間条件ごとの計測手先軌道の試行平均値 (全被験者一覧)

付録 B 式 (2.17) から式 (2.18) への近似

式 (2.17) の粘性力項 $\frac{1}{D} B \dot{\theta}(s)$ が式 (2.18) の $\frac{1}{D^2} \mu B \dot{\theta}(s)$ へと近似可能であるかどうかを考える。つまり、

$$\frac{1}{D} \simeq \frac{\mu}{D^2} \quad (\mu \text{ は近似係数}) \quad (\text{B.1})$$

がどの程度の誤差を含む近似になるのかを考える。

図 B.2 は、運動時間 D の変域を 0.30~0.70 s としたときの式 (B.1) の近似誤差 (灰色) を示す。近似係数 μ は最小二乗法を用いて決定され、 $\lambda = 0.399$ であった。また、近似誤差の平均絶対誤差 (Mean Absolute Error: MAE) は 0.4425 であった。

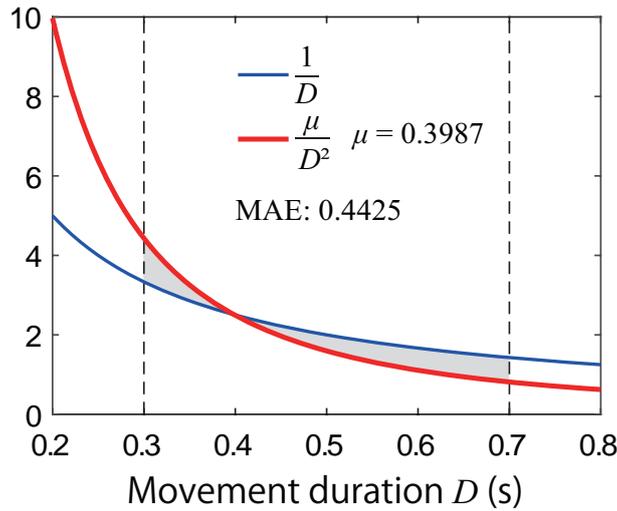


図 B.2 運動時間 D の変域を 0.30~0.70 s としたときの式 (B.1) の近似誤差

付録 C 式 (2.22) から式 (2.23) の導出過程

式 (2.22) で表される順ダイナミクスモデル f^{FM} を用いて指令信号に付加された運動指令依存ノイズの手先作業空間上での表現について考える。まず、式 (2.22) の運動の開始から終了 ($0 \leq t \leq D$) にわたる時間積分をとると、

$$\mathbf{X}(D) - \mathbf{X}(0) = \int_0^D \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t)) dt, \quad (\text{C.2})$$

となる。この f^{FM} の入力信号 $\boldsymbol{\tau}$ にノイズ $\boldsymbol{\tau}^{\text{noise}}$ が付加された場合と付加されなかった場合の差をとると、

$$\Delta \mathbf{X}(D) = \int_0^D \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t) + \boldsymbol{\tau}^{\text{noise}}(t)) dt - \int_0^D \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t)) dt, \quad (\text{C.3})$$

が得られる。ここで、 $\Delta \mathbf{X}(D) \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$ は終端における手先の状態変数であり、 $\boldsymbol{\tau}^{\text{noise}}(t) \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ は指令信号に付加されたノイズである。 f^{FM} を $\boldsymbol{\tau}^{\text{noise}} = \mathbf{0}$ 周りでテイラー展開 (マクローリン展開) し、1 次の項で打ち切ると、

$$\mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t) + \boldsymbol{\tau}^{\text{noise}}(t)) \simeq \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t)) + \frac{\partial \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t))}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} \cdot \boldsymbol{\tau}^{\text{noise}}(t), \quad (\text{C.4})$$

という近似式が得られる。これを式 (C.3) に代入すると、

$$\Delta \mathbf{X}(D) \simeq \int_0^D \frac{\partial \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t))}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} \cdot \boldsymbol{\tau}^{\text{noise}}(t) dt, \quad (2.23)$$

