



爪からの加振による指腹部触覚センシング (第 4 報)

確率重み付けによるエッジ方向の連続値推定

Finger-Pad Tactile Sensing Using Excitation from Fingernail (IV)
Continuous Value Estimation from Discrete Training Data via Probabilistic Weighting

今笙羽¹⁾, 溝口泉¹⁾, 梶本裕之¹⁾

Shoha KON, Izumi MIZOGUCHI, and Hiroyuki KAJIMOTO

1) 電気通信大学 情報理工学研究科 (〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1, {shoha.kon, mizoguchi, kajimoto}@kajilab.jp)

概要: 我々はこれまで、爪に偏心モータと IMU センサを搭載し、爪からの振動を計測することで、指腹を覆うことなく指腹の接触情報を推定することを試みてきた。しかし、これまでは学習した接触対象のみしか推定できず、また連続的な推定値の算出が困難であった。本稿では、推定確率の重み付けから推定値を連続値として算出する手法を提案する。指で触れたエッジの方向を連続値として推定可能かどうか検証を行った。

キーワード: アクティブセンシング、機械学習、振動、指腹

1. はじめに

触覚は、指先で行う巧みな作業における要となる感覚である。例えば、我々が鉛筆を把持して操ることができるのは、鉛筆の外周エッジを指先で認識し、適度な圧力で指で挟みこむことができるからである。プラスチック製の指キャップを指に装着すると、この連続的な方向知覚が失われ、指先の操作精度は大きく低下する。指先で行う繊細な作業には、触覚は必要不可欠であるといえる。

こうした器用な操作に関わる触覚を記録することは重要である。触覚を計測するための装着型センサはこれまで数多く提案されてきた。それらの多くはグローブ型[1][2]と呼ばれるものであり、中には薄膜上のもの[3]も存在する。しかしこれらは、いずれも装着により指腹を覆うことになり、本来の触覚を阻害してしまうという課題がある。

一方で、これまで指腹を覆わずに接触情報を推定するアプローチも提案されている。指の爪色変化を計測するもの[4][5]、爪の変形を計測するもの[6]、指側面の変形を計測するもの[7][8]がその代表例である。これらのセンサは、指に加わる力を方向も含めて計測可能なものではあるが、指腹での接触対象の形状やその位置などの器用な操作に関する情報を十分に捉えられるものではなかった。

上記の課題を解決するため、我々は指腹を覆わずに触覚を計測する手段として、爪上に振動モータと 6 軸 IMU センサを搭載するウェアラブル触覚センサ[9][10]を提案し

てきた。本手法は、爪から加えた振動による指の振る舞いを観察することで、指腹を覆うことなく指で触れた物の情報を推定するものである。第二報[9]では、本手法を用いて 45 度刻み (0 度、45 度、90 度、135 度) のそれぞれのエッジ方向や、6 種類の異なる接触位置を推定可能であることを確認した。さらに前報である第三報[10]では、事前に学習した 4 種類のエッジ方向と 4 種類の押下力を同時に推定できる可能性を示し、また押下力の変化に対するエッジ方向の推定精度の変化を報告した。

しかし、本手法のこれまでの推定結果の提示方法には依然として 2 つの問題がある。第一に、学習時に記録したエッジ方向のみしか識別できないため、識別したいエッジの方向が増えるほど、学習するエッジも増やさざるを得ない。第二に、得られる推定結果は離散ラベルであり、連続量としてのエッジ方向の推定値を得ることは困難である。このため、指で鉛筆を操るような、把持姿勢が連続的に変化するような場面において、本触覚センサはエッジの方向を連続値として推定できないという課題があった。

本研究の提案手法を図 1 に示す。本稿では、学習済み 4 方向のクラス分類器が出力する推定確率を重みとして用いることで、未学習方向のエッジを連続値として推定する。例えば、学習した 4 方向 (0 度、45 度、90 度、135 度) を利用して、未学習の方向である 112.5 度 (90 度と 135 度の中間角) を推定することを試みる。本手法により学習デー

