

柔軟触覚センサ情報のマルコフ性を考慮した ガウス過程回帰による接触力推定

堀井隆斗 (大阪大学) 長井志江 (大阪大学) Francesco Giovanini(IIT)
Lorenzo Natale(IIT) Giorgio Metta(IIT) 浅田稔 (大阪大学)

1. はじめに

未知なる環境や人との柔軟な物理的インタラクションを目的として、ロボットの一部や全身を覆う触覚センサが多く研究されている [1]。特に物体の把持や全身運動、人との接触コミュニケーションに着目した研究では、人の触覚知覚能力を模したセンサの構築や安全性の向上のために、接触層にシリコンやゴムなどの柔軟素材が利用されている [2] [3]。このような触覚センサの情報から、接触力や滑りなどの特徴を推定する手法の一つとして、モデルベースのアプローチが知られている [4]。しかし柔軟触覚センサは、接触層に用いる柔軟物の経年劣化や外力と柔軟層の変形の非線形性、変形に伴うヒステリシスや温度ドリフトを有するために、センサの物理モデルを事前に構築することは難しい [5]。

その一方で、機械学習の手法を用いて触覚センサ情報と接触力や滑りの関係を獲得する手法が試みられている。Tada et al. [6] は、物体を把持した時の触覚センサ情報と視覚上で検出される滑りの関係を、ニューラルネットワークを用いて獲得している。また Urban et al. [7] は人の指の変形量と把持力の関係を獲得する際に、ガウス過程回帰とニューラルネットワークを比較し、ガウス過程回帰モデルが良い推定精度を持つことを示している。しかしこれらの研究では、柔軟触覚センサや人の指のような柔軟物が持つヒステリシス等の特性については考慮されていない。

そこで本研究では、柔軟触覚センサの非線形性やヒステリシスを補償し、接触力を推定することのできる学習モデルを提案することを目的とする。本稿では、認知発達ロボットプラットフォームの1つである iCub [8] の指触覚センサを、柔軟触覚センサとして利用する。そして触覚センサデータのマルコフ性を考慮したガウス過程回帰による接触力推定モデルの提案と実験結果について報告する。

2. 実験設定

図 1(a) に実験環境を示す。iCub の指触覚センサは図 1(b) に示すように、グリップに取り付けて利用する。iCub 触覚センサは内骨格とフレキシブル基板、2種類のシリコンから構成されている。フレキシブル基板は12個の電極を持ち、表面の導電性シリコン層と指内部のシリコン層からなるコンデンサを形成している。iCub 触覚センサも他の柔軟触覚センサ同様に、接触層の変形に非線形性と接触力と触覚センサ情報の間にヒステリシスの特徴を持つことが知られている [2]。

本実験では、触覚センサを力-トルクセンサ (F/T センサ) の中心に配置し、実験者によって重力軸方向に周期

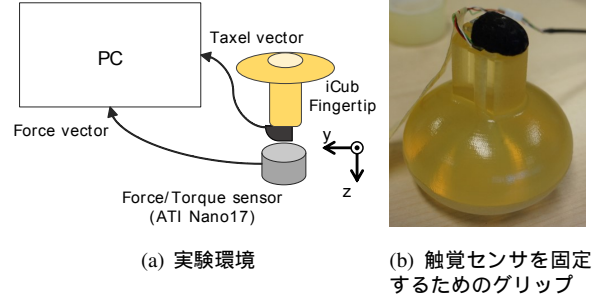


図 1 触覚センサ (iCub Fingertip) 校正のための F/T センサによるデータ収集

的な力を加えた際の触覚センサと F/T センサのデータを収集した。F/T センサには ATI Industrial Automation 製の Nano 17 を利用した。iCub の触覚センサデータは各時刻毎に 12 個の電極に対応する 12 次元の Taxel vector として F/T センサの Force vector と共に 50 Hz のサンプリングレートで収集される。

3. 接触力推定モデル

3.1 ガウス過程回帰

本研究では触覚センサデータから接触力を推定するための学習モデルとして、ガウス過程回帰 (GPR) を適用する。GPR は入力 θ が与えられた際の出力 $f(\theta)$ の平均値と分散をガウス分布に基づいて与える回帰モデルであり、次式によって表される。

$$f(\theta) \sim \text{GP}(m_f, k_f) \quad (1)$$

式 (1) において m_f と k_f は入力 θ の平均値の事前分布と共分散関数である [9]。今回の実験では、共分散関数として次式で示される二乗指数関数を選択した。

$$k(\theta_p, \theta_q) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{1}{2}(\theta_p - \theta_q)^T M(\theta_p - \theta_q)\right) \quad (2)$$

