

# 腱駆動型柔軟指の非線形力学モデルと実時間状態推定

本司, 澄空

<https://hdl.handle.net/2324/7182439>

---

出版情報 : Kyushu University, 2023, 博士 (工学), 課程博士  
バージョン :  
権利関係 :



令和5年度 博士論文

腱駆動型柔軟指の非線形力学モデルと  
実時間状態推定

本司 澄空

機械工学専攻

ヒューマンセンタードロボティクス研究室

指導教員：田原 健二 教授

# 目次

|                                  |           |
|----------------------------------|-----------|
| <b>第1章 緒言</b>                    | <b>1</b>  |
| 1.1 研究背景                         | 1         |
| 1.2 関連研究                         | 5         |
| 1.3 提案内容                         | 8         |
| 1.4 論文の構成                        | 9         |
| <b>第2章 柔軟指の力学モデル化</b>            | <b>10</b> |
| 2.1 柔軟指の構造                       | 10        |
| 2.2 柔軟指の特性                       | 11        |
| 2.3 力学モデルの構築                     | 14        |
| 2.3.1 集中定数系モデル                   | 15        |
| 2.3.2 関節粘弾性モデル                   | 18        |
| 2.3.3 確率変数の導入                    | 19        |
| 2.4 本章のまとめ                       | 20        |
| <b>第3章 関節粘弾性要素のパラメータ同定</b>       | <b>22</b> |
| 3.1 粘弾性パラメータ同定実験                 | 22        |
| 3.2 同定に用いる解析モデル                  | 24        |
| 3.3 パラメータ同定結果                    | 26        |
| 3.4 各粘弾性モデルの性質と本研究で用いるモデルの選択     | 29        |
| 3.5 確率パラメータの導出                   | 29        |
| 3.6 本章のまとめ                       | 31        |
| <b>第4章 力学ベース確率モデルの解析</b>         | <b>38</b> |
| 4.1 確率変数変換                       | 38        |
| 4.2 角度変位の確率密度関数                  | 42        |
| 4.3 確率変数の感度解析                    | 42        |
| 4.4 本章のまとめ                       | 49        |
| <b>第5章 パラメータの不確かさを考慮した状態推定手法</b> | <b>51</b> |
| 5.1 状態空間モデルの導出                   | 51        |
| 5.2 雑音の設計                        | 52        |
| 5.3 確率分布の変換                      | 54        |
| 5.4 連続離散型拡張カルマンフィルタ              | 54        |

|            |                         |           |
|------------|-------------------------|-----------|
| 5.5        | 本章のまとめ                  | 56        |
| <b>第6章</b> | <b>柔軟指の状態推定シミュレーション</b> | <b>58</b> |
| 6.1        | 対象とする柔軟指のパラメータ設定        | 58        |
| 6.2        | 比較条件の設定                 | 60        |
| 6.3        | シミュレーション結果              | 61        |
| 6.4        | 異なる入力波形に対する状態推定         | 62        |
| 6.4.1      | ランプ入力の場合の比較             | 63        |
| 6.4.2      | サイン波状の入力の場合の比較          | 64        |
| 6.5        | 本章のまとめ                  | 64        |
| <b>第7章</b> | <b>実機を用いた柔軟指の角度推定実験</b> | <b>75</b> |
| 7.1        | 実験内容の説明                 | 75        |
| 7.2        | 観測誤差共分散の違いによる推定の変化      | 78        |
| 7.3        | 関節変位が大きい入力を与えた場合の推定性能   | 81        |
| 7.4        | 本章のまとめ                  | 82        |
| <b>第8章</b> | <b>結言</b>               | <b>90</b> |
| 8.1        | 本研究のまとめ                 | 90        |
| 8.2        | 今後の展望                   | 91        |
|            | <b>謝辞</b>               | <b>93</b> |
|            | <b>参考文献</b>             | <b>94</b> |

# 第1章

## 緒言

### 1.1 研究背景

近年、従来の金属パーツや高出力アクチュエータなどから成る高剛性なロボットとは異なり、非常に柔らかい材料で作られたソフトロボットに関する研究が盛んに行われている。ソフトロボットには主にシリコンゴムやプラスチック材料などの高分子材料が利用されることが多く、ロボット自体が大変形することが可能である。この特徴を生かしたアプリケーションの1つに、物体の把持を目的としたソフトグリップやソフトハンドがある。ソフトグリップは把持対象物体の形状に沿った変形をすることで把持物体を包み込むような安定した把持を実現できるほか、接触面積が増加することで把持力が一点に集中することを防ぐこともできる [1]。この性質から特に軟弱物体や不定形状物体の把持に優れており、産業分野では農作物や食品の把持などへの応用が期待されている [2]。例えば Wang らは空気圧アクチュエータを複数本用いて弁当の具材を把持可能な多指ソフトグリップを開発した [3]。ナッツを入れた紙カップのような把持中に具材の位置関係が変化する具材の把持が可能であることが示されている。また Maruyama らは内部圧力によって変形する半球状先端部を持つグリップでポテトチップスや豆腐のような崩れやすい物体の把持を実現した [4]。食品ではないが、水中を浮遊するクラゲといった軟体動物を把持することを目的としたソフトグリップも開発されている [5]。さらに、柔らかいという特性上グリップが周囲の環境や人と不意に接触してしまった場合でも、グリップ側が変形し衝撃力を吸収してくれるといった安全性も有している。このことからより人と近い環境で作業可能なロボットとしても注目されている。

ソフトグリップ特有の運動は主に材料の特性や機構的な工夫によるところが大きい。例えば空気圧を印加することによって変形するソフトグリップは空気圧でグリップ内部の

チャンバを膨張させることで変形するが、その時材料の厚みや異なる材料の使用、また外部から糸を巻き付けるなどして変形を一部拘束することで望みの形状へ変形させている。また、材料の形状に沿った変形は劣駆動機構のグリップにもみられるなじみ機構であり、把持対象物体との接触による拘束を活用していることから能動的に望みの形状を実現することは難しい。このようにソフトグリップの運動は受動的であり、積極的に変形を活用する方法についてはあまり研究されていない。しかし、ソフトグリップの柔らかさを活用しつつその運動を自在に制御できるようになれば、把持以外にも応用できるようになる。例えば人の指は柔らかくそれぞれの関節を独立に動かすことができない。人は手指を巧みに操ることで軟弱物体や脆弱物体を傷つけることなく把持したり、把持した物体を別の物体に作用させる道具の利用を行ったり、把持物体を指だけで操作して位置や姿勢を変化させるインハンドマニピュレーションや、ペグインホールのような力の伝達が重要なタスクを実行したりなど様々な動作を実現することができる。もちろんこれらには手や指をどのように制御するかという点が大きく関わってくるが、ソフトグリップは構造的には人のような器用な動作を実現できる潜在能力を有していると考えられる。実際、明確な指を有するソフトハンドで人の手のような器用さの実現を目指した研究も行われている。例えば Deimel らは、1つのソフトハンドで様々な把持形態を実現できることを器用さであると捉え、34種類に分類された把持姿勢の内31が1つの空気圧型ソフトハンドで実現できることを示した [6]。また、Choi らは、空気圧アクチュエータを用いたソフトハンドで、ニューラルネットを用いて把持姿勢や把持点の学習を行うことで多種多様な物体を把持できることを示している [7]。Abondance らは4指のソフトハンドを用いて、フィードフォワード的に把持物体の平行移動・回転が実現できることを示した [8]。しかし、彼らのインハンドマニピュレーションは事前に試行錯誤的に決められた入力によって実現されており、またどのようにその入力を決定するかといった制御面での課題が存在する。多種多様な物体を器用に把持することを考えると物体に応じて適切な制御が必要になると考えられ、また物体の状態も適宜変化することからフィードフォワード制御だけでは不十分である。

ソフトグリップやソフトハンドを器用に動かすことを考えると、ソフトロボット特有の問題が生じる。まずソフトロボットの運動にはその材料の特性に起因する非線形な挙動が

表れるが、この挙動を能動的に制御することが難しい。Caseらにより、ソフトロボットの素材として良く用いられる Sylgard 985, Smooth-Sil, Eco-Flex 00-30 のそれぞれで作成された試験片を用いたテストで、一定の歪に対して応力が減少するクリープ現象や、同一形状の複数の試験片の応答の個体差が確認された [9]。このクリープ現象は把持を目的とするソフトグリップやハンドにとって考慮すべき特性であり、グリップの形状が一定の場合に把持力が減少し結果として把持が破綻する可能性がある。この現象は逆にグリップを一定の力で駆動させた場合には変形が収束せずに継続する性質でもあり、筆者らは別のシリコン系樹脂 (AR-G1H, KEYENCE) で作成された指形状のソフトロボットでも生じることを確認している [10, 11]。また、別の問題としてソフトロボットはその運動に大きなばらつきが存在するという点がある。これは例えば、あるソフトロボットを同一の駆動力で複数回動かした際に、その動きが試行毎に異なるという現象である。この性質も同様に Caseらによって報告されており [9]、また筆者も確認している [10, 11]。これはソフトグリップを把持物体に接触させ受動的な変形を利用する把持方法ではあまり問題にならないと考えられるが、一方でこのような不確実性を考慮せずにソフトグリップを器用に動かそうとすると、必要な変形量に達することなく把持が破綻したり、また想定より大きな把持力が把持対象物体に加わり損傷したりすることが予想される。このような点で、ソフトグリップやハンドを能動的に制御することが困難になっていると言える。

ソフトグリップを器用に動かすためには制御が重要となる。ロボットの制御において基本的な方法にフィードバック制御とフィードフォワード制御がある。フィードバック制御は、ロボットの何かしらの状態や出力を使い入力を決定する制御で、閉ループ制御とも呼ばれる。PID制御は代表的なフィードバック制御の1つで、現在の状態量と目標の状態量との差分を基に制御入力を決定する。現在の状態量の取得には、センサやオブザーバなどが用いられる。フィードフォワード制御は、開ループ制御であり事前に決められた入力を用いて制御を行う。入力を決める方法としては、例えば制御対象のロボットが目的の動作を実現するために必要な力をモデルを用いて計算するモデルベースの設計方法や、予め入出力関係のマップを作成し望みの出力に応じた入力を選択する方法などが考えられる。また、フィードフォワード/フィードバック制御を別々に使用するのではなく、軌道追従に関する入力をフィードフォワード制御で実現し、制御の途中で発生する外乱の影響を

フィードバック制御で抑えるといった2自由度制御の形で利用されることもある。

しかし、フィードフォワード/フィードバック制御などの制御をソフトロボットに適用するには課題も存在する。例えばセンサの利用という点では、高剛性ロボットに良く用いられるエンコーダなどの硬いセンサを搭載することが難しくそれによりソフトロボットの柔軟性を阻害する恐れもあるため、ソフトロボットに適した組み込み式のソフトセンサが求められている [12]。ソフトセンサの例としてガリウム-インジウム共晶 (eGaIn) をマイクロ流路に流し、ロボットの変形と電圧の変化を対応付けるものなどが存在する [13]。こうしたソフトセンサはマイクロ流路の作成や液体金属の注入など特殊な技術や機器が要求されるため、いまだに実用的ではない。また、基本的にソフトロボットの成形時に同時に組み込まれるため、既存のソフトロボットで利用することが難しい。

ソフトロボットのようにセンサを使用することが難しいロボットでは、センサに代わりロボットの状態を得る手段として状態推定が考えられる。オブザーバはシステムへの入力や出力、そして制御対象のモデルを基に制御対象の現在の状態量を推定する方法である [14]。オブザーバの設計にはオブザーバゲインと呼ばれる推定値の振る舞いを決定するパラメータが必要であり、この値によっては推定値が実際の状態量に収束するまでに時間を要したり、ノイズの影響を受けやすくなったりする。線形システムの場合システムが可検出であれば状態オブザーバを構成することが可能であるが、多くの場合非線形システムとして表現されるソフトロボットで同様の議論を行うことが難しい。非線形システムを対象とするオブザーバについても研究されているが、統一的な方法は確立されていない。カルマンフィルタはシステムの状態量や観測値に加わる雑音を仮定した上で推定値を修正する方法であり [15]、オブザーバゲインをシステムの状態量や観測値に存在する誤差を基に計算するオブザーバであると考えられる。カルマンフィルタも線形システムに対して提案された手法であり、非線形システムへの応用として拡張カルマンフィルタやシグマポイントカルマンフィルタなどの様々な派生形が研究されている。

ソフトロボットの状態推定を考えると、その入出力関係を記述するモデルが必要である。ソフトロボットは無限自由度を有するロボットと考えることができ、その時間発展が非線形な偏微分方程式に支配されるため一般にその運動を解析的に解くことができない [16]。そのため制御や設計など目的に応じて精度と計算負荷とのトレードオフを考え適切

なモデルを作成する必要がある。実際様々なモデルが提案されており [17], それらについて次節でまとめる。しかし, 本研究で注目しているソフトグリッパのクリープ現象や運動の不確実性を適切に表現しつつ, 実時間制御で活用するために必要な小さな計算負荷を維持するという要件を既存のモデルで達成することは難しい。特に既存のモデルは基本的に決定論的立場で成立しており, これはすなわちシステムに同じ入力を加えた場合には常に同じ出力が得られるという仮定である。もちろん実際にはまったく同じ出力が得られることはあり得ず, こうしたずれを外乱の形で表現することが一般的に行われている。ソフトロボットの不確実性は従来のロボットに比べて大きく, 外乱としてひとまとめにしてしまうことはその特性について考察する上でも望ましくない。ソフトロボットの不確実性を工学的に理解できる形に落とし込むことは今後の分野の発展にも貢献するものだと考えられる。

ここまでをまとめると, 柔軟な素材から構成されるソフトロボットハンドは人の生活空間で活動するロボットに重要な安全性を満たすことができるが, 一方でその非線形な挙動を自在に扱うことは難しく, 人の手のような様々なタスクをこなす汎用性の獲得には至っていない。特に制御を考えると, ソフトハンドに適したセンサの開発やモデルの構築といった要素技術レベルの課題が存在する。本研究では, 制御に利用することを目指したソフトロボットハンドのモデル化に取り組む。さらにそのモデルを用いたソフトロボットハンドの状態推定手法を提案し, シミュレーションおよび実機実験を通して提案手法の有用性を示す。ソフトロボットハンドのモデルを構築することで, その非線形挙動を工学的に理解し積極的に制御に活用することができるほか, ロボット自体の設計や材料の選定など様々な応用が期待できる。ソフトロボットのモデル化において, 従来のロボットに比べ大きな非線形性と不確実性をどのように扱うかがポイントであると考えられる。次節で, これまでに研究されてきたソフトロボットのモデル化手法を整理し, 本研究で取り組むべき内容を明らかにする。

## 1.2 関連研究

主なモデルは力学ベースのモデルと学習によって獲得されたモデルに大別される [17]。力学ベースのモデルは, その成り立ちや特徴によってさらに細分化することができる。有

有限要素 (Finite Element, FE) モデルはソフトロボットのモデルにおいて代表的なものの1つであり、複雑な形状であってもモデル化できる利点がある。モデルの高精度化のためには対象物体をより細かい要素で分割する必要がある。一般的に計算負荷が非常に大きく実時間計算には向かない。Duriez は、立体的で複雑な形状のソフトロボットを FE モデルで表現し、低次元化したモデルの逆モデルを用いたフィードフォワード制御を実現した [18]。これには、臓器等のシミュレーションを目的として開発されたフレームワークである SOFA (Simulation Open Framework Architecture) が利用されており、計算機の高性能化が大きく寄与している [19]。Thieffry, Katzschmann らによって、ソフトロボットアームを FE モデルでモデル化し、その低次元化と閉ループでの制御が実現された [20, 21]。しかしながら、彼らは FE モデルを用いた実時間制御の実装は計算機の性能に大きく影響されることを同時に報告している。すなわち、計算機の発展に伴い FE モデルのような高次元のモデルを実時間計算することも現実的になってきている一方で、実際にロボットに組み込むマイコンなどで大規模な計算を実時間で実行することは現実的ではなく、実用化にはまだ課題があると言える。連続体力学に基づくモデルでは、弾性理論に基づく 3次元挙動のモデル化をベースに、平板や梁のような特定の形状に特化した Cosserat 理論を用いた幾何学的に厳密なモデルが提案されている [22]。Renda らは、このモデルを動力学モデルに拡張し、タコ足形状のソフトマニピュレータの動作を高精度にシミュレートできることを示した [23]。また、Adagolodjo らは有限要素法と Cosserat モデルを組み合わせることで臍駆動ソフトロボットのモデル化を行い、数値シミュレーションの安定性を向上を実現した [24]。幾何学モデルは、ソフトロボットの变形をある幾何形状で表現する手法で、代表的な1つである一定曲率 (Constant Curvature, CC) モデルはソフトロボットの变形を円弧形状で表す [25]。Godage らは複数の空気圧アクチュエータをつないで構成された連続体マニピュレータをアクチュエータごとにセグメントに分け、それぞれに CC モデルを適用した部分一定曲率 (Piecewise CC, PCC) モデルで表現した [26]。Santina らは従来の PCC モデルの欠点であった運動学上の特異点とセグメント間の不連続性の問題を改善したモデルを提案している [27]。また、ソフトロボットをセグメントごとに切り分けて考える集中定数系モデルも幾何学をベースとした力学モデルの1つであり、1つのソフトロボットを関節でつながれた多関節構造体として表現するという点で従来のロボティクスにおけ

るモデル化手法に近い手法といえる。Wangらは、リンク系で記述された多関節構造体の関節に並列粘弾性要素を導入し空気圧アクチュエータのモデルを構築した [3]。アクチュエータの運動を常微分方程式で記述することができるため、前述のFEモデルやCosseratモデルに対し計算負荷の面で利点があり、実時間制御等の応用に向いていると言えるが、その分モデルの正確性は低下する。

次に学習を用いたモデル化の手法について述べる。この方法はソフトロボットのような非線形システムの問題に取り組むうえで効果的であり、様々な学習方法を用いたモデル化が多く行われている。例えばニューラルネットワークは入力と出力の間を複数のニューロンで構成される中間層でつなぎ、データを受け渡す際の重みの調整と活性化関数の選択によって入出力関係を記述する。この活性化関数には非線形関数であるステップ関数やシグモイド関数、Softmax関数などが選ばれるため、ニューラルネットワークは非線形問題に強く、また活性化関数の選択によって高い表現力を獲得すると言える。Bruderらはクーブマン作用素を用いてソフトロボットの非線形ダイナミクスを学習により導出した [28]。この方法により、ニューラルネットワークやHammerstein-Wienerモデルなどの他の非線形モデル化方法に比べて高精度なモデルの同定が実現された。Thuruthelらは強化学習を用いてソフトアクチュエータのダイナミクスを獲得し、そのモデルを用いて軌道追従の閉ループ制御則の構築を行った [29]。完全にデータの無い状態から2時間程度で制御則までが学習可能であったが、実際の制御では摩擦やヒステリシスによる大きな変動の影響を受けてしまうことが指摘されている。Relañoらはガウス過程回帰を用いてソフトロボットアームの順・逆運動学モデルの構築を行っており、人工ニューラルネットワークや伝達関数モデルに比べガウス過程回帰モデルが高精度にアームの状態を予測できることを示した [30]。しかし、モデル化の方法によっては1ステップの予測に最大45ミリ秒程度の時間がかかることが指摘されており、モデルの精度と計算負荷とのトレードオフを考慮する必要があると言える。これらに共通する課題として、学習に必要な大量のデータをどのように用意するか、また、未学習の入力や外乱に対するモデルの振る舞いが妥当であるかなどが挙げられる。

力学モデルや学習ベースのモデルの多くは決定論的アプローチを基にモデルの構築やパラメータの決定が成されているが、この場合入力に対して常に同じ出力が得られるため

ソフトロボットの運動の不確実性を表現するには不十分であると考えられる。実際近年では、ソフトロボットの不確かな運動を表現するモデルとして確率論を用いたモデルが提案されている。Kimらは空気圧型ソフトアクチュエータのヒステリシスを含む運動と、アクチュエータに取り付けられたeGaInセンサの入出力関係をそれぞれ確率過程としてモデル化した[31]。この確率モデルはカルマンフィルタやパーティクルフィルタといった状態推定と相性が良く、ソフトアクチュエータの先端角度を高精度に推定することが可能となった。他分野では、Cortésらは自然災害による収穫量のダイナミクスや殺虫剤の散布による害虫の量の変動など不確かさを含む現象に対し、ダイナミクスを支配するパラメータそのものが確率に従って変動すると仮定した確率解析手法を提案している[32]。この考え方は、学習ベースの確率モデルと異なり、対象のダイナミクスの構造を残しつつ、それを支配するパラメータを確率要素として考えることでソフトロボットのばらつく運動を確率的な視点で考えることができる。さらに力学的特徴を考慮した制御の実装などにはこれまで剛体ロボットに用いられてきた手法を参考にすることも可能となる。これらの点で、従来のロボティクス分野で培われてきた技法や技術をソフトロボットに応用するにあたって直感的な方法であると考えられる。

### 1.3 提案内容

本研究では、ソフトロボットハンドで器用な運動を実現するための基礎研究として、ハンドを構成する柔軟指1本の確率的モデル化と、その状態をセンサレスに推定する手法を提案する。各指の位置や発揮力を推定することができるようになれば、状態推定によるフィードバック制御とモデルを用いたフィードフォワード制御を組み合わせ所望の物体操作を実現することにもつながると考えられ、ソフトロボットハンドを多くの環境で活用することができる。この実現に向け、本研究では以下の順番で研究を行う。

1. 柔軟指の非線形力学特性を再現可能で実時間実装に適した力学モデルの構築
2. 構築したモデルを基に実時間制御に利用可能な状態推定手法の提案

なお、本研究では、実際に作成した腱駆動型柔軟指を対象にモデル化を行うが、以下の点で一般性があると考えている。まず、本研究でモデル化の対象として考える柔軟指の非

線形力学特性であるクリープ挙動と運動のばらつきはCaseらが示す通りソフトロボットに一般的に用いられるシリコン材料で確認されており [9], 他の多くのソフトロボットにおいても生じうる問題である. すなわち, 同様の特性を示すソフトロボットのモデル化に活用できる. また, 本研究では運動のばらつきを表現するためダイナミクスを支配するパラメータが確率的に変動すると考えたモデル化を行う. 状態推定手法は上記の考えの下で一般化したモデルを基に議論しているため, 同様の仮定を行うモデルであれば適用可能である. すなわち, 本研究で提案するモデル及び状態推定手法はソフトロボットのばらつく運動を扱う方法論として考えることができる.

## 1.4 論文の構成

本論文は, 以下のように構成されている. 第2章では, 人の指を模した腱駆動型柔軟指の動力学モデルの導出を行う. 第3章では, 実機実験を行いモデルのパラメータ同定について述べ, その結果を踏まえて動力学モデルを確率的に拡張する方法を示す. 第4章では, 提案する力学ベース確率モデルの運動を数学的に解析し, 実機実験で得られた運動のばらつきとの比較と確率パラメータの影響について述べる. 第5章では, 柔軟指の不確かさを考慮した状態推定手法の導出を行う. 第6章では, 第5章で示した状態推定手法の有用性をシミュレーションにより明らかにする. 第7章では, 実機実験で状態推定手法を実装し, その性能について議論を行う. 第8章では, 本研究のまとめ及び今後の展望について述べる.

## 第2章

# 柔軟指の力学モデル化

---

本章では、柔軟指の動力学モデルの構築を行う。目的は、実時間制御や状態推定などのアプリケーションで活用するためである。まず本研究で用いる柔軟指の構造や材料、そしてその運動の特徴について述べる。次に集中定数系モデルをベースに柔軟指の動力学モデルを構築する。その後、クリープ挙動を再現するための粘弾性要素について検討する。また、粘弾性要素の各パラメータをある分布に従う確率変数と仮定しモデルの確率的な拡張を行う。

---

### 2.1 柔軟指の構造

本研究では、図 2.2 に示す柔軟指を対象にモデル化を行う。器用な動きの実現を目指す上で、実際の人々の指の運動は参考になると考えられる。そこで、本研究では人の指の筋腱の配置を参考とする。特に、図 2.1 に示す指の屈曲に関わる浅指屈筋腱、深指屈筋腱と伸展に関わる指伸筋腱の 3 本に着目した。図 2.2 の【タイプ 1】の柔軟指では人の指と同様に掌の付け根を含めた 3 つの主関節を有する柔軟指を設計し、深指屈筋腱と指伸筋腱を配置することで屈曲伸展が可能な構造とした。【タイプ 2】は屈曲側に浅指屈筋腱と深指屈筋腱を模した 2 本のケーブル、伸展側に指伸筋腱の役割を果たす 1 本のケーブルを有する柔軟指とし、人の指の第 1 関節及び第 2 関節部分のような構造とした。また、こちらは【タイプ 1】に比べ関節数を減らし、ケーブルの本数を関節数 +1 とすることで可制御なシステムを構築し、今後の制御への利用を見据えた設計である [33]。部分ごとに厚みを変えることで薄い部分で変形が生じるためある程度関節の位置を限定することができる。指の成形には 3D プリンタ (AGILISTA3200, KEYENCE) を用いた。使用する材料は高硬度シリコン樹脂 (AR-G1H, KEYENCE) である。柔軟指の異なる厚みを有する部分のうち、太

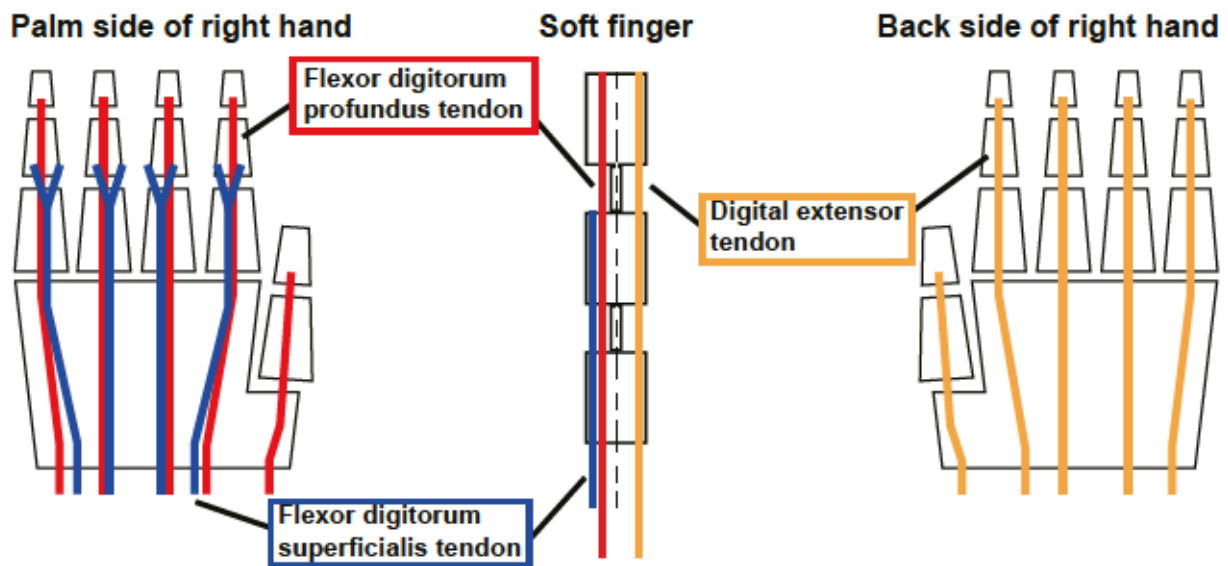


図 2.1: 人の手の模式図と本研究で着目した筋腱の配置と柔軟指での配置例: 屈曲に関わる浅指屈筋腱 (Superficial digitorum flexor tendon) と深指屈筋腱 (Flexor digitorum profundus tendon) 及び伸展に関わる指伸筋腱 (Digital extensor tendon).

い方をリンク部, 細い方を関節部と呼称する. なお, カメラを用いた運動計測によってリンク部の傾きを測定するため, 特徴点として赤いマーカを上面に取り付けている. 柔軟指の駆動には腱駆動方式を採用し, リンク部に動力伝達用ケーブルを通すための穴が存在する. ケーブルに張力を発生させることで柔軟指を駆動させるが, この際にケーブルが穴の壁面に押し当てられその線上に応力が集中するため, 柔軟指の破断防止のため穴に薄肉アルミパイプ (SPLN2, ミスミ) を挿入している. このパイプにはケーブルと高分子材料との直接の接触を防止しケーブルを引っ張る際の摩擦を低減する効果も期待される. 寸法は人の指を参考に表 2.1 のように決定した. なお, 変数の定義は図 2.2 を参照されたい. ここで  $d_i$  はリンク部の中心から  $i$  番目のケーブルが通る穴の中心までの距離を示しており, ケーブルの張力が各関節に及ぼすモーメントアームに相当している.

## 2.2 柔軟指の特性

この柔軟指が持つ特性を調べるため以下のような実験を行った. 図 2.3 のように【タイプ 1】の柔軟指の屈曲側の駆動ケーブルの端を柔軟指に固定し, 他端をプーリを介して DC

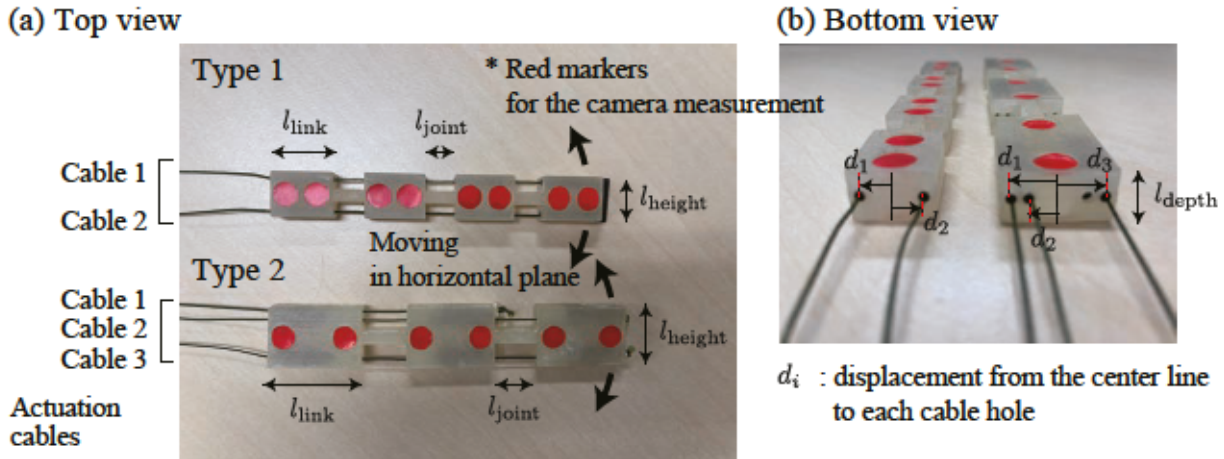


図 2.2: 3D プリンタで作成したタイプ 1, 2 の柔軟指の (a) 上部, (b) 底部からみた構造.

表 2.1: 柔軟指の寸法 (単位: [mm])

|       | $l_{link}$ | $l_{joint}$ | $l_{height}$ | $l_{depth}$ | $d_1$ | $d_2$ | $d_3$ |
|-------|------------|-------------|--------------|-------------|-------|-------|-------|
| タイプ 1 | 20         | 10          | 15           | 10          | 5     | 5     | -     |
| タイプ 2 | 30         | 15          | 20           | 10          | 8     | 5     | 8     |

モータに接続した. この DC モータをトルク制御し, 常に一定のトルクを発揮させた. このとき, 駆動ケーブルの張力は常に一定となり, その張力によって各関節に変位が生じる. 柔軟指の片端を固定し, 固定端に近い方から順に関節 1, 2, 3 として各関節のひとつ前の関節からの相対変位を計測した. 各関節の変位を図 2.4(a)~(c) に示す. なおこの図は, ケーブルの張力が 2N となるように DC モータをトルク制御して柔軟指を駆動させる実験を 100 回行い, 各時刻での関節変位の平均値及び標準偏差から成る. ここで, 図の実線が関節変位の平均値, そして平均値を中心に  $\pm$  標準偏差の範囲を帯で塗りつぶしている.