タ以外の対象も連続値として推定可能であることが示されれば、本触覚センサの実用をさらに後押しすると考えられる。

本稿では、推定確率の重み付けによって、指で触れたエッジ方向を連続値として推定する手法を提案し、本触覚センサによる未学習エッジ方向の推定精度を検証・報告する。

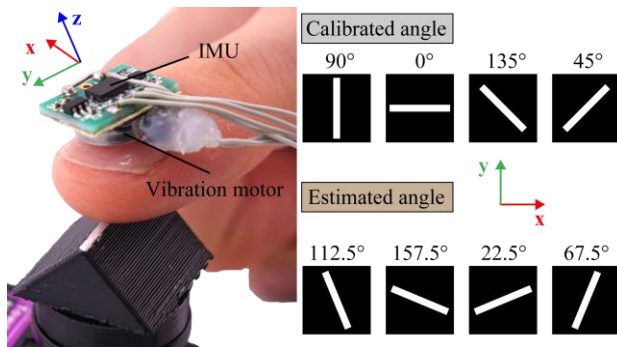


図 1: 提案手法

2. システム

2.1 装置

図 1 に本デバイスと座標軸の定義を示す。利用するデバイスは、前報[10]と同様のものである。指腹の皮膚を覆わないよう、振動モータとセンサは爪側に搭載されている。振動モータには円盤型ブラシレスモータ (LBV10B-009, Nidec) を用いており、センサには加速度および角速度の計測を目的とする 9 軸センサ (BMX055, BOSCH) を使用している。本デバイスでは偏心型の振動子を用いることで、二自由度の振動を指に加える。これにより接触対象の推定をより容易にすると考えられる。これらの部品は両面テープ (#1522H, 3M) によって固定される。振動モータと爪は、主に付け爪用として使用される高強度テープ (Kalolary) を用いて接着されている。爪に装着したデバイス全体の質量は約 2g である。

制御および計測にはマイクロプロセッサ (ESP32 DevkitC, Espressif Systems) を用いている。センサとマイクロプロセッサの間では I2C 通信を行うことで、XYZ 軸方向の加速度とそれらの軸回りの角速度を 1.25 kHz で取得できる。PC とマイクロプロセッサの間はシリアル通信を用いて行い、Python 環境においてデータ取得・可視化・計算を行っている。

振動モータには 20 kHz の PWM 信号を用いて疑似的に直流電圧が加えられる。振動モータの周波数は事前の加速度測定により 156 Hz であることが確認されている。加速度センサによる最大加速度は約 2.0 G、角速度センサによる最大角速度は約 250 deg/s であった。

2.2 データ処理

推定に利用するためのデータには、指で物体に触れた際の振動の変化から得られたベクトルデータを用いる。前報同様、指の振動を 3 軸加速度および 3 軸回りの角速度のデ

ータとして処理した。データ点は 1024 点とし、1.25 kHz のサンプリングにより約 0.8 秒間のデータを取得した。重力によるオフセットを補正するため、平均加速度値を差し引いている。この振動を表す散布図のデータ点 (x_n, y_n) を極座標 (r, θ) に変換し、 r を θ の関数として扱う。角度範囲 θ_m から θ_{m+1} (角度幅 $\Delta\theta$) 内に存在するデータ点の r の合計値を、 θ_m におけるデータ値とする。 $\Delta\theta = (2\pi/63)\text{rad}$ とし、角度を 63 分割した。これによってデータ数 63 のベクトルが得られる。

本稿では、3 軸の加速度および 3 軸周りの角速度すべてを用いており、6 つのデータ系列から 6 ペアの散布図が得られる。得られたベクトルすべてをつなげて長さ $63 \times 6 = 378$ のベクトルとする。

2.3 推定プロセス

学習したそれぞれのエッジ方向の推定確率の重み付けを利用することで、未学習のエッジ方向を連続値として推定する。図 2 に推定プロセスの流れを示す。

2.3.1 学習

被験者は、各試行で 4 方向のエッジ (縦、横、左斜め、右斜め) に指腹で接触する。このとき得られた各エッジ方向のベクトルデータが学習データとして用いられる。学習済み分類器からそれぞれの推定確率 $(p_v, p_h, p_{ld}, p_{rd})$ が得られる。確率の出力には、マージン最大化を行う線形カーネル SVM に対し Platt スケーリングによる確率校正を施した Calibrated Linear SVM が用いられた。