ここで、 $M = l^{-2}I$ 、またノイズ σ_f^2 とスケールパラメータ l は超パラメータである。

本稿では GPR の入力 θ として触覚センサデータを、対応する出力 $y = f(\theta)$ として F/T センサデータを用いて学習する。学習用データセットを $\mathcal{T} = \{\theta_1, f(\theta_1), \dots, \theta_D, f(\theta_D)\}$ 、出力データベクトル $y = [f(\theta_1), \dots, f(\theta_D)]^T$ とすると、未学習データ θ_* に対する出力分布は

$$P(f(\theta_*)|\mathcal{T}, \theta_*) = N(\mu(\theta_*), \sigma^2(\theta_*)) \quad (3)$$

$$\mu(\theta_*) = k_*^T K^{-1} y, \quad \sigma^2(\theta_*) = k(\theta_*, \theta_*) - k_*^T K^{-1} k_* \quad (4)$$

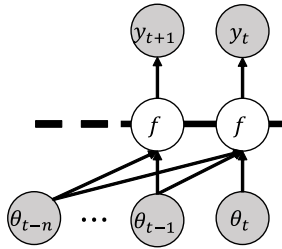


図2 提案モデル1のグラフィカルモデル

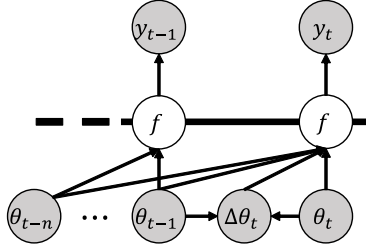


図3 提案モデル2のグラフィカルモデル

となる．上式において， $K_{i,j} = k(\theta_i, \theta_j) + \sigma_n^2 \delta_{ij}$ ，また $k_* = [k(\theta_1, \theta_*), \dots, k(\theta_D, \theta_*)]^T$ であり， σ_n^2 は超パラメータである．

3.2 提案モデル

次に柔軟触覚センサのヒステリシスを補償するために，GRPの入力に触覚センサデータのマルコフ性を考慮したモデルを提案する．

3.2.1 提案モデル1: 触覚センサの時系列情報を入力として扱うモデル

1つ目の提案モデルは，複数の時系列情報を入力として扱うモデルである．図2に提案モデルのグラフィカルモデルを示す．ここで触覚センサデータが n 次のマルコフ連鎖を持つと仮定した場合，時刻 t における提案モデルの入力データ Θ_t は次式で表される．

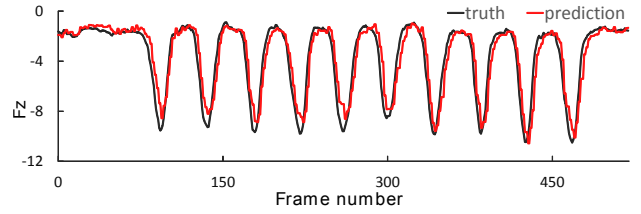
$$\Theta_t = [\theta_t, \theta_{t-1}, \dots, \theta_{t-n}]^T \quad (5)$$

3.2.2 提案モデル2: 触覚センサの時系列情報に加えて変化量を扱うモデル

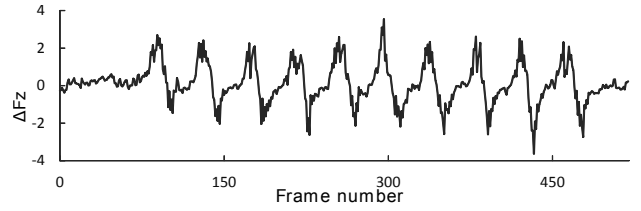
2つ目のモデルは，入力情報として触覚センサの時系列情報と，それぞれの時刻における一時刻前の差分 $\Delta\theta_t = \theta_t - \theta_{t-1}$ を扱うモデルである．図3にグラフィカルモデルを示す．前述のモデルと同様に，触覚センサデータが n 次のマルコフ連鎖を持つと仮定した場合，時刻 t における提案モデルの入力データ Θ_t は次式で表される．

$$\Theta_t = [\theta_t, \Delta\theta_t, \theta_{t-1}, \dots, \theta_{t-n-1}, \Delta\theta_{t-n-1}, \theta_{t-n}]^T \quad (6)$$