まず, 図 2.4(a)~(c) の実線に注目すると, 関節変位は過渡的な応答を示した後, 計測区間である 30 秒間収束することなく変形が続いていることがわかる. これに対し図 2.4(d) に示すようにケーブル張力は一定となっており, 一定の力に対し変位が継続的に生じていることがわかる. これはクリープ運動であり, 一定の力に対して塑性変形が生じているものと考えられる. クリープ運動は一般的にソフトロボットに使用される高分子材料にも存在することが示されているため [9], クリープ運動をモデルで表現することは本研究だけ

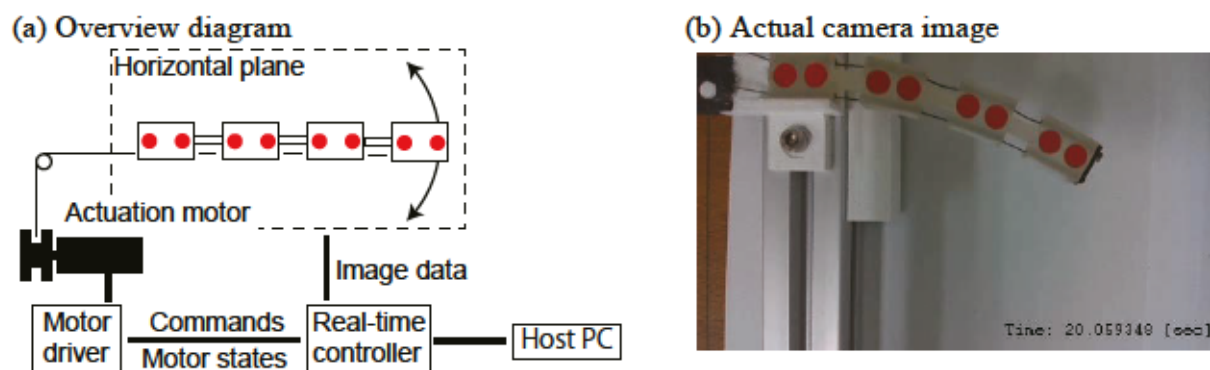


図 2.3: 実験装置の (a) 概要図, (b) 実際のカメライメージ.

でなく他のソフトロボットのモデル化を考えても有意義である。よって、クリープ運動を再現可能なモデル構築を、モデル化の1つ目の要件とする。

次に標準偏差に注目する。どの関節でも30秒時点で関節変位の平均値に対して20%程度の標準偏差があることがわかる。特に柔軟指が長くなるほどこのずれの影響は大きくなると考えられ、例えば指先での物体把持において、指が物体に届いていなかったり、逆に強く押し付けられた結果過大な指先力を発揮してしまったりする可能性がある。従って、このばらつきを定量的に評価し、制御目的に応じて見積もることができるような枠組みが必要である。よって、柔軟指の運動のばらつきを定量的に表現可能なモデル構築を、モデル化の2つ目の要件とする。

序論で述べたモデルの実時間性の観点も含め、本研究で構築するモデルの要件は以下のようになる。

- 実時間制御への応用を踏まえた計算負荷の低さ
- 関節の運動に存在するクリープ挙動の再現
- 運動の不確かさの表現

以降ではこれらの要件を基に柔軟指のモデル化を行う。

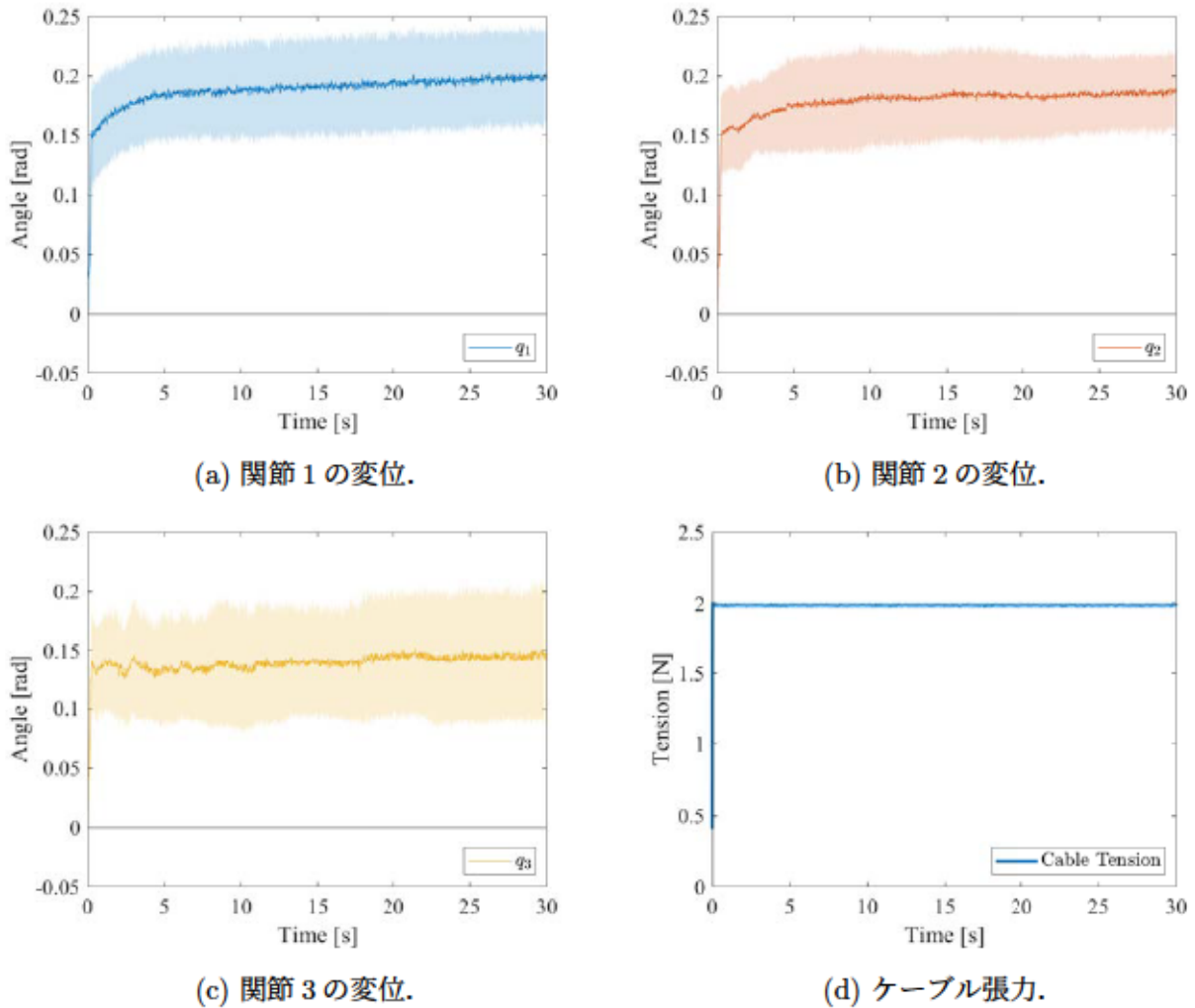


図 2.4: (a)~(c) 【タイプ 1】 柔軟指の屈曲側ケーブルに 2N の張力を印加した際の各リンク部の傾きの時間変化, (d) DC モータに流れた電流とプーリ径から算出したケーブル張力.

## 2.3 力学モデルの構築

ここではモデル化を行う際の方針について述べる. 計算負荷を抑える観点から, 集中定数系モデルを採用する. 集中定数系モデルはロボットの質量が各部位の重心に集中していると仮定したモデルで, 質点の運動のみを考えれば良いため運動方程式がシンプルになる. これにより有限要素モデルなど比べ少ない計算量でロボットの運動をシミュレートすることができ, 実時間制御への応用も期待できる [34]. また, モデル上は多指ロボットハンドの指と同様の構造で表現できるようになるため, 将来的に多指ハンドの制御戦略を柔軟指の制御に応用することも可能になると考えられる. 続いて, クリープ運動の再現

のため、集中定数系モデルの各関節に粘弾性要素を付加することを考える。粘弾性要素はバネ要素とダンパ要素を組み合わせて構成され、その形によって様々な運動を表現することが可能である [35]。ここでは複数の粘弾性モデルから、計算コストと運動の再現性のトレードオフを考え使用する粘弾性モデルを決定する。そして、力学モデルで運動の不確かさを定量的に扱う仕組みを導入する。試行毎の運動に規則性が見られなかったことから、確率的な考え方を採用し力学モデルの拡張を行う。

### 2.3.1 集中定数系モデル

柔軟指の基礎的な運動を記述するため、集中定数系近似を行う。図 2.5 のように、関節部の中心に回転関節があると仮定し、回転関節間を剛体リンクで接続する。リンク部は関節部に対して硬く、またケーブル通路にアルミパイプを挿入していることからこの近似は妥当であると考えられる。加えて、ケーブル通路のアルミパイプによりケーブルとシリコン材料との直接の接触を防止しているため、ケーブルと通路との摩擦はないと仮定する。なお、本研究では明確に変形部位が存在する柔軟指を対象にモデル化を行うため集中定数系モデルとの親和性が高いと言えるが、リンク系による近似はマニピュレータ全体が変形する連続体マニピュレータのようなソフトロボットにも適用可能である。ただし、運動を十分表現するために関節数が多くなる場合があるため、目的によっては不適である可能性もある。本研究ではラグランジュの方法を用いて運動方程式を導出する。実際に柔軟指を備えたソフトハンドを考えると、ハンドの姿勢や位置により重力の影響は大きく異なる。本研究では簡単のため柔軟指が水平面内のみを運動すると仮定し重力の影響を無視すると、ラグランジアン  $L$  は、

$$L = P - U, \quad (2.1)$$

$$P = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n m_i (\dot{x}_i^2 + \dot{y}_i^2) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n I_i \left( \sum_{j=1}^i \dot{q}_j \right)^2,$$

$$U = 0,$$

と表される。ここで、 $P$ 、 $U$  はそれぞれ運動エネルギー、ポテンシャルエネルギーを表している。 $n$  は関節数であり、本研究の場合、図 2.2 の【タイプ 1】の柔軟指では  $n = 3$ 、【タイ

Lumped parameterized approximation

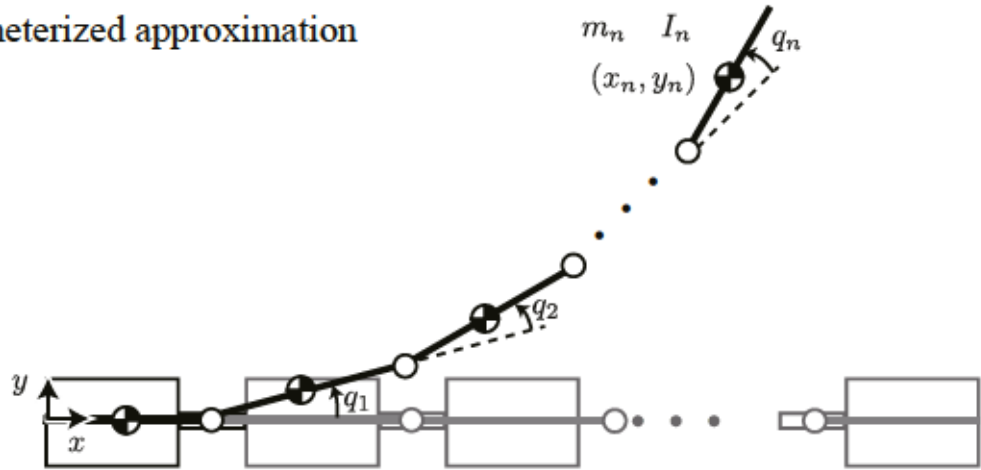


図 2.5:  $n$  関節を有する柔軟指の集中定数系近似.

【2】の場合は  $n = 2$  となる.  $i$  番目のリンクの質量と慣性モーメントをそれぞれ  $m_i, I_i$ , 重心の位置を  $x_i, y_i$  とし,  $q_i$  は  $i - 1$  番目のリンクから  $i$  番目のリンクへの相対角度である. また, 上付きドットは変数の時間微分を表す. 一般化座標  $\mathbf{q} = [q_1 \ q_2 \ \cdots \ q_n]^T \in \mathbb{R}^n$  を考え, 運動方程式が次のように得られる:

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{\mathbf{q}}} - \frac{\partial L}{\partial \mathbf{q}} = \boldsymbol{\tau}_{ac},$$

$$\mathbf{M}(\mathbf{q}) \ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \boldsymbol{\tau}_{ac}. \quad (2.2)$$

ここで  $\mathbf{M}(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$  は慣性行列,  $\mathbf{h}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \in \mathbb{R}^n$  はコリオリの力, 遠心力を含む非線形成分のベクトルである. また,  $\boldsymbol{\tau}_{ac} \in \mathbb{R}^n$  はケーブル張力によって各関節に作用する駆動トルクである. 駆動トルクを仮想仕事の原理を用いて導出する [36]. 図 2.6 に関節部分の拡大図を示す. ここで  $r = l_{\text{joint}}/2$  である. 回転関節が  $\theta$  だけ変位したときの屈曲側, 伸展側のケーブルの引張量はそれぞれ, 以下のようになる:

$$l_{\text{ben}} = l_{\text{joint}} - 2\sqrt{r^2 + d_i^2} \cos\left(a_i + \frac{\theta}{2}\right), \quad (2.3)$$

$$l_{\text{ext}} = l_{\text{joint}} - 2\sqrt{r^2 + d_i^2} \cos\left(a_i - \frac{\theta}{2}\right), \quad (2.4)$$

$$a_i = \tan^{-1} \frac{d_i}{r}.$$

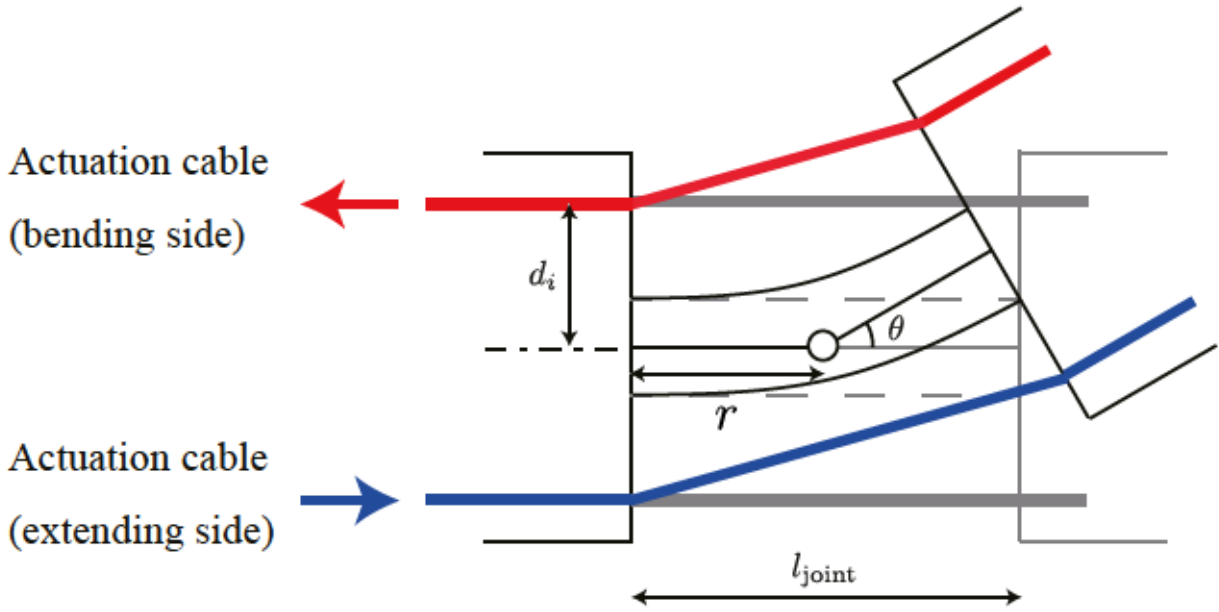


図 2.6: ある関節が  $\theta$  だけ変形した時の関節の幾何関係.

これを各関節で足し合わせることで駆動ケーブルの引張量が得られる。例えば、【タイプ 1】の柔軟指の場合、ケーブル 1(屈曲側)とケーブル 2(伸展側)のそれぞれの引張量は、

$$l_{\text{tendon1}} = \sum_{i=1}^3 l_{\text{ben},i} = 3l_{\text{joint}} - 2\sqrt{r^2 + d_1^2} \sum_{i=1}^3 \cos\left(a_1 + \frac{q_i}{2}\right), \quad (2.5)$$

$$l_{\text{tendon2}} = \sum_{i=1}^3 l_{\text{ext},i} = 3l_{\text{joint}} - 2\sqrt{r^2 + d_2^2} \sum_{i=1}^3 \cos\left(a_2 - \frac{q_i}{2}\right), \quad (2.6)$$

のように計算できる。仮想仕事の原理から、ケーブルと関節がそれぞれ  $dl_{\text{tendon}}$ ,  $dq$  だけ微小変位したときのケーブル張力  $f$  と駆動トルク  $\tau_{\text{ac}}$  のする仕事は 0 であるので、

$$\begin{aligned} f dl_{\text{tendon}} &= \tau_{\text{ac}} dq, \\ \therefore \tau_{\text{ac}} &= P(q) f, \\ P(q) &= \left( \frac{\partial l_{\text{tendon}}}{\partial q} \right)^T, \end{aligned} \quad (2.7)$$

としてケーブル張力が各関節に作用する駆動トルクが求められる。

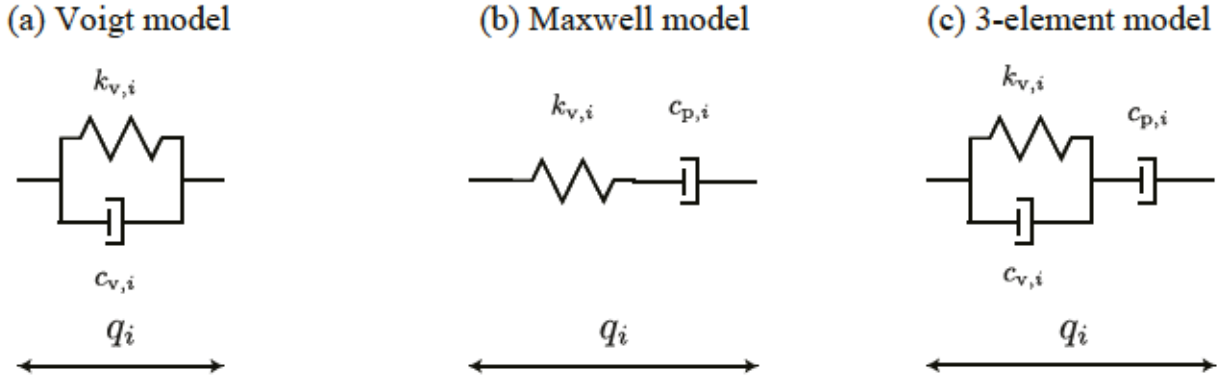


図 2.7: 関節粘弾性要素の検討に用いる (a)Voigt モデル, (b)Maxwell モデル, (c)3 要素モデル.

### 2.3.2 関節粘弾性モデル

次に各関節に作用する受動トルクについて考える. 式 (2.2) は剛体リンクの運動方程式であり, 柔軟指のクリープ挙動は考慮されていない. 各関節に粘弾性要素を導入することでこのクリープ挙動を表現する. 本研究では, 図 2.7 に示す 3 種類の粘弾性要素を関節粘弾性モデルの候補とする. これら候補の是非については, 後述するパラメータ同定と関連して議論する. 図 2.7(a) はバネとダンパを並列に接続した Voigt モデルであり, (b) はバネとダンパを直列に接続した Maxwell モデル, そして (c) は Voigt モデルとダンパを直列に接続した 3 要素モデルである. Voigt モデルは遅延弾性挙動を表す最も単純なモデルであり, Maxwell モデルは応力緩和を表現することができるモデルである [35]. また, 3 要素モデルはレオロジー性を表す粘弾性要素の最小構成である [37]. それぞれの関節粘弾性モデルを用いた場合の関節に加わる受動トルク  $\tau_{pa}$  には次のような関係式が成り立つ:

(a) Voigt モデル:

$$\tau_{pa,i} = k_{v,i}q_i + c_{v,i}\dot{q}_i, \quad (2.8a)$$

(b) Maxwell モデル:

$$c_{p,i}\dot{\tau}_{pa,i} + k_{v,i}\tau_{pa,i} = k_{v,i}c_{p,i}\dot{q}_i, \quad (2.8b)$$

(c) 3 要素モデル:

$$(c_{v,i} + c_{p,i})\tau_{pa,i} + k_{v,i} \int \tau_{pa,i} dt = c_{v,i}c_{p,i}\dot{q}_i + k_{v,i}c_{p,i}q_i. \quad (2.8c)$$

ここで、添字  $i$  は受動トルクベクトルの  $i$  成分であり、 $i$  番目の関節に加わる受動トルクを意味する。バネ定数、減衰係数については図と同様である。従って、柔軟指の力学モデルは、剛体リンクの運動方程式 (2.2) に関節粘弾性要素による受動トルクの項を加え、かつ粘弾性関係式 (2.8a)~(2.8c) のいずれかを並列に解くことで得られる。例えば、(c)3 要素モデルを選択した場合の力学モデルは以下のようになる：

$$\begin{cases} M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) + \tau_{pa} = P(q)u \\ A\dot{q} + Bq = C\tau_{pa} + D \int \tau_{pa} dt \end{cases}, \quad (2.9)$$

$$A = \text{diag}[c_{v,i} \ c_{p,i}],$$

$$B = \text{diag}[k_{v,i} \ c_{p,i}],$$

$$C = \text{diag}[c_{v,i} + c_{p,i}],$$

$$D = \text{diag}[k_{v,i}].$$

なお、式 (2.7) を代入し、ケーブル張力  $f$  を入力  $u$  に置き換えている。

### 2.3.3 確率変数の導入

ここでは柔軟指のモデルで図 2.4 に現れるような複数回の試行において変位が大きくばらつく挙動の表現を行う。柔軟指の関節変位が試行毎に異なることを考えると、同じ入力に対し関節変位が小さくなった場合関節が“硬く”なったと考えることができる。この現象をモデルの面から考えると、柔軟指の剛性にあたるパラメータが変化しているのではないかと考えられる。そこで本研究では、モデルの運動を拘束し柔らかさを与える役割を持つ関節粘弾性要素が変動していると仮定する。すなわち、粘弾性要素を構成するバネ定数やダンパの減衰係数が試行毎に変化していると考ええる。実際、ナイロン糸などの高分子材料に見られるガラス転移のように、外部からの影響を受けて物質の硬さが変化する事例が存在するため、この仮定は合理的である。柔軟指では、変形速度やその時の応力の大きさ、また力を加える頻度等の影響で高分子の内部組成に変化が生じ、結果として運動がばらつくのではないかと考えられる。

以上の仮定の下、本研究では関節粘弾性要素のパネ定数や減衰係数のパラメータが変動すると考え、その変動が確率的に生じると考える。特にそれぞれの変数がある確率分布に従って変動する確率パラメータであると仮定する。力学モデルを確率的に拡張することで、期待値や分散などの統計的量を用いて運動の不確かさを定量的に評価できるようになる。実際にどのような確率分布に従うのかについては、実験を通して明らかにする。

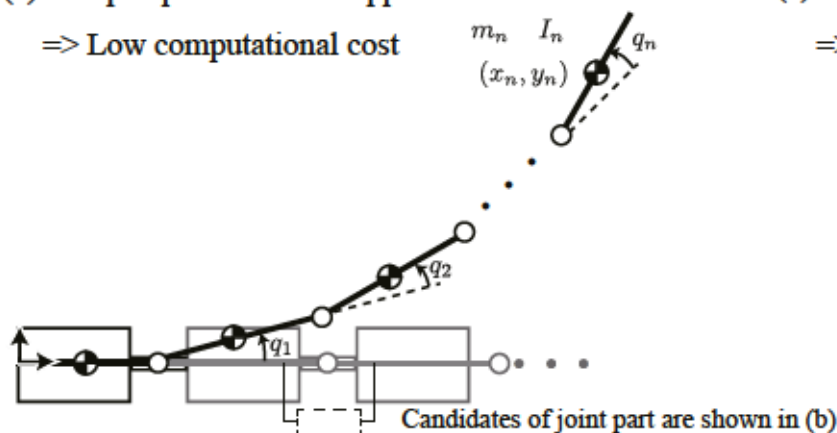
## 2.4 本章のまとめ

本章では、実時間制御への応用を目的とした、柔軟指の運動のモデル化を行った。図2.8に示すように、本研究で用いた柔軟指には、一定の力で駆動させた際に関節変位が収束せず変形を続けるクリープ挙動と、同じ入力で複数回柔軟指を駆動させた場合に関節変位が大きくばらつく不確かな運動が確認された。そこで、モデルの計算負荷を低く保ちつつ、クリープ挙動と不確かな運動を表現可能であることを要求仕様として柔軟指のモデルを構築した。

本章のモデル化をまとめると、図2.8のようになる。まず、計算コストの観点から力学ベースのモデルを採用し、従来のロボティクスの知見を生かすことが可能な集中定数系モデルを選択した。これにより図2.8(a)のように柔軟指の運動を剛体リンク系で近似し、各関節に図2.8(b)に示す粘弾性要素を導入することでクリープ挙動の再現を目指した。なお、ここで考慮した Voigt モデル、Maxwell モデル、3要素モデルの妥当性については後の章で議論する。さらに、運動の不確かさをモデルに導入するため、関節粘弾性要素の各パラメータが変動しているという仮定のもと、それらの値がある確率分布に従う確率変数であると考え確率モデルへの拡張を行った。このイメージは図2.8(c)に示すように、粘弾性パラメータはある確率分布に従う確率変数であり、試行毎に分布に従って変動する。図のように分布に山があれば、その周辺の値を取りやすいと言える。最終的に、本研究で使用するモデルは、式(2.2)と式(2.8a)~(2.8c)のいずれかをあわせたものであり、かつ粘弾性要素の定数が確率変数となった力学ベース確率モデルである。本章で提案した動力学モデルは、実際に作成した腱駆動型柔軟指をベースに構築されているが、力学モデルのベースとした集中定数系モデルは連続体マニピュレータなどの細長い形状のソフトグリッパに採用されることもあるため、そのグリッパが本研究で示したようなクリープ挙動を示す場

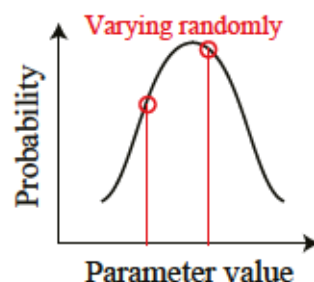
(a) Lumped parameterized approximation

=> Low computational cost



(c) Stochastic variable expression

=> Uncertain motion



(b) Joint viscoelastic elements => Creep behavior

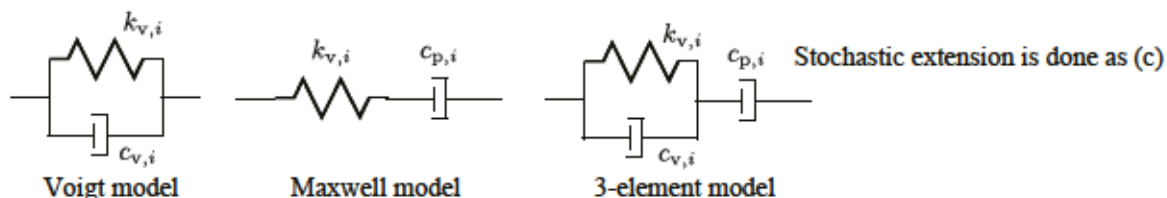


図 2.8: 柔軟指のモデル化のまとめ. (a) 柔軟指の運動を水平面内に限定した集中定数系近似, (b) 各関節に与える粘弾性要素の候補, (c) 粘弾性要素のばらつきを表現する確率パラメータ.

合には提案内容の大部分を活用することも可能であると考えられ, 方法論としては他のソフトロボットにも適用可能である.

次の章では, 実際の柔軟指を用いた駆動実験を行い, 粘弾性モデルのパラメータ同定と各モデルの特徴についての議論, そして確率パラメータの導出について述べる.

## 第3章

# 関節粘弾性要素のパラメータ同定

---

本章では、第2章で示した3種類の関節粘弾性要素のパラメータ同定を行う。目的は、同定したパラメータを踏まえて各粘弾性要素を用いた場合のモデルの動きをシミュレートし、実験結果との比較を通して関節粘弾性要素を選択することである。さらに、複数回の実験を通じたパラメータの変動の様子からパラメータの分布を導出し、確率分布に従う変数としてフィッティングを行う。

---

### 3.1 粘弾性パラメータ同定実験

前章で構築した3種類の関節粘弾性要素のそれぞれのバネ定数、減衰係数を同定するための実験を行った。なおこの実験は第1章で行った柔軟指の特性を調べる実験と同じものである。実験装置の外観を図3.1に示す。駆動用のモータにはDCモータ(RE25, Maxon Motor)を使用し、ギア比3.7:1のギアヘッド(GP32A, Maxon Motor)でトルクを増幅しつつ逆可動性を可能な限り維持した構成とした。トルク制御可能なモータドライバ(Escon 50/5, Maxon Motor)を使用し、以後ではモータの最終段の出力トルクが伝達するケーブルの張力が損失なく柔軟指を駆動させると仮定する。ドライバへの指令値の出力及びドライバからの入力は接続された実時間コントローラ(cRIO-9047, National Instruments)で行う。このコントローラは最上位のHOST PCに繋がっており、ユーザからの入力はPCから入力する。以下では、【タイプ1】の柔軟指のパラメータ同定実験を例に手順を説明する。

1. 近似モデルの回転関節の軸が水平面と垂直になるように柔軟指を固定する。このとき、固定するリンク部以外を中空で保持し地面との摩擦を回避する。

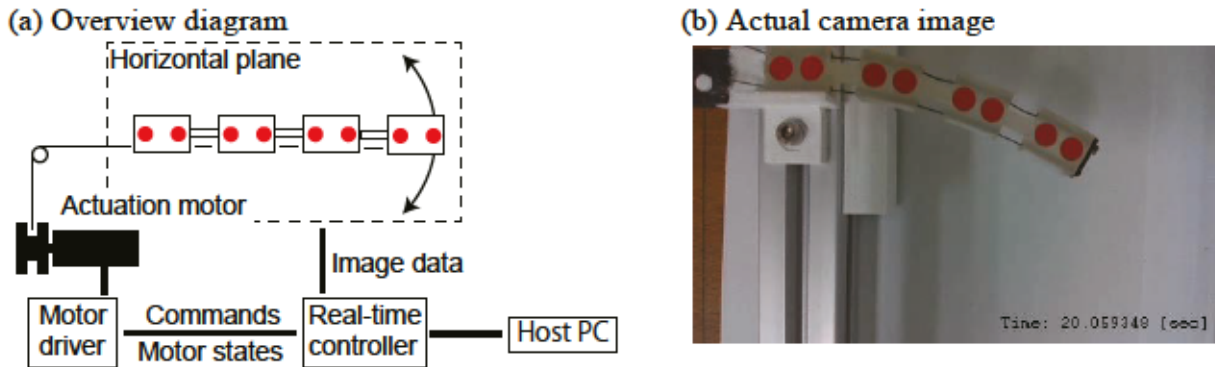


図 3.1: 実験装置の (a) 概要図, 及び (b) 実際のカメライメージ. (再掲)

2. 屈曲側のケーブル1をモータに取り付けたプーリに接続する.
3. モータをトルク制御で駆動し, 30秒間一定の張力でケーブルを引っ張り柔軟指を駆動させる.
4. このときの柔軟指の運動を上部に取り付けたカメラで撮影し, 柔軟指上の赤いマーカの位置からリンク部の傾きを計測する.
5. 計測終了後, 柔軟指の形状を初期状態に戻し1分間程度のインターバルを取った後手順3に戻る. この試行を100回繰り返す.

なお, 本研究で使用したケーブルはダイニーマ繊維から成る伸びにくい釣糸であるため, ケーブル自体の伸び変形はないと仮定する. この実験で得られた柔軟指の運動を用いて関節粘弾性要素のパラメータを同定する. なお, 関節角度の測定にはカメラ画像に画像処理を使用する. 図3.2のようにマーカの位置が取得できた場合, 関節角度 $\theta$ は,

$$\theta = \tan^{-1} \left( \frac{y_{i+2} - y_{i+1}}{x_{i+2} - x_{i+1}} \right) - \tan^{-1} \left( \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} \right), \quad (3.1)$$

と計算できる.

ここで本研究で用いる画像処理による計測そのものに生じる誤差について考える. 図3.1(b)に示すように柔軟指の左端は固定されているが, 赤い円を検出しその中心座標から変位計測を行う都合上, 固定している左端のリンクも計測上は変動する. そこで, 画像処理によって計測された左端リンクの変位の平均値を真値と考え, その平均値と計測された変位との差を画像処理を用いた計測誤差と考える. 100回の試行それぞれに対し計測誤差

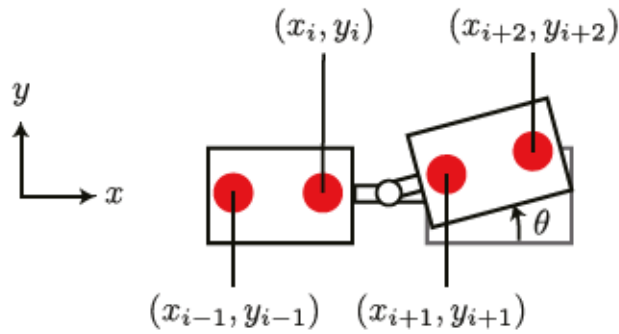


図 3.2: カメラを用いた柔軟指の関節角度の測定.

