



衣服触覚特性の定量評価に向けた触覚データ収録システム

江口満国^{1,2)}, 北岸毅一^{3,4)}, 廣井裕一¹⁾, 平木剛史^{1,5)}

- 1) クラスター メタバース研究所 (〒 141-0031 東京都品川区西五反田 8-9-5, {m.eguchi, y.hiroi}@cluster.mu)
- 2) 筑波大学 大学院人間総合科学研究院 (〒 305-8550 茨城県つくば市春日 1-2)
- 3) 東京大学 大学院学際情報学府 (〒 113-8654 東京都文京区本郷 7-3-1, kitagishi-takekazu588@g.ecc.u-tokyo.ac.jp)
- 4) ZOZO Research (〒 102-0094 東京都千代田区紀尾井町 1-3, takekazu.kitagishi@zozo.com)
- 5) 筑波大学 図書館情報メディア系 (〒 305-8550 茨城県つくば市春日 1-2, hiraki@slis.tsukuba.ac.jp)

概要: 衣服の肌触りは着用者の快適性評価において重要であり、指や皮膚が衣服表面をなぞる際の物理的な触覚特性に由来する。本研究では、ロボットアーム先端の模擬指で衣服表面をなぞり、触覚データを収録するシステムを開発した。23 種類の衣服から触覚データを記録し、機械学習器により衣服種類を一定精度で分類できることを示した。本成果は、主観的な衣服の肌触りを物理特性から客観的に定量化するための基盤技術として貢献する。

キーワード: 触覚、衣服、機械学習

1. はじめに

衣服の肌触りは着用者の快適性を大きく左右する重要な要因である [1]。実店舗における購買行動では、多くの消費者が実際に衣服に触れて触感を確かめたうえで購入の可否を判断している。したがって、消費者の嗜好に合致する製品を効率的に生み出すには、快適な触感を規定する物理特性を解明し、その特性を再現した衣服を設計・製造することが不可欠である。

これまでの衣服の触感研究は、主に人間による衣服の主観評価 [2, 3] や、機械による物性測定 [4, 5] といった試みが行われてきた。これらの方法により、衣服の曲げや伸縮特性といった大まかな物性値とそれらと快適性の傾向を比較することが可能になった。また、衣服に触れる際の指の滑走速度・方向・押し付け力といった多様な動作条件も、摩擦振動や皮膚変形を介して最終的な触り心地を左右する重要な特性である [6]。しかし、これら接触条件の違いが衣服の触感に及ぼす影響を体系的かつ詳細に検証した研究は、現時点でほとんど報告されていない。

そこで本研究では、滑走速度・方向・押し付け力などの動作条件を系統的に変化させながら多様な衣類表面を走査し、得られた触覚データをデータセットとして整備する。これにより、衣服に対する多様ななぞり動作と人間の肌触り評価との対応関係の解明に寄与することを目指す。本研究では衣服表面の触覚情報を収録するために、ロボットアームによって模擬指を布の表面に滑らせ、その際の微細な振動を多様なセンサによって記録を行うシステムを構築した。本システムにはセンサとして、マイク、3 軸加速度センサ、ロードセルが搭載されており、それぞれ服摺動時の摩擦音、振動加速度、力変化を収録する。

本稿では、このシステムを用いることでテクスチャの異なる 23 種の衣服の触覚データを収録しデータセットを構築

した。そして、構築したデータセットの有効性を確認するため、衣服から収録した触覚データを用いて各種機械学習器による分類タスクを実施した。その結果、音響信号と振動信号を組み合わせることで 93.61% の識別精度を達成した。この結果は、収集したデータが布の物理的特性を十分に反映していることを示している。

2. 触覚データ収録システム

本研究で作成した触覚データ収録装置を図 ?? に示す。本システムでは、あらかじめ設定した動作パターンに沿ってマニピュレータを駆動させることで、人手で服固定具に取り付けられた衣服に対し、模擬指を衣服表面に摺動させる。この時の模擬指に生じる摩擦音や振動を各センサで読み取ることで、その触覚データを収録する。本項では、システムの各構成要素、動作の流れ、さらに収録した衣服の一覧について述べる。