提案モデル2は提案モデル1と比較して，入力に触覚センサデータの一時刻前との差分を含んでいる．差分情報は力の変化に関する情報を表現しているために，マルコフ性を考慮しないGPRモデルや提案モデル1と比較して，接触力の方向が変化する場合に，より誤差なく接触力を推定できると考えられる．



(a) 真値と推定結果



(b) 推定区間における誤差

図4 通常のGPRモデルにおける接触力推定結果

4. 実験結果

それぞれのモデルにおいて触覚センサデータから接触力を推定した際の性能を比較する．実験には2章に示した実験設定で，収集した2200 frame分のデータを用いる．この内約20%にあたる520 frame分のデータを推定用のテストデータとし，残りを学習データとして用いた．

4.1 通常のガウス過程回帰モデルの推定結果

まず，マルコフ性を考慮していない通常のGPRモデルを用いて触覚センサデータとF/Tセンサデータの間接関係を学習し，未学習データから重力軸方向の接触力を推定した．表1の1行目にこのモデルの性能を示す．各モデルの評価値として，真値と推定値の平均二乗誤差(RMS)，真値と推定値の相関係数(CC)と絶対値誤差の最大値(AME)を算出した．通常のGPRモデルを用いて未学習の触覚センサデータから接触力を推定した結果を図4(a)に示す．F/Tセンサで計測された接触力の真値と比較すると，接触力は概ね推定できているが，図4(b)より，接触力の方向が変化する点($F_z \approx -10$ N)において大きな誤差が発生していることが分かる．図5(a)に接触力の変化点を拡大したものを示す．この図から接触力の変化点における推定誤差の増大，また推定値が真値と比較して時間遅れを持っていることが分かる．これらの特徴は，接触力によって変形する触覚センサの柔軟層の非線形性とヒステリシスが原因であると考えられる．このため，推定時刻の触覚センサデータのみを利用する通常のGPRモデルでは触覚センサのヒステリシスを考慮していないために，接触力の推定精度に限界があることが確認できた．

4.2 提案モデル1の推定結果

次に提案モデルの1つである触覚センサデータのマルコフ性を考慮したモデルを用いて接触力を推定した．提案モデルの学習データと，推定のためのテストデータは4.1節と同様のものを用いた．モデルの入力(式(5))における触覚センサデータのマルコフ連鎖の次数

n を変化させた際の各評価値の変化を図 6 に示す。すべての評価値において、 $n = 3$ の時に性能が最大となった。表 1 の 2 行目に $n = 3$ の時の本モデルの各評価値を示す。すべての評価値において、通常の GPR モデルよりも性能が向上していることが確認できる。

図 5(b) に図 5(a) と同様の推定区間における真値と本モデルにおける推定値を示す。通常の GPR モデルと比較して、接触力の方向が変化する点において、誤差が減少していること、また真値に対して時間遅れ無く接触力を推定できていることが分かる。

4.3 提案モデル 2 の推定結果

最後に入力情報として触覚センサの時系列情報と、一時刻前との差分 Δx_t を扱うモデルを用いて接触力推定を行った。本モデルにおいても、4.1 節と同様のデータを用いて学習・推定した。入力情報におけるマルコフ連鎖の次数 n を変化させた際のそれぞれの評価値の変化を図 7 に示す。4.2 節の実験と同様に、すべての評価値において $n = 3$ の時に性能が最大となった。表 1 の 3 行目に $n = 3$ の時の本モデルの各評価値を示す。RMS の評価値は、提案モデル 1 と比較しても向上しており、すべての手法において最大の性能を示した。

図 5(c) に図 5(a) と同様の推定区間における真値と推定値を示す。4.2 節の結果と同様、通常の GPR モデルに比べて、接触力の方向が変化する点において推定誤差が減少しており、更に真値に対して時間遅れ無く接触力を推定できていることが分かる。ただし、提案モデル 1 (図 5(b)) との差はあまり見受けられなかった。