の RMSE を求め、その値を平均したところ、画像処理による計測誤差は 0.0182 [rad] となった。この値は後に示す柔軟指の運動のばらつきに比べて小さく、柔軟指の運動のばらつきには観測誤差だけでなく別の要因があると考えられる。

## 3.2 同定に用いる解析モデル

前章で示した力学モデルは非線形であり、かつモデルによってはトルクの積分値が必要になるためそのまま同定に用いるのは困難である。そこで、以下の仮定の下でモデルの近似を行った。

**仮定 1** 柔軟指の質量が小さく慣性の影響が小さいため、柔軟指の運動は準静的である。すなわち、 $M(q) \approx 0$ ,  $h(q, \dot{q}) \approx 0$  とする。

**仮定 2** ケーブルによって生じる各関節への入力トルクはステップ入力である。

仮定 1 は、柔軟指のダイナミクスにおいて慣性及び非線形項の影響を無視するもので、ケーブルによる入力トルク  $\tau_{ac}$  と関節粘弾性要素による受動トルク  $\tau_{pa}$  が等しいと考える。すなわち、 $\tau_{ac} = \tau_{pa} = \tau$  とおく。実際には運動の立ち上がりの際に角加速度が表れるためこの仮定は運動開始時点では成り立たないが、パラメータ同定の目的は柔軟指のクリープ挙動の再現を行う粘弾性モデルを選定することであり、クリープ挙動は弾性変形後の塑性変形に表れると考えられるため、この仮定は本研究の目的においては妥当であると考えられる。仮定 2 に関して、厳密にはケーブル張力による駆動トルクは関節変位によって変化するが、本実験で印加する力の場合の実際の関節変位を考えた時のトルク変化は微小

であったため、モデルを解析するためにこのような仮定を設けた。以上の仮定から、関節粘弾性関係式(2.8a)~(2.8c)を基にパラメータ同定を行う。関節トルク $\tau$ を入力とすると、入力に対する関節変位の伝達関数 $G(s) = \frac{\mathcal{L}[q]}{\mathcal{L}[\tau]}$ は、

Voigt model:

$$G(s) = \frac{1}{k_{v,i} + c_{v,i}s}, \quad (3.2a)$$

Maxwell model:

$$G(s) = \frac{k_{v,i} + c_{p,i}s}{k_{v,i}c_{p,i}s}, \quad (3.2b)$$

3-element model:

$$G(s) = \frac{k_{v,i} + (c_{v,i} + c_{p,i})s}{k_{v,i}c_{p,i}s + c_{v,i}c_{p,i}s^2}, \quad (3.2c)$$

と表すことができ、入力 $\tau$ が大きさ $K$ のステップ入力であるという仮定から $\mathcal{L}[\tau] = \frac{K}{s}$ を用いてこれらを逆変換することで各粘弾性モデルにおける関節 $i$ の時間変位 $q_i(t)$ は次のように得られる:

Voigt model:

$$q_i(t) = \frac{K}{k_{v,i}} \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{k_{v,i}}{c_{v,i}}t\right) \right\} + q_{0,i}, \quad (3.3a)$$

Maxwell model:

$$q_i(t) = \frac{K}{k_{v,i}} + \frac{K}{c_{p,i}}t + q_{0,i}, \quad (3.3b)$$

3-element model:

$$q_i(t) = \frac{K}{k_{v,i}} \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{k_{v,i}}{c_{v,i}}t\right) \right\} + \frac{K}{c_{p,i}}t + q_{0,i}, \quad (3.3c)$$

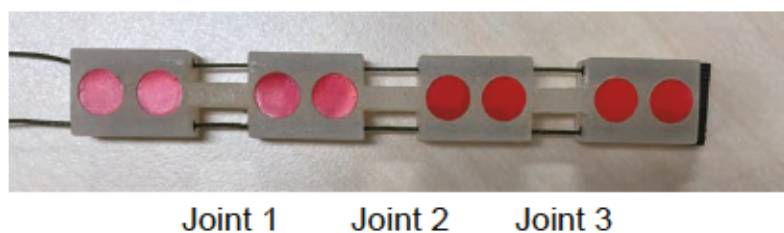
ここで $t$ は入力を開始した時点をもととした時刻を表す。また、 $q_0$ は関節変位の初期値である。この関係は各関節で成り立つため、関節ごとに実験結果と式(3.3a)~(3.3c)それぞれとの誤差が最小になるようにLevenberg-Marquardt法を用いてパラメータを求めた[38, 39]。Levenberg-Marquardt法は最急降下法とガウスニュートン法を組み合わせた最適化手法と考えることができ、非線形問題を解く際によく用いられる。現在の解が極小値から離れている場合は最急降下法のようにゆっくり確実に収束し、一方で現在の解が極小値に近い場合にはガウスニュートン法の高速な収束を行う[40]。

### 3.3 パラメータ同定結果

まず、パラメータがある値に定まるとした決定論的モデルに対してパラメータの同定を行った。本研究では高分子材料の物性が繰り返し荷重による疲労や経年劣化など時間方向の影響を受けて変化し、その変化が粘弾性パラメータの変化という形で現れるのではないかと考えた。この考えのもと、試行毎のパラメータの変化、すなわち時間軸方向に対するパラメータの変動が存在すると仮定した。この仮定を考える場合、データの前半と後半で柔軟指の挙動が大きく異なる可能性が考えられる。そこで、繰り返し荷重の影響や残留応力など柔軟指の使用時間や使用条件、また周囲の環境の変化などの影響などをより広い領域で同定に反映させるため、100回の試行の奇数番目の50回のデータから得られる関節の運動の平均値をパラメータの同定に用い、そこで得られたパラメータを用いて計算した近似モデル(3.3a)~(3.3c)と残りの50回の試行のデータとの比較を行った。実験に用いた柔軟指と同定されたパラメータを含む粘弾性要素を図3.3に示す。得られたパラメータを表3.1に示す。また、これらパラメータを用いた解析解と、パラメータ同定に使用していない50試行分のデータの平均と標準偏差を図3.4に示す。図からわかるように、どのモデルでも推定に使用したデータの挙動を捉えたパラメータを同定しており、検定用50試行分のデータに対して平均値に沿った挙動を再現できていることがわかる。各モデルの検定において、時間方向での二乗平均平方根誤差(RMSE)を表3.2に示す。定量的には、3要素モデルが最も誤差が小さく精度が良いことが分かる。

しかしながら、どのモデルにおいても変形が始まった瞬間の挙動は実測値とモデルとで異なる結果となった。図3.5は検定データとモデルの挙動との比較における0~1秒の区間を拡大したものを示している。各モデルの特性については次節で議論するためここでは割愛するが、どのモデルでも実際の角度変位より速くモデルの変位が発生している。この原因として以下の2点が考えられる。まず、解析モデルの導出に用いた仮定の影響が考えられる。仮定1では柔軟指の運動を準静的とし関節及び非線形項の影響を無視した。この仮定は今回の実験での大域的な柔軟指の挙動とは合致すると考えられるが、一方で運動の立ち上がり時には成り立たない。モデルでは慣性の影響による遅れを考慮しておらず、結果として立ち上がりが速く表れたと考えられる。次に、ケーブルのダイナミクスの影響が考えられる。本研究ではケーブルをDCモータによって引っ張り、そのDCモータをトルク

(a) Soft finger used for parameter estimation



(b) Joint viscoelastic models

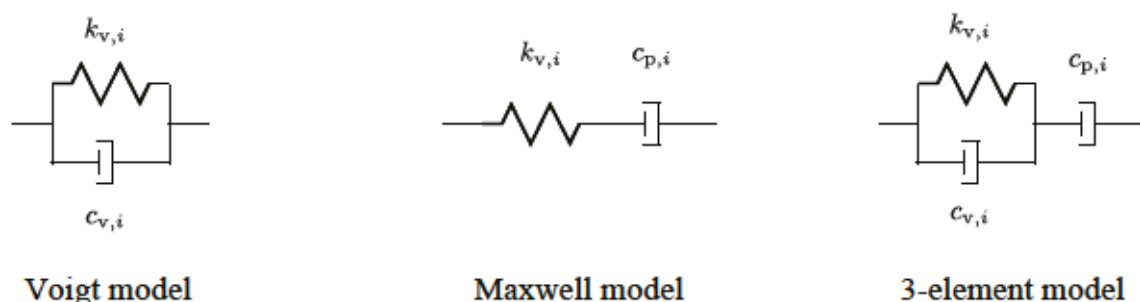


図 3.3: (a) パラメータ同定に使用した柔軟指と関節位置, (b) パラメータを同定する粘弾性モデル.

制御することで一定の張力を加えた. このとき, DC モータに流れる電流を計測し, そこから計算されるケーブル張力を柔軟指に加わるケーブル張力としている. しかし実際には DC モータと柔軟指の間にケーブル自体のダイナミクスが介在しており, 所望の張力が柔軟指に伝わるまでに遅れが存在すると考えられる. これら慣性とケーブルのダイナミクスの影響による遅れの存在により実際の柔軟指の運動が遅れ, モデルの挙動が速く表れたと考えられる.

このように運動の立ち上がり時にはモデルの挙動と実際の挙動に差異が見られるものの, 本研究の目的であるクリープ挙動をモデルで再現するという点を考えると, クリープ挙動は時間の経過とともに大きく表れる現象であり, 大域的な運動をモデル化する上で本研究で用いた仮定は整合性があると考えられる. これらのモデルは定性的にそれぞれ異なる性質を示すため, 次節で議論を行う.

表 3.1: 決定論的に得られた各モデルの粘弾性パラメータ. (単位:  $k_v$  [Nm/rad],  $c_v$  [Nms/rad],  $c_p$  [Nms/rad])

|                 |         | $k_v$  | $c_v$  | $c_p$ |
|-----------------|---------|--------|--------|-------|
| Voigt model     | Joint 1 | 0.0804 | 0.0332 | -     |
|                 | Joint 2 | 0.0922 | 0.0401 | -     |
|                 | Joint 3 | 0.132  | 0.0228 | -     |
| Maxwell model   | Joint 1 | 0.0905 | -      | 12.3  |
|                 | Joint 2 | 0.102  | -      | 17.0  |
|                 | Joint 3 | 0.146  | -      | 21.9  |
| 3-element model | Joint 1 | 0.0866 | 0.0267 | 17.7  |
|                 | Joint 2 | 0.0978 | 0.0287 | 26.2  |
|                 | Joint 3 | 0.141  | 0.0239 | 30.5  |

表 3.2: 各粘弾性モデルと検定に用いたデータとの時間方向の RMSE. (単位: [rad])

|         | Voigt model | Maxwell model | 3-element model |
|---------|-------------|---------------|-----------------|
| Joint 1 | 0.0091      | 0.0122        | 0.0062          |
| Joint 2 | 0.0085      | 0.0112        | 0.0063          |
| Joint 3 | 0.0080      | 0.0084        | 0.0066          |

### 3.4 各粘弾性モデルの性質と本研究で用いるモデルの選択

図 3.4 から、各モデルの性質についてまとめる。Voigt モデルはバネ・ダンパを並列に接続したモデルであり、加えられた力に対する変位の関係が線形で扱いやすいことから多く用いられる。図 3.4(a), (b) から、滑らかな過渡応答を示した後、一定値に収束する様子が見られる。柔軟指の運動と比べると、変形初期の角度が大きく変化する領域(0~5 秒辺り)では近い挙動を得ることができるが、一方で長時間の変形では、図にも見られる角度が線形に増加していくクリープ現象を表現するには不十分であるといえる。Maxwell モデルは特にこのクリープ現象を表現するのに適していると言える。特に図 3.4(d) に見えるように直列のダンパにより線形な角度変位が表現できている。このことは、解析モデル(3.3b)の第2項からも読み取ることができる。しかし、過渡応答においては慣性を無視した仮定を行ったことで弾性要素による変形が瞬間的に表れる急激な角度変化が表れており、力を加えた瞬間の解析には不向きである。3要素モデルは Voigt モデルと Maxwell モデルの特徴をあわせもったモデルであると言える。図 3.4(e), (f) から分かるように、過渡応答においては滑らかな軌道を実現しつつ、変形が続くクリープ部分も追従して表すことができている。

以上をまとめると、Voigt モデルは過渡応答の表現に適しており滑らかな変形をモデル化できているが、クリープ運動には適していないため、短時間の運動が中心のモデル化には最適である可能性がある。Maxwell モデルは、過渡応答では急激な軌道になってしまい不向きといえるが、クリープ運動に対しては線形の角度変化と表現できている。すなわち、長時間の変形を解析する場合には必要な情報が得られる。3要素モデルは本研究で対象とする柔軟指の過渡応答及びクリープ運動をどちらも再現することができており、今回検討した3種類のモデルの中では定性的に最も適したモデルであると言える。そこで以降はこの3要素モデルを関節粘弾性モデルとする柔軟指の力学モデルを考える。

### 3.5 確率パラメータの導出

図 3.4 に見られるように、決定論的に定まる固定値のパラメータを用いた場合、実験結果の平均的な挙動を再現することはできるが、一方で色付き帯で示されるような柔軟指の

運動がばらつくという現象については考えることができない。ばらつきの原因について考察すると、同じ力を加えた際に変位量が違うという現象は、力学的にはバネにあたる剛性が変化すると捉えることができる。そこで本研究では、粘弾性パラメータが試行毎に変動していると仮定し、その傾向や度合いについて調査を行った。先程と同様の50試行を推定に用いるが、ここでは各試行毎に独立してパラメータ同定を行う。同定されたパラメータの分布は図3.6のようになった。横軸は同定に用いる50データ内の試行順であり、左から1回目、2回目のように各試行毎に同定されたパラメータの結果を示している。ここから、試行回数すなわち柔軟指の駆動回数に関連する規則的な変化や疲労などの影響は確認されなかった。また、図3.6(a)を見ると、関節3の並列弾性のパラメータのばらつきが他の関節に比べ大きい結果となった。この原因としては、柔軟指の構造的に先端部の関節が最も変形しづらく変位量が小さいため、試行によって極端に変位が小さくなった際に大きな弾性値が同定されたことが考えられる。そこで粘弾性パラメータが確率によって変動すると考える。図3.6の試行毎にパラメータ分布をヒストグラムにすると、図3.7~3.9に示すようにどのパラメータも左に偏った分布が得られた。ただし、中央絶対偏差の3倍を超えている値を外れ値として除外している。また、これを表す確率分布として、左に偏る分布の1つである対数正規分布へのフィッティングを行い、その結果を実線で示している。対数正規分布は正規分布に従う確率変数を指数変換することで得られる確率変数で、正規分布と異なり確率変数は0以上の値を取るため、物理的なパラメータの表現に都合がよい。対数正規分布に従う確率変数  $x$  の確率密度関数 (Probability Density Function, PDF)  $f_X$  は次のように表される：

$$f_X(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3.4)$$

正規分布とは異なり、形状パラメータ  $\mu$ ,  $\sigma$  は直接確率変数の期待値、標準偏差を意味しない。また、確率密度関数を定義域で積分すると1になるため、図3.7(c)のように分布が広いほど高さが低く横幅の大きな形状となる。図3.7~3.9に示す各関節のそれぞれの対数正規分布の形状パラメータは表3.3のようになった。

表 3.3: 対数正規分布の形状パラメータ.

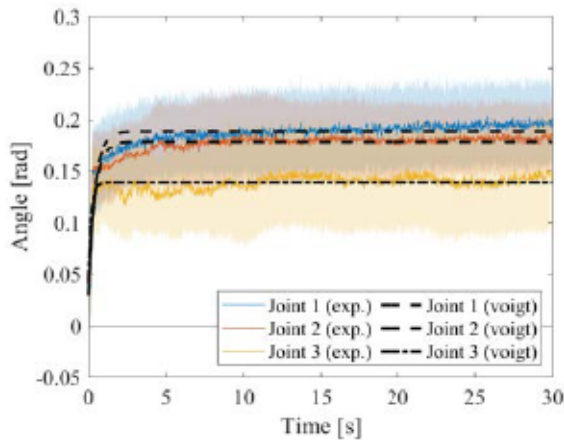
|          | $k_v$   |         |         | $c_v$   |         |         | $c_p$   |         |         |
|----------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
|          | Joint 1 | Joint 2 | Joint 3 | Joint 1 | Joint 2 | Joint 3 | Joint 1 | Joint 2 | Joint 3 |
| $\mu$    | -2.46   | -2.33   | -1.84   | -3.57   | -3.66   | -3.92   | 2.98    | 3.22    | 3.26    |
| $\sigma$ | 0.171   | 0.193   | 0.408   | 0.569   | 0.446   | 1.03    | 0.780   | 0.834   | 1.35    |

### 3.6 本章のまとめ

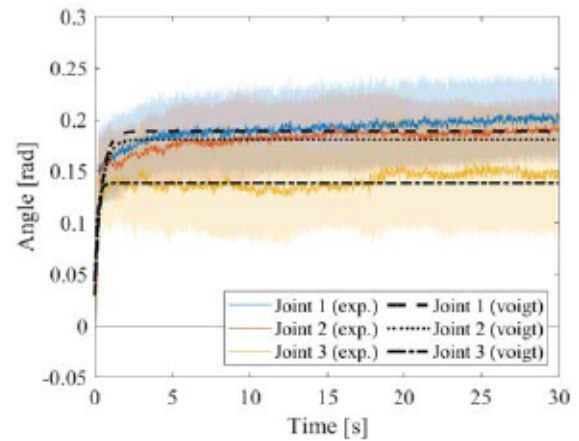
本章では、前章で示した3種類の関節粘弾性モデルのパラメータ同定を行った。腱駆動の柔軟指を一定の力で駆動させ、30秒間の関節変位を計測した。この試行を100回繰り返し、そのうちの50回のデータをパラメータ同定に使用し、残りのデータで検定を行った。Voigtモデル、Maxwellモデル、3要素モデルの3モデルに対するパラメータ同定の結果、それぞれの粘弾性モデルの性質が明らかになり、本研究では過渡応答とその後のクリープ運動を再現可能な3要素モデルを採用した。

また、50回のデータを平均した関節変位に対して行った決定論的パラメータ同定では、検定に使用したデータに合わない挙動を示すことが分かった。そこで試行毎にパラメータが確率的に変動していると仮定し、各試行毎のパラメータ同定の結果から柔軟指の粘弾性パラメータがどのような値をとりうるのかについて調査を行った。今回の実験では、パラメータの変動と試行回数間に因果関係はみられなかったことから、それらの分布を基に対数正規分布に従う確率変数として記述することとした。

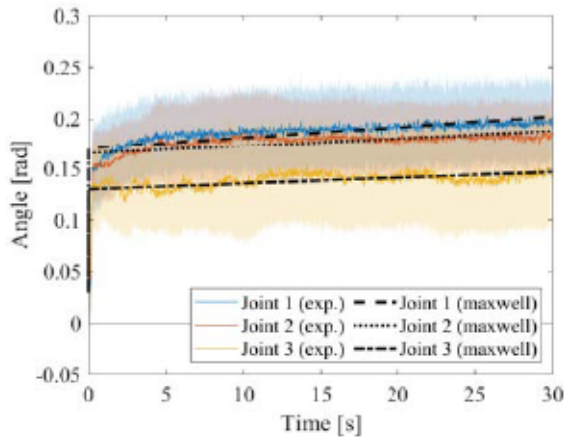
次章では、力学モデルに確率変数を導入することの妥当性について論じる。



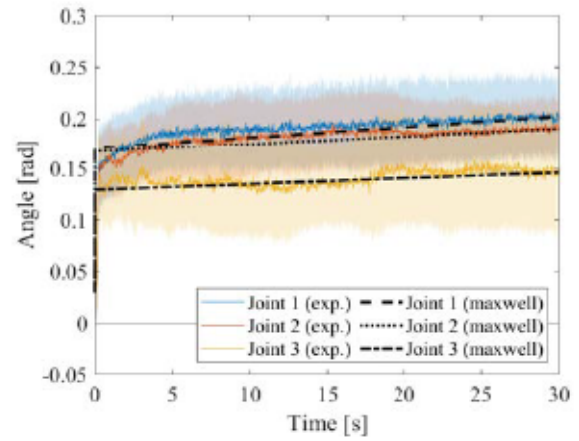
(a) 推定に使用したデータと Voigt モデル.



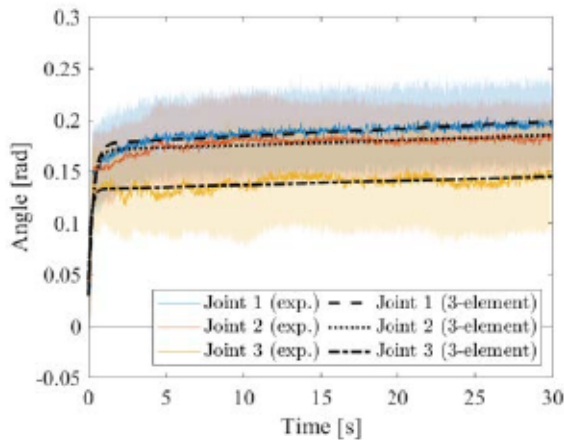
(b) 検定に使用したデータと Voigt モデル.



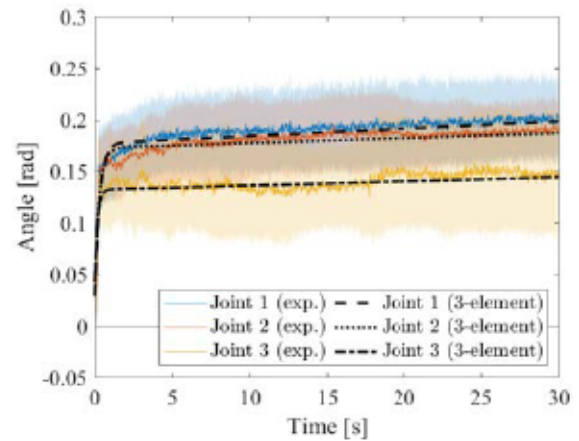
(c) 推定に使用したデータと Maxwell モデル.



(d) 検定に使用したデータと Maxwell モデル.

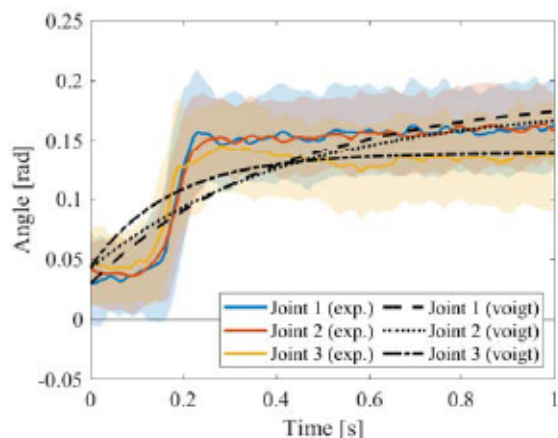


(e) 推定に使用したデータと 3要素モデル.

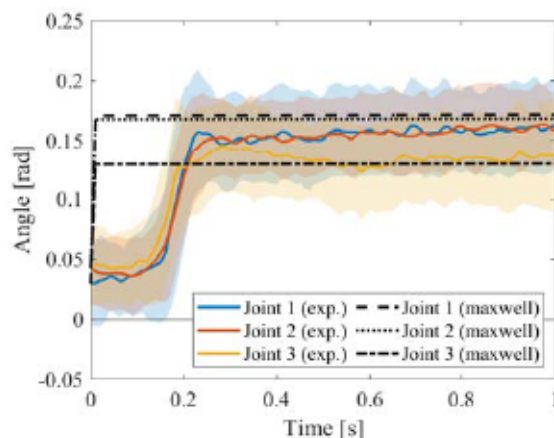


(f) 検定に使用したデータと 3要素モデル.

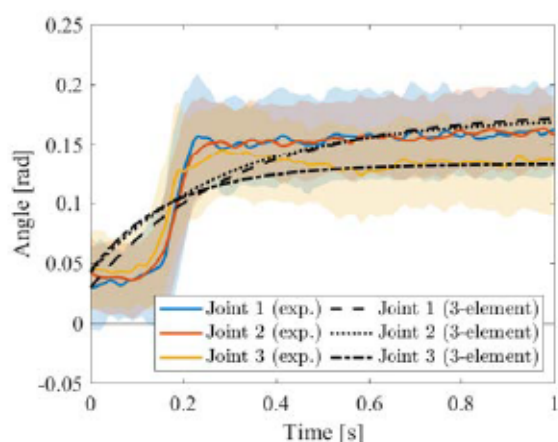
図 3.4: (a),(c),(e) 推定に使用した 50 回の試行の関節角度の平均値と標準偏差及びモデルの挙動, (b),(d),(f) 検定データとの比較. (実線: 関節角度の平均値, 色付き帯: 平均値を中心とした標準偏差の範囲, 黒の破線: モデルの挙動)



(a) 検定に使用したデータと Voigt モデルの拡大図.



(b) 検定に使用したデータと Maxwell モデルの拡大図.



(c) 検定に使用したデータと 3 要素モデルの拡大図.

図 3.5: 検定データとの比較の 0 ~ 1 秒区間の拡大図. (実線: 関節角度の平均値, 色付き帯: 平均値を中心とした標準偏差の範囲, 黒の破線: モデルの挙動)

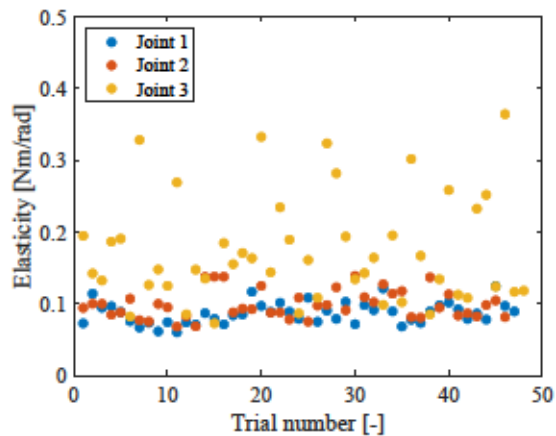
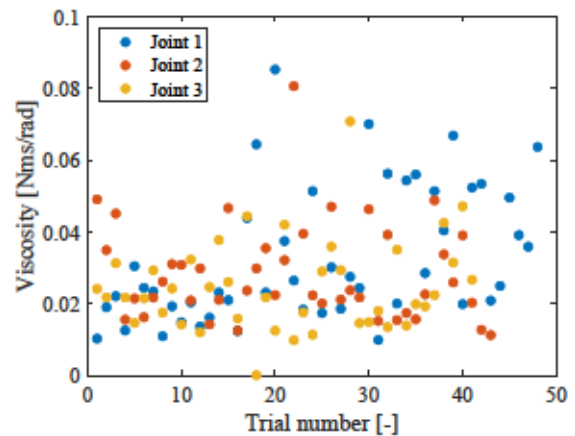
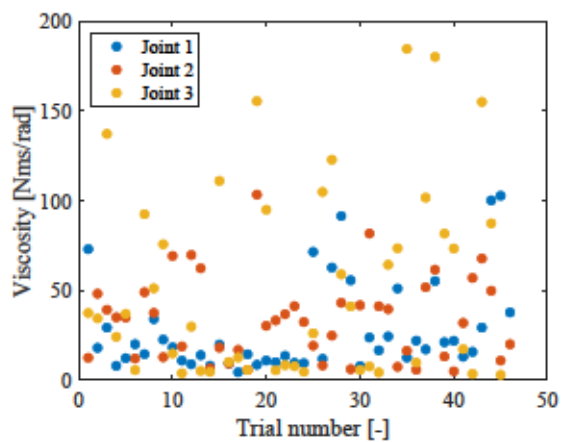
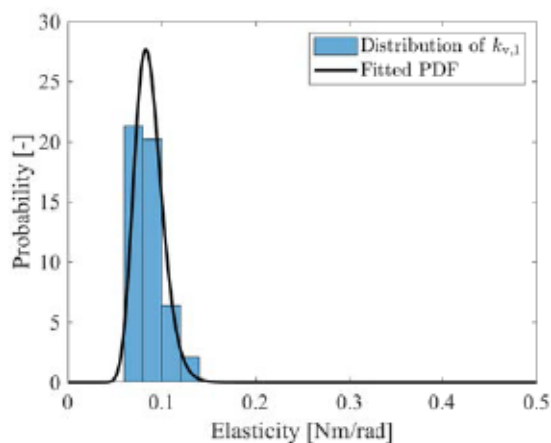
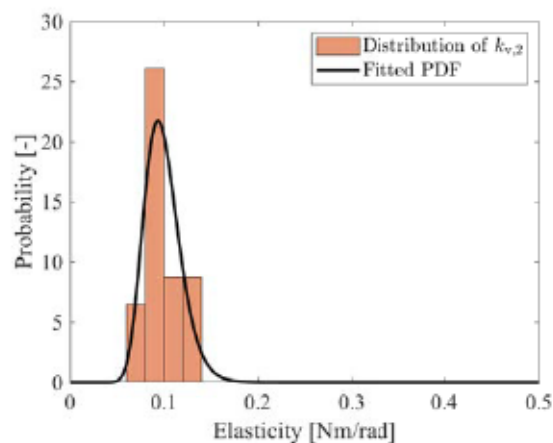
(a) 試行毎の並列側のバネ定数  $k_v$  の値.(b) 試行毎の並列側の減衰係数  $c_v$  の値.(c) 試行毎の直列側の減衰係数  $c_p$  の値.

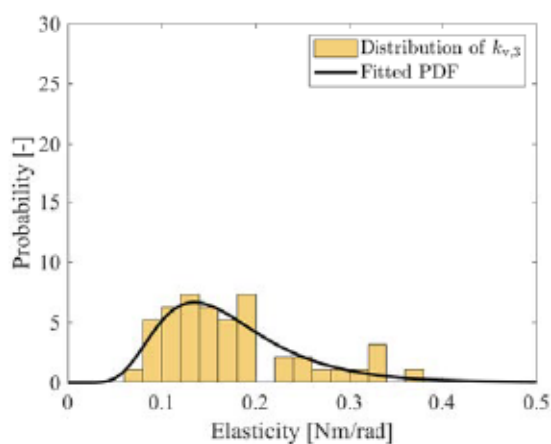
図 3.6: 試行毎に同定された各関節の3要素モデルのパラメータ.



(a) 関節 1.

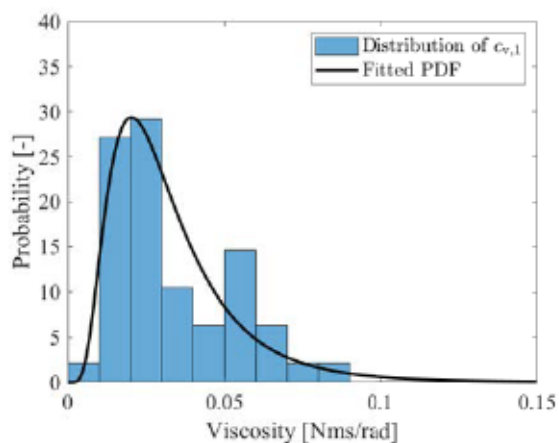


(b) 関節 2.

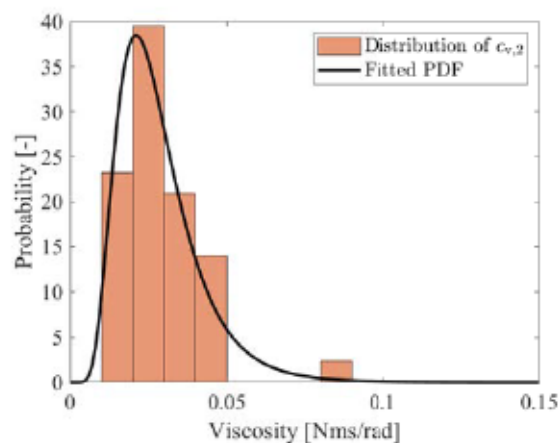


(c) 関節 3.

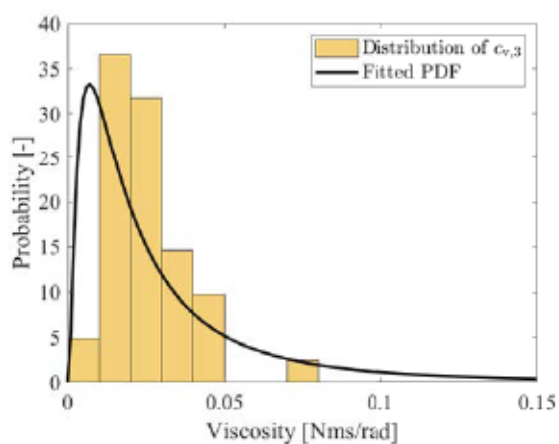
図 3.7: 各関節の並列バネ定数  $k_v$  の分布と PDF.



(a) 関節 1.

