

触覚認知における皮膚の形態計算のためのモデル化

武者 茜† 重宗 宏毅† 臺原 学‡ 澤田 秀之‡
 早稲田大学先進理工学部† 早稲田大学理工学術院‡

1. はじめに

人間は、物体に触れる際、皮膚を通して触覚を得ている。しかし、この触覚機構を工学的に再現することは、未だ難しい。

そこで我々は、人間の皮膚構造が持つ形態計算能力に着目した。人間の皮膚は、硬さの異なる3層の組織と応答性の異なる4種の受容器が相互作用する構造を持つ。この皮膚構造をバネ定数の異なるバネの連結によってモデル化する。冗長な力学モデルでは入力力学系内に保持され、次の入力に影響を与えることが知られている[1]。この、物体や生体そのものが持つ計算能力を利用するMorphological Computationの性質に基づき、力学モデルにより皮膚の構造を再現することで、時系列データにおける学習性能に寄与することを確認した。さらにこの実験結果から、人間の皮膚構造が表面に生じる物理刺激に対して時系列的な形態計算を行う可能性を見出した。本稿では、その情報処理能力について議論する。

2. 皮膚のモデル化

2.1 皮膚の構造

人間の指先における皮膚構造を図1に示す。人間の皮膚は、表面から表皮、真皮、皮下組織の3層から成る。また、接触面には指紋と呼ばれる凹凸が存在し、指紋が触覚認知に及ぼす影響も調べられている[2]。さらに、マイスナー小体、メルケル盤、ルフィニ終末、パチニ小体の4つの受容器が皮膚の内部、おおよそ決まった位置と深さに存在し、それぞれ異なる周波数やずり応力、圧力に対して応答を示すことが知られている。

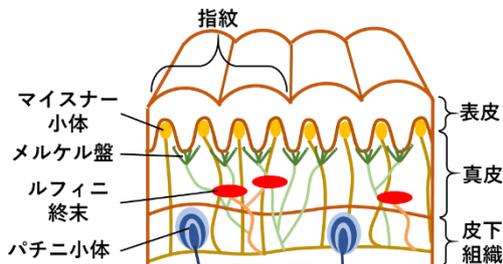


図1 指先の皮膚構造

2.2 バネモデルによる構造の再現

2.1で示した皮膚構造について、バネと質点を連結することにより、図2のようなモデルを作成した。(a)は指紋なしのモデル、(b)は指紋ありのモデルである。前野らの研究[3]によると、表皮、真皮、皮下組織の弾性率は、それぞれ $1.36 \times 10^5 \text{Pa}$ 、 $8.0 \times 10^4 \text{Pa}$ 、 $3.4 \times 10^4 \text{Pa}$ であり、これを参考に、バネ定数を与えた。さらに、表皮と真皮の境界は、非常に入り組んだ構造をしているため、境界に対応する部分のバネ定数を両者からランダムに決定されるものとした。

このモデルを用いることにより、皮膚の構造および指紋の有無が、触覚認知における情報処理にどのように関与しているのかを調べる。

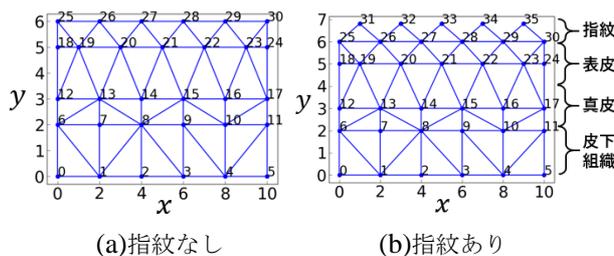


図2 皮膚構造を模したバネモデル

3. 皮膚モデルを用いた学習

3.1 学習条件

2.2で作成した皮膚モデルの時系列データにおける学習性能を、Hauserらの研究[1]と同様、Volterra級数を用いて確かめた。入力は、式(1)および図3に示すものとし、皮膚が物体をなでた時の変形を再現するために、皮膚モデル上部の質点のx軸方向に-1から1の間でランダムに決定される重み w_{in} をかけて与えた。(a)のモデルでは質点25から30に、(b)のモデルでは質点31から35に作用させる。

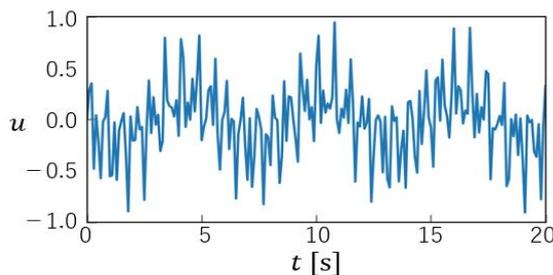


図3 入力信号

Modeling of Skin for Morphological Computation in Tactile Recognition

† A. Musha, School of Advanced Science and Engineering, Waseda University

‡ H. Shigemune, M. Daihara, H. Sawada, Faculty of Science and Engineering, Waseda University

$$u(t) = \sin(2\pi f_1 t) \cdot \sin(2\pi f_2 t) \cdot \sin(2\pi f_3 t) \quad (1)$$

ここでは、 $f_1 = 2.11\text{Hz}$, $f_2 = 3.73\text{Hz}$, $f_3 = 4.33\text{Hz}$ とし、モデルの左端、右端、下端を固定した。