2.3.2 推定

学習されたエッジは、各座標軸上の 2 点で表現される。各試行で得られた推定確率 $(p_v, p_h, p_{ld}, p_{rd})$ を対応する座標軸上の対称な 2 点に写像する。例えば、縦 (90 度) の確率が 15% ($p_v = 0.15$) であれば、ピンク色の y 軸上に $(0, \pm 1.5)$ が配置される。また、左斜めのエッジ (135 度) の確率が 10% ($p_{ld} = 0.1$) ならば、青色の軸上に $(\mp 1.0, \pm 1.0)$ が配置される。結果として、4 方向 $\times$ 2 点 = 計 8 点が得られ、点の散らばりは各エッジの寄与を表す。

得られた 8 点を集合 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^8$ とし、原点を通る直線

$$y = mx \quad (1)$$

に対する垂直距離の二乗和

$$E(m) = \sum_{i=1}^8 \frac{(y_i - mx_i)^2}{1 + m^2} \quad (2)$$

を最小にする傾き m^* を求める。この直線の傾き

$$\theta^* = \tan^{-1}(m^*) \quad (3)$$

を未学習のエッジ方向の推定角度とする。

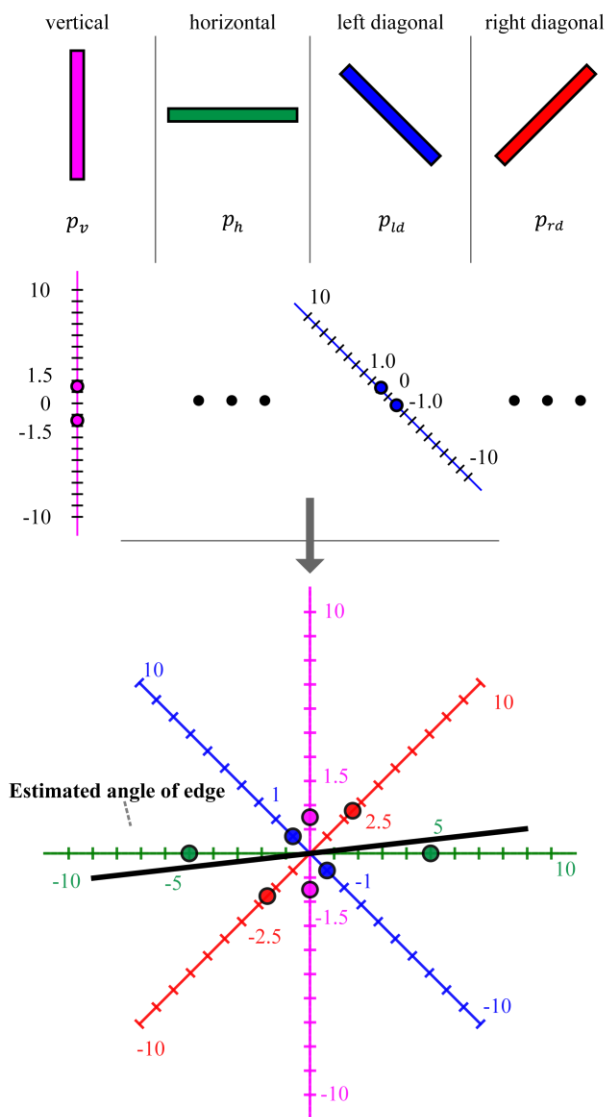


図 2: 確率の重み付けを利用したエッジ方向の算出

3. 実験

提案手法を用いて未学習のエッジの方向が連続値として推定可能であるかどうか検証を行った。実験には 6 名（女性 3 名、男性 3 名、右利き 5 名、左利き 1 名）が参加した。

3.1 推定対象

推定対象は、未学習の 4 方向のエッジ（22.5 度、67.5 度、112.5 度、157.5 度）である。図 3 に実験システムを示す。4 方向のエッジはサーボモータへの指令値により提示される。指と実際の接触面は白く塗られており、他の部分には接触することなく実験を遂行できる。指とエッジの周囲には、指とエッジの相対位置を調整するための白いラインが引かれており、被験者はラインと指の相対位置を上部のウェブカメラからの映像を確認することで調整が可能である。