2.1 模擬指駆動装置

本研究では、模擬指を自動で駆動させる装置として、5 軸マニピュレータ xArm 5 (UFACTORY) を採用した。xArm 5 は繰り返し位置決め精度 ± 0.1 mm、最大可搬質量 5 kg を有し、衣服上での摺動時にも高精度な動作が可能である。また、作業半径は 700 mm であり、さまざまなサイズの衣服に対する触覚データ収録に対応できる。マニピュレータの動作は、制御用 PC (ThinkPad X13 Gen 2, Lenovo) から xArm SDK を介して動作指令を送信することで制御した。マニピュレータ先端には、ショア硬度 A15 のウレタンゴム円柱 (直径 15 mm) を指先とした模擬指と、各種センサを一体化したセンサヘッドを取り付けた。衣服は金属フレーム上に設置した固定具に刺しゅう枠で拘束し、平坦な測定面を確保した。

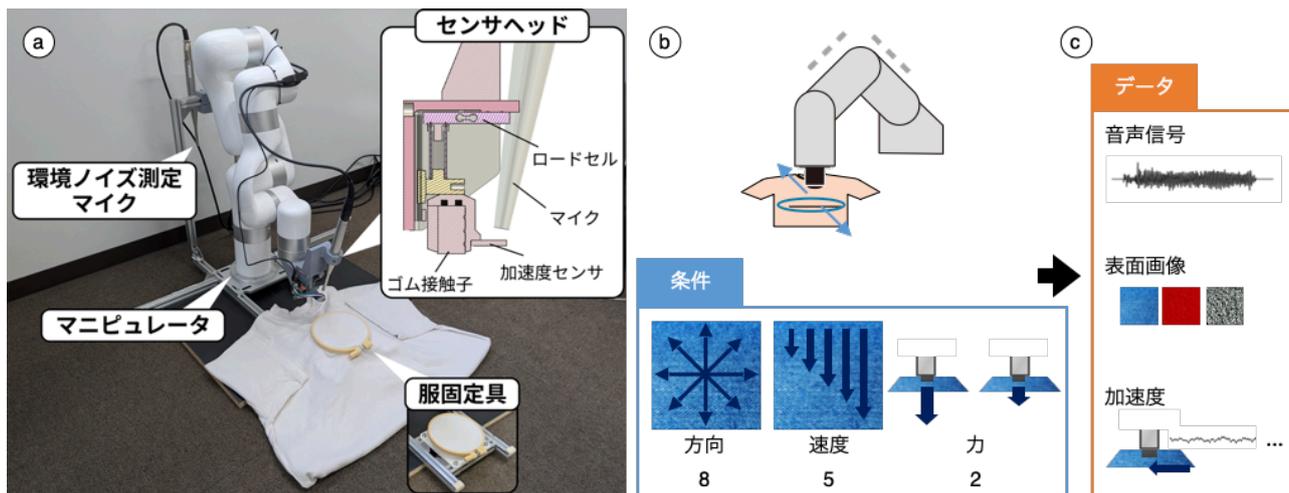


図 1: 本研究の概要: (a) 触覚データ収集システム: このシステムは、指を模擬したセンサーヘッドを持つロボットアームを使用する。ロボットアームは制御された動きでセンサーヘッドを布の表面を滑らせる。センサーヘッドには、2つの無指向性マイク、1つの3軸加速度センサー、1つのロードセルが内蔵されている。(b) ユーザーがアタッチメントに衣類を装着すると、衣類にかかる力、スライド速度、スライド方向 (8 方向、5 速度、2 種類の力) をあらかじめ設定した条件下で、システムが自動的にマルチモーダル触覚データを記録する。(c) 記録されたデータは、摩擦音声信号、表面画像、加速度から構成される。