5. 考察

それぞれの提案モデルにおいて評価値にあまり変化が見られなかった理由として、入力情報に触覚センサデータの時系列情報のみを用いたモデルにおいても、モデル内部に差分情報を獲得している可能性が考えられる。本実験では GPR の共分散関数として二乗指数関数 (式 (2)) を用いた。二乗指数関数ではそれぞれ対象の入力情報 θ_i と θ_j の差を関数内で計算している。今回の場合、入力情報 θ_i と θ_j はそれぞれ異なる時刻における触覚センサデータに対応しているために、時系列情報における差分情報 $\Delta \theta_i$ が GPR 内において陰に表現されていると考えられる。

しかし入力にマルコフ性を考慮していない通常の GPR モデルの場合、他の提案モデルと比較して推定精度に大きな差が見られる。この理由として、GPR の入力に複数の時系列情報、具体的には n 次のマルコフ連鎖を仮定した情報を含むことで共分散関数内で表現される情報により多くの時系列情報が表現されることとなり、両方の提案モデルにおいて推定精度が向上していると考えられる。ただし仮定するマルコフ連鎖の次数の変化に対しても各評価値の変化が見られることから、最良の評価値を与える次数 n は学習データや推定データの周期性等に影響していると考えられる。今後は本提案モデルにおいて、共分散関数等の計算における情報表現やマルコフ連鎖の次数 n の影響について確認することが重要である。

6. おわりに

本稿では、柔軟な触覚センサから接触力を推定する問題において、触覚センサデータのマルコフ性を考慮することで、センサが持つヒステリシスを補償して接触力推定を行うことのできるモデルを提案した。また提案モデルが通常の GPR モデルと比較して、精度よく接触力を推定できることを示した。今回の実験では、柔軟触覚センサとして iCub の指触覚センサを用いたが、この結果はヒステリシス特性を持つ他の柔軟触覚センサにも適応可能であると考えられる。

今後の課題として、提案モデルの定式化や、重力軸方向だけでなく他の軸方向での検証が重要である。また、柔軟触覚センサのヒステリシスを潜在変数として陽に表現するモデルの提案が挙げられる。

謝辞 本研究の遂行にあたり、独立行政法人日本学術振興会の「研究拠点形成事業 (A. 先端 10 拠点形成型)」と the European CODEFROR project (PIRSSES-2013-612555) の助成を受けた。

参考文献

- [1] B. D. Argall and A. G. Billard. A survey of tactile human-robot interactions. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 58, No. 10, pp. 1159–1176, 2010.
- [2] A. Schmitz, M. Maggiali, L. Natale, B. Bonino, and G. Metta. A tactile sensor for the fingertips of the humanoid robot icub. *2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2212–2217, 2010.
- [3] 堀井隆斗, 長井志江, 浅田稔. 磁性エラストマーを利用した磁気式触覚センサ. ロボティクス・メカトロニクス講演会 2014 予稿集, 1P1-X08, 2014.
- [4] J. A. Sánchez-Durán, Ó. Oballe-Peinado, J. Castellanos-Ramos, and F. Vidal-Verdú. Hysteresis correction of tactile sensor response with a generalized prandtl-ishlinskii model. *Microsystem technologies*, Vol. 18, No. 7-8, pp. 1127–1138, 2012.
- [5] R. S. Dahiya, G. Metta, M. Valle, and G. Sandini. Tactile sensing: From humans to humanoids. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 26, No. 1, pp. 1–20, 2010.
- [6] Y. Tada and K. Hosoda. Acquisition of multi-modal expression of slip through pick-up experiences. *Advanced Robotics*, Vol. 21, No. 5-6, pp. 601–617, 2007.
- [7] S. Urban, J. Bayer, C. Osendorfer, G. Westling, B. B. Edin, and P. van der Smag. Computing grip force and torque from finger nail images using gaussian processes. *2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4034–4039, 2013.
- [8] N. G. Tsagarakis, G. Metta, G. Sandini, D. Vernon, R. Beira, F. Becchi, L. Righetti, J. Santos-Victor, A. J. Ijspeert, M. C. Carrozza, and D. G. Caldwell. icub: the design and realization of an open humanoid platform for cognitive and neuroscience research. *Advanced Robotics*, Vol. 21, No. 10, pp. 1151–1175, 2007.
- [9] C. Rasmussen and C. Williams. *Gaussian processes for machine learning*. MIT Press, 2006.