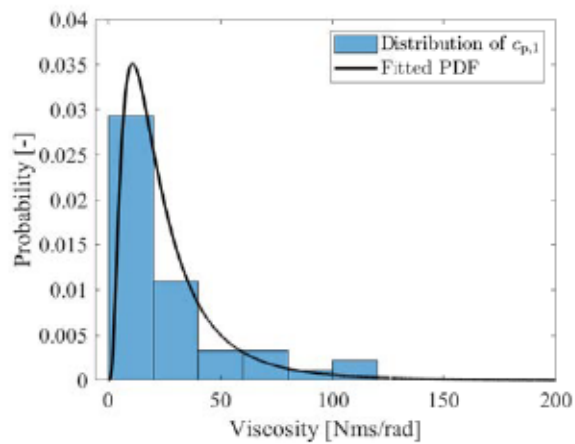


(b) 関節 2.

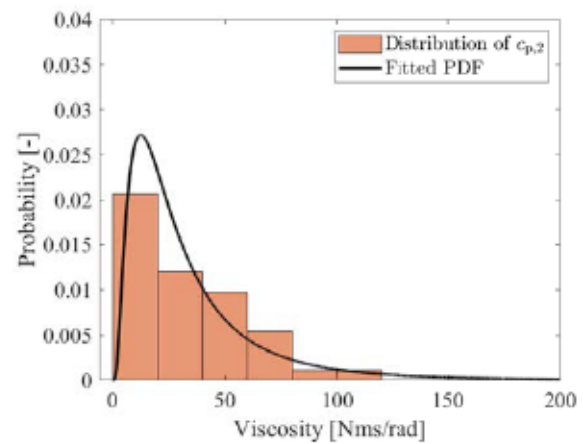


(c) 関節 3.

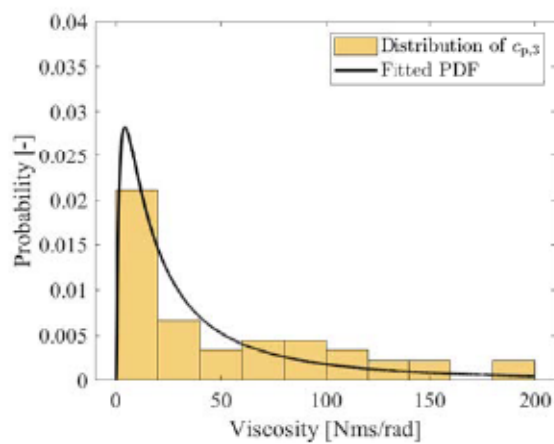
図 3.8: 各関節の並列減衰係数  $c_v$  の分布と PDF.



(a) 関節 1.



(b) 関節 2.



(c) 関節 3.

図 3.9: 各関節の直列減衰係数  $c_p$  の分布と PDF.

## 第4章

# 力学ベース確率モデルの解析

---

本章では、確率パラメータを含む力学モデルを用いて時刻毎の関節変位の確率分布が解析的に得られることを示し、またその時刻毎にどのパラメータの変動が関節変位全体の変動に大きく寄与しているか定量的な評価指標を導入する。目的は、モデルの粘弾性パラメータを確率変数として表現する提案手法が実験結果と比較して妥当であることを示すことである。また、確率パラメータの影響を定量的に評価することで柔軟指の設計や制御方針への知見が得られることを示す。

---

### 4.1 確率変数変換

粘弾性パラメータを確率変数として表現することで、それらの不確かさによって関節変位のばらつきを考えることができる。多変量の確率変数変換を行い、関節変位が時刻毎にどのような確率密度関数を有するか導出する [41]。一般に、 $n$  個の確率変数  $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) を含む確率変数ベクトル  $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^n$  を考える。このとき、確率変数ベクトル  $\boldsymbol{x}$  の従う同時確率密度関数  $f_{\boldsymbol{X}}$  は既知であるとする。確率変数ベクトル  $\boldsymbol{x}$  からある変換  $g$  によって生成される新たな確率変数ベクトル  $\boldsymbol{y} \in \mathbb{R}^n$  の確率密度関数を考える。ここで、変換  $g$  は微分可能でかつ  $\boldsymbol{x}$  と  $\boldsymbol{y}$  を1対1で写像する、すなわち  $g^{-1}$  が存在すると仮定する。確率変数ベクトル  $\boldsymbol{y}$  の確率密度関数  $f_{\boldsymbol{Y}}$  は、

$$\begin{aligned} f_{\boldsymbol{Y}}(\boldsymbol{y}) &= f_{\boldsymbol{X}}(\boldsymbol{x}) |J| \\ &= f_{\boldsymbol{X}}(g^{-1}(\boldsymbol{y})) |J|, \end{aligned} \quad (4.1)$$

$$J = \det \frac{\partial \boldsymbol{x}}{\partial \boldsymbol{y}} = \det \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{y}} (g^{-1}(\boldsymbol{y})), \quad (4.2)$$

と導出できる．また，確率変数  $x_i$  がそれぞれ独立であれば，もとの確率変数ベクトルの同時確率分布  $f_X$  は以下となる：

$$f_X(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i). \quad (4.3)$$

この確率変数変換と解析モデル (3.3c) を用いることで関節変位がどのような確率密度関数に従うかが分かる．ただし，解析モデルを使用する都合上，ここでは柔軟指の運動が準静的状態かつ関節トルクがステップ入力と見なせる場合に限定する．以降は関節  $i$  について考える．既知の確率変数ベクトル  $\mathbf{x} = [k_{v,i} \ c_{v,i} \ c_{p,i} \ q_{0,i}]^T$  とする．前章で求めた通り，粘弾性パラメータ  $k_{v,i}$ ,  $c_{v,i}$ ,  $c_{p,i}$  はそれぞれ対数正規分布に従う確率変数とし，関節変位の初期値  $q_{0,i}$  も同様に実験的に求める．ここで，未知の確率変数を含む確率変数ベクトル  $\mathbf{y} = [k_{v,i} \ c_{v,i} \ c_{p,i} \ q_{t,i}]^T$  を考えると，変換  $g: \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{y}$  は以下ようになる：

$$y_1 = k_{v,i} = g_1(\mathbf{x}) = k_{v,i} = x_1, \quad (4.4)$$

$$y_2 = c_{v,i} = g_2(\mathbf{x}) = c_{v,i} = x_2, \quad (4.5)$$

$$y_3 = c_{p,i} = g_3(\mathbf{x}) = c_{p,i} = x_3, \quad (4.6)$$

$$\begin{aligned} y_4 = q_{t,i} = g_4(\mathbf{x}) &= \frac{K}{k_{v,i}} \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{k_{v,i}}{c_{v,i}} t\right) \right\} + \frac{K}{c_{p,i}} t + q_{0,i} \\ &= \frac{K}{x_1} \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{x_1}{x_2} t\right) \right\} + \frac{K}{x_3} t + x_4. \end{aligned} \quad (4.7)$$

$q_{t,i}$  は関節  $i$  の時刻  $t$  における関節変位であり，確率変数ベクトル  $\mathbf{y}$  に含まれる未知確率変数である．またこれより逆変換  $g^{-1}$  も容易に求まる：

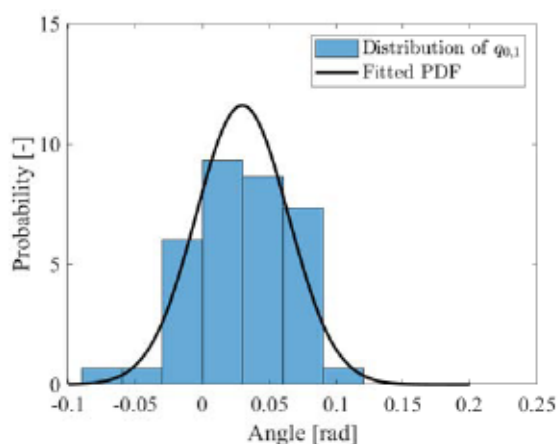
$$x_1 = g_1^{-1}(\mathbf{y}) = y_1, \quad (4.8)$$

$$x_2 = g_2^{-1}(\mathbf{y}) = y_2, \quad (4.9)$$

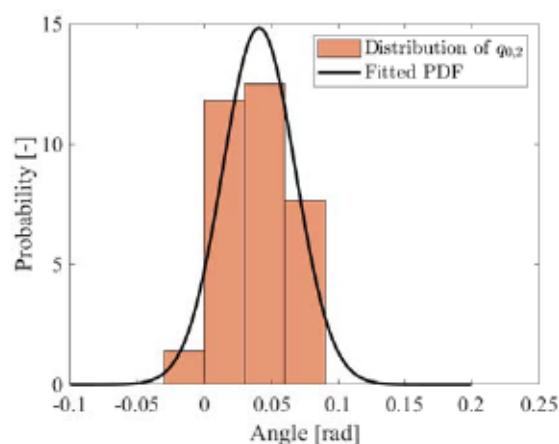
$$x_3 = g_3^{-1}(\mathbf{y}) = y_3, \quad (4.10)$$

$$x_4 = g_4^{-1}(\mathbf{y}) = y_4 - \frac{K}{y_1} \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{y_1}{y_2} t\right) \right\} - \frac{K}{y_3} t. \quad (4.11)$$

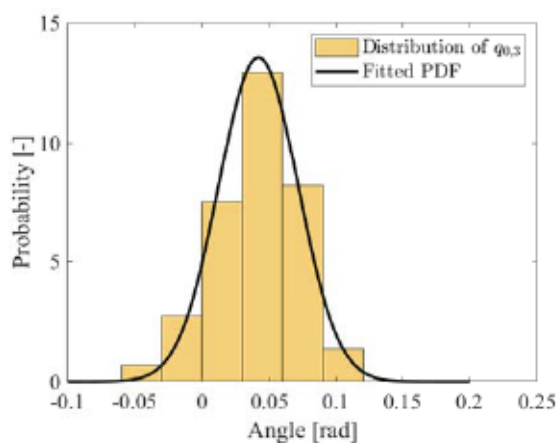
また，確率変数ベクトル  $\mathbf{x}$  の同時確率密度関数  $f_X$  は，各確率変数が独立であると仮定し式 (4.3) を用いる．粘弾性の分布と同様に，同定に用いた 50 回の試行から関節変位の初期値の分布を調べたところ，偏りなどは見られなかったため正規分布でフィッティングを行った．関節変位の初期値の分布を図 4.1 に示す．正規分布の形状パラメータである期待



(a) 関節1の初期変位の分布.



(b) 関節2の初期変位の分布.



(c) 関節3の初期変位の分布.

図 4.1: 各関節の初期変位の分布と正規分布による表現 (実線).

値  $\mu$ , 標準偏差  $\sigma$  は表 4.1 のようになった. 以上より, 確率変数ベクトル  $x$  の同時確率密度関数は次のようになる:

表 4.1: 関節の初期変位を表す正規分布の形状パラメータ.

|          | Joint 1 | Joint 2 | Joint 3 |
|----------|---------|---------|---------|
| $\mu$    | 0.0296  | 0.0407  | 0.0419  |
| $\sigma$ | 0.0344  | 0.0269  | 0.0294  |

$$f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) = f_{X_1}(x_1) f_{X_2}(x_2) f_{X_3}(x_3) f_{X_4}(x_4), \quad (4.12)$$

$$f_{X_1}(x_1) = \frac{1}{x_1 \sigma_{k_{v,i}} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln x_1 - \mu_{k_{v,i}})^2}{2\sigma_{k_{v,i}}^2}\right), \quad (4.13)$$

$$f_{X_2}(x_2) = \frac{1}{x_2 \sigma_{c_{v,i}} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln x_2 - \mu_{c_{v,i}})^2}{2\sigma_{c_{v,i}}^2}\right), \quad (4.14)$$

$$f_{X_3}(x_3) = \frac{1}{x_3 \sigma_{c_{p,i}} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln x_3 - \mu_{c_{p,i}})^2}{2\sigma_{c_{p,i}}^2}\right), \quad (4.15)$$

$$f_{X_4}(x_4) = \frac{1}{\sigma_{q_{0,i}} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x_4 - \mu_{p_{0,i}})^2}{2\sigma_{p_{0,i}}^2}\right). \quad (4.16)$$

従って、式(4.1)より確率変数ベクトル  $\mathbf{y}$  の同時確率密度関数を得ることができ、求める  $q_{t,i}$  以外で積分することで未知確率変数  $q_{t,i}$  の確率密度関数を導出することができる：

$$f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}) = f_{X_1}(g_1^{-1}(\mathbf{y})) f_{X_2}(g_2^{-1}(\mathbf{y})) f_{X_3}(g_3^{-1}(\mathbf{y})) f_{X_4}(g_4^{-1}(\mathbf{y})) |\mathbf{J}|, \quad (4.17)$$

$$\mathbf{J} = \det \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ \frac{\partial g_4^{-1}}{\partial y_1} & \frac{\partial g_4^{-1}}{\partial y_2} & \frac{\partial g_4^{-1}}{\partial y_3} & \frac{\partial g_4^{-1}}{\partial y_4} \end{pmatrix}, \quad (4.18)$$

$$\begin{aligned} \therefore f_{Y_4}(y_4) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}) dy_1 dy_2 dy_3 \\ f_{Y_4}(q_{t,i}) &= \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}) dk_{v,i} dc_{v,i} dc_{p,i}. \end{aligned} \quad (4.19)$$

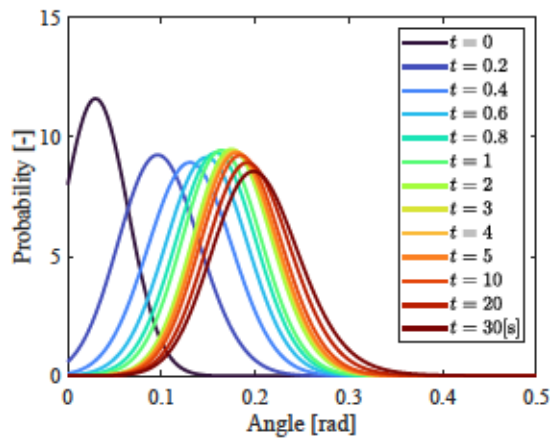
ここで式(4.19)の積分範囲が変化しているのは、対数正規分布が0以上で定義される分布であるからである。

## 4.2 角度変位の確率密度関数

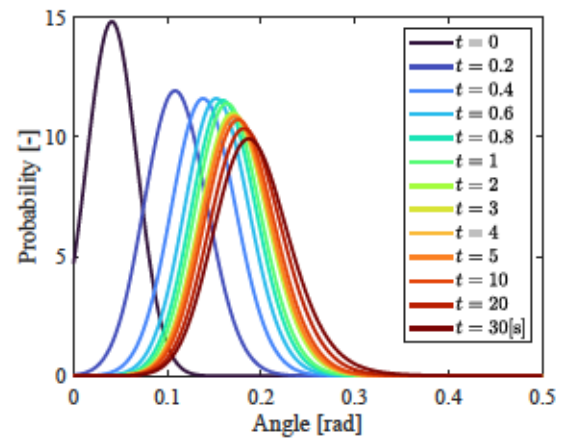
式(4.19)を数値的に解き、力を入力してからの時刻毎の関節変位の確率密度関数を求めた。柔軟指にステップ入力を印加した時の各関節の関節変位の分布を図4.2のように得ることができる。時刻 $t = 0$ 秒では変位初期値と同じ分布をしているが、その後時間経過に従い、分布の山が図の右側(変位の増加)に進行していることが分かる。また、それに伴い分布の形状が低くなっていることから、変位のばらつきが大きくなっていると言える。この各時刻毎の確率分布からそれぞれ期待値や標準偏差といった統計量を計算することができる。ここでは、各時刻毎の期待値とそれを中心とした標準偏差分の領域を検定用のデータと比較する。図4.3に実験で得られた各関節の角度変位の時間応答と式(4.19)から解析的に求まる期待値、標準偏差を重ね合わせたものを示す。本研究で提案する確率パラメータをモデルに導入することで、実際のようにばらつく柔軟指の運動を解析によって求めることができる。図4.4は力が加わった瞬間の応答に注目し0秒から1秒の部分抜き出したものである。どの関節でも0.4秒付近で実験結果とずれていることが分かる。この原因として、確率密度関数の計算に使用したモデル式(3.3c)の導出に用いたパラメータ同定における仮定の影響が考えられる。仮定1より柔軟指の運動が準静的として関節及び非線形項の影響を無視したが、力が加わった瞬間ではこの仮定は成立しない。実際の柔軟指の挙動には慣性の影響による遅れが生じ、モデルとの誤差が生じることが考えられる。また、パラメータ同定は30秒間のモデル変位が実験結果と近くなるように行った。これにより、変位の大部分を占めるクリープ挙動の再現するためのパラメータが同定され、過渡応答時のモデルの精度が不十分となった可能性も考えられる。そのため、短時間の柔軟指の角度の表現には課題がある。こうした短時間の領域を主に利用する場合は、そこ区間のみ限定した変位を用いてパラメータ同定を施すことで改善する可能性がある。

## 4.3 確率変数の感度解析

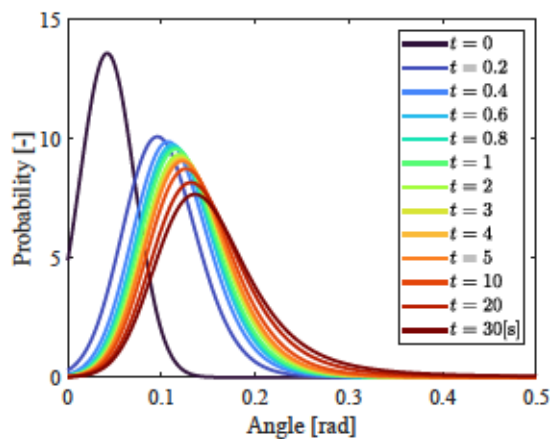
粘弾性パラメータを確率変数として表現することにより、それぞれのパラメータが柔軟指の運動にどの程度影響を及ぼしているか解析することができる。これにより、柔軟指のばらつきに大きく寄与するパラメータを特定しそれを改善する設計指針に繋がるほか、例



(a) 関節 1 の変位の時間変化.



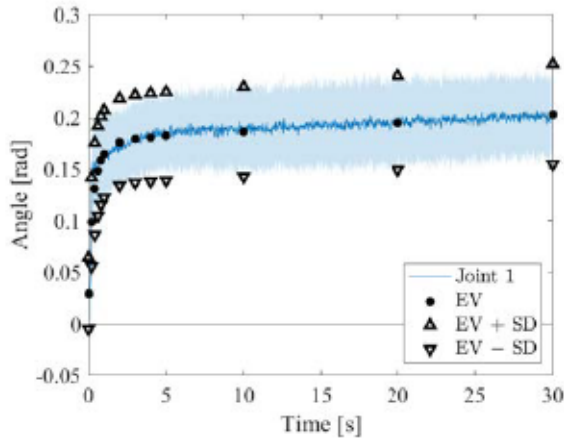
(b) 関節 2 の変位の時間変化.



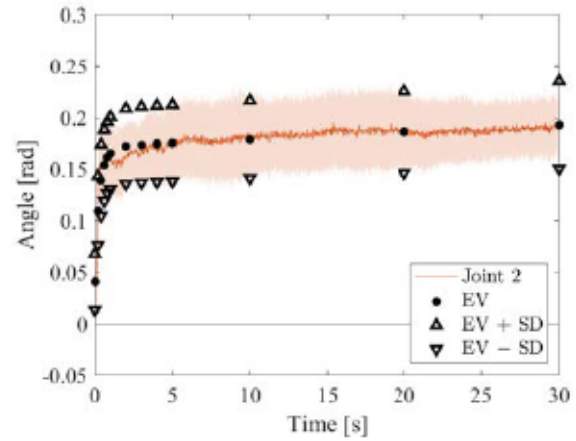
(c) 関節 3 の変位の時間変化.

図 4.2: 各関節の各時刻における変位の確率密度分布の変化.

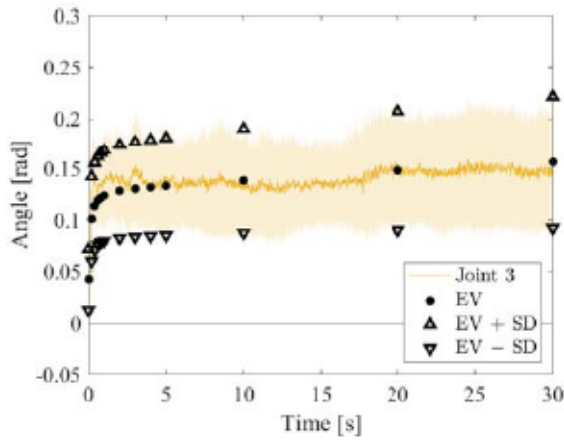
えば制御においてどのパラメータの影響を重視すべきかの指針を考えることができるようになると言える。柔軟指を用いた把持を考えると、どのパラメータが把持の破綻を生じうるかを定量的に評価し、把持が破綻するリスクを回避するような戦略を行うことも考えられる。ここでは、確率モデルに対する Sobol' 指標を用いた感度解析を行い、パラメータの影響を定量的に評価する。Sobol' 法は分散に基づくグローバル感度解析手法の1つであり、個々のパラメータもしくはパラメータの組み合わせがシステム全体の分散にどの程度影響を及ぼすか計算する手法である [42]。一般にモデル関数  $f(x)$  が超立方体空間  $\Omega^k = \{x | 0 \leq x_i \leq 1; i = 1, \dots, k\}$  上で定義されているとする。このとき、モデル関数



(a) 関節1の時間変化と統計量.



(b) 関節2の時間変化と統計量.



(c) 関節3の時間変化と統計量.

図 4.3: 検定用データの関節変位の時間変化と確率密度分布から得られた期待値 (EV) と標準偏差 (SD) の比較.

は次のように展開できる：

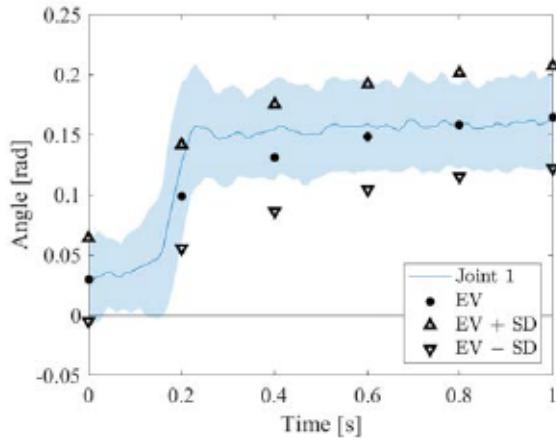
$$f(\mathbf{x}) = f_0 + \sum_{i=1}^k f_i(x_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq k} f_{i,j}(x_i, x_j) + \cdots + f_{1,2,\dots,k}(x_1, x_2, \dots, x_k). \quad (4.20)$$

$f(\mathbf{x})$  が  $\Omega^k$  上で積分可能であるとき上記の展開は一意に求まり、各項は次のように求まる：

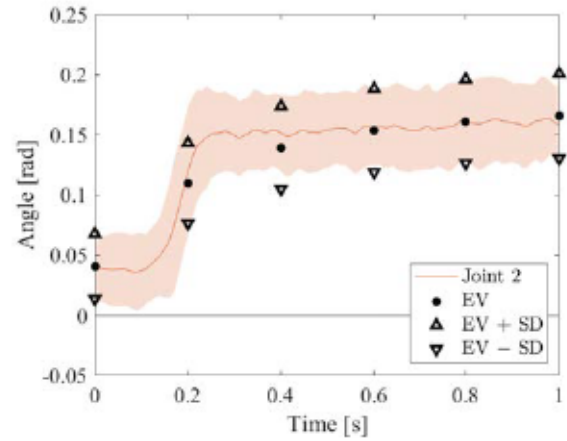
$$f_0 = \int_{\Omega^k} f(\mathbf{x}) d\mathbf{x}, \quad (4.21)$$

$$f_i(x_i) = \int_0^1 \cdots \int_0^1 f(\mathbf{x}) d\mathbf{x}_{\sim i} - f_0, \quad (4.22)$$

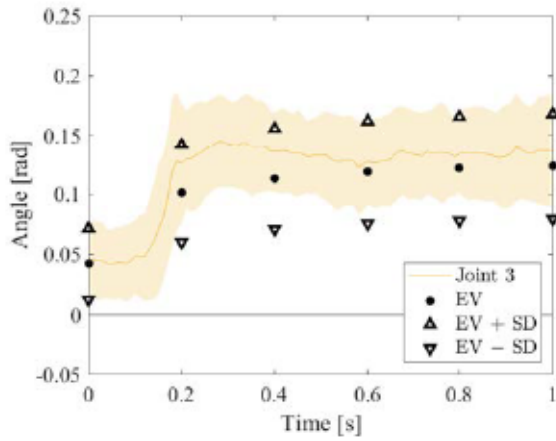
$$f_{i,j}(x_i, x_j) = \int_0^1 \cdots \int_0^1 f(\mathbf{x}) d\mathbf{x}_{\sim i,j} - f_i(x_i) - f_j(x_j) - f_0. \quad (4.23)$$



(a) 関節1の時間変化と統計量.



(b) 関節2の時間変化と統計量.



(c) 関節3の時間変化と統計量.

図 4.4: 実験結果と解析結果から得られた期待値 (EV) と標準偏差 (SD) の過渡応答域に注目した比較.

ここで、 $d\mathbf{x}_{\sim i}$  は  $x_i$  を除く全ての  $x$  に関する積分操作を意味する。ここでは2次の項までの導出を示しているが、高次の項も同様の手順で得られる。これらを用いて Sobol' の感度指標  $S_{i_1, \dots, i_s}$  が総分散に対する部分分散として次のように定義される：

$$D = \int_{\Omega^k} f^2(\mathbf{x}) d\mathbf{x} - f_0^2, \quad (4.24)$$

$$D_{i_1, \dots, i_s} = \int_0^1 \cdots \int_0^1 f_{i_1, \dots, i_s}^2(x_{i_1}, \dots, x_{i_s}) dx_{i_1} \cdots dx_{i_s}, \quad (4.25)$$

$$S_{i_1, \dots, i_s} = \frac{D_{i_1, \dots, i_s}}{D} \quad (1 \leq i_1 < \cdots < i_s \leq k). \quad (4.26)$$

Sobol' 指標  $S_i$  は  $f(x)$  の分散に対する  $x_i$  の影響を表しており、主効果と呼ばれる。  $S_{i,j}$  は  $x_i$  と  $x_j$  の相互効果と呼ばれ、以降の高次の項の同様である。これら指標を全て合計すると1になる。

本研究では、モデル関数として式 (3.3c) に示すステップ入力に対する近似式を用い、確率変数で表現される各粘弾性パラメータと初期値がどの程度柔軟指の運動のばらつきに影響を及ぼしているか定量的に示す。モデル関数は超立方体空間で定義されるが、確率変数  $k_{v,i}, c_{v,i}, c_{p,i}, q_{0,i}$  はこの空間上に存在しない。パラメータが確率変数であることを生かし、逆関数法を用いて  $\Omega^k$  上に写像する。確率変数  $z$  の累積分布関数  $F_Z(z) = \int_{-\infty}^z f_Z(x) dx$  に対し、  $u_z = F_Z(z), 0 \leq u_z \leq 1$  が成り立つ。すなわち、  $y = f(F^{-1}(u)) = g(u)$  によってもととのモデル関数  $f(x)$  を超立方体空間  $\Omega^k$  上で定義される新たなモデル関数  $g(u)$  が導出される。関節変位の初期値が従う正規分布及び粘弾性パラメータが従う対数正規分布の累積分布関数はそれぞれ以下のように表される：

$$F_{\text{normal dist.}} = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \operatorname{erf} \left( \frac{x - \mu}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right\},$$

$$F_{\text{log-normal dist.}} = \frac{1}{2} \operatorname{erfc} \left( -\frac{\ln x - \mu}{\sqrt{2}\sigma} \right) = \frac{1}{2} \left\{ 1 - \operatorname{erf} \left( -\frac{\ln x - \mu}{\sqrt{2}\sigma} \right) \right\},$$

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x \exp(-t^2) dt,$$

$$\operatorname{erfc}(x) = 1 - \operatorname{erf}(x).$$

ここで各式の  $\mu, \sigma$  はそれぞれの分布の形状を決定するパラメータであり、同じ変数を意味するものではない。また、  $\operatorname{erf}(x), \operatorname{erfc}(x)$  はそれぞれ誤差関数、相補誤差関数と呼ばれるシグモイド形状の特殊関数である。これを用いることで、それぞれの分布に対応した  $0 \leq u_i \leq 1$  の範囲をとる新たな変数に対して、  $x = F^{-1}(u)$  は次のようになる：

Log-normal distribution:

$$x_i = \exp \left( -\sqrt{2}\sigma \operatorname{erfc}^{-1}(2u_i) + \mu \right) \quad (x_i = k_v, c_v, c_p),$$

Normal distribution:

$$x_4 = \sqrt{2}\sigma \operatorname{erf}^{-1}(2u_4 - 1) + \mu, \quad (x_4 = q_0).$$

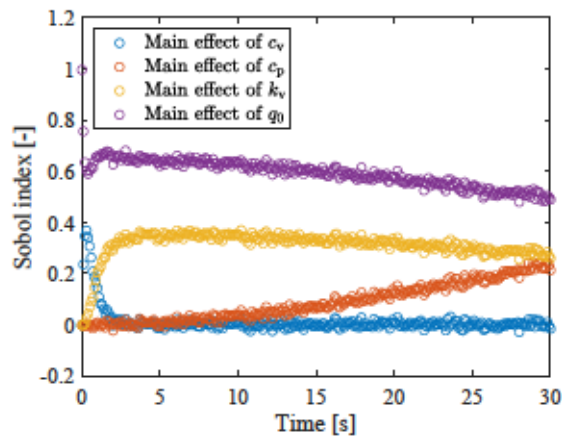
上式をモデル関数 (3.3a) に代入することで、超立方体空間  $\Omega^k$  上に定義される  $u$  を変数と

する新たなモデル関数が次のように得られる：

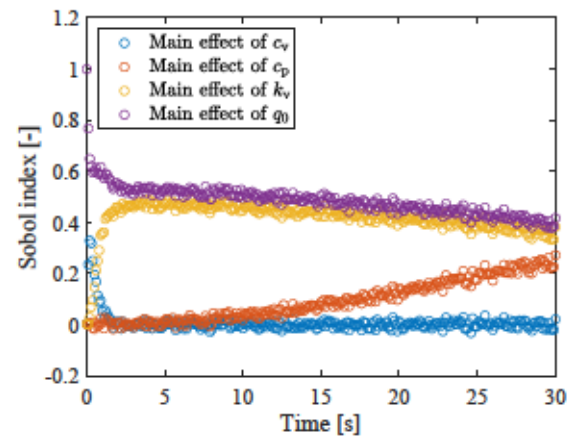
$$\begin{aligned}
 g(\mathbf{u}) = & K \exp\left(\sqrt{2}\sigma_{k_v} \operatorname{erfc}^{-1}(2u_3) - \mu_{k_v}\right) \\
 & \left[1 - \exp\left\{-\exp\left(-\sqrt{2}\left(\sigma_{k_v} \operatorname{erfc}^{-1}(2u_3) - \sigma_{c_v} \operatorname{erfc}^{-1}(2u_1)\right) + \mu_{k_v} - \mu_{c_v}\right)t\right\}\right. \\
 & \left. + \exp\left(\sqrt{2}\sigma_{c_p} \operatorname{erfc}^{-1}(2u_2) - \mu_{c_p}\right)t\right] \\
 & + \sqrt{2}\sigma_{q_0} \operatorname{erf}^{-1}(2u_4 - 1) + \mu_{q_0}.
 \end{aligned} \tag{4.27}$$

また、本研究では主効果である1次のSobol'指標  $S_i$  に注目する。実際、これらの主効果指標の和がほぼ1となり、各関節の運動のばらつきに関してそれぞれの粘弾性パラメータ及び初期値の影響は独立していると考えることができる。なお、式(4.22)が解析的に得られないため、式(4.25)はモンテカルロ積分を用いて数値的に解くこととする[43]。図4.5に粘弾性パラメータ、関節変位の初期値の影響度合いを示す1次のSobol'指標をステップ入力を加えてからの時間毎に示す。どの関節でも確率パラメータの影響度合いは同様の変化をしており、 $t=0$ では紫色で示す初期値のみが影響を及ぼし、時間がたつごとにオレンジ色で示されている直列粘性  $c_p$  の影響が大きくなっていることがわかる。並列側の粘性要素  $c_p$  及び弾性要素  $k_v$  は急激な変位が生じる過渡応答の領域で影響度合いが増加し、特に粘性は速度が大きくなる過渡応答の初期に大きな影響を及ぼし、弾性は変形量が落ち着いてきた  $t=3$  ごろにピークを迎えている。また、ここから粘性は過渡応答の瞬間のみに作用し、弾性も時間が経つにつれて支配的ではなくなることが分かる。

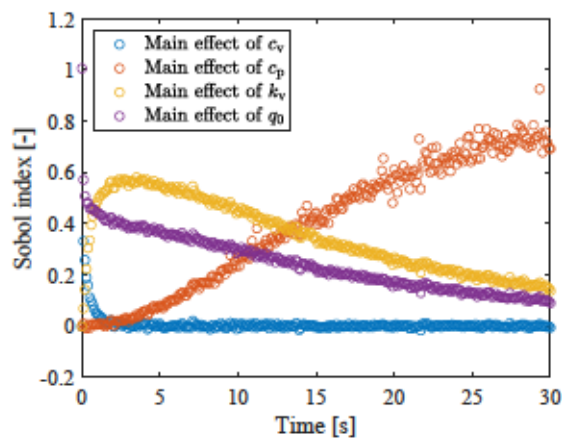
その中で各関節ごとの違いを考えると、各感度指標の変化の度合いが異なることがわかる。関節1と関節2では、並列粘性  $c_v$  と直列粘性  $c_p$  の影響度合いはほぼ等しいが、関節1に比べ2では初期値の影響度合いが下がりその分並列弾性  $k_v$  の影響が大きくなっている。図3.7の並列弾性分布の近似曲線を見ると、関節2のほうが高さが低く横に広がっていることが分かる。これは関節2の弾性値のばらつきが関節1に比べ大きいということであり、この影響が柔軟指の関節変位のばらつきへの影響として表れていると考えられる。また関節3では時間がたつにつれて直列粘性の影響度合いが大きくなっている。図3.9の直列粘性分布も横に広い分布となっており、分散に大きな影響を及ぼしていると考えられる。関節3では並列弾性要素の分布も縦に低く横に広い分布になっているが、基のモデル関数(3.3c)から時刻  $t$  が大きくなるに連れて  $k_v$  に関する第1項は一定値に収束し、 $c_p$  が



(a) 関節1の感度指標.