が得られる。

付録 D 順ダイナミクスモデルのトルクに関する偏微分

順ダイナミクスモデル f^{FM} のトルク τ に関する偏微分は次式で表される：

$$\begin{aligned}
\frac{\partial f^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t))}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} &= \begin{bmatrix} \frac{\partial \dot{x}(t)}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} \\ \frac{\partial \ddot{x}(t)}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \dot{x}(t)}{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^{\text{T}}} \frac{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} \\ \frac{\partial \ddot{x}(t)}{\partial \ddot{\boldsymbol{\theta}}(t)^{\text{T}}} \frac{\partial \ddot{\boldsymbol{\theta}}(t)}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \frac{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} \\ \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \frac{\partial \ddot{\boldsymbol{\theta}}(t)}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \left(\frac{\partial \boldsymbol{\tau}(t)}{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^{\text{T}}} \right)^{-1} \\ \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \left(\frac{\partial \boldsymbol{\tau}(t)}{\partial \ddot{\boldsymbol{\theta}}(t)^{\text{T}}} \right)^{-1} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}(t), \dot{\boldsymbol{\theta}}(t))^{-1} \\ \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}(t))^{-1} \end{bmatrix}, \tag{D.5}
\end{aligned}$$

ここで、 $\mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) \in \mathbb{R}^{1 \times N}$ は x 座標空間から関節座標空間へ変換するヤコビ行列を表す。肩と肘の関節をもつ 2 リンクアームの場合、ヤコビ行列は次のように与えられる：

$$\mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t)) = [-L_1 \sin \theta_1(t) - L_2 \sin(\theta_1(t) + \theta_2(t)) \quad -L_2 \sin(\theta_1(t) + \theta_2(t))], \tag{D.6}$$

ここで、 $\mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}(t))^{-1} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ は慣性行列の逆行列であり、 $\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}(t), \dot{\boldsymbol{\theta}}(t))^{-1} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ は次式に示すような関節トルク空間から関節角速度空間への座標変換を行う行列である：

$$\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}(t), \dot{\boldsymbol{\theta}}(t))^{-1} = \left(\frac{\partial \mathbf{h}_1(\boldsymbol{\theta}(t)) [\dot{\boldsymbol{\theta}}(t) \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)]}{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^{\text{T}}} + \frac{\partial \mathbf{h}_2(\boldsymbol{\theta}(t)) [\dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^2]}{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^{\text{T}}} + \frac{\partial \mathbf{B} \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)}{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^{\text{T}}} \right)^{-1}, \tag{D.7}$$

$$= \begin{bmatrix} -\omega \dot{\theta}_2(t) + B_{11} & -\omega (\dot{\theta}_1(t) + \dot{\theta}_2(t)) + B_{12} \\ \omega \dot{\theta}_1(t) + B_{21} & B_{22} \end{bmatrix}^{-1}. \tag{D.8}$$

ただし、 $\omega = 2m_2 L_1 S_2 \sin \theta_2(t)$ である。

式 (D.7) のコリオリ力の偏微分 $\frac{\partial \mathbf{h}_1(\boldsymbol{\theta}(t)) [\dot{\boldsymbol{\theta}}(t) \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)]}{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^{\text{T}}}$ と遠心力の偏微分 $\frac{\partial \mathbf{h}_2(\boldsymbol{\theta}(t)) [\dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^2]}{\partial \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^{\text{T}}}$ の影響が小さいと仮定すると、次のようになる：

$$\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}(t), \dot{\boldsymbol{\theta}}(t))^{-1} \simeq \mathbf{B}^{-1} = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{bmatrix}^{-1}. \tag{D.9}$$

したがって、 \mathbf{f}^{FM} の $\boldsymbol{\tau}$ に関する偏微分は

$$\frac{\partial \mathbf{f}^{\text{FM}}(\mathbf{X}(t), \boldsymbol{\tau}(t))}{\partial \boldsymbol{\tau}(t)^{\text{T}}} \simeq \begin{bmatrix} \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t))\mathbf{B}^{-1} \\ \mathbf{J}^x(\boldsymbol{\theta}(t))\mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}(t))^{-1} \end{bmatrix}. \quad (2.24)$$

となる。

付録 E 腕ダイナミクスモデルのパラメータの推定方法

式 (2.7) で表される腕ダイナミクスモデルのパラメータは以下の通りである。

- i 番目のリンク（腕）の長さ (L_i [m])
- i 番目のリンクの重心から関節までの距離 (S_i [m])
- i 番目のリンクの質量 (m_i [kg])
- i 番目の関節まわりの慣性モーメント (I_i [kg · m²])
- j 番目の関節角速度から i 番目の関節トルクへの変換を表す粘性係数 (B_{ij} [kg · m²/s])