2.2 センサ構成

本システムでは、無指向性マイクロホン2基、三軸加速度計1基、ロードセル1基を組み合わせたセンサ構成により、模擬指が衣服上を滑動する際の音響・振動・力覚データを同時に取得した。それぞれのセンサの詳細は以下のとおりである。

2.2.1 マイクロホン

無指向性マイクロホン (M30, Earthworks) を用いて、模擬指の摩擦音を収録した。マイクロホンは、布地との摩擦音を取得するためにセンサヘッドに配置した主マイクと、駆動音や環境音を取得するためにマニピュレータ後部フレームに固定した副マイクの2本で構成される。この構成により、ノイズの影響を低減した摩擦音の収録が可能となった。両マイクは10 Hz~30 kHz までフラットな周波数応答を有する。2本のマイク出力はUSB オーディオインターフェース (UR22mkII, Steinberg) を介してPCに接続し、サンプリングレート44.1 kHzで録音した。また、録音開始時のタイムスタンプを記録し、他センサとの時刻同期に利用した。

2.2.2 加速度計

模擬指先には三軸MEMS加速度計 (IIS3DWB, STMicroelectronics) を搭載し、加速度情報を記録した。本加速度計は先行研究 [7] のものを参考にしたものであり、その計測範囲は ± 16 g、ノイズ密度は $75 \mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$ である。センサ出力はマイコン (Teensy 4.1, PJRC) を介してPCに接続し、サンプリングレートは6 kHzで収録した。

2.2.3 ロードセル

模擬指の接触力は、ばね機構を介してロードセル (SC616C-1kg, Sensor and Control) で計測した。ロードセルの計測範囲は0.005~9.8 N、精度は0.005 Nである。ロードセル出力はA/Dコンバータ (HX711, Avia Semiconductor Ltd) に接続し、23ビット分解能で80 Hzのサンプリングレート

でマイコンに送信した。そして加速度計同様、マイコンから6 kHzでPCに力データを送信した。

2.3 収録の流れ

本研究におけるデータ収録の流れは、1. 服表面画像のスキャン、2. 本システムを用いた触覚データの収録、3. 収録後の信号後処理、の三つに大別される。

まず服表面画像のスキャンでは、すべての衣服をフラットベッドスキャナ (GT-X830, EPSON) で撮影した。画像は解像度600 dpi、 5000×5000 ピクセルで取得した。

続いて触覚データ収録システムを用い、人工指が衣服上を滑動する際に発生する音響信号、指先の加速度信号、および印加力を記録した。収録時には各衣服に対して長さ80 mmの直線なぞりを計160回実施した。具体的にはCluster Haptic Texture Database [8] のプロトコルを参考にし、走査速度を20-60 mm/sの範囲で10 mm/s刻みの5段階、走査方向を8つの準方位、押圧力を0.5 Nと1.0 Nの2段階とし、各条件を2回ずつ反復した。

データ収録後は信号の後処理を行った。まず、センサ間の起動タイミング差に起因する時間ずれを解消するため、システムのタイムスタンプを用いて各センサ信号を同期させた。次に、収録された音響信号にはロボットアームの駆動音や環境音などの機械的ノイズが含まれているため、2本のマイクによるアクティブノイズキャンセリングを適用してノイズ成分を低減した。本稿ではノイズキャンセリング手法として正規化最小二乗法 (NLMS) アルゴリズムを採用した。

2.4 収録した衣服

本研究で収録を行った衣服の一覧を、図3に示す。今回のデータ収録では、素材、表面構造、厚み、柔らかさなどが異なる23種類の衣服を選定した。具体的には、パーカー、Tシャツ、ズボン、Yシャツ、ニット、セーター、コート、ジャケット、スカート、ワンピースなど、幅広い種類の衣料