実験装置は精密はかりの上に載せられており、実験中は押下力を 400 g とし、390 g から 410 g (± 10 g) の範囲内に

入っていれば許容範囲内とした。

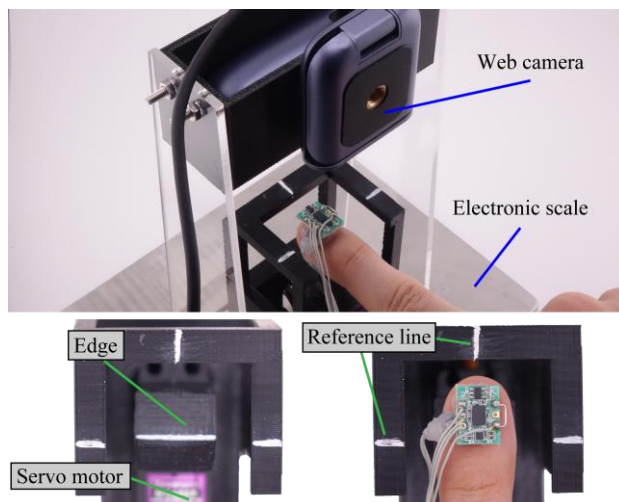


図 3: 実験システム

3.2 実験手順

被験者は、精密はかりに載せられた接触対象物の前に座り、本デバイスを利き手の人差し指に着けた状態で実験を行った。

実験は学習を行う Learning Phase と識別データを取得する Test Phase に分かれる。被験者は学習用の 4 方向のエッジ（縦：90 度、横：0 度、左斜め：135 度、右斜め：45 度）を順番に触るように指示された。4 方向エッジとの接触を 5 回ずつ繰り返し、前述の方法（2.3.1）で学習が行われた（Learning Phase）。その後、未学習の 4 方向のエッジ（22.5 度、67.5 度、112.5 度、157.5 度）を順番に触り、モデルで推定されたエッジの角度が記録された（2.3.2）。4 方向のエッジの推定記録の収集を 10 回繰り返して被験者 1 名あたり 40 個のデータを得た（Test Phase）。

3.3 実験結果および考察

図 4 に、それぞれの真値角度に対する推定角度の分布を、極座標散布図として示す。極座標中の各リングは真値角度（22.5 度、67.5 度、112.5 度、157.5 度）を半径方向に 1 刻みで配置し、プロット点は推定角度を表す。プロット点同士が重ならないよう、同角度ではリング半径鉛直方向にわずかにずれを加えて描画している。表 1 には、各真値の角度に対する平均誤差 (μ_e)、誤差の中央値 (MD_e)、標準標準偏差 (σ_e) を記載している。ここで角度誤差 e は、

$$e = \left| \left((\hat{\theta} - \theta_{true} + 90) \% 180 \right) - 90 \right| \quad (0 \leq e \leq 90^\circ) \quad (4)$$

とし、円周上でのエッジ方向の周期性を考慮して、最短角度差を評価した。

結果として、本手法は 0 度から 180 度の広い範囲でエッジ方向を連続値として推定できることが確認された。ただし、推定精度は真値角度によってばらつきが見られ、とく

に 22.5 度条件では平均誤差 26.1 度（標準偏差 19.5 度）と他の条件よりも大きい値を示した。一方で、67.5 度、112.5 度、157.5 度付近では、平均誤差が 17 度前後に収まり、誤差中央値も同程度であることから、大きな外れ値の影響は限定的である。

67.5 度と 112.5 度条件では、標準偏差が 6 度から 8 度程度で、平均誤差は 17 度程度となり、他の 2 つの真値角度と比べると良好な精度となっている。これは、学習クラス 45 度、90 度、135 度に囲まれた三角形内の補間により、角度分布が滑らかに混合されることによるものだと考えられる。これは、確率の重みづけによる推定が、複数クラスに囲まれた領域で高い効果を発揮することを示している。