これらのダイナミクスパラメータの推定方法を以下に述べる。

まず、腕の長さ L_i は計測した肩、肘および手先の位置データから求めた。次に、関節から重心までの距離 S_i 、質量 m_i および関節まわりの慣性モーメント I_i は、3次元スキャナ (Cyberware 社, Laser Range Scanner) を用いて精密に測定されたある 1 名の被験者の腕のダイナミクスパラメータ (表 E.1) を基準として、その基準となる被験者の腕の長さ L_i^{base} に対する各パラメータ (S_i^{base} , m_i^{base} , I_i^{base}) の割合を用いた次の式 (E.10)~式 (E.13) により推定した [43, 4]。

$$S_i = S_i^{\text{base}} \frac{l_i}{L_i^{\text{base}}}, \quad (\text{E.10})$$

$$m_i = m_i^{\text{base}} \frac{l_i}{L_i^{\text{base}}}, \quad (\text{E.11})$$

$$I_i = I_i^{\text{base}} \left(\frac{l_i}{L_i^{\text{base}}} \right)^3, \quad (\text{E.12})$$

$$l_1 = L_1 - 0.025, \quad l_2 = L_2 + 0.030. \quad (\text{E.13})$$

表 E.1 計測された被験者のダイナミクスパラメータ

	リンク 1 (上腕)	リンク 2 (前腕)
L_i^{base} [m]	0.2750	0.3570
S_i^{base} [m]	0.1130	0.1600
m_i^{base} [kg]	1.4950	1.0600
I_i^{base} [kg · m ²]	0.0294	0.0405

付録 F 腕ダイナミクスの非線形干渉力に関する追加の検討

ここでは、提案モデルにおいて、腕ダイナミクスのコリオリ力と遠心力の重要性について検討するために、コリオリ力と遠心力を考慮する場合および考慮しない場合の結果の比較する。以降では、コリオリ力と遠心力をまとめて非線形干渉トルク (NIT) と呼ぶ。具体的には、「NIT あり」または「NIT なし」は、式 (2.26) および式 (2.28) の時間正規化トルク $\tilde{\tau}(s)$ にコリオリ力と遠心力が含まれるかどうかで定義される。したがって、ノイズパラメータ k_i と粘性係数 B_{ij} の推定では、どちらの場合も NIT を使用したトルクを使用して計算が実行された。

最初に、2.3 節の実験により得られたデータを使用して比較を行った。つまり、始点から 15 cm 先の前後左右の 4 つの方向に配置されたターゲットに向けての到達運動を計測した。図 F.3 に示すように、NIT がある場合とない場合で大きな違いはなかった。図 F.4 は、各方向の関節トルクの正規化された時系列を示す。すべての方向で、慣性力と粘性力が支配的であった。特に左右では、コリオリと遠心力はほぼゼロであった。前後方向では、2 つの力が肩関節トルクで互いに打ち消し合っていた。これらの原因が、NIT ありとなしで違いがほぼない理由であると考えた。

次に、さまざまな開始姿勢とターゲット姿勢で追加の実験を行い、より長距離での迅速な到達運動について検証した。6 人の健康な若年成人男性 (23~24 歳) が参加した。そのうち二人 (被験者 I と K) は最初の実験にも参加した。すべての被験者は右利きであった。インフォームドコンセントはすべての被験者から得た。本研究はヘルシンキ宣言のガイドラインに従って実施され、長岡技術科学大学の倫理委員会によって承認された (プロトコルコード: 2019-2021 R1-1, 承認日: 2019 年 8 月 23 日)。

元の実験の運動時間条件の下で距離を長くした。運動開始時の姿勢は $\theta_1 = 106^\circ$ および $\theta_2 = 87^\circ$ として定義され、ターゲットの中心上での姿勢は $\theta_1 = 14^\circ$ および $\theta_2 = 71^\circ$ として定義された。始点からターゲットまでの距離は平均 73.3 cm であった。表 F.2 は、各被験者のデータから推定されたダイナミクスパラメータと運動指令依存ノイズパラメータを示す。

図 F.5 は、各被験者の比較結果を示す。被験者 O を除いて、NIT なしの場合 (赤色の下三角と点線) よりも NIT ありの場合 (青色の上三角形と実線) のモデルの方が計測された終端誤差の試行平均値 (白丸) に近かった。終端誤差の分布でも同様であり、NIT なしよりも NIT ありの方が計測データの分布に近かった。興味深いことに、NIT を考慮することで手先終端の精度を向上できることが示された。これらの結果は、長距離にわたる迅速な到達運動をモデル化する際にコリオリ力と遠心力を考慮することの重要性を示していると考えられる。