(b) 関節2の感度指標.



(c) 関節3の感度指標.

図 4.5: 粘弾性パラメータ及び初期値が運動のばらつきに与える影響度合い.

関与する第2項は時間とともに大きくなるため、今回のように時間に関する影響を考えると、並列弾性要素の不確かさはシステム全体の不確かさに大きく影響しないと考えられる。このことは、 $t=3$ あたりで並列弾性の影響度合いが最も大きくなっていることから確認でき、パラメータのばらつきが大きい場合、時間によってはその影響が大きく寄与すると言える。

加えて、図4.5のようにばらつくパラメータの影響を定量的に評価することは柔軟指の設計・制御においても重要な知見を得られる。例えば柔軟指を長期的に用いることを考えると、時間とともに増加する直列粘性  $c_p$  ばらつきの影響が効いてくる。すなわち  $c_p$  がほとんど変動しないような材料や設計を行うことができれば、柔軟指の運動のばらつきは抑

えられる。実際にどのような設計が有効であるかに関する知見はここでは得られないが、本研究で用いた柔軟指であれば、関節部の形状の変化と粘弾性パラメータ分布の変化との関係をモデル化することで、目的に応じて適切なばらつき度合いを実現する柔軟指の関節部を決定することができる。例えば、指先の発揮力のばらつきを抑えるためには並列弾性 $k_v$ と力の緩和に関わる直列粘性 $c_p$ の設計が重要であり、柔軟指の応答速度を一定にする場合には並列粘性 $c_v$ を重視すべきであるといえる。また柔軟指の制御を考えると、時間毎にどの粘弾性パラメータの影響が主として表れるかということが分かるため、制御側でどの要素のばらつきを補償するのが適切かといった制御則の設計を考えることができる。長時間の制御では直列粘性 $c_p$ によるばらつきを主として補償すべきであり、短時間の制御では並列弾性 $k_v$ や並列粘性 $c_v$ による変形を考慮するかまたは機構的に初期値 $q_0$ のぶれが少ないようなシステムを構築するなど、制御を実現する上で重要な要素が多く考えられる。加えて、直列粘性 $c_p$ は変位一定の場合には力を緩和させる効果を有するため、柔軟指のなじみ動作と合わせて接触力を最適化するような活用が考えられ、最適化の指標に感度解析の指標を用いることも可能ではないかと言える。

#### 4.4 本章のまとめ

本章では、柔軟指の粘弾性要素を確率パラメータで表現したモデルがばらつきを含めた実験による挙動を十分に表現できることを示した。前章のパラメータ推定実験と同様にステップ入力に対する解析モデル(3.3c)を対象に、確率変数変換によって角度の時間発展の確率分布が計算できることを示し、図4.2から分かるように各時刻毎の角度変位の分布の期待値と標準偏差が実験結果と近い応答を示すことが確認された。一方で、解析による結果では過渡応答の初期段階である0~1秒の間では実験と異なる応答が得られた。この短時間での制御が必要な場面では、事前にこの区間の変形のみ注目したパラメータ同定を行うことで、精度が向上すると考えられる。

また、モデルの各パラメータ個別の影響を調べるため、分散に基づくグローバル感度解析手法であるSobol'指標を用いた解析を行った。図4.5に示すようにどの関節でもパラメータの影響は定性的には同じ傾向を示した一方で、どのパラメータの影響が柔軟指のばらつきに影響を及ぼしているかに関しては関節ごとに異なる傾向が得られた。特に個別の

パラメータの分散が大きい場合に全体への分散が大きいことが確認されたほか、パラメータによっては分散が大きい場合でも関節変位の時間応答への影響は限定的であることも示唆された。パラメータの感度解析は設計においても重要な役割を果たすことができ、柔軟指の運動のばらつきを小さくしたい場合には、その目的も考慮した上でどのパラメータが運動のばらつきに寄与するかを定量的に評価し柔軟指の設計や構造の最適化を考えることも可能であると言える。また、将来的に制御則を考える上でも、各パラメータの影響度合いを考慮して制御側で補正を行うといった利用も考えられる。これは確率的なばらつきを外乱として考える一般的な確率モデルでは考慮が難しい点であり、パラメータを確率変数として表現する本研究の利点である。

## 第5章

# パラメータの不確かさを考慮した状態推定手法

---

本章では、柔軟指の状態を実時間で推定可能な手法の構築を行う。柔軟指で器用な運動を実現するにはできるだけ高頻度で状態を取得する必要があり、追加のセンサを用いることが難しい柔軟指で状態を取得するためである。確率パラメータの特性を生かした状態推定器が作成可能であることを示す。また、提案モデル特有の問題である系の数学的な硬さにも対処する。

---

### 5.1 状態空間モデルの導出

本研究では実時間状態推定の実装のため、計算コストの観点からカルマンフィルタをベースとした状態推定手法を構築する。カルマンフィルタは離散時間線形システムの状態推定に開発された状態推定器であり、非線形システムに適用した拡張カルマンフィルタを始め様々な派生が存在する。こうしたフィルタへの適用を目指し、本研究で構築したモデルを状態空間表現に書き換える。モデルを再度示すと、式(2.2)と式(2.8c)の組み合わせで次のように表される：

$$\begin{cases} M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) + \tau_{pa} = P(q)u \\ A\dot{q} + Bq = C\tau_{pa} + D \int \tau_{pa} dt \end{cases} \quad (5.1)$$

式(5.1)の第2式に積分が含まれており、状態空間表現を考えるうえで積分系のままでは困難である。そのため、第2式を時間で微分することで、状態量  $x = [q \ \dot{q} \ \tau_{pa}]^T$  として式

(5.1) を状態空間モデルで以下のように記述する：

$$\dot{x} = \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} q \\ \dot{q} \\ \tau_{pa} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 \\ 0 & M(q) & 0 \\ B & A & -C \end{bmatrix}^{-1} \left( \begin{bmatrix} \dot{q} \\ -h(q, \dot{q}) - \tau_{pa} \\ D\tau_{pa} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ P(q) \\ 0 \end{bmatrix} u \right). \quad (5.2)$$

また、状態推定を行うには、状態量によって変化する観測値が必要となる。本研究では、追加のセンサを用いることなく状態推定を実現することを目標に、システムの駆動系に注目し柔軟指の駆動に用いる駆動ケーブルの引張量およびその速度をシステムの出力として観測する。実際にはケーブルを駆動させる DC モータの回転量および回転速度をエンコーダから取得し、その値から出力を算出する。使用する柔軟指の形状やケーブルの配置によって、例えば式 (2.5) のように観測方程式は表される。以降ではまず、一般的な状態空間モデルを用いて議論を進める。システムを状態方程式および観測方程式を用いて次のように表す：

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x, u, p) \\ y = g(x) \end{cases}. \quad (5.3)$$

ここで  $p$  は不確かさを含むパラメータで、本研究においては確率変数とした粘弾性パラメータである。なお、状態空間モデル (5.3) は非線形であり、線形理論において状態推定可能となる可検出性の概念を導出できないが、第6章で示すシミュレーションの範囲では実験的に状態推定可能であると考えている。

## 5.2 雑音の設計

カルマンフィルタにより状態推定を行う場合、外乱や計測誤差などによるシステムの不確かさを考慮し、モデルと観測値のどちらを重視して状態量の更新を行うかが決まる。例

えば、線形時不変離散システムの場合を以下に示す：

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \boldsymbol{\omega} \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \nu \end{cases},$$

$$\boldsymbol{\omega} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q}),$$

$$\nu \sim \mathcal{N}(0, R).$$

状態量や観測値への雑音を多変量正規分布  $\boldsymbol{\omega}$ ,  $\nu$  で表現する。ここで  $\mathbf{Q}$ ,  $R$  は雑音の共分散行列である。カルマンフィルタの設計にはこれら2つの共分散行列を適切に設定することが必要であるが、実際には試行錯誤的に決定されることが多い。しかし、適切な雑音の設計によりフィルタの性能が向上することが指摘されている。本研究では、Schneider と Georgakis が提案する手法を参考に、パラメータの不確かさをフィルタの設計に活用する手法を考える [44]。モデル (5.3) をパラメータの不確かさの観点から以下のように考えることができる：

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{p}) = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \hat{\mathbf{p}}) + \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{p}} \delta \mathbf{p}. \quad (5.4)$$

ここで右辺は非線形状態空間モデルを  $\mathbf{p} = \hat{\mathbf{p}}$  まわりのテイラー展開を1次の項まで表現したものであり、第2項がパラメータのばらつきによる状態量への雑音と見ることができる。本研究のようにパラメータをある確率変数で表現する場合、 $\hat{\mathbf{p}}$  を確率変数の期待値、 $\delta \mathbf{p}$  をばらつきの標準偏差と見なすことで、確率モデルの特徴を定量的にモデルに取り込むことができる。式 (5.4) の第2項からその分散を考えると、状態量に対する共分散行列  $\mathbf{Q}$  を推定の時間ステップ毎に設計することができる：

$$\mathbf{Q}_k = dt^2 \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{p}} \mathbf{C}_p \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{p}}^T, \quad (5.5)$$

$$\mathbf{C}_p = \text{diag}[\sigma^2]. \quad (5.6)$$

ここで、 $\mathbf{C}_p$  は各確率パラメータの分散を要素とする対角行列である。なお、式 (5.4) は連続時間システムであり、離散系で設計されるカルマンフィルタとのアナロジを考え、離散時間  $dt$  によってスケールを揃えている。

### 5.3 確率分布の変換

状態空間モデル (5.2) にはばらつきを持つパラメータが含まれているが、本研究と同様にパラメータのばらつきを考えた場合、常に正規分布になるとは限らず、この場合カルマンフィルタの仮定を満たさない。パラメータを表現する確率分布の性質によっては、変数変換により正規分布に従うパラメータで書き直すことができる。逆に、実験的に得られた分布を基に正規分布に変換可能な確率分布を選択することで、変数変換により正規分布を扱うことができるようになり、カルマンフィルタ等の理想的なモデルを対象とする手法を適用しやすくなる。本研究で用いた対数正規分布の場合、対数変換によって正規分布に従う確率変数を導入できる [45]。モデル (5.2) に含まれるパラメータをまとめて  $p$  と表し、対数変換によって  $p'$  に変換する、すなわち  $p' = \ln p$  とすると、

$$\dot{x} = f(x, u, p) = f(x, u, \exp p'), \quad (5.7)$$

とすることで正規分布に従う確率変数を有する状態空間モデルを構築することができる。実際には、対数正規分布に従うパラメータは式 (5.1) の  $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $D$  に含まれているため、

$$\begin{aligned} A &\leftarrow A' = \text{diag} [\exp (c'_{v,i} + c'_{p,i})], \\ B &\leftarrow B' = \text{diag} [\exp (k'_{v,i} + c'_{p,i})], \\ C &\leftarrow C' = \text{diag} [\exp c'_{v,i} + \exp c'_{p,i}], \\ D &\leftarrow D' = \text{diag} [\exp k'_{v,i}], \end{aligned}$$

なる変換を行う。ここで、 $l$  は正規分布に従う変換後のパラメータを表す。式 (5.5) と正規分布性の導出により、粘弾性パラメータの確率的表現を状態推定に生かすことができる。

### 5.4 連続離散型拡張カルマンフィルタ

本研究で使用する状態空間モデル (5.2) は数学的に stiff であり、数値計算を適切に行うためには離散時間刻み幅を短くする必要があった。実時間で状態推定を行うことを考えると短い時間刻み幅内で推定計算を回す必要があるが、状態空間モデルを安定して積分

できる時間刻み幅でその時間内に毎ステップの推定を実現させることは難しかった。そこで、硬い系の状態推定に有効な連続離散型拡張カルマンフィルタ (Continuous-Discrete Extended Kalman Filter, CD-EKF) を採用する [46]。CD-EKF では、フィルタの予測ステップで連続時間状態方程式を解き、サンプリングを行うことで離散時間領域で状態推定を行う手法である。次の時刻の状態を予測するために連続時間状態方程式を積分するが、ここで陰的積分を用い、硬い系の発散を防ぐ。陰的数値積分には反復計算が必要になるが、状態推定全体で考えた時に、離散時間刻み幅を大きくすることによる計算負荷の低減効果が大きく、本研究では CD-EKF を採用した。

CD-EKF による推定の手順を以下に示す。まず、予測ステップでは、連続時間状態空間モデルを積分し、事前予測状態量を求める。誤差共分散行列も同様に積分を行うことで事前共分散行列を求める。状態量と共分散行列の予測に陰積分を用いるのが CD-EKF の特徴である。それらをサンプリングし離散時間領域で表現する。更新ステップでは、通常の拡張カルマンフィルタと同様の手続きでカルマンゲインの導出、状態量の更新、誤差共分散行列の更新を行う。具体的な式展開を以下に示す：

予測ステップ：

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t), \hat{p}), \quad (5.8)$$

$$\dot{P}(t) = J_f(t) P(t) + P(t) J_f(t)^\top + Q_k, \quad (5.9)$$

$$J_f(t) = \frac{\partial f}{\partial x}(\hat{x}(t), u(t), \hat{p}),$$

更新ステップ：

$$S[k+1] = J_g[k+1] P[k+1] J_g[k+1]^\top + R, \quad (5.10)$$

$$K[k+1] = P[k+1] J_g[k+1]^\top S[k+1]^{-1}, \quad (5.11)$$

$$e[k+1] = y[k+1] - g(\hat{x}[k+1]), \quad (5.12)$$

$$\hat{x}[k+1] = \hat{x}[k+1] + K[k+1] e[k+1], \quad (5.13)$$

$$P[k+1] = (I - K[k+1] J_g[k+1]) P[k+1], \quad (5.14)$$

$$J_g[k+1] = \frac{\partial g}{\partial x}(\hat{x}[k+1]).$$

ここで、 $\hat{x}$  は推定状態量である。式 (5.8)、式 (5.9) の積分の計算には、Mazzoni が提案す

る Taylor-Heun 法を用いた計算を行い、計算コストの削減を行った [47]. この方法では、次のステップの予測状態量および状態誤差共分散行列は次のように求められる：

$$\hat{\boldsymbol{x}}[k+1] = \hat{\boldsymbol{x}}[k] + dt \left( \boldsymbol{I} - \frac{dt}{2} \boldsymbol{J}_f[k] \right)^{-1} \boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{x}}[k], \boldsymbol{u}[k], \hat{\boldsymbol{p}}), \quad (5.15)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{P}[k+1] = \boldsymbol{P}[k] + dt \boldsymbol{M} \left[ k + \frac{1}{2} \right] & \left( \boldsymbol{J}_f \left[ k + \frac{1}{2} \right] \boldsymbol{P}[k] \right. \\ & \left. + \boldsymbol{P}[k] \boldsymbol{J}_f \left[ k + \frac{1}{2} \right]^T + \boldsymbol{Q}[k] \right) \boldsymbol{M} \left[ k + \frac{1}{2} \right]^T, \end{aligned} \quad (5.16)$$

$$\hat{\boldsymbol{x}} \left[ k + \frac{1}{2} \right] = \frac{1}{2} \left( \hat{\boldsymbol{x}}[k] + \hat{\boldsymbol{x}}[k+1] - \frac{dt^2}{4} \boldsymbol{J}_f[k] \boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{x}}[k], \boldsymbol{u}[k], \hat{\boldsymbol{p}}) \right).$$

$$\boldsymbol{M} \left[ k + \frac{1}{2} \right] = \left( \boldsymbol{I} - \frac{dt}{2} \boldsymbol{J}_f \left[ k + \frac{1}{2} \right] \right)^{-1}.$$

ここで、 $k + \frac{1}{2}$  は  $k$  ステップ目と  $k + 1$  ステップ目の中間点にあたる時刻であり、中間点を考慮することで精度を維持している。

## 5.5 本章のまとめ

本章では、ダイナミクスを支配するパラメータがある確率変数に従って変動するシステムの状態を、確率パラメータの情報を生かして推定する手法を構築した。器用な運動を柔軟指で実現するためには、実時間推定が重要である。このため比較的計算負荷の小さなカルマンフィルタをベースにすることとした。モデルをパラメータに関して展開することで、式 (5.4) のようにパラメータの変動成分を雑音として考えることができ、パラメータのばらつきが状態量に及ぼす影響を適切に考慮した状態共分散行列  $\boldsymbol{Q}_k$  を式 (5.5) のように設計することができる。また、カルマンフィルタの場合、システムに加わる雑音は理想的なガウス雑音と仮定されるが、本研究のようにパラメータのばらつきを考慮した場合常にこの過程を満たすとは限らない。しかし、パラメータが従う確率過程によっては適切な変換により正規分布に確率変数変換することが可能であり、本研究ではこの特徴を利用する。第3章で示したようにパラメータが対数正規分布に従う場合には、対数変換により正規分布が導出される。また、このことはモデル化の段階で確率変数変換を利用することを考慮したうえでパラメータの分布を選択することでも回避できる。また、本研究のモデル特有の問題として、関節の粘弾性要素に3要素モデルを採用したことでシステムが数学的

に硬くなり、適切な数値計算のためには離散時間刻みを小さくする必要があった。これは状態推定の実時間計算の面で都合が悪く、本研究では硬い系に対して有効な連続離散型拡張カルマンフィルタ (CD-EKF) を採用した。

次章では、パラメータが変動する系において本研究で提案する状態推定手法が一般的な手法に比べ優れていることをシミュレーションを用いて示す。

## 第6章

# 柔軟指の状態推定シミュレーション

---

本章では、シミュレーションを用いて提案状態推定手法の効果を検証する。目的は、一般的な状態推定手法に対し提案手法の有用性を示すことである。モデルの粘弾性パラメータが変動する仮定の下で、ランダムに決められたパラメータセットに対し状態推定を行う。また、複数の入力パターンに対して同様に検証を行う。

---

### 6.1 対象とする柔軟指のパラメータ設定

式(5.5)による状態に応じた共分散行列の計算の有用性を、シミュレーションを用いて考察する。2つのリンク部に3本の駆動ケーブルを有するタイプ2の柔軟指を対象にシミュレーションを作成した。図6.1(a)に寸法を含めた柔軟指の概略図、(b)に関節に粘弾性3要素を有する集中定数系で近似したモデルを示す。このとき観測値  $\mathbf{y}$  として利用する駆動

表 6.1: 対数正規分布の形状パラメータ.

|          | $k_v$   |         | $c_v$   |         | $c_p$   |         |
|----------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
|          | Joint 1 | Joint 2 | Joint 1 | Joint 2 | Joint 1 | Joint 2 |
| $\mu$    | -2.81   | -2.62   | -4.20   | -4.27   | 2.13    | 2.72    |
| $\sigma$ | 0.0918  | 0.115   | 0.648   | 0.492   | 0.706   | 0.912   |

ケーブルの引張量およびその速度は  $r = l_{\text{joint}}/2$  としして次のようになる：

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} l_{\text{cable}} \\ \dot{l}_{\text{cable}} \end{bmatrix}, \quad (6.1)$$

$$l_{\text{cable},1} = l_{\text{joint}} - 2\sqrt{d_1^2 + \left(\frac{l_{\text{joint}}}{2}\right)^2 \cos\left(a_1 + \frac{q_1}{2}\right)},$$

$$l_{\text{cable},2} = 2l_{\text{joint}} - 2\sqrt{d_2^2 + \left(\frac{l_{\text{joint}}}{2}\right)^2 \sum_{i=1}^2 \cos\left(a_2 + \frac{q_i}{2}\right)},$$

$$l_{\text{cable},3} = 2l_{\text{joint}} - 2\sqrt{d_3^2 + \left(\frac{l_{\text{joint}}}{2}\right)^2 \sum_{i=1}^2 \cos\left(a_3 - \frac{q_i}{2}\right)},$$

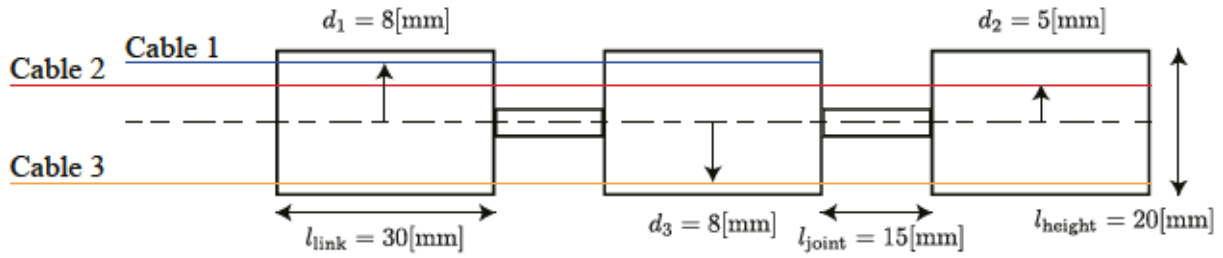
$$\dot{l}_{\text{cable},1} = \sqrt{d_1^2 + \left(\frac{l_{\text{joint}}}{2}\right)^2} \sin\left(a_1 + \frac{q_1}{2}\right),$$

$$\dot{l}_{\text{cable},2} = \sqrt{d_2^2 + \left(\frac{l_{\text{joint}}}{2}\right)^2} \sum_{i=1}^2 \sin\left(a_2 + \frac{q_i}{2}\right),$$

$$\dot{l}_{\text{cable},3} = -\sqrt{d_3^2 + \left(\frac{l_{\text{joint}}}{2}\right)^2} \sum_{i=1}^2 \sin\left(a_3 - \frac{q_i}{2}\right).$$

また、粘弾性パラメータの分布は、実際に作成したタイプ2の柔軟指を50回駆動させた結果を基に第3章と同様に確率変数として導出した。粘弾性要素は対数正規分布で近似を行った。50回の試行で得られたパラメータの分布と対数正規分布によるフィッティングの結果を図6.2に、対数正規分布の形状パラメータを表6.1にそれぞれ示す。

(a) Simulation model (type 2)



(b) Lumped parameterized approximation

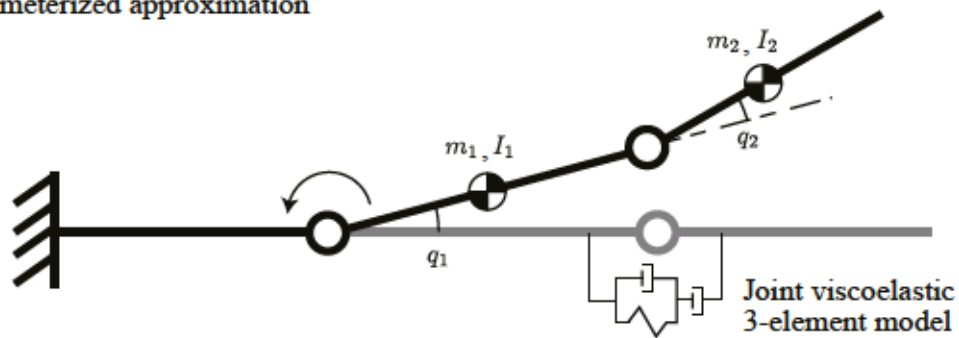


図 6.1: (a) シミュレーションに用いる柔軟指の概要と寸法図, (b) 柔軟指を集中定数系近似したモデル.

## 6.2 比較条件の設定

行ったシミュレーションの条件を示す. 状態推定器として CD-EKF を用い, 状態共分散行列の違いによる性能比較を行うため, 提案手法として式 (5.5) を用いてステップごとに状態共分散行列を使用する方法と, 常に一定の状態共分散行列を使用する推定方法の比較を行う. まず, 実機側のモデルは式 (5.2) に示される状態空間モデルであり, 観測値に以下に示す観測共分散行列  $R$  を用いてガウス雑音  $\mathcal{N}(0, R)$  を加える. また, 状態量に対する雑音として, モデルの粘弾性パラメータを試行毎にランダムに設定する. 特に実際に起こりやすい領域でのパラメータ変動を与えるため, パラメータを変数変換した正規分布で考えた際の標準偏差の範囲に限定し,  $(\mu - \sigma) \sim (\mu + \sigma)$  の範囲を考える. すなわち, パラメータ値としては  $\exp(\mu - \sigma) \sim \exp(\mu + \sigma)$  の範囲で一様乱数で生成する. 一方で, 推定器側では対数変換を行った式 (5.7) を用い, 常に対数正規分布の中央値にあたるパラメータ値を使用する. すなわち, 対数変換により変換されたパラメータの分布は正規分布であるため, 表 6.1 の  $\mu$  の値を常に使用する. 提案手法の  $C_p$  の成分は, 表 6.1 の  $\sigma$  の

2乗を対角成分とする．比較する一定の状態共分散行列及びその他の推定に関わるノイズの設定を以下に示す：

$$Q = \begin{cases} \text{diag}[0.01^2] & \text{Comparison 1} \\ \text{diag}[0.001^2] & \text{Comparison 2} \\ \text{diag}[0.0001^2] & \text{Comparison 3} \end{cases},$$

$$R = \text{diag}[0.001^2] \in \mathbb{R}^{6 \times 6},$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} \text{diag}[0.01^2] & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \text{diag}[0.0001^2] \end{bmatrix} \begin{matrix} \} \in \mathbb{R}^{4 \times 6} \\ \} \in \mathbb{R}^{2 \times 6} \end{matrix}.$$

これら4種類の状態推定器を用いて，上記のようにランダムに粘弾性を設定したシミュレーションを100回行った．また，真値(実機側のモデルの解)と推定値との差を時間方向に考えたRMSEを用いて評価を行う．

### 6.3 シミュレーション結果

関節1に関する提案手法100回分の推定精度に関して，最もよかった場合と最も悪かった場合のパラメータに対する，各推定手法の角度推定結果をそれぞれ図6.3，図6.4に示す．また，図6.5は100回の試行でばらついたパラメータと，最大・最小推定誤差を取った時のパラメータの値である．提案手法の推定誤差が最小となった時の各推定手法のRMSEは，提案手法で， $2.1 \times 10^{-3}$ [rad]，比較条件1，2，3でそれぞれ $2.9 \times 10^{-3}$ ， $4.0 \times 10^{-3}$ ， $1.2 \times 10^{-2}$ [rad]となり，提案手法による推定が最も良い結果となった．定性的にも，出力に加えた雑音の影響で完全に収束してはいないものの，実機側のモデルに追従した推定を行っていることが分かる．また，状態共分散行列を小さく設定した比較条件3では，図6.3(d)のように収束に時間がかかっている様子が見られる．一方で，図6.4に示す提案手法の関節1の推定誤差が最大となった時の各推定手法のRMSEは，提案手法で， $9.4 \times 10^{-3}$ [rad]，比較条件1，2，3でそれぞれ $5.9 \times 10^{-3}$ ， $1.2 \times 10^{-2}$ ， $2.3 \times 10^{-2}$ [rad]で，比較条件2が最も良い精度を発揮した．提案手法の推定誤差と粘弾性パラメータの値との関係性について考える．図6.5より，どの関節・パラメータの場合も推定誤差が最少となった時のパラメータは推定器側の設定値  $\exp(\mu)$  に近い値を取っている．これ自体は当然と考えられるが，一方で

表 6.2: 100 回の試行で得られた RMSE の平均値.

|         | Proposed             | Comparison1          | Comparison2          | Comparison3          |
|---------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| Joint 1 | $3.6 \times 10^{-3}$ | $4.4 \times 10^{-3}$ | $4.8 \times 10^{-3}$ | $8.2 \times 10^{-3}$ |
| Joint 2 | $5.0 \times 10^{-3}$ | $5.7 \times 10^{-3}$ | $5.2 \times 10^{-3}$ | $7.3 \times 10^{-3}$ |

図 6.5(b) では推定誤差が最大となった場合でも並列弾性  $k_v$  は設定値に近い値であり、このことから並列弾性は状態推定の精度に大きな影響を及ぼさないと考えられる。さらに、図 6.5(c), (d) を見ると、どちらの関節でも推定誤差最大の時並列粘性  $c_p$  がパラメータ変動の下限近い小さな値を取っている。このとき実機側の柔軟指の運動の過渡応答時における抵抗が少なく変位の速度が速くなり、その誤差を推定器側が補償しようとした結果更新量が大きくなり推定値のオーバーシュートが生じる原因になったと考えられる。しかし、この場合でも比較条件 2, 3 に比べ良い精度を維持できていることから、提案手法は比較的安定した状態推定を実現できると言える。また、今回の 100 回の試行の RMSE の平均値を表 6.2 に示す。RMSE の平均値で考えると、提案手法が他の比較条件と比べ最も良い精度で推定できていることが分かる。これは、パラメータの変動に対して提案手法が安定して高い精度で状態推定可能であることを示している。

## 6.4 異なる入力波形に対する状態推定

ここまでの検証はパラメータ同定を行った時と同様の条件に対してシミュレーションを行ったものであり、ケーブル 2 のみに張力を発生させたときの状態推定に対して議論を進めてきた。しかし柔軟指を実際に使用する際には常に定常入力のみが印加されとは限らない。そこで以下では入力が時間によって変化する基本的な波形としてランプ入力及びサイン波状の入力を与えた際の各推定手法による状態推定を比較する。

表 6.3: ランプ入力を印加した時の 100 回の試行で得られた RMSE の平均値.

|         | Proposed             | Comparison1          | Comparison2          | Comparison3           |
|---------|----------------------|----------------------|----------------------|-----------------------|
| Joint 1 | $3.8 \times 10^{-3}$ | $4.4 \times 10^{-3}$ | $3.4 \times 10^{-3}$ | $12.4 \times 10^{-3}$ |
| Joint 2 | $4.8 \times 10^{-3}$ | $5.5 \times 10^{-3}$ | $4.6 \times 10^{-3}$ | $11.7 \times 10^{-3}$ |

#### 6.4.1 ランプ入力の場合の比較

まず入力として図 6.10 のようにランプ波形を与えたシミュレーションを行った。各ケーブルの張力は 5 秒まで時間に比例して増加し、その後は時間に比例して減少する。これまでのシミュレーションと同様に柔軟指の粘弾性パラメータを試行毎にランダムに設定し、100 回のシミュレーションを行った。

図 6.8 は 100 回の内ある施行における柔軟指の角度変位と各状態推定手法の推定値を示している。入力の増減に合わせて柔軟指の角度が変化している。100 回の試行それぞれで得られた推定誤差の RMSE の分布を図 6.9 に示す。また RMSE の平均値を表 6.3 に示す。この入力に対しては比較条件 3 の状態共分散行列を用いた場合に最も推定誤差が小さくなる結果となった。提案手法を用いた場合の推定誤差は比較条件 3 とほぼ同等の水準で推定が可能であることもわかる。入力の形状および大きさが異なるため直接比較することはできないが、入力を一定値で与えるシミュレーションの結果 (表 6.2) と比べると、提案手法および比較条件 1, 2 では推定誤差が小さくなっている。これは入力がランプ形状となったために柔軟指の運動が遅くなり状態推定とのずれが小さくなったことが原因であると考えられる。一方で比較条件 3 では推定誤差が増加している。図 6.3(d) や図 6.4(d) を見ると比較条件 3 では推定値が収束までに時間がかかっていることが分かる。そのため、ランプ入力のシミュレーションでは推定値が収束する前に入力の変化が切り替わり、図 6.8(d) の関節 1 の推定で顕著に表れているように常に遅れた推定になってしまったことが原因と考えられる。