興味深いことに、全条件で平均値と中央値が近接しており、誤差分布は大きく歪んでいない。したがって、ノイズよりも角度依存のバイアスが大きいと考えられる。例えば、センサの配置や数、学習クラス配置を最適化することで精度が向上する可能性が考えられる。

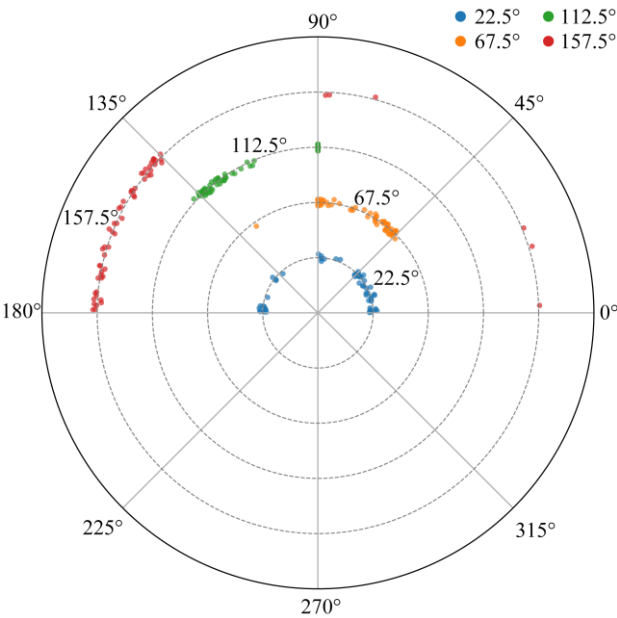


図 4: 推定角度の分布

表 1: 真値角度ごとの誤差統計量

真値角度 [deg]	平均誤差 μ_e [deg]	誤差中央値 MD_e [deg]	標準偏差 σ_e [deg]
22.5	26.1	21.9	19.5
67.5	16.7	17.7	8.2
112.5	17.5	19.8	6.1
157.5	17.6	16.3	15.5

謝辞 本研究は、JST、A-STEP、JPMJTR23RC の支援を受けたものです。

参考文献

[1] Abbass, Y., Gianoglio, C., Ali, H. A. H., Saleh, M. & Valle, M. Texture Perception Using Tactile Sensing Glove Based on PVDF Sensors and Machine Learning. IEEE Sens. Lett. 8, 1–4 (2018).

[2] Ozioko, O. & Dahiya, R. Smart Tactile Gloves for Haptic Interaction, Communication, and Rehabilitation. Adv. Intell. Syst. 4, 7 (2022).

[3] Sharma, S. et al. Stretchable and All-Directional Strain-Insensitive Electronic Glove for Robotic Skins and Human-Machine Interfacing. ACS Nano 17, 8355–8366 (2023).

[4] Abu-Khalaf, J. M. & Mascaro, S. A. Optimization of stretchable fingernail sensor fabrication based on finite element modeling. In 2018 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS), 1–6 (2018).

[5] Fallahinia, N. & Mascaro, S. A. Real-Time Tactile Grasp Force Sensing Using Fingernail Imaging via Deep Neural Networks. IEEE Robot. Autom. Lett. 7, 6558–6565 (2022).

[6] Sakuma, K. et al. Wearable Nail Deformation Sensing for Behavioral and Biomechanical Monitoring and Human-Computer Interaction. Sci. Rep. 8, 18031 (2018).

[7] Nakatani, M. et al. Wearable Contact Force Sensor System Based on Fingerad Deformation”, IEEE World Haptics Conference, 323–328(2011).

[8] Sathe, P. et al. Development of Exo-Glove for Measuring 3-axis Forces Acting on the Human Finger without Obstructing Natural Human-Object Interaction. IROS2020, 4106–4113.

[9] 今笙羽, 牛山, 溝口泉, 梶本裕之: 爪からの加振による指腹部触覚センシング(第 2 報), 第 25 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, 2024.

[10] 今笙羽, 牛山, 溝口泉, 梶本裕之: 爪からの加振による指腹部触覚センシング (第 3 報), ロボティクス・メカトロニクス講演会 2025, 2025.