学習するデータは式(2)に示すものとし、学習には20秒間の信号を使用した。このうち、振動が安定した5秒から18秒までを訓練データ、残りの2秒をテストデータとした。また、学習を行う時間間隔は0.1秒とした。

$$y(t) = \iint h_2(\tau_1, \tau_2) u(t - \tau_1) u(t - \tau_2) d\tau_1 d\tau_2$$

$$h_2(\tau_1, \tau_2) = \exp(-(\tau_1 - \mu_1)^2 / 2\sigma_1^2 - (\tau_2 - \mu_2)^2 / 2\sigma_2^2) \quad (2)$$

式(2)では、 $\mu_1 = \mu_2 = 0.1$, $\sigma_1 = \sigma_2 = 0.05$, $\tau_1, \tau_2 \in [0, 0.2]\text{s}$ とした。

また、固定点同士の接続 $f_i (i = 1, \dots, 8)$ を除く、すべてのバネの伸び $l_i (i = 1, \dots, L - f)$ を時間ごとに集め、符号ごとに正規化を行った行列 \mathbf{L} と、教師データを時間ごとに集めた行列 \mathbf{T} より、式(3)に示す出力重み $\mathbf{w}_{out} = [w_{out}^1, w_{out}^2, \dots, w_{out}^{L-f}]^T$ および、式(4)に示す出力を得る。 \mathbf{L}^+ は、行列 \mathbf{L} の擬似逆行列である。

$$\mathbf{w}_{out} = \mathbf{L}^+ \mathbf{T} \quad (3)$$

$$y(t) = \sum_{i=1}^{L-f} w_{out}^i l_i(t) \quad (4)$$

3.2 学習結果

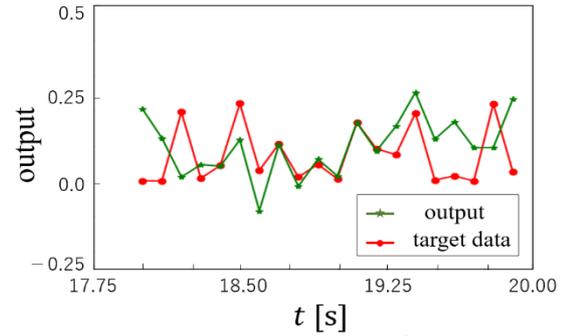
指紋ありモデル(図 2(a))と指紋なしモデル(図 2(b))について、各々50個ずつランダムにバネ定数を変えて生成した。それらのモデルを用いて学習を行い、時系列データに対する学習性能を確かめた。各モデルにおける出力の例を図4に示す。また、モデルごとの二乗平均誤差の平均値、最小値、最大値を表1に示す。

表1 各モデルにおける二乗平均誤差

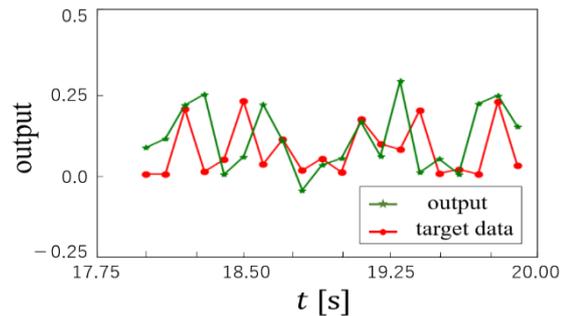
	指紋あり	指紋なし
平均値	1.87×10^{-2}	1.98×10^{-2}
最大値	3.30×10^{-2}	3.80×10^{-2}
最小値	8.20×10^{-3}	9.20×10^{-3}

3.3 考察

図4に示した通り、皮膚の構造を模したバネモデルが、時系列データの学習性能に寄与することが確認できた。このことから、人間の皮膚は触覚認知において、表面の物理的的刺激に対して時系列的に情報処理を行い、特定の刺激を受容する4つの受容体に刺激を伝える役割を担っている可能性が示された。



(a)指紋ありのモデル



(b)指紋なしのモデル

図4 学習結果

さらに表1より、指紋の形状を模したモデルでは、指紋のないモデルと比べ、学習性能が5.7%向上した。よって、指紋の存在も、物理刺激に対する応答において優位に働き、触覚認知において重要であるといえる。

4. まとめ

本研究では、皮膚の構造を再現したバネモデルを提案し、これを用いて時系列データの学習を行った。実験結果から、モデルが学習に必要な非線形な演算と時系列情報を記憶する、レザバーとなることを示した。

さらに、指紋を含むモデルと含まないモデルの学習性能を比較することによって、実際の皮膚構造が、より正確な形態計算を行える可能性を示した。今後は、触覚受容器との相互作用を含めた、より再現度の高いモデルを構築し、様々な入力に対する学習性能を調べていく。

参考文献

- [1] Hauser et al. : Towards a theoretical foundation for morphological computation with compliant bodies, *Biol Cybern*, 355–370. (2011)
- [2] 前野, 他 : ヒト指紋形状の力学的意味, *日本機械学会論文集(C編)*, 71巻701号, 245–250.(2005)
- [3] 前野, 他 : ヒト指腹部構造と触覚受容器位置の力学的関係, *日本機械学会論文集(C編)*, 63巻67号, 881–888.(1997)