表 6.4: サイン波入力を印加した時の 100 回の試行で得られた RMSE の平均値.

|         | Proposed             | Comparison1          | Comparison2          | Comparison3           |
|---------|----------------------|----------------------|----------------------|-----------------------|
| Joint 1 | $5.7 \times 10^{-3}$ | $4.5 \times 10^{-3}$ | $6.2 \times 10^{-3}$ | $18.4 \times 10^{-3}$ |
| Joint 2 | $5.2 \times 10^{-3}$ | $5.6 \times 10^{-3}$ | $4.8 \times 10^{-3}$ | $8.4 \times 10^{-3}$  |

### 6.4.2 サイン波状の入力の場合の比較

続いて入力として図に示すサイン関数の変動をする入力を与えたシミュレーションを行った。各ケーブルの入力の中央値はそれぞれ 1, 5, 3 N で、振幅は 2, 4, 2 N とした。この入力の場合でも同様に粘弾性パラメータをランダムに設定し 100 回のシミュレーションを行った。図 6.11 はある 1 試行における柔軟指の角度変位と推定結果である。

推定手法毎の角度誤差の RMSE の分布を図 6.12 に示す。またその平均値を表 6.4 に示す。この入力では、関節 1 では比較条件 1 が最も推定精度が良く、関節 2 では比較条件 2 が最も良い結果となった。提案手法はどちらも 2 番目に良い結果となり、安定した推定が可能であると言える。

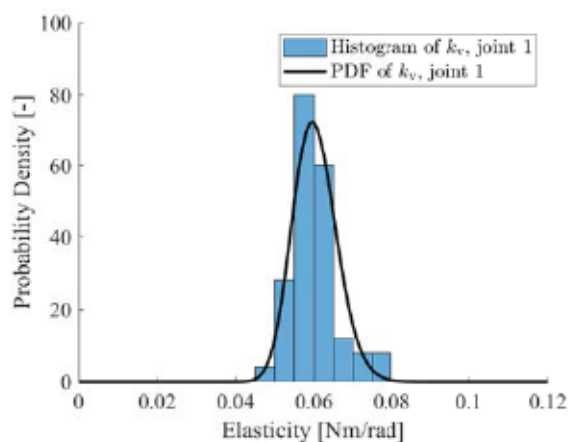
## 6.5 本章のまとめ

本章では、前章で構築した連続離散型拡張カルマンフィルタ (CD-EKF) の性能をシミュレーションによって検証した。本研究では、システムのパラメータにばらつきを仮定しその過程を基にシステムの状態に応じて状態共分散行列  $Q$  を設計する手法を提案しているため、このように設計した場合と一般的に用いられる固定値の状態共分散行列を使用した場合の状態推定について性能を評価することを目的とした。シミュレーションには本研究で作成する動力学モデルを使用し、関節要素である粘弾性 3 要素のそれぞれのパラメータが確率変数で表現されていることを利用し、その分布を基にパラメータが取りやすい値をランダムに与えたシステムを用いた。システムの外乱として、状態のばらつきはパラメータのばらつきのみを仮定し、システムの出力に観測誤差共分散行列  $R$  に従う雑音を加えた。入力として、パラメータ同定にも使用した一定値の張力を与えた場合、張力が時間に

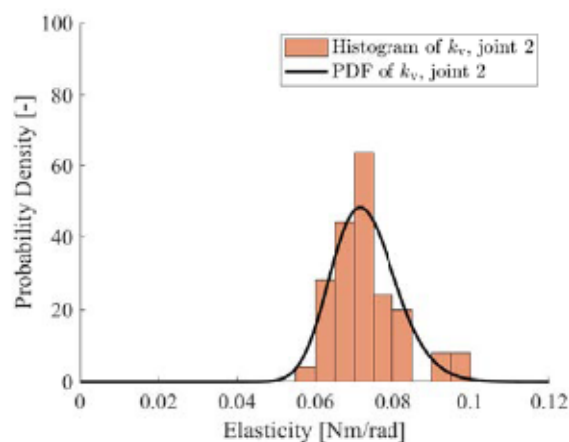
比例して変化するランプ入力を与えた場合、そして張力がサイン波形で変化する入力を与えた場合のそれぞれで状態共分散行列の設計による推定の違いを検証した。それぞれの入力の場合にパラメータをランダムに設定しつつ100回のシミュレーションを行い、真値としたシミュレーションの角度変位と各手法の推定角度との誤差のRMSEを評価指標とした。

実験の結果、提案手法は常に1番目もしくは2番目に良い精度を有することが分かった。状態共分散行列を固定値で与えた場合、入力によっては精度が前後することがあり、これはたとえシミュレーションであっても適切な状態共分散行列を求めることは難しく試行錯誤的な探索が必要であることを示している。それに対して提案手法では常に安定した推定が可能であり、モデルの不確かさを適切に反映することができる。また、提案手法において推定精度が悪かった場合に、その時のパラメータを調査したところ、特に粘性要素のパラメータが中央値から大きく外れていることが分かった。特に並列側の粘性要素  $c_v$  が小さく表れる場合に推定精度が悪化することが分かった。

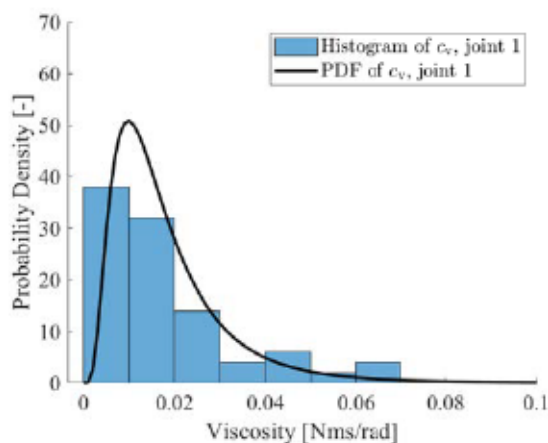
次の章では、実機実験で提案手法による状態推定を実装し、その性能の検証を行う。特に実機で腱駆動機構を採用する都合上、ケーブルのたるみや伸びといったモデルに含まれていない影響が多く表れることが予想される。そこで次章では観測誤差共分散行列を変化させた場合の性能についても検証する。



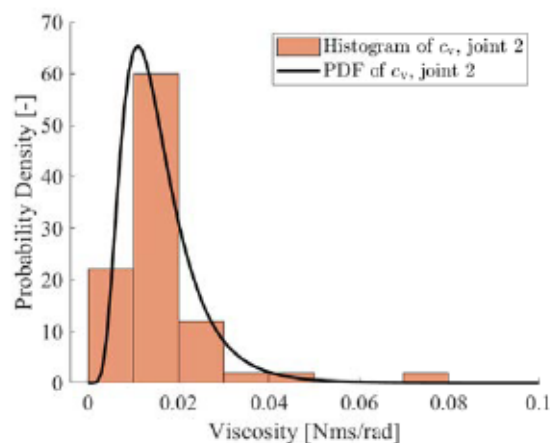
(a) 関節1の並列弾性  $k_v$ .



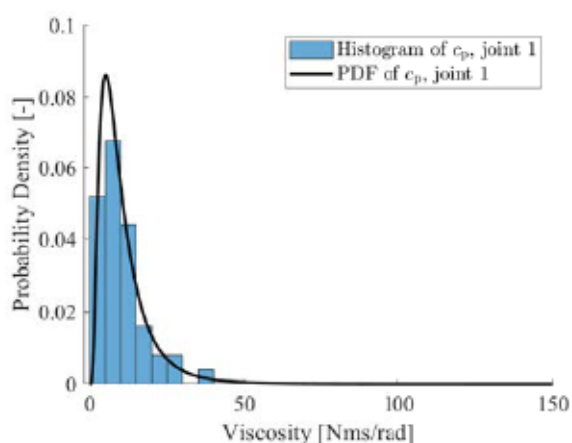
(b) 関節2の並列弾性  $k_v$ .



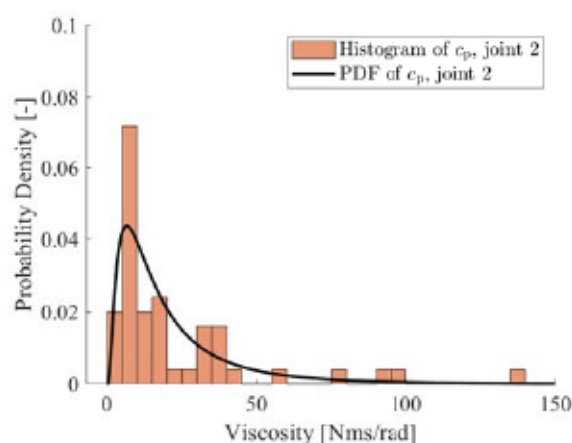
(c) 関節1の並列粘性  $c_v$ .



(d) 関節2の並列粘性  $c_v$ .

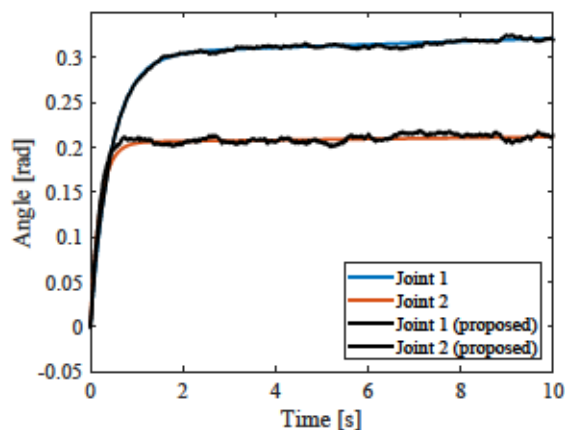


(e) 関節1の直列粘性  $c_p$ .

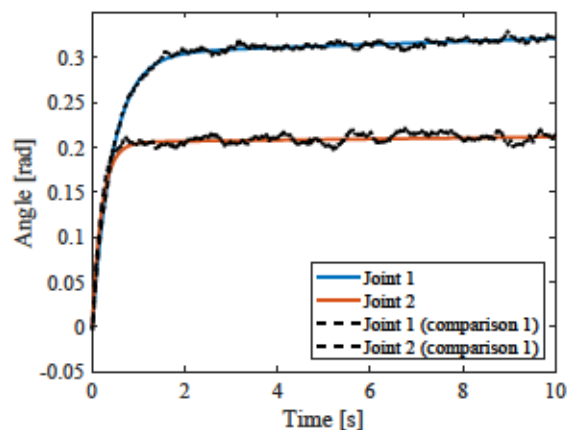


(f) 関節2の直列粘性  $c_p$ .

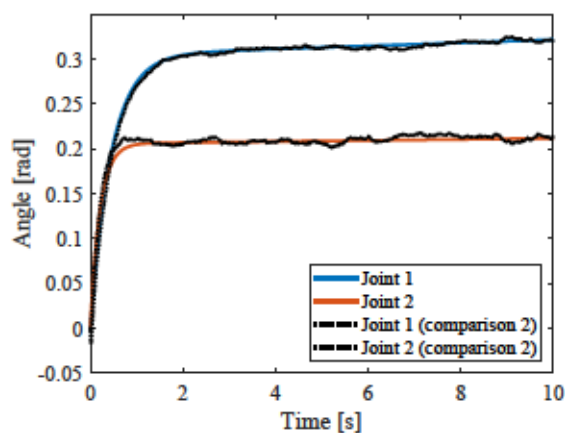
図 6.2: 各関節の粘弾性パラメータの分布と対数正規分布による表現 (実線).



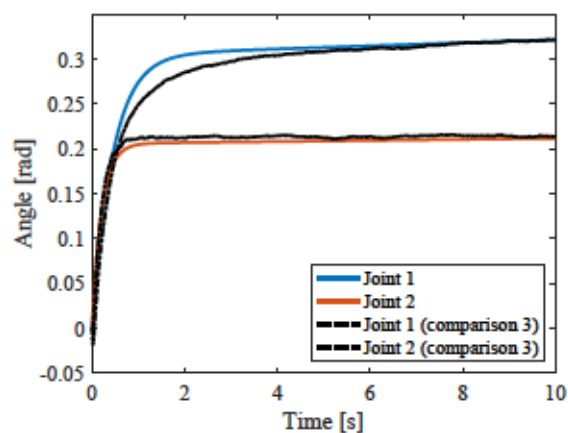
(a) 提案手法による状態推定結果.



(b) 比較条件1による状態推定結果.

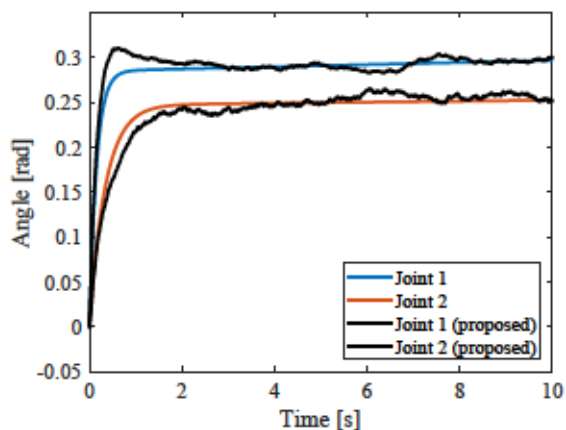


(c) 比較条件2による状態推定結果.

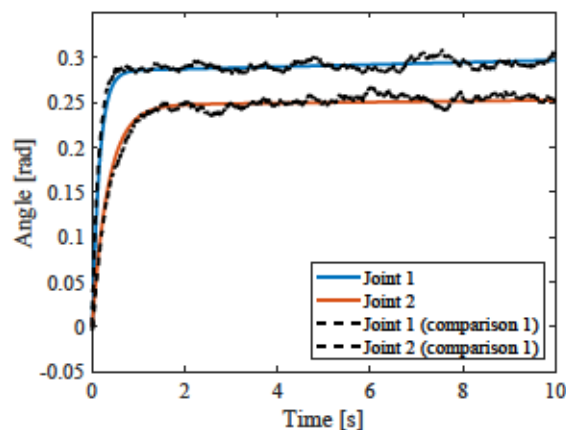


(d) 比較条件3による状態推定結果.

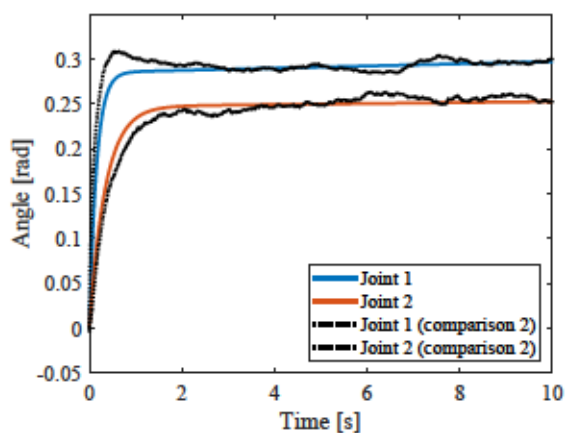
図 6.3: 提案手法による推定誤差が最小となった時の各手法の角度推定結果.



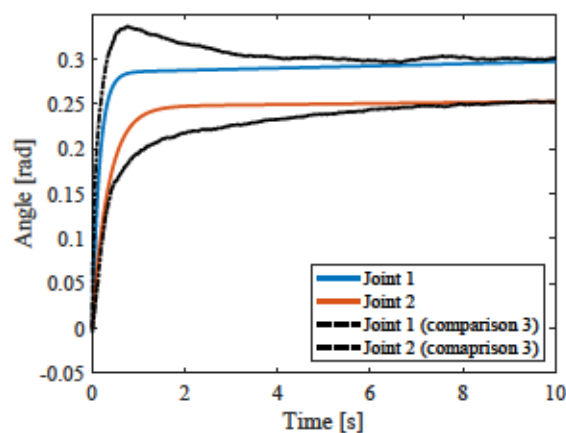
(a) 提案手法による状態推定結果.



(b) 比較条件 1 による状態推定結果.

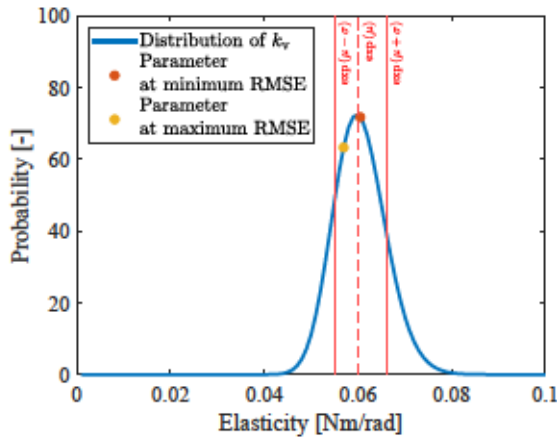


(c) 比較条件 2 による状態推定結果.

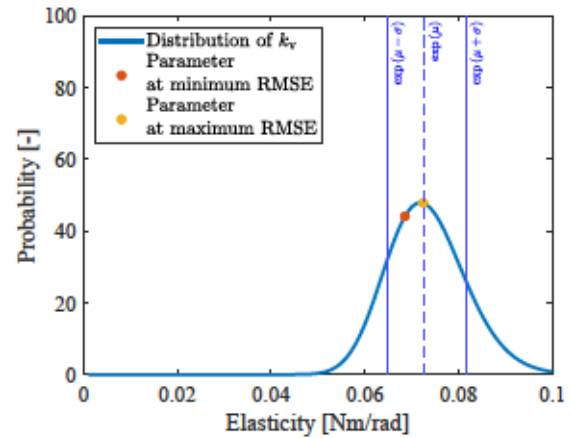


(d) 比較条件 3 による状態推定結果.

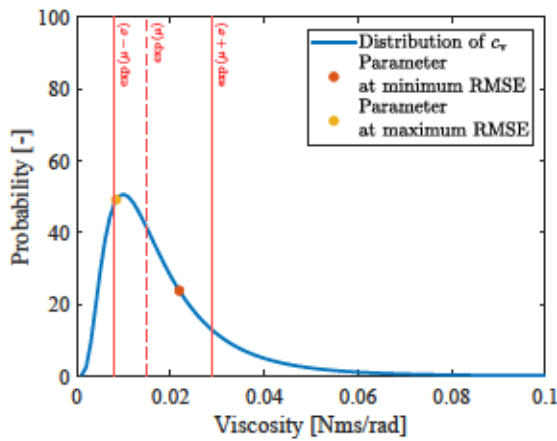
図 6.4: 提案手法による推定誤差が最大となった時の各手法の角度推定結果.



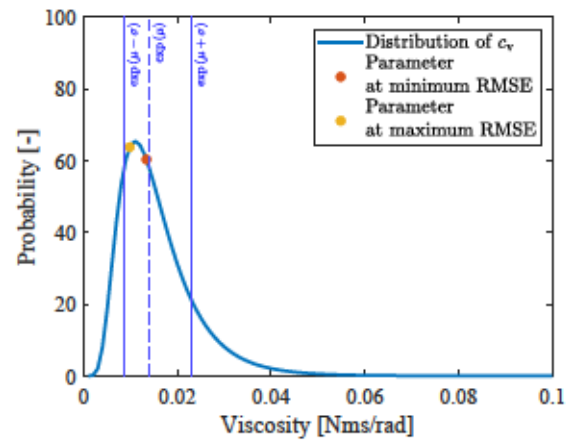
(a) 関節1の並列弾性  $k_v$  の場合.



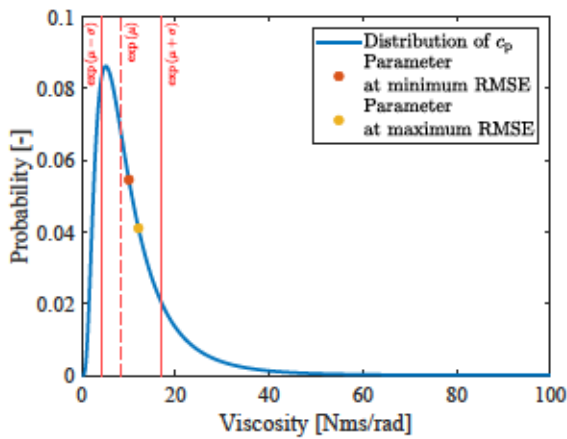
(b) 関節2の並列弾性  $k_v$  の場合.



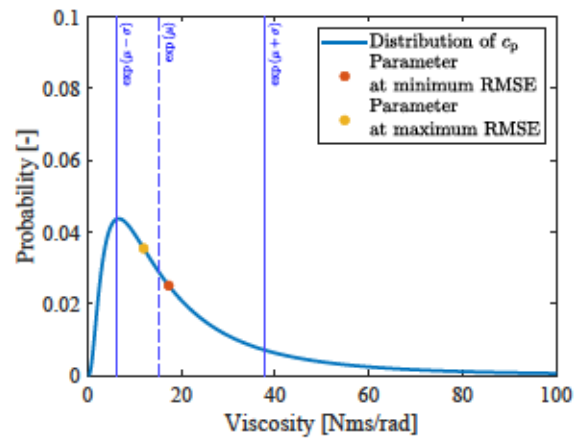
(c) 関節1の並列粘性  $c_v$  の場合.



(d) 関節2の並列粘性  $c_v$  の場合.



(e) 関節1の並列粘性  $c_p$  の場合.



(f) 関節2の並列粘性  $c_p$  の場合.

図 6.5: 各関節において推定誤差 (RMSE) が最小になった場合の粘弾性パラメータ値 (橙色), 最大になった場合の粘弾性パラメータ値 (黄色).

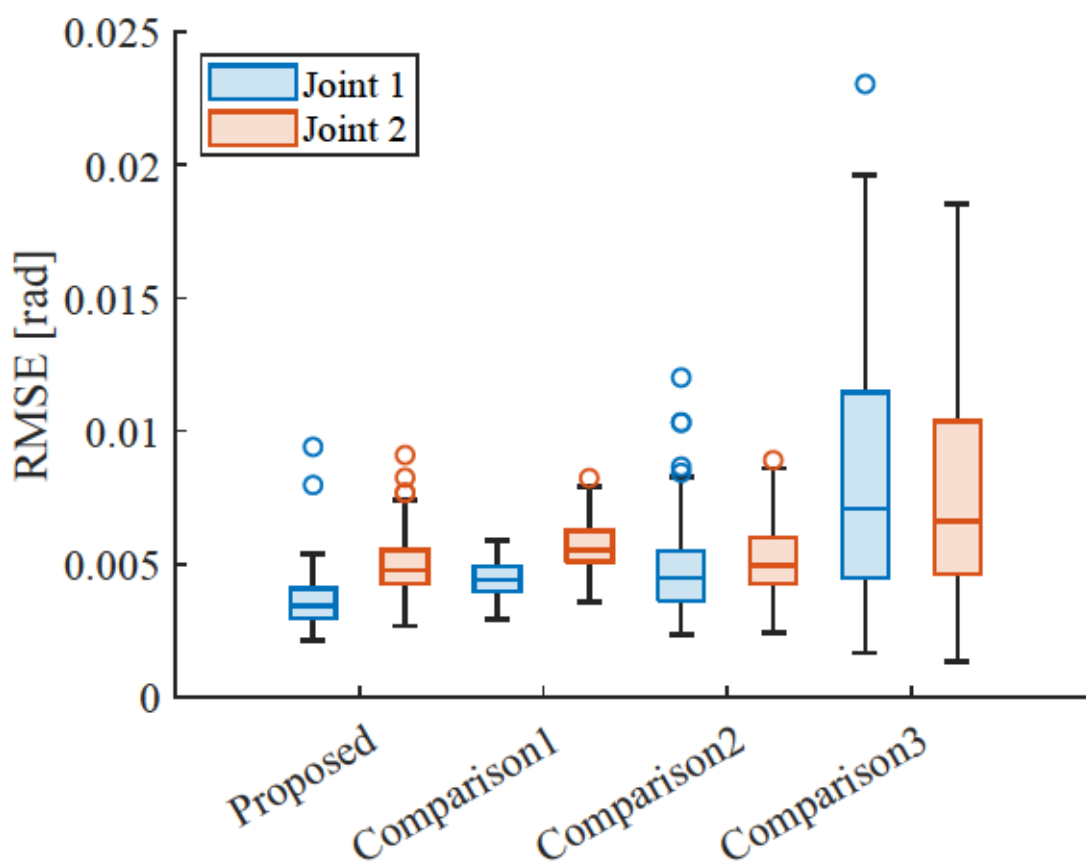


図 6.6: 提案手法と一般的な CD-EKF による推定誤差の RMSE.

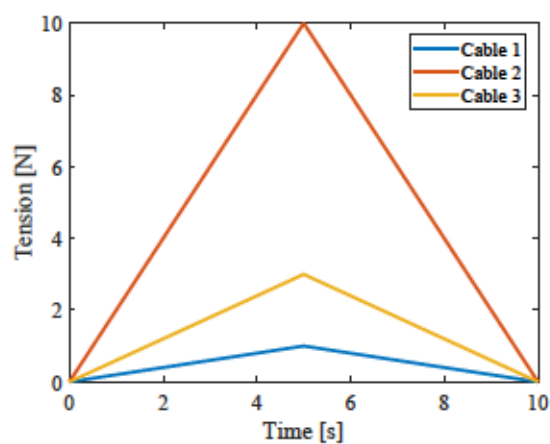
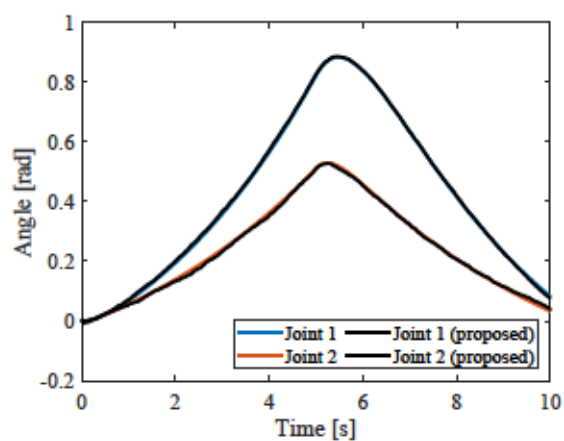
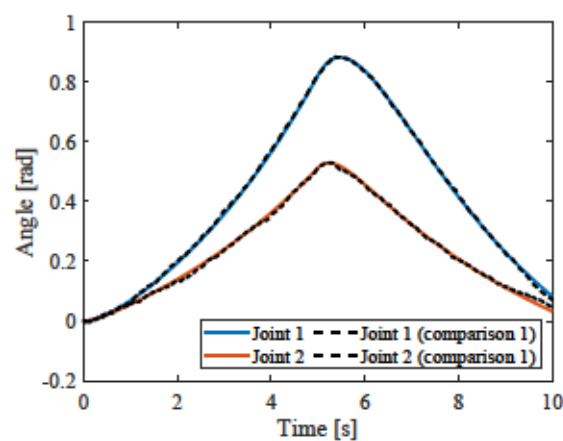


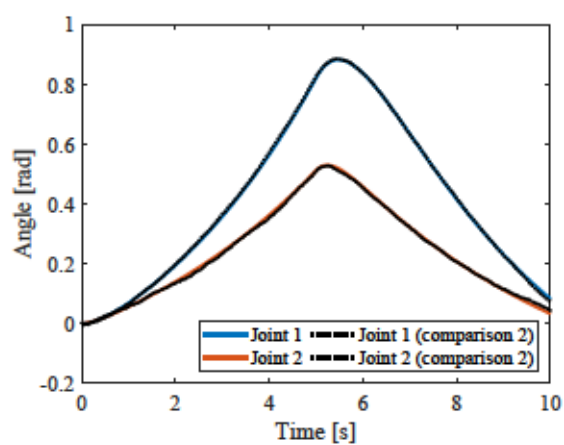
図 6.7: シミュレーションに用いたランプ入力波形.



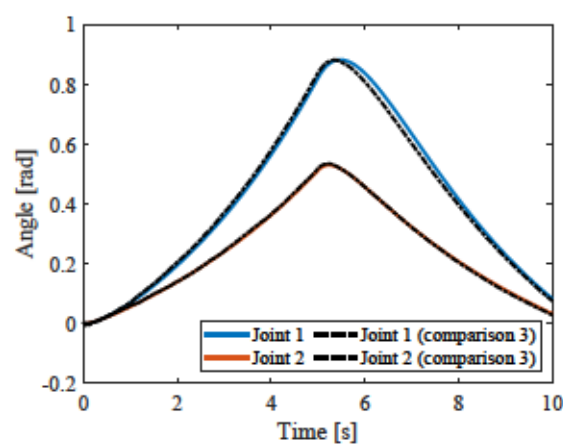
(a) 提案手法による推定結果.



(b) 比較条件1による推定結果.



(c) 比較条件2による推定結果.



(d) 比較条件3による推定結果.

図 6.8: ランプ波形を入力した時の柔軟指の角度変位 (色付き実線) と各状態推定手法を用いたときの角度推定値 (黒線).

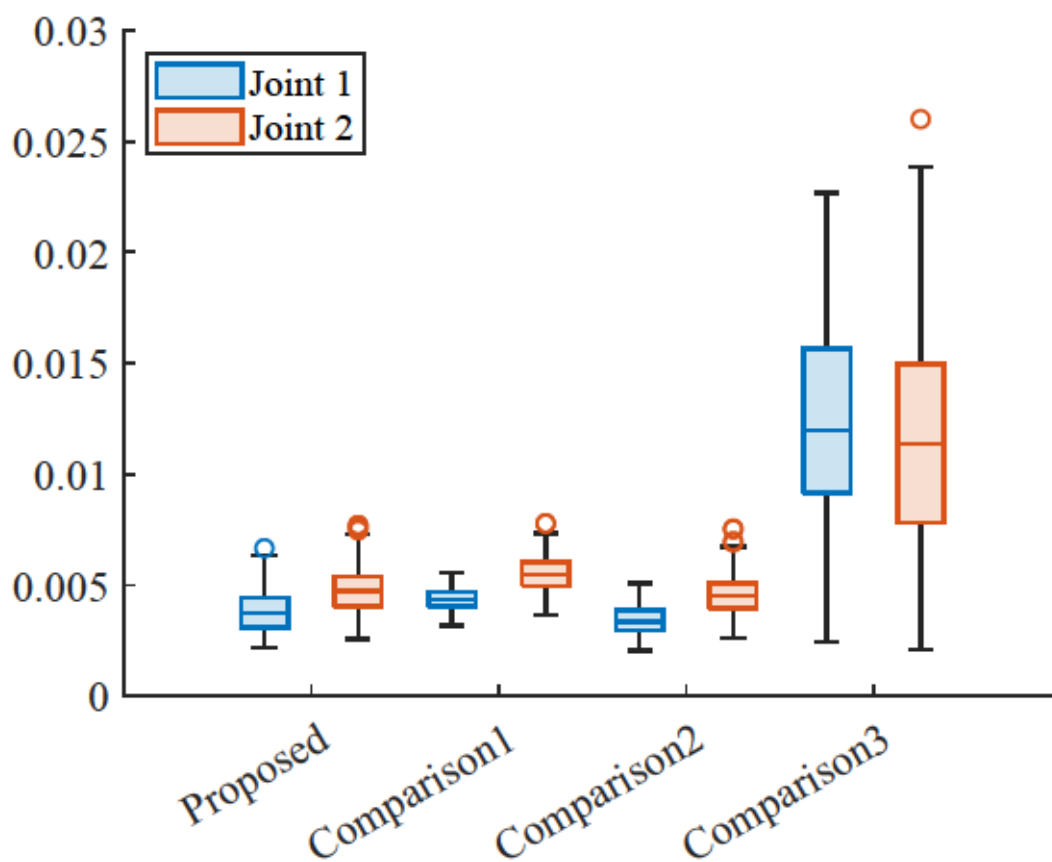


図 6.9: ランプ入力を印加した時の 100 回の試行それぞれにおける推定誤差の RMSE の分布.