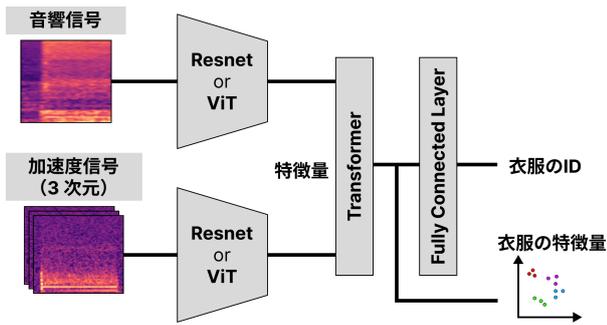


図 2: マルチモーダル識別器の構造

品が含まれている。材質に関しても、コットン (16 着)、ポリエステル (14 着)、ポリウレタン (2 着)、アクリル (2 着)、ウール (2 着)、ナイロン (2 着)、羊毛 (1 着)、レーヨン (1 着)、カシミア (1 着)、フォックス (1 着) と、多様な素材が使用されている。

3. 触覚データ評価

本研究では、収録した衣服の触覚データに衣服を判別するのに十分な情報が含まれているかを評価するため、機械学習を用いた衣服識別タスクを実施した。具体的には、収録した音響信号および加速度信号をそれぞれ単独で、または両者を組み合わせて識別器に入力し、衣服ラベルの識別精度を検証した。さらに、複数の機械学習器による識別精度を比較し、最も高い精度を示す識別器を特定した。最後に、最も性能の高い識別器を用いて、衣服の触覚特徴量の可視化を行った。

3.1 実験条件

3.1.1 事前処理

識別器に信号を入力する際、事前処理として 1 秒間に切り出した音響信号 (22.05 kHz にダウンサンプリング) と加速度信号 (5 kHz にダウンサンプリング) を、それぞれ対数メルスペクトログラムに変換した。加えて得られたスペクトログラムを 224×224 にリサイズした。

3.1.2 識別器

識別器として、学習済みの CNN (ResNet)、Vision Transformer (ViT)、および Random Forest を使用した。また、音響信号と加速度信号を統合した識別タスクのためにマルチモーダル識別器を新たに構築した。本モデルは、音響信号と加速度信号それぞれを CNN、ViT ベースのエンコーダで特徴量を抽出した後、それらをトランスフォーマ層で融合し、全結合層で分類を行う。なお、古典的な識別器である Random Forest では特徴量抽出が難しいため、識別器への入力段階で音響、加速度信号それぞれの対数メルスペクトログラムを 1 次元に平坦化したものを連結した。

3.1.3 学習の流れおよび評価

本実験では取得した触覚データを学習用 70%、検証用 10%、テスト用 20% に分割した。また分類器の性能はその識別精度で評価し、学習時のランダムシードをその都度変えて 5 回実行した結果を評価に用いた。