表 1 それぞれの推定モデルにおける評価値

Condition	Root mean square	Correlation coefficient	Abs. maximum error (N)
Normal GP model	1.035	0.933	3.625
Considering the Markov chain model ($n = 3$)	0.561	0.981	1.944
Considering the Markov chain and differences model ($n = 3$)	0.559	0.981	1.952

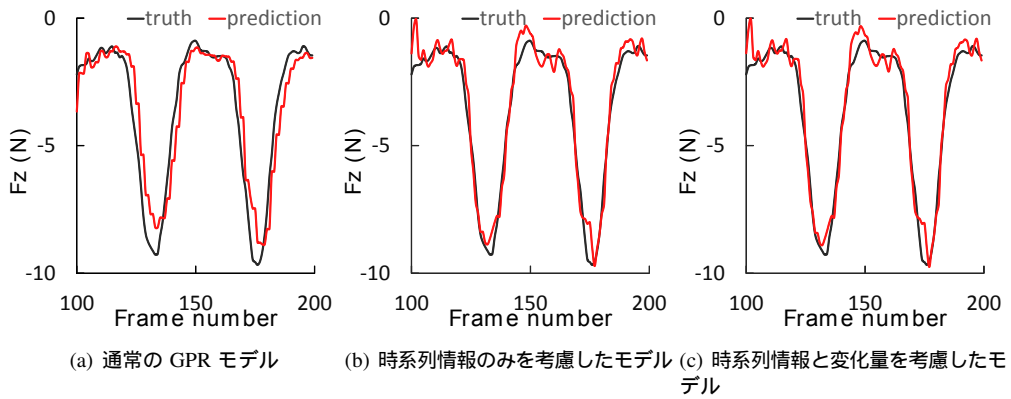


図 5 それぞれのモデルにおける接触力推定結果

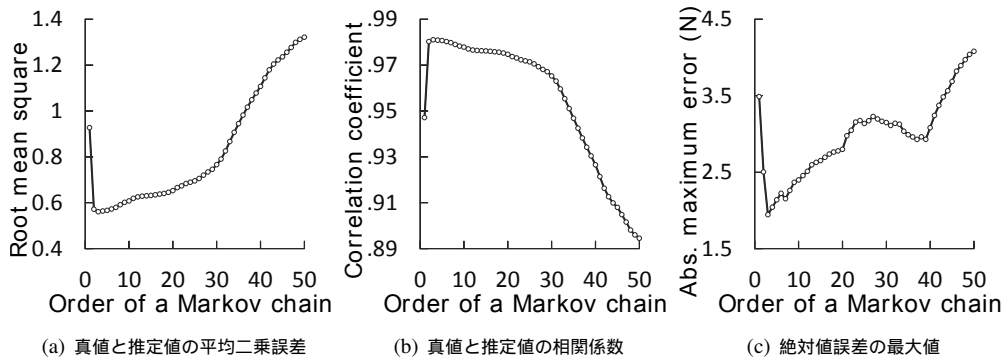


図 6 入力情報に触覚センサデータの時系列情報のみを考慮したモデルにおける各評価値の変化

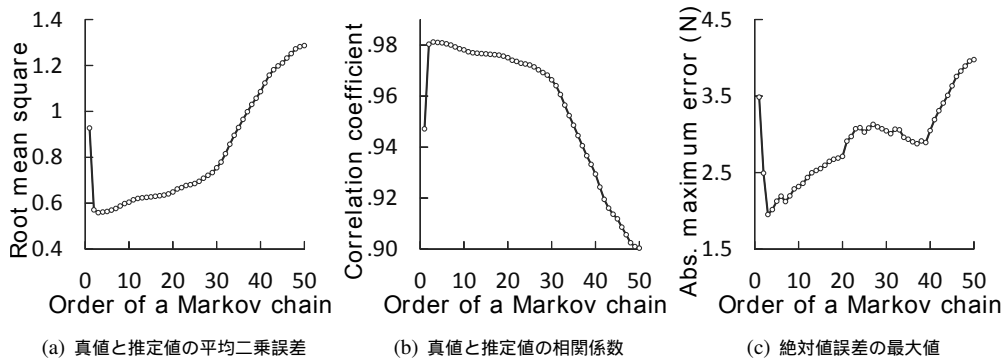


図 7 入力情報に触覚センサデータの時系列情報と変化量を考慮したモデルにおける各評価値の変化