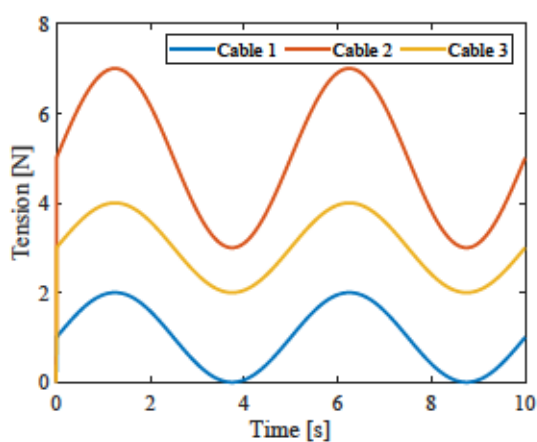
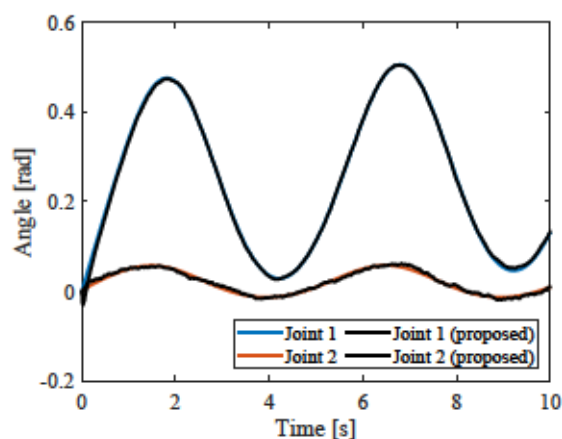
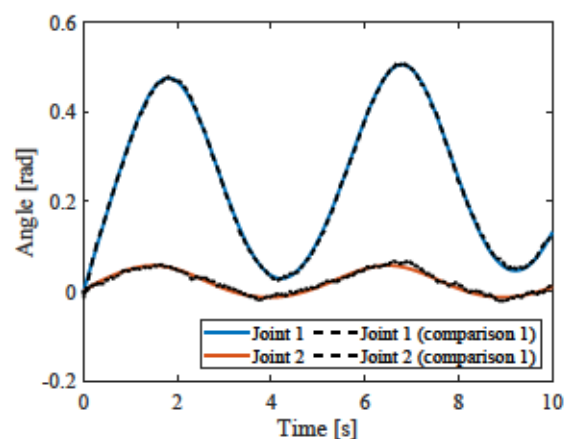


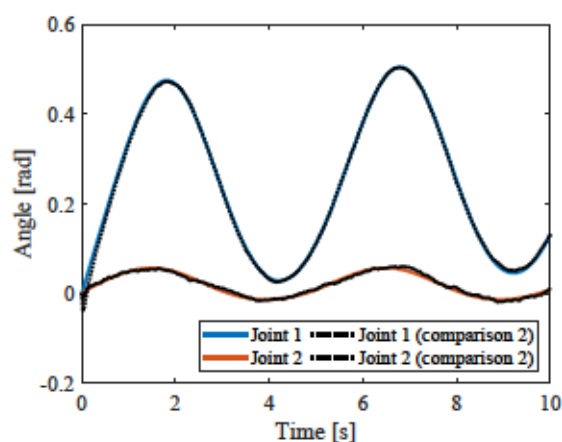
図 6.10: シミュレーションに用いたサイン波状入力波形.



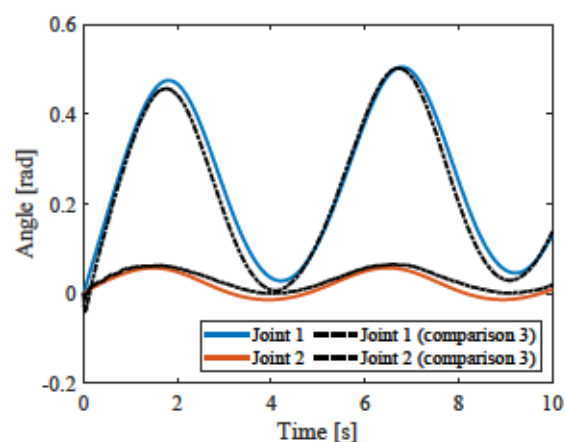
(a) 提案手法による推定結果.



(b) 比較条件1による推定結果.



(c) 比較条件2による推定結果.



(d) 比較条件3による推定結果.

図 6.11: サイン波形を入力した時の柔軟指の角度変位 (色付き実線) と各状態推定手法を用いたときの角度推定値 (黒線).

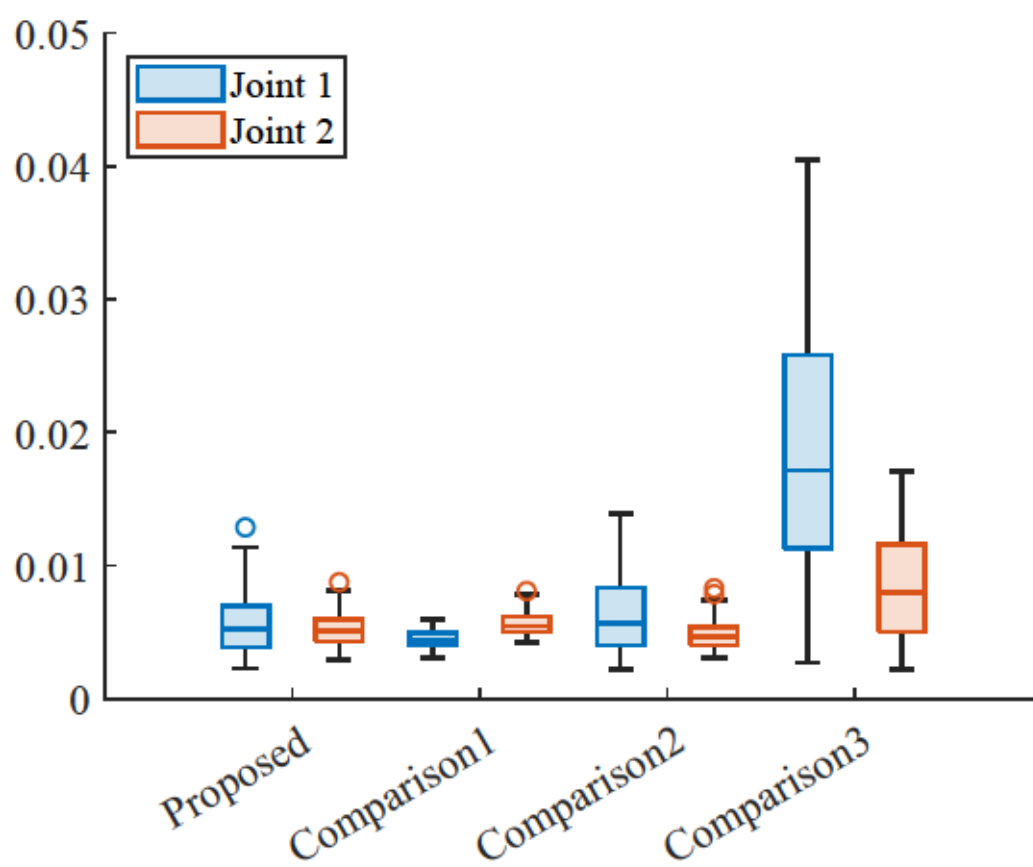


図 6.12: サイン波入力を印加した時の 100 回の試行それぞれにおける推定誤差の RMSE の分布.

## 第7章

# 実機を用いた柔軟指の角度推定実験

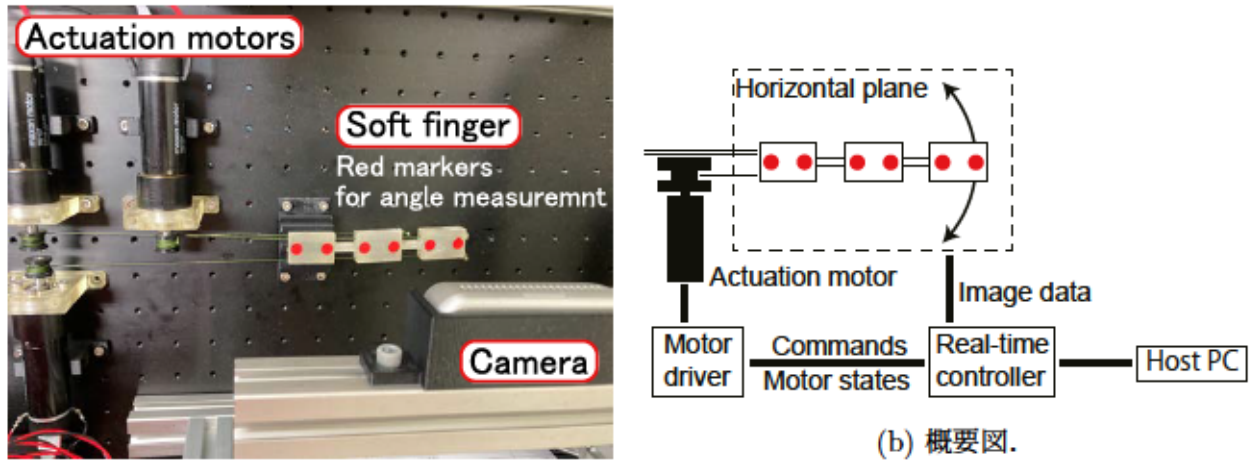
---

本章では、実機実験で提案する状態推定手法の実装を行う。目的は、シミュレーションに比べ多くの不確実要素を含むと考えられる実環境において、提案手法がどの程度効果を発揮するか検証することである。いくつかの入力パターンに対して柔軟指の状態推定を行い、実環境特有の問題について考察する。

---

### 7.1 実験内容の説明

第3章で用いたものと同様の実験環境を用いて状態推定実験を行った。図7.1に実験装置の外観及び概要図を示す。状態推定実験では、工業用実時間コントローラ内で制御ループの速度に合わせて実時間推定を行った。また、粘弾性要素を表した確率分布のパラメータはシミュレーションで用いたものと同様のものを使用している。システムの出力はシミュレーションと同様に駆動ケーブルの引張量及びその速度とし、ケーブルに張力を発生させるモータの回転角度・角速度から出力を得る。この際、特にケーブルが伸びる方向に関してはケーブルが緩む可能性があり、モータの回転とケーブルの伸びが一致しない場合がある。これを予防するため、本実験では各ケーブルの目標張力を常に正の値に限定した入力を与える。ケーススタディとして、ケーブル1には常に一定の張力を目標値として与え、ケーブル2及び3の目標張力を時間で切り替える入力を考える。実験開始1秒時点から入力を開始し、10秒間ケーブル2に3N、ケーブル3に1Nの張力を発揮させる。その後ケーブル2とケーブル3の張力の大きさを入れ替え10秒間駆動させる。実験において実際にモータに流れる電流から計算されたケーブル張力を図7.2に示す。図のようにモータ側では適切なトルク制御が実現できている。柔軟指は構造上ケーブルに予張力を持たせ



(a) 外観図.

(b) 概要図.

図 7.1: 実験装置の (a) 外観, 及び (b) 概要図.

ると指の座屈が生じる可能性もありテンションメータを導入することが困難であると考えたため, 本研究ではモータの電流から算出されるケーブル張力をシステムに加わった入力と見なす. この入力に対し, 柔軟指の実際の変形は図 7.3 のようになった. CD-EKF の雑音の設定は第 6 章で行ったシミュレーションと同じものを用いる. なお, 提案手法と比較する一定値の状態誤差共分散行列を用いた状態推定については, 実験で得られた出力を用いたシミュレーションを行い比較を行った.

$$Q = \begin{cases} \text{diag}[0.01^2] & \text{Comparison 1} \\ \text{diag}[0.001^2] & \text{Comparison 2} \\ \text{diag}[0.0001^2] & \text{Comparison 3} \end{cases},$$

$$R = \text{diag}[0.001^2] \in \mathbb{R}^{6 \times 6},$$

$$P_0 = \begin{bmatrix} \text{diag}[0.01^2] & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \text{diag}[0.0001^2] \end{bmatrix} \begin{matrix} \} \in \mathbb{R}^{4 \times 6} \\ \} \in \mathbb{R}^{2 \times 6} \end{matrix}.$$

実験での柔軟指の角度変化と角度推定結果を図 7.4 に示す. このときの各推定角度と実測値との二乗平均平方根誤差を表 7.1 に示す. この実験では, 比較条件 3 による推定誤差の RMSE が最も小さく, 次いで提案手法による誤差が小さい結果となった. また図 7.4 の各手法による推定角度の様子を確認すると, 推定誤差の小さくなった (d) では実際の角度変位に対し推定が遅れている様子が確認できる. これに対し提案手法では実際の値との間

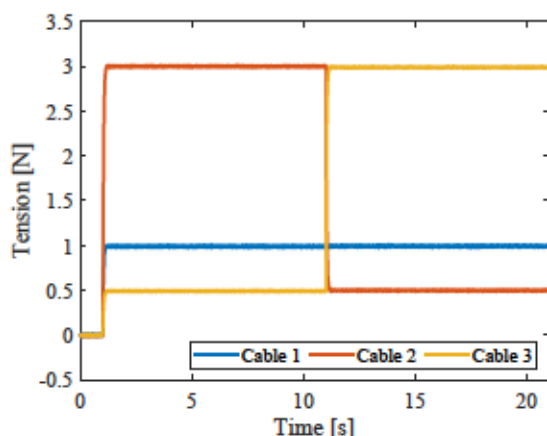


図 7.2: システムに印加されたケーブル張力.

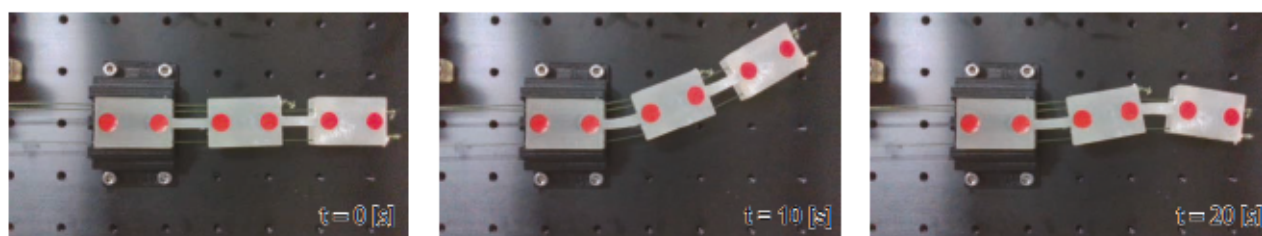
(a) 時刻  $t = 0[s]$  での状態.(b) 時刻  $t = 10[s]$  での状態.(c) 時刻  $t = 20[s]$  での状態.

図 7.3: 柔軟指の変形の様子.

に一定の誤差が生じているものの実際の角度の変化に合わせて推定角度が変化している。比較条件 1, 2 では推定角度のオーバーシュートが表れており、推定誤差が大きくなる原因となっている。この結果について考察すると、比較条件 1, 2 の状態誤差共分散行列は比較条件 3 に比べそれぞれ  $10^4$ ,  $10^2$  倍大きい設定となっており、よりシステムの出力の情報を重視した推定を行っている。しかし、前述の通り実際のシステムではモデルに含まれていない様々な要因によって出力に理想値とのずれが生じる。結果としてケーブル側の情報を反映させたオーバーシュートが表れたと考えられる。実際に得られた出力のうち駆動ケーブルの引張量を図 7.5 に示す。

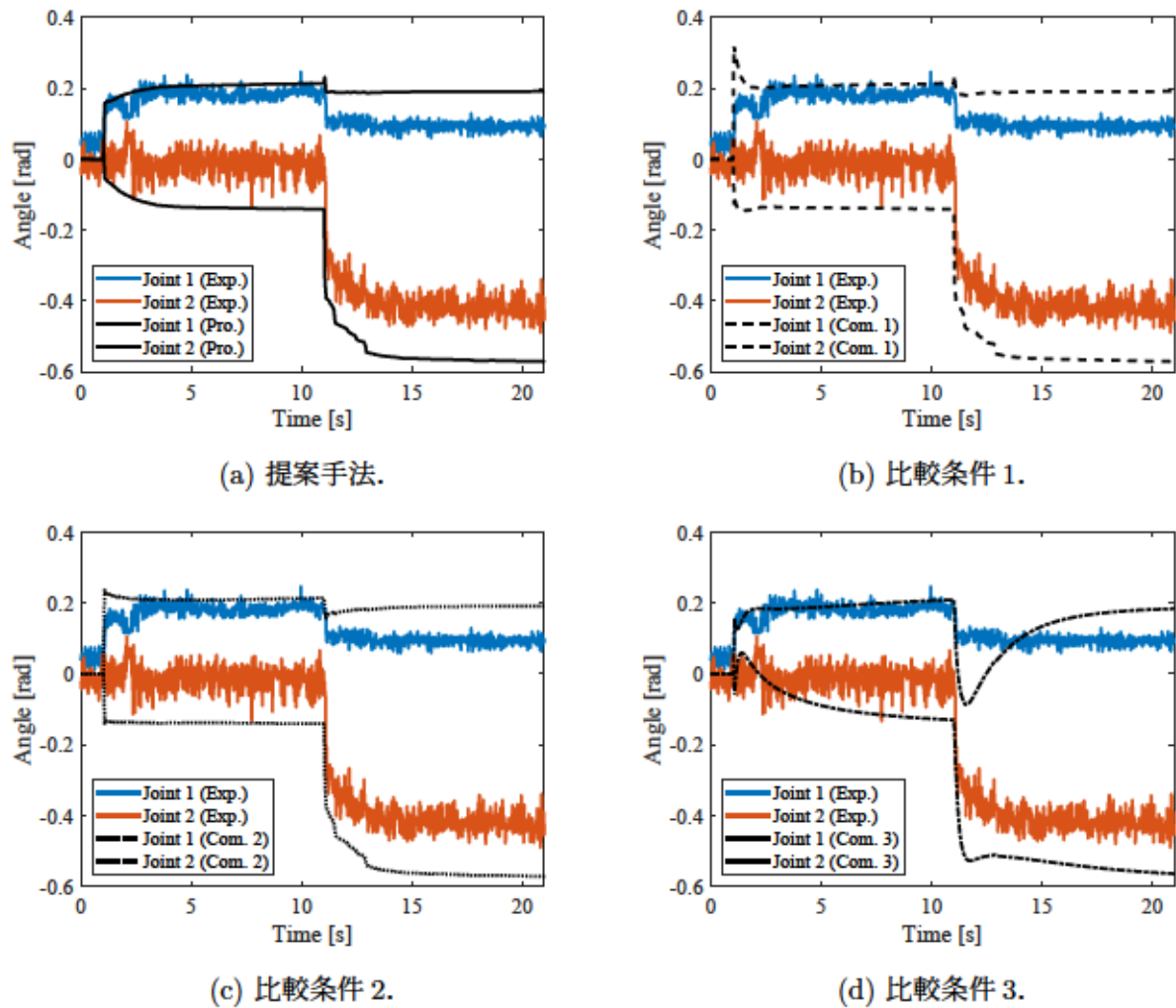


図 7.4: 実験結果と各推定手法による状態推定.

## 7.2 観測誤差共分散の違いによる推定の変化

シミュレーションでは観測誤差共分散を一意に与えた場合に提案手法の優位性を確認した。しかし、実際のシステムでは、駆動ケーブルのたるみやモータの逆可動性の低さにより、出力である駆動ケーブルの引張量・速度は常に理想的に得られるとは限らない。そこで、実験において複数の観測誤差共分散行列を与えた場合に提案手法を用いた状態推定にどのような影響が生じるかについて実験を行った。実験に使用した観測誤差共分散行列

表 7.1: 各推定手法による推定値と実測値との RMSE. (単位: [rad])

|         | Proposed              | Comparison 1          | Comparison 2          | Comparison 3          |
|---------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| Joint 1 | $6.92 \times 10^{-2}$ | $7.21 \times 10^{-2}$ | $6.98 \times 10^{-2}$ | $6.22 \times 10^{-2}$ |
| Joint 2 | $1.32 \times 10^{-1}$ | $1.37 \times 10^{-1}$ | $1.35 \times 10^{-1}$ | $1.11 \times 10^{-1}$ |

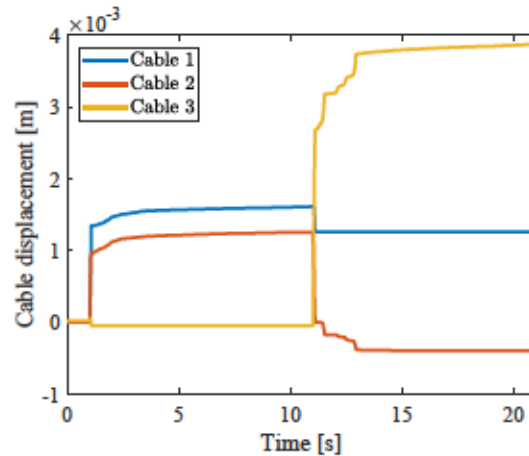


図 7.5: モータの回転量から計算したケーブル引張量.

$R$  の設定を以下に示す:

$$\text{Condition 1: } \mathbf{R} = \text{diag} [0.01^2],$$

$$\text{Condition 2: } \mathbf{R} = \text{diag} [0.001^2],$$

$$\text{Condition 3: } \mathbf{R} = \text{diag} [0.0001^2].$$

それぞれの条件毎に図 7.2 と同様の入力を加え状態推定を行った. なお, データにばらつきがあることを考慮し, 各条件ごとに 10 回ずつ実験を行った. 条件 1, 2 に関しては 10 回全ての試行で推定値を得ることができたが, 条件 3 の場合は 10 回中 2 回のみ推定値が得られ, 残りの 8 回では推定途中で値が発散した.

まず条件 1 の観測誤差共分散行列を用いた場合の関節変位の推定結果に関して, 最も良かった場合及び悪かった場合の推定結果とその時の出力であるケーブル引張量を図 7.6 に示す. どちらの場合でも実際の角度変位量に大きな差はないが, 推定が上手くいかなかったケースでは前半で関節 2 の推定値が大きく表れ, 後半では関節 1 の推定値が実際の挙動と逆向きに推移している様子が見られる. また, 図 7.6(b), (d) から明らかのように,

推定値が大きくずれる原因としてケーブルの引張量が大きく異なっていることが分かる。例えば1~11秒の範囲でケーブル2の引張量の差は $3 \times 10^{-3}[\text{m}] = 3[\text{mm}]$ 以上であるが、関節の変位量に対し大きく影響していることがわかる。ケーブル2は正方向への角度変位を生成する配置となっているため、推定が上手くいかなかったケースでは、ケーブル2の引張量の大きさから各関節の推定値が実測値よりも大きくなったと考えられる。また、図7.6(d)において、入力が切り替わる11秒付近でケーブル1の引張量にほぼ変化がなく、結果として図7.6(c)のように11秒以降の関節1の推定値がずれる原因となったと考えられる。同様の傾向は図7.7に示す条件2の観測誤差共分散行列を用いた結果でも表れている。図7.7(b), (d)を比べると、推定が上手くいかなかった場合にはケーブル1, 2ともに大きな引張量が観測されている。この結果図7.7(c)に示すように関節1の推定値が大きく表れたと考えられる。その後は同様にケーブル1の引張量に変化がなく、入力が切り替わった時点で関節1の推定値が更新される様子は確認されなかった。さらに条件3の観測誤差共分散行列を用いた場合には、10回の実験の内2回しか推定に成功せず、その他の場合は推定値が発散した。成功した2例の内推定誤差が小さかったものと失敗した場合の1例をそれぞれ図7.8に示す。この例では、推定に失敗するまでは実測値に近い推定ができていた。推定が失敗したケースでは、入力が切り替わった直後の11.5秒時点で推定値が発散した。なお、プログラムの関係で発散した推定値は11.5秒以降0で表示されている。図7.8(b), (d)から推定に失敗したケースではケーブル2の引張量が大きく観測されているが、他の条件でのケーブル引張量と比べて極端に違いがあるわけではなく、これが推定失敗の原因になったとは考えにくい。

また、推定値の挙動を定性的に観察すると、観測誤差共分散が大きい条件1ほど推定値のオーバーシュートが大きい傾向にある。CD-EKFを用いた状態推定では柔軟指のみの力に対する状態方程式をモデルとして用いているが、実際の動力源であるモータの摩擦やケーブルの動力伝達の程度など、モデルに含まれていない誤差分が推定に表れ、それをケーブル引張量および速度で修正している挙動であると考えられる。

### 7.3 関節変位が大きい入力を与えた場合の推定性能

次に、柔軟指の関節により大きな変位が生じた場合の提案状態推定手法の性能を調べる。ケーブル2およびケーブル3の張力を図7.9のように設定し、先程と同様に条件1, 2の観測誤差共分散行列を用いてそれぞれ10回の推定実験を行った。なお、条件3については前節の実験で推定値の発散がみられたため、この入力では実験を行わない。このときの柔軟指の運動の様子を図7.10に示す。

まず条件1の結果について、最も精度が良かった場合と悪かった場合の推定角度及び出力のケーブル引張量を図7.11に示す。条件1の実験では10試行全てで推定値を獲得することができた。推定結果が良かったケースでは、入力が切り替わる前では実測値に近い値を維持しており、その後は多少ずれる様子が確認できる。図7.8(b)と図7.11(b)を比べると、入力が大きくなったことで後半のケーブル引張量の変化の様子が異なっており、どのケーブルの引張量も収束していないように見える。入力の後半部分で実測値と推定値がずれるのはこの動きによるものだと考えられる。精度が悪い場合は、図7.11(b), (d)から、これまでの実験結果と同様にケーブルの引張量に大きな違いがみられる。このケースでは特にケーブル1に初期値からの変化が大きく表れているが、入力が切り替わった後の引張量の変化は(b)と(d)に大きな違いは確認できず、従ってケーブル1の初期段階でたるみが残っておりそれを巻き取った結果過大な引張量が観測されたと考えられる。そのため図7.11(c)のように関節1の変位が大きく推定され、それに付随して関節2の変位の推定値が小さくなることで観測結果との整合性を取った結果といえる。

次に、条件2の推定結果及びケーブル引張量を図7.12に示す。変形量が小さいケースでは10回すべて推定値を得ることができたが、入力を大きくした今回の実験では10回中5回のケースで推定値が発散した。図7.12(a)では関節1, 2ともに初期値にオフセットが存在し、推定値にDC成分が残ったような結果となった。また、観測誤差共分散が小さいため、推定値の立ち上がりが遅く更新量が少ないことが考えられる。さらに、推定に失敗したケースでは、図7.12(b), (d)から分かるように出力に大きな違いはなかった。しかし入力が切り替わった11.08秒で推定値が発散した。この原因として、観測誤差共分散が小さいことによりカルマンゲインが大きくなるため、実際の出力とモデルとの間の差に敏感になることが考えられる。特に出力にはケーブル引張量の速度も含まれるため、離散誤差

による過大な速度が加わった場合に推定が発散してしまうことが考えられる。

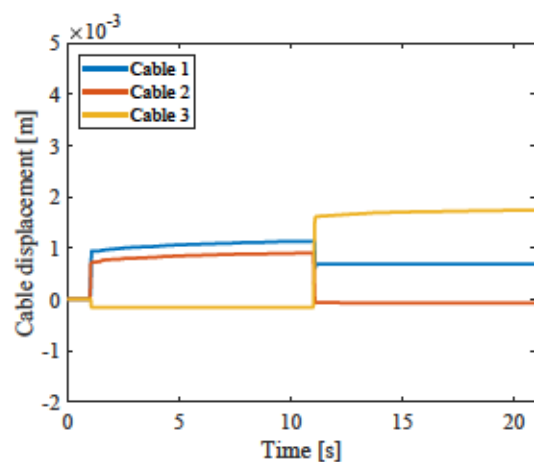
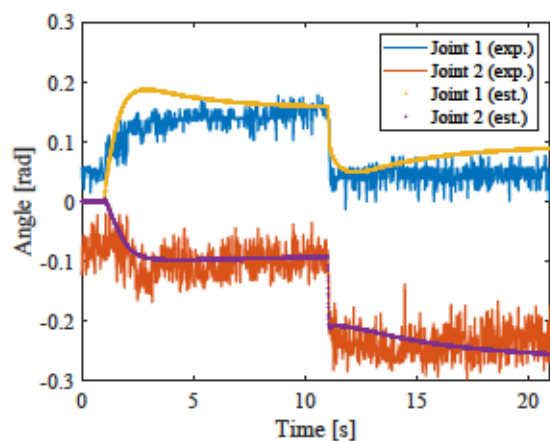
## 7.4 本章のまとめ

本章では提案する状態推定手法を実機実験で実装しその性能評価を行った。実験に用いた工業用コントローラ内で3ミリ秒で状態推定を行うことができおり、実時間状態推定の実現が達成されたと言える。まず、シミュレーションと同様に一定値の状態共分散行列を用いる一般的なCD-EKFとの比較を行った。比較条件の設定では推定値がオーバーシュートするような場合でも、提案手法の状態共分散行列の設計を用いることで適切に状態量を更新することが可能であることが分かった。また、入力切り替わった場合でも遅れることなく推定できており、定量的および定性的に比較手法に比べ優れていると言える。一方で、どの推定手法でも実測値から一定量離れたところで推定値が収束しており、推定における出力の影響が大きいことが示唆された。そこで提案手法を用いて3種類の観測誤差共分散行列を設定し、それぞれに対して推定の挙動を確認した。結果、駆動ケーブルの初期たるみやケーブルを引っ張るモータのバックラッシュなどモデルに含まれていない部分の影響が大きく表れることが分かった。大きな入力を与え、柔軟指の角度変位が大きくなる場合でも同様の傾向が見られた。また、観測誤差共分散行列が小さくなるにつれて推定が発散する機会が多くなった。これはカルマンゲインが過大になることが原因であると考えられる。

実験を通して、推定が上手くいっている場合の様子から提案手法は十分な性能を有しているものの、モデル化誤差の影響も大きく表れることが分かった。本研究で用いた柔軟指は腱駆動機構を採用したため駆動ケーブルの引張量および速度を出力としたものの、柔軟指は柔らかく内力を高めることが難しいため、ケーブルのたるみなどを除去することが困難である。そのため、部分的にセンサを導入するなどの改善が必要であるといえる。また、本研究ではパラメータのばらつきのみを推定に反映させているため、観測誤差共分散行列については設計指針がない。システムの出力を適切に設計することでより推定精度を上げることができる可能性がある。

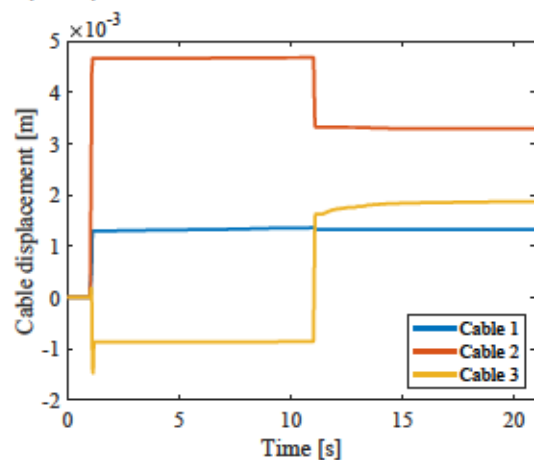
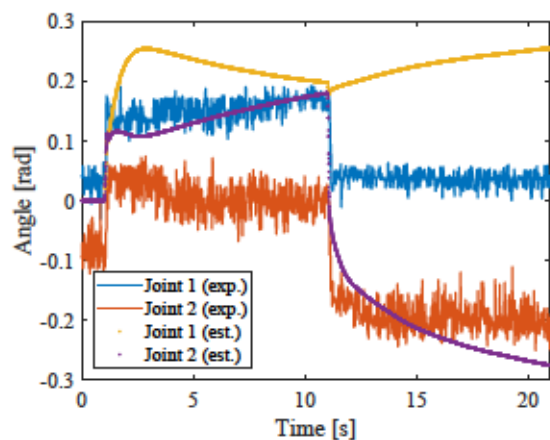
以上のことから、実機環境特有の問題点は残っているものの、提案する力学モデルの確率的特徴を状態推定に反映させることで実時間実装可能かつ従来のカルマンフィルタペー

スの状態推定に比べ推定精度の向上が実現できたと言える。力学ベース確率モデルの状態推定への親和性の高さは決定論的モデルに比した利点である。



(a) 最も良い推定結果となった時の実測値 (実線) と推定角度 (点).

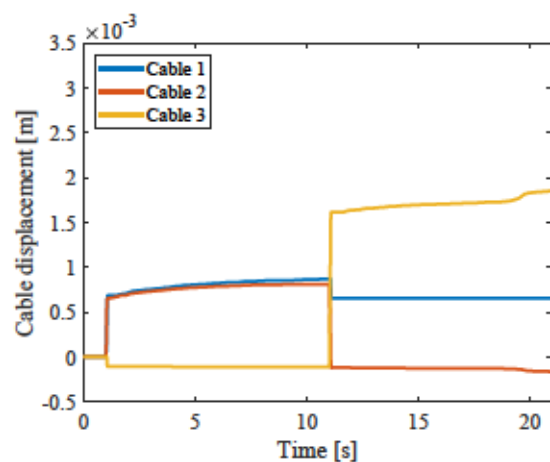
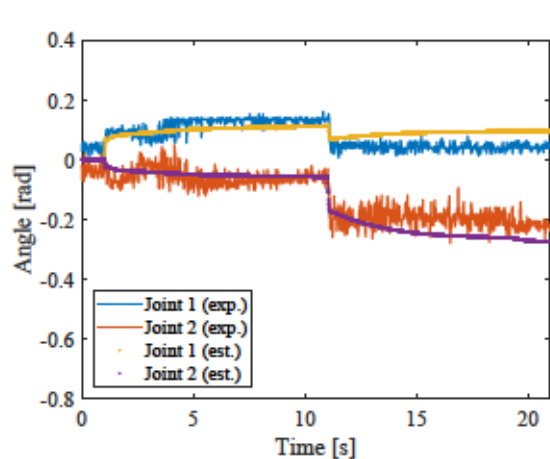
(b) 最も良い推定結果となった時のケーブル引張量 (出力).