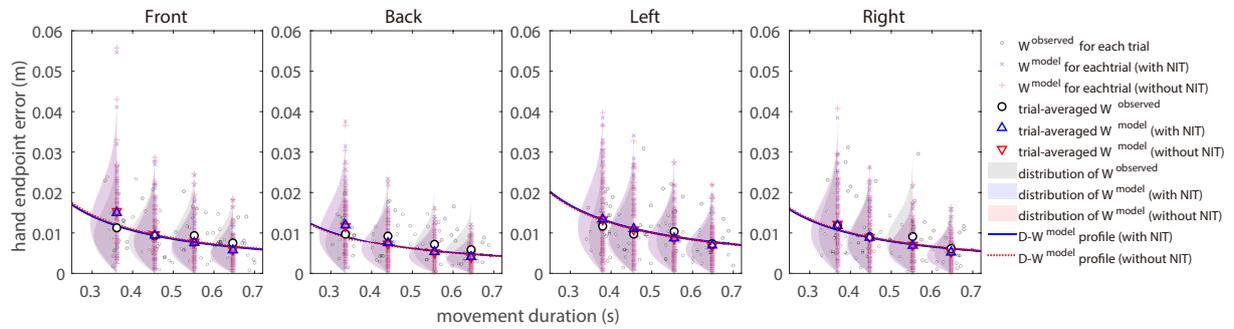


図 F.3 2.3 節の実験で計測した被験者 A のデータを用いたときの NIT がある場合とない場合の比較結果

表 F.2 腕ダイナミクスモデルのパラメータおよび運動指令依存ノイズのパラメータ

被験者	I	K	L	M	N	O	平均 ±SD
L_1 (m)	0.283	0.306	0.268	0.308	0.290	0.299	0.292±0.015
L_2 (m)	0.350	0.325	0.318	0.328	0.304	0.321	0.324±0.015
S_1 (m)	0.106	0.116	0.100	0.116	0.109	0.113	0.110±0.006
S_2 (m)	0.170	0.159	0.156	0.161	0.150	0.157	0.159±0.007
m_1 (kg)	1.402	1.528	1.320	1.538	1.438	1.490	1.453±0.083
m_2 (kg)	1.869	1.793	1.774	1.803	1.733	1.782	1.792±0.045
I_1 (kg · m ²)	0.024	0.031	0.020	0.032	0.026	0.029	0.027±0.005
I_2 (kg · m ²)	0.049	0.040	0.038	0.041	0.033	0.039	0.040±0.005
B_{11} (kg · m ² /s)	1.015	1.142	1.010	1.138	1.050	1.099	1.076±0.059
B_{12} (kg · m ² /s)	0.227	0.231	0.225	0.236	0.225	0.231	0.229±0.004
B_{21} (kg · m ² /s)	0.227	0.231	0.225	0.236	0.225	0.231	0.229±0.004
B_{22} (kg · m ² /s)	1.016	1.034	1.004	1.060	1.005	1.037	1.026±0.022
k_1	0.300	0.265	0.250	0.286	0.330	0.393	0.304±0.052
k_2	2.250	1.597	3.500	2.248	2.355	3.050	2.500±0.673