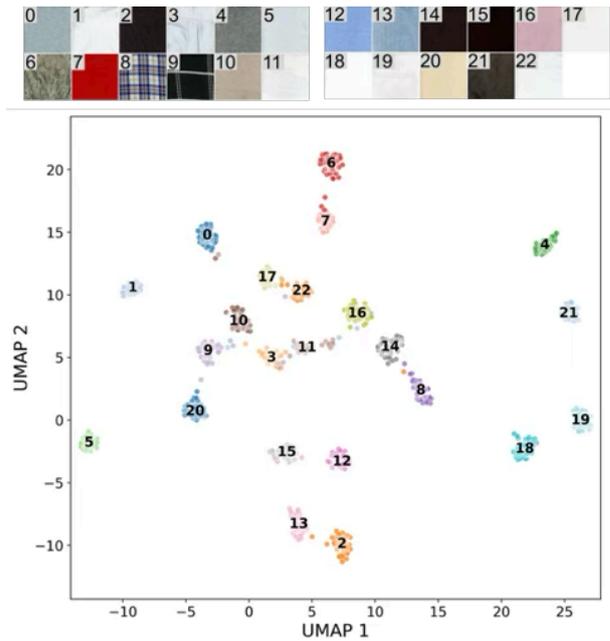


図 3: 収録した服の一覧と次元圧縮後の衣服の特徴量の可視化

3.2 識別精度

各条件下で衣服の識別を行った結果を表 1 に示す。まず、全条件の中で最も高い精度を示したのは、音響および加速度信号を入力とした CNN モデルであり、識別精度は 93.61% であった。この結果は、収録した触覚データが現行の機械学習モデルによって容易に識別可能なほど、多様な特徴量を有していることを示唆している。次に、各モダリティごとの違いを確認すると、音響信号のみを用いた CNN は 91.66% と高い精度を維持しており、摩擦音に主要な特徴量が含まれていることが窺える。一方、加速度信号のみの場合は 44.16% まで精度が低下した。しかし、マルチモーダル統合時には 93.61% まで精度が向上していることから、音響信号と加速度信号が互いに補完的な情報を持つことが示唆される。また、識別器ごとの違いとして、ニューラルネットワークを用いた CNN や ViT は約 90% の識別精度で触覚情報の特徴量を捉えているのに対し、古典的な手法である Random Forest は最大でも約 60% と十分に特徴量を捉えられていなかった。このことから、今回収録した触覚データを効果的に活用するためには、ニューラルネットワークのような十分な表現力を持つモデルを使用することが重要であると考えられる。

3.3 特徴量可視化

衣服識別実験 (3.2 節) で最高精度を示した、音響および加速度信号を入力とする CNN モデルが抽出した触覚データの特徴量を可視化した。具体的には、マルチモーダルモデル (図 2) の Transformer 層の出力を、次元圧縮手法である UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection) [9] を用いて 2 次元に圧縮し、衣服の種類ごとに色分けして可視化した。また、ここで用いる触覚データには、識別精度評価時に使用したテストデータを用いた。

識別器	音響信号	加速度信号	音響 & 加速度信号
CNN (ResNet)	91.66 ± 0.90	44.16 ± 1.71	93.61 ± 0.71
ViT	90.06 ± 1.87	38.75 ± 2.64	85.05 ± 2.68
Random Forest	58.31 ± 2.46	18.00 ± 2.00	45.11 ± 1.47

表 1: 触覚データによる衣服の識別精度 (%). 実験 5 回分の結果の平均値と標準偏差を記載。

衣服の触覚データ特徴量の可視化結果を図 3 に示す。この結果から、各衣服の特徴量はそれぞれ明瞭に分離した高密度なクラスターを形成しており、識別器が衣服の種類ごとに特徴量を十分に捉えていることが確認できた。

4. おわりに

本研究では、衣服の触覚データ記録システムを開発し、滑走速度と方向を変化させた衣服のマルチモーダル触覚データベースを作成した。23 種類の衣服を用いた実験では、CNN による衣服の自動識別で 93.61% の精度を達成した。この結果は、測定データが布の特徴を十分に捉えており、機械学習による衣服の分類が可能であることを示している。今後は、(1) 測定データと人間の感覚評価の関係解明、(2) より多様な衣服での実験、(3) 硬さや温かさなど他の触覚要素の測定により、人間の触覚により近いデータベースの構築を目指す。これらの結果は、衣服の物理的特徴に基づく主観的感触を客観的に定量化することに貢献する。

謝辞 本研究は、JST ムーンショット型研究開発事業 JP-MJMS2013、JSPS 科研費 JP25K00145、JP25H00722 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Keith Slater. Comfort properties of textiles. *Textile progress*, Vol. 9, No. 4, pp. 1–70, 1977.
- [2] Melkie Getnet Tadesse, R Harpa, Y Chen, L Wang, V Nierstrasz, and C Loghin. Assessing the comfort of functional fabrics for smart clothing using subjective evaluation. *Journal of Industrial Textiles*, Vol. 48, No. 8, pp. 1310–1326, 2019.
- [3] Atsushi Kawamura, Chunhong Zhu, Julie Peiffer, KyoungOk Kim, Yi Li, and Masayuki Takatera. Relationship between the physical properties and hand of jean fabric. *