(c) 最も悪い推定結果となった時の実測値 (実線) と推定角度 (点).

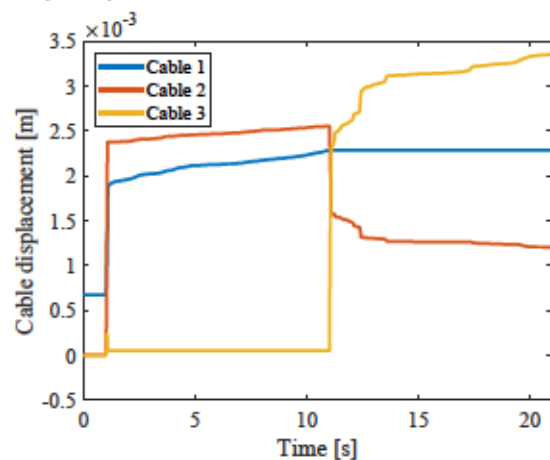
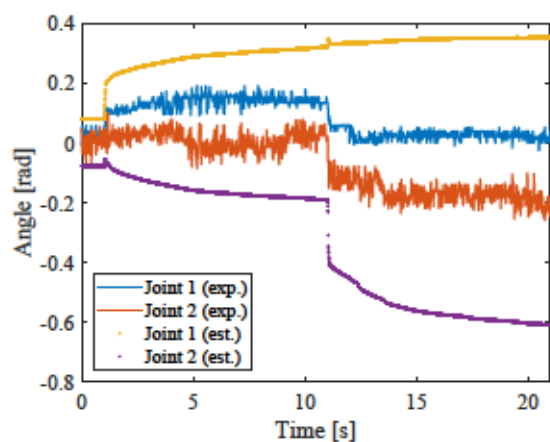
(d) 最も悪い推定結果となった時のケーブル引張量 (出力).

図 7.6: 条件 1 の観測誤差共分散を用いた場合の推定結果と出力.



(a) 最も良い推定結果となった時の実測値 (実線) と推定角度 (点).

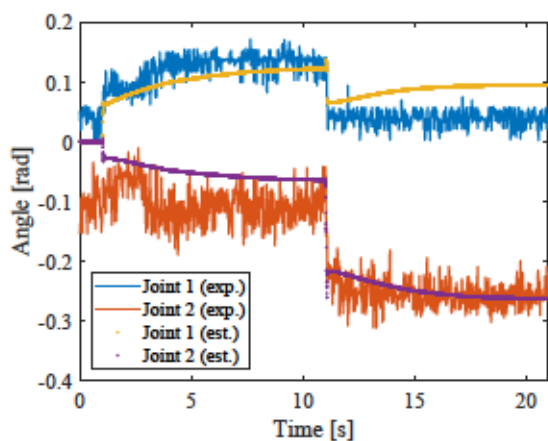
(b) 最も良い推定結果となった時のケーブル引張量 (出力).



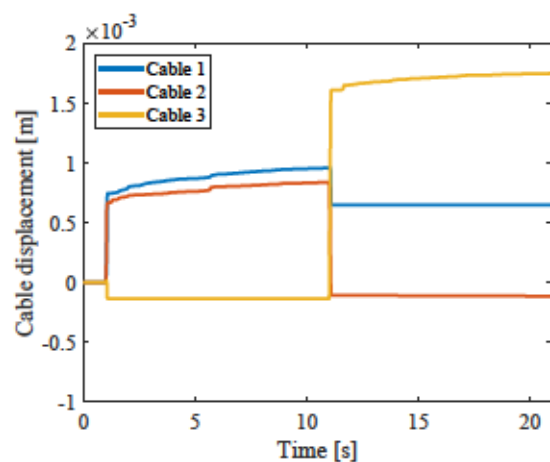
(c) 最も悪い推定結果となった時の実測値 (実線) と推定角度 (点).

(d) 最も悪い推定結果となった時のケーブル引張量 (出力).

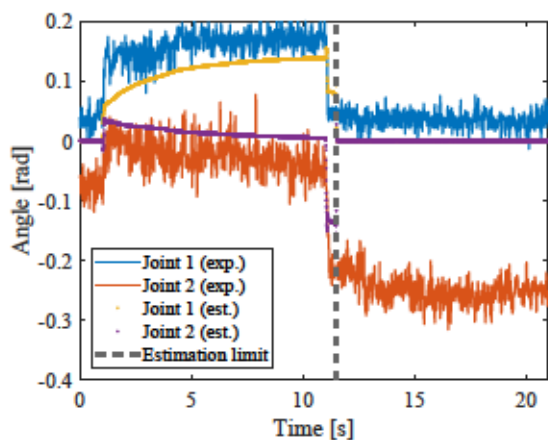
図 7.7: 条件 2 の観測誤差共分散を用いた場合の推定結果と出力.



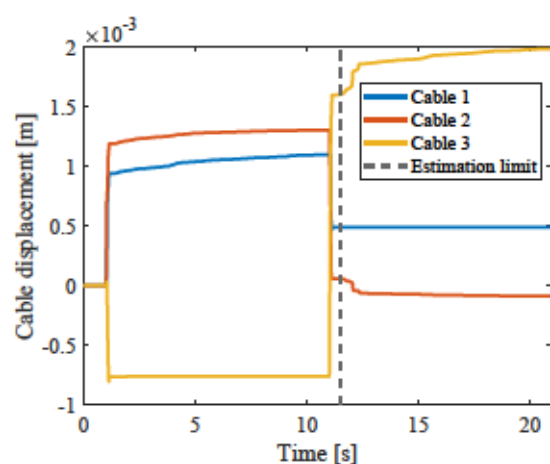
(a) 最も良い推定結果となった時の実測値 (実線) と推定角度 (点).



(b) 最も良い推定結果となった時のケーブル引張量 (出力).



(c) 推定が失敗した時の実測値 (実線) と推定角度 (点).



(d) 推定が失敗した時のケーブル引張量 (出力).

図 7.8: 条件 3 の観測誤差共分散を用いた場合の推定結果と出力.

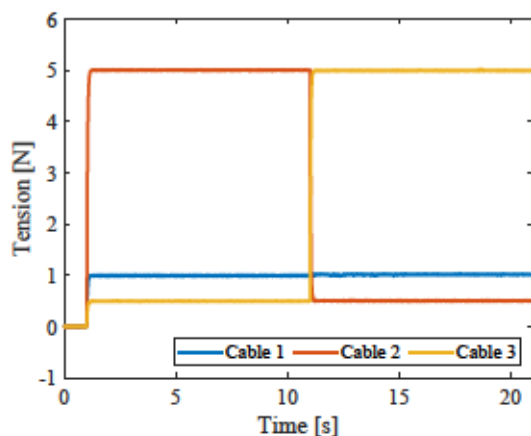
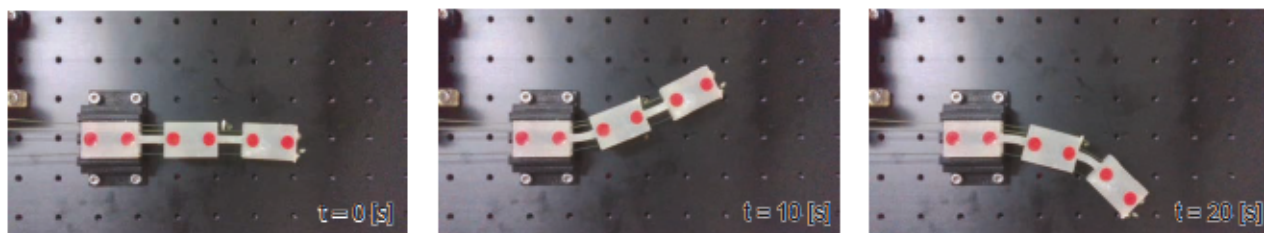


図 7.9: より大きな変位を実現する際のケーブルの発揮する張力.

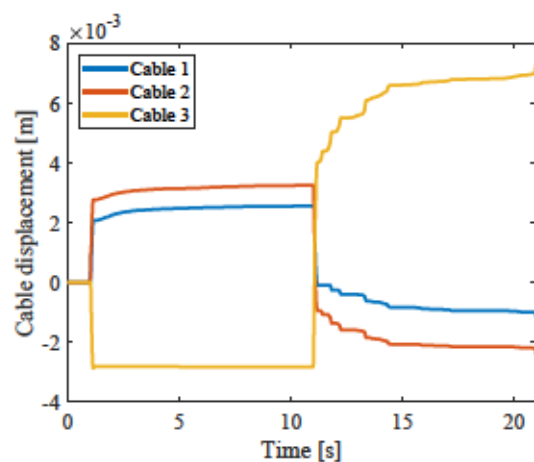
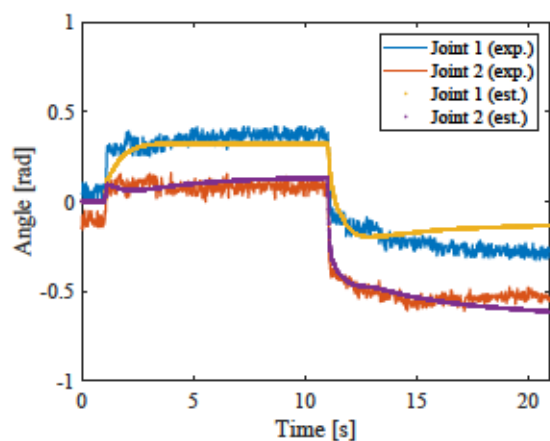


(a) 時刻  $t = 0[s]$  での状態.

(b) 時刻  $t = 10[s]$  での状態.

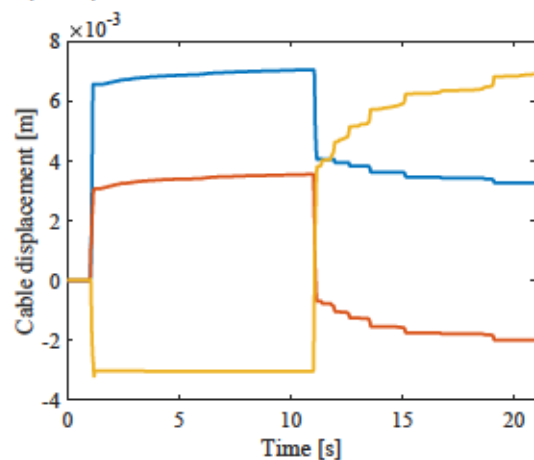
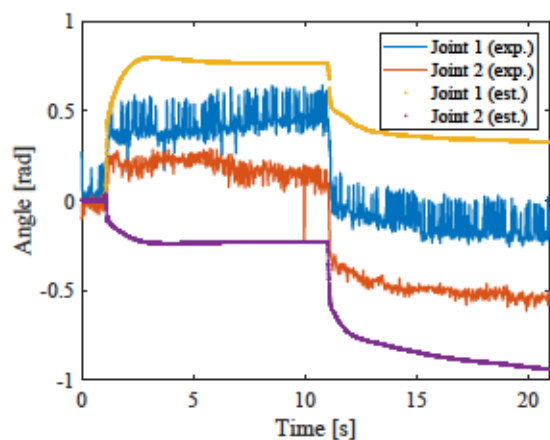
(c) 時刻  $t = 20[s]$  での状態.

図 7.10: より大きな入力に対する柔軟指の変形の様子.



(a) 最も良い推定結果となった時の実測値 (実線) と推定角度 (点).

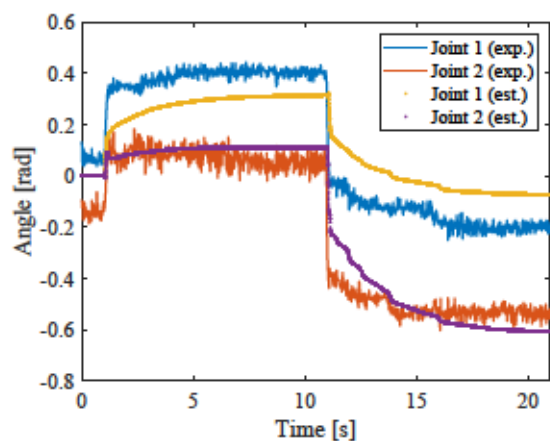
(b) 最も良い推定結果となった時のケーブル引張量 (出力).



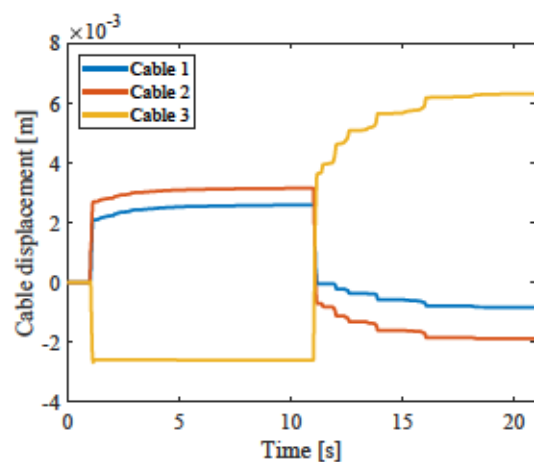
(c) 最も悪い推定結果となった時の実測値 (実線) と推定角度 (点).

(d) 最も悪い推定結果となった時のケーブル引張量 (出力).

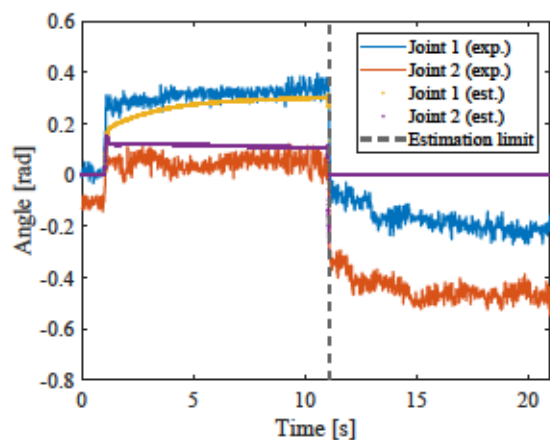
図 7.11: 条件1の観測誤差共分散を用いた場合の大きな変形に対する推定結果と出力.



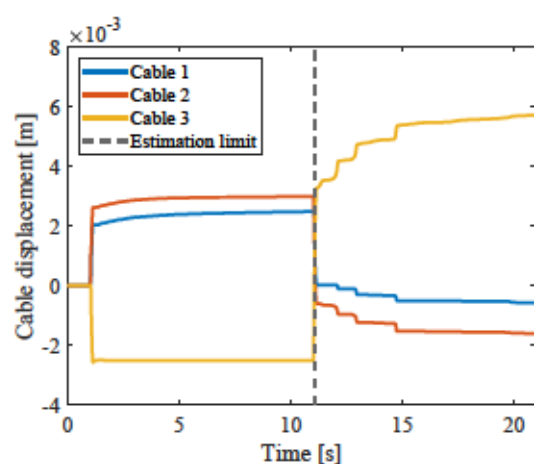
(a) 最も良い推定結果となった時の実測値 (実線) と推定角度 (点).



(b) 最も良い推定結果となった時のケーブル引張量 (出力).



(c) 推定が失敗した時の実測値 (実線) と推定角度 (点).



(d) 推定が失敗した時のケーブル引張量 (出力).

図 7.12: 条件2の観測誤差共分散を用いた場合の大きな変形に対する推定結果と出力.

## 第8章

### 結言

#### 8.1 本研究のまとめ

本研究では、ソフトロボットハンドで器用な運動を実現するための基礎研究として、ハンドを構成する柔軟指1本の確率的モデル化と、その状態をセンサレスに推定する手法を提案した。

モデルの構築では柔軟指の持つ非線形特性の再現と実時間で計算可能なモデルの実現を目指した。特に非線形特性として、実際の実機の挙動から確認された、一定の力を加えた際に関節の変形が一定値に収束せず変形し続けるクリープ運動と、ある柔軟指を同じ入力で複数回駆動させた際に関節の変位量などの運動の様子が試行毎に大きく変動する運動のばらつきを対象とした。まず、実時間性の観点から力学モデルを採用し、その中でも計算負荷の小さい集中定数系近似を用いて基礎となるモデルを導出した。このモデルに柔らかな運動を付与するため、関節部に粘弾性要素を導入する。複数の粘弾性要素を検討した結果、並列のバネ・ダンパに直列のダンパを組み合わせた3要素モデルがクリープ運動の再現と計算負荷の両立に適切であることが分かった。また、実験で同じ大きさの入力を与えた際に、試行毎に関節変位の大きさや変形速度が異なる現象が確認されたことから、関節部に導入した粘弾性要素のパラメータが試行毎に異なっていると仮定し、それらをある分布に従う確率変数で表現することで力学ベース確率モデルへの拡張を行った。このモデルは解析的にも実験結果とよく符合する結果が得られた。

そして、確率モデルの不確かさを適切に考慮することが可能な状態推定手法の構築を行った。柔軟指に追加でセンサを導入することが困難であるという立場から、システムの情報のみを用いて状態推定を行うことを考え、柔軟指に駆動トルクを伝達する駆動ケーブルの引張量とその速度を出力として活用し追加のセンサを用いることなく推定可能な枠

組みを構築した。器用な運動を実現するためには高頻度に状態量を取得することが重要であるという考えのもと、カルマンフィルタをベースとした実時間状態推定の実現を目指した。パラメータが確率分布に従ってばらつくことを生かし、そのばらつきを状態量のばらつきへと反映させることで、状態毎に適切な推定が可能となった。提案手法と一般的なカルマンフィルタによる推定をシミュレーション及び実機実験で検証した結果、どちらにおいても提案手法が有効に作用することが示された。一方で実機実験では推定値がずれる場合もあり、特に出力側の初期ずれが大きな影響を及ぼしていることが示唆された。

本研究は、ソフトロボットのよう運動に大きな不確実性を有するシステムを工学的に扱う方法論と考えることができる。特に運動のばらつきをパラメータの確率的な変動として捉える手法であるため、例えば複数の材料を組み合わせて作成されるシステムを表現する上でも有利であると考えられる。単一の材料に比べて複数の材料の複合ではヤング率や弾性率などの物性値が1つに定まらないことも考えられるが、こういった場合でも物性値が影響するパラメータが確率的に変動すると仮定することで本研究の提案手法を活用することができる。加えて、複合的なシステムのパラメータの影響を定量的に評価することができるため、材料の組み合わせによってどのような運動が実現できるか、逆にどういった物性の材料を組み合わせることが目的達成に有効であるかなどの知見を得ることも可能になると考えられる。

また、本研究ではソフトロボットの制御にセンサを用いることが困難であるとの視点から、駆動システム内で取得可能な情報のみを用いた状態推定を行った。シミュレーションではカルマンフィルタベースの状態推定に比べ提案手法を用いることで安定した推定が可能であることが示され、実機実験でも同様の結果が得られたものの、システムの出力に駆動ケーブルのたるみ等からなるオフセットが乗ることがあり、推定精度の悪化に繋がった。これは例えば推定する状態量の1つだけでも正確に計測可能なセンサを導入することで実機実験の結果も改善すると考えられる。

## 8.2 今後の展望

モデルに関して本研究では柔軟指の平面的な運動のみを対象としたが、指の構造によっては3次元的な運動の実現もありうる。そのため、3次元への拡張を行い、その状態で例

例えば関節粘弾性要素が妥当か、確率パラメータでの表現がどのように変化するかへの調査が必要といえる。また、状態推定手法の一般的なカルマンフィルタに比した有用性は示したが、一方で本研究で出力とした駆動ケーブルの初期たるみやモータの逆可動不足による指の運動の拘束など状態推定の精度を低下させる要因が確認された。こうした誤差分をモデルに組み込むだけでなく、部分的にセンサを用いることで推定精度の向上が見込める。また、状態推定を実現したことで、フィードバック制御の実装を考えることができる。例えば本研究で用いた腱駆動型柔軟指の場合はケーブル張力が関節に及ぼす駆動トルクのモーメントアームが関節変位によって変化する腱駆動機構と見なすことができる。この場合例えば Ozawa らの分類を参考に柔軟指の制御を考えることができる [48]。他にも、提案したモデルを用いることでモデルベースのフィードフォワード制御と状態推定によるフィードバック制御を組み合わせることも考えられる。さらに、確率モデルへの拡張を行ったことで、例えば Satoh らが提案する確率制御のフレームワークを活用できる可能性がある [49]。制御面での拡張を行い、柔軟指を有するソフトグリッパの実現を目指す。

## 謝辞

本論文の提出にあたり、関係各位に謝辞を述べさせていただきます。研究室に配属されて以来6年の間、研究そのものだけでなく研究者としての心構えなど様々な面でご指導いただいた田原教授に心より感謝申し上げます。研究を進める上での確かな研究方針の提案や有意義かつ重要な助言を多く頂き、今後研究者として成長するために大事な点を学ぶことができました。そして、本論文の提出にあたり副査を担当していただいた山本教授と倉爪教授に心より感謝申し上げます。山本教授には本論文の内容に関する有意義なご指摘を頂いただけでなく、ゼミ発表の場において活発な議論を通して研究内容を充実したものとすることができました。倉爪教授には普段と異なる視点から本論文へのご指摘を頂き、説明不足な点や主張が弱かった点など論文内容をより良いものとすることができました。改めて御礼申し上げます。研究発表の場での討論に加え、学生の立場で親身になって助言頂いた中島准教授にお礼申し上げます。また、研究の進捗において多大な協力を頂いた有田助教に心から感謝申し上げます。これまでになく観点から多くの助言を頂いたことで研究の幅が広がっただけでなく、論文や書類の添削でも素早い返信を頂き円滑に作業を進めることができました。博士課程での生活や就活の面で有益なアドバイスを多数いただいた本田助教、金田助教に感謝申し上げます。日々の生活では、面倒を見ていただいた先輩、話し相手として支えてくれた同輩、研究に刺激を与えてくれた後輩方のおかげで、常に身の締まる思いの中でも楽しく研究生活を送ることができました。この場を借りて感謝申し上げます。御多忙の中、研究のサポートだけでなく学生生活の多くの点で気にかけていただいた荒木秘書、星秘書に心より感謝申し上げます。また、博士課程進学という私の目標を応援してくれ、今日に至るまで見守ってくれた家族に心より感謝申し上げます。最後に、これまでの生活を支えてくださった全ての方に今一度感謝の意を表しまして、皆様方への謝辞とさせていただきます。

令和6年1月 本司 澄空

九州大学大学院工学府

## 参考文献

- [1] Jun Shintake, Vito Cacucciolo, Dario Floreano, and Herbert Shea. Soft robotic grippers. *Advanced materials*, Vol. 30, No. 29, p. 1707035, 2018.
- [2] Jeffrey M Krahn, Francesco Fabbro, and Carlo Menon. A soft-touch gripper for grasping delicate objects. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 22, No. 3, pp. 1276–1286, 2017.
- [3] Zhongkui Wang and Shinichi Hirai. Soft gripper dynamics using a line-segment model with an optimization-based parameter identification method. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 2, No. 2, pp. 624–631, 2017.
- [4] Ryoji Maruyama, Tetsuyou Watanabe, and Masahiro Uchida. Delicate grasping by robotic gripper with incompressible fluid-based deformable fingertips. In *2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 5469–5474. IEEE, 2013.
- [5] Nina R Sinatra, Clark B Teeple, Daniel M Vogt, Kevin Kit Parker, David F Gruber, and Robert J Wood. Ultrgentle manipulation of delicate structures using a soft robotic gripper. *Science Robotics*, Vol. 4, No. 33, p. eaax5425, 2019.
- [6] Raphael Deimel and Oliver Brock. A novel type of compliant and underactuated robotic hand for dexterous grasping. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 35, No. 1-3, pp. 161–185, 2016.
- [7] Changyun Choi, Wilko Schwarting, Joseph DelPreto, and Daniela Rus. Learning object grasping for soft robot hands. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 3, No. 3, pp. 2370–2377, 2018.

- 
- [8] Sylvain Abondance, Clark B Teeple, and Robert J Wood. A dexterous soft robotic hand for delicate in-hand manipulation. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 5, No. 4, pp. 5502–5509, 2020.
- [9] Jennifer C. Case, Edward L. White, and Rebecca K. Kramer. Soft material characterization for robotic applications. *Soft Robotics*, Vol. 2, No. 2, pp. 80–87, 2015.
- [10] Sumitaka Honji and Kenji Tahara. Dynamic modeling and joint design of a cable driven soft gripper. In *2020 3rd IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)*, pp. 593–598. IEEE, 2020.
- [11] Sumitaka Honji, Hikaru Arita, and Kenji Tahara. Stochastic approach for modeling soft fingers with creep behavior. *Advanced Robotics*, Vol. 37, No. 22, pp. 1471–1484, 2023.
- [12] Ryan L Truby, Cosimo Della Santina, and Daniela Rus. Distributed proprioception of 3d configuration in soft, sensorized robots via deep learning. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 5, No. 2, pp. 3299–3306, 2020.
- [13] Jean-Baptiste Chossat, Yong-Lae Park, Robert J Wood, and Vincent Duchaine. A soft strain sensor based on ionic and metal liquids. *IEEE Sensors Journal*, Vol. 13, No. 9, pp. 3405–3414, 2013.
- [14] David Luenberger. Observers for multivariable systems. *IEEE transactions on automatic control*, Vol. 11, No. 2, pp. 190–197, 1966.
- [15] Greg Welch and Gary Bishop. An introduction to the kalman filter. 1995.
- [16] Costanza Armanini, Frédéric Boyer, Anup Teejo Mathew, Christian Duriez, and Federico Renda. Soft robots modeling: A structured overview. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 39, No. 3, pp. 1728–1748, 2023.
- [17] Gianmarco Mengaldo, Federico Renda, Steven L Brunton, Moritz Bächer, Marcello Calisti, Christian Duriez, Gregory S Chirikjian, and Cecilia Laschi. A concise guide

- to modelling the physics of embodied intelligence in soft robotics. *Nature Reviews Physics*, Vol. 4, No. 9, pp. 595–610, 2022.
- [18] Christian Duriez. Control of elastic soft robots based on real-time finite element method. In *2013 IEEE international conference on robotics and automation*, pp. 3982–3987. IEEE, 2013.
- [19] Jérémie Allard, Stéphane Cotin, François Faure, Pierre-Jean Bessoussan, François Poyer, Christian Duriez, Hervé Delingette, and Laurent Grisoni. Sofa-an open source framework for medical simulation. In *MMVR 15-Medicine Meets Virtual Reality*, Vol. 125, pp. 13–18. IOP Press, 2007.
- [20] Maxime Thieffry, Alexandre Kruszewski, Christian Duriez, and Thierry-Marie Guerra. Control design for soft robots based on reduced-order model. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 4, No. 1, pp. 25–32, 2018.
- [21] Robert K Katzschmann, Maxime Thieffry, Olivier Goury, Alexandre Kruszewski, Thierry-Marie Guerra, Christian Duriez, and Daniela Rus. Dynamically closed-loop controlled soft robotic arm using a reduced order finite element model with state observer. In *2019 2nd IEEE international conference on soft robotics (RoboSoft)*, pp. 717–724. IEEE, 2019.
- [22] Stanislao Grazioso, Giuseppe Di Gironimo, and Bruno Siciliano. A geometrically exact model for soft continuum robots: The finite element deformation space formulation. *Soft robotics*, Vol. 6, No. 6, pp. 790–811, 2019.
- [23] Federico Renda, Michele Giorelli, Marcello Calisti, Matteo Cianchetti, and Cecilia Laschi. Dynamic model of a multibending soft robot arm driven by cables. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 30, No. 5, pp. 1109–1122, 2014.
- [24] Yinoussa Adagolodjo, Federico Renda, and Christian Duriez. Coupling numerical deformable models in global and reduced coordinates for the simulation of the direct

- and the inverse kinematics of soft robots. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 6, No. 2, pp. 3910–3917, 2021.
- [25] Robert J Webster III and Bryan A Jones. Design and kinematic modeling of constant curvature continuum robots: A review. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 29, No. 13, pp. 1661–1683, 2010.
- [26] Isuru S Godage, Gustavo A Medrano-Cerda, David T Branson, Emanuele Guglielmino, and Darwin G Caldwell. Dynamics for variable length multisection continuum arms. *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 35, No. 6, pp. 695–722, 2016.
- [27] Cosimo Della Santina, Antonio Bicchi, and Daniela Rus. On an improved state parametrization for soft robots with piecewise constant curvature and its use in model based control. *IEEE Robotics and Automation Letters*, Vol. 5, No. 2, pp. 1001–1008, 2020.
- [28] Daniel Bruder, C David Remy, and Ram Vasudevan. Nonlinear system identification of soft robot dynamics using koopman operator theory. In *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 6244–6250. IEEE, 2019.
- [29] Thomas George Thuruthel, Egidio Falotico, Federico Renda, and Cecilia Laschi. Model-based reinforcement learning for closed-loop dynamic control of soft robotic manipulators. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 35, No. 1, pp. 124–134, 2018.
- [30] Carlos Relaño, Javier Muñoz, and Concepción A Monje. Gaussian process regression for forward and inverse kinematics of a soft robotic arm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 126, p. 107174, 2023.
- [31] DongWook Kim, Myungsun Park, and Yong-Lae Park. Probabilistic modeling and bayesian filtering for improved state estimation for soft robots. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 37, No. 5, pp. 1728–1741, 2021.

- [32] Juan C Cortés, Sandra E Delgadillo-Alemán, Roberto A Kú-Carrillo, and Rafael J Villanueva. Full probabilistic analysis of random first-order linear differential equations with dirac delta impulses appearing in control. *Mathematical Methods in the Applied Sciences*, 2021.
- [33] Stephen C Jacobsen, Hiekeun Ko, Edwin K Iversen, and Clark C Davis. Control strategies for tendon-driven manipulators. *IEEE Control Systems Magazine*, Vol. 10, No. 2, pp. 23–28, 1990.
- [34] Jinwoo Jung, Ryan S Penning, Nicola J Ferrier, and Michael R Zinn. A modeling approach for continuum robotic manipulators: Effects of nonlinear internal device friction. In *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 5139–5146. IEEE, 2011.
- [35] Turner Alfrey and Paul Doty. The methods of specifying the properties of viscoelastic materials. *Journal of applied physics*, Vol. 16, No. 11, pp. 700–713, 1945.
- [36] Richard M. Murray, Zexiang Li, and S. Shankar Sastry. *A mathematical introduction to robotic manipulation*. Boca Raton, FL: CRC Press, 1994.
- [37] Masafumi Kimura, Yuuta Sugiyama, Seiji Tomokuni, and Shinichi Hirai. Constructing rheologically deformable virtual objects. In *2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 03CH37422)*, Vol. 3, pp. 3737–3743. IEEE, 2003.
- [38] Kenneth Levenberg. A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of applied mathematics*, Vol. 2, No. 2, pp. 164–168, 1944.
- [39] Donald W Marquardt. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *Journal of the society for Industrial and Applied Mathematics*, Vol. 11, No. 2, pp. 431–441, 1963.
- [40] Manolis LA Lourakis and Antonis A Argyros. Is levenberg-marquardt the most efficient optimization algorithm for implementing bundle adjustment? In *Tenth*

- IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05) Volume 1*, Vol. 2, pp. 1526–1531. IEEE, 2005.
- [41] T.T. Soong. *Random Differential Equations in Science and Engineering*. Academic Press, 1973.
- [42] Ilya Meyerovich Sobol'. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models. *Math. Model. Comput. Exp.*, Vol. 1, p. 407, 1993.
- [43] Toshimitsu Homma and Andrea Saltelli. Importance measures in global sensitivity analysis of nonlinear models. *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 52, No. 1, pp. 1–17, 1996.
- [44] René Schneider and Christos Georgakis. How to not make the extended kalman filter fail. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, Vol. 52, No. 9, pp. 3354–3362, 2013.
- [45] Atsushi Baba and Shuichi Adachi. Simultaneous state of charge and parameter estimation of lithium-ion battery using log-normalized unscented kalman filter. In *2015 American Control Conference (ACC)*, pp. 311–316. IEEE, 2015.
- [46] Jean-Marie Guihal, François Auger, Emmanuel Schaeffer, and Nicolas Bernard. Parameter estimation with continuous-discrete extended kalman filters using implicit integration methods. In *2020 IEEE 29th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pp. 172–178. IEEE, 2020.
- [47] Thomas Mazzoni. Computational aspects of continuous–discrete extended kalman-filtering. *Computational Statistics*, Vol. 23, pp. 519–539, 2008.
- [48] Ryuta Ozawa, Hiroaki Kobayashi, and Kazunori Hashirii. Analysis, classification, and design of tendon-driven mechanisms. *IEEE transactions on robotics*, Vol. 30, No. 2, pp. 396–410, 2013.

- 
- [49] Satoshi Satoh and Kenji Fujimoto. Passivity based control of stochastic port-hamiltonian systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 58, No. 5, pp. 1139–1153, 2012.