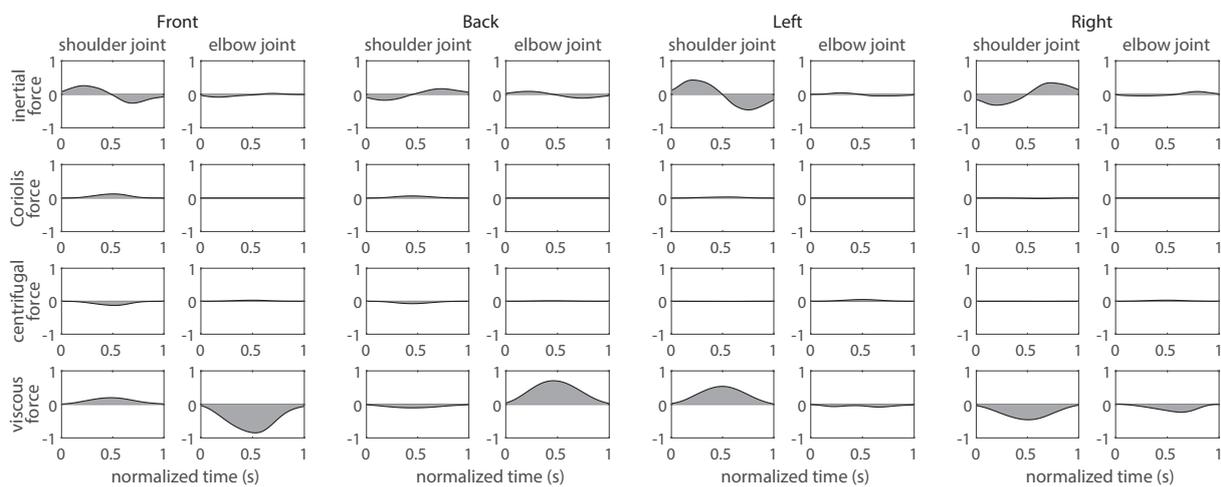


図 F.4 被験者 A の各方向の慣性力、コリオリ力、遠心力および粘性力の時間正規化された時系列

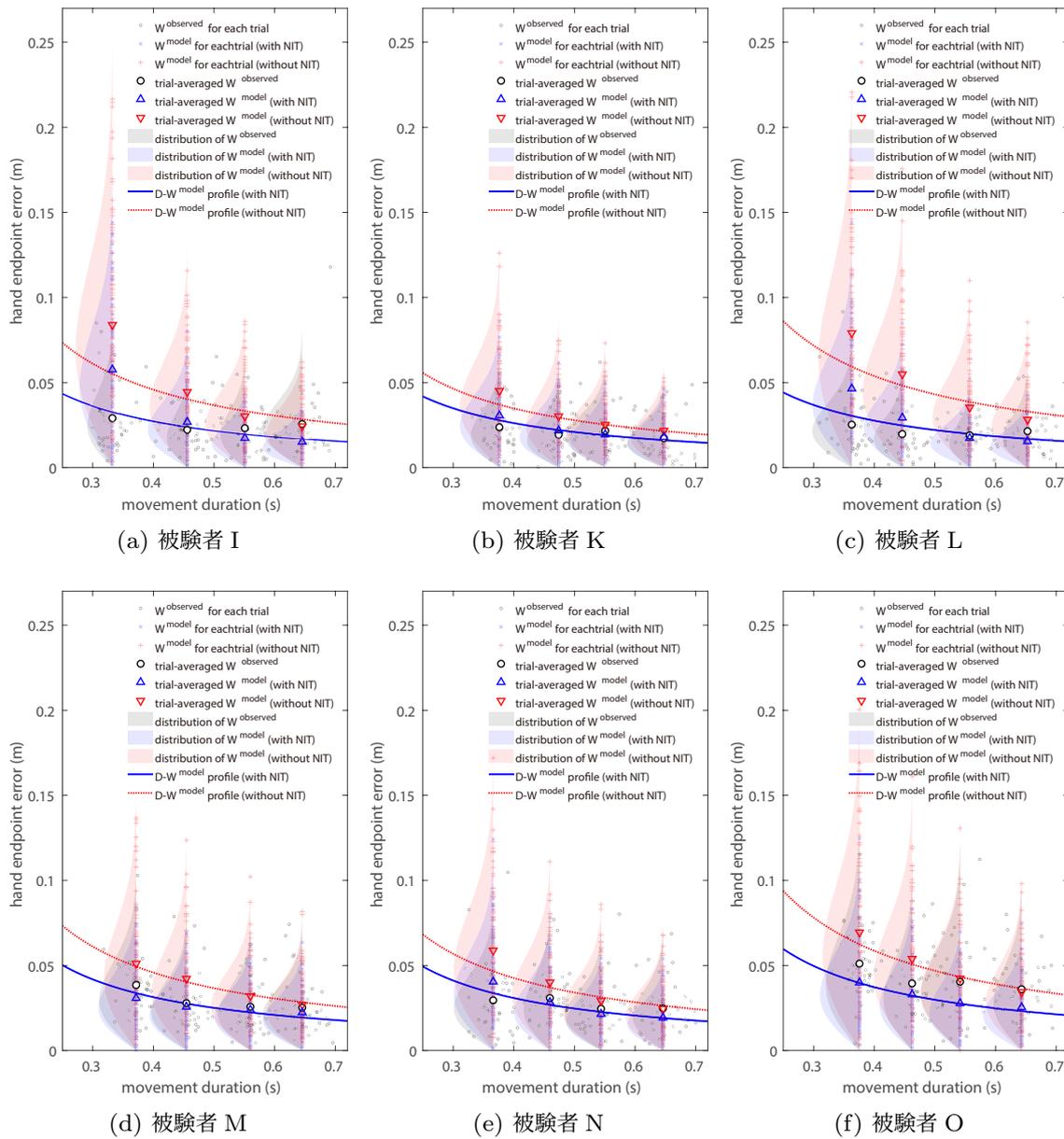


図 F.5 追加実験における各被験者の NIT がある場合とない場合の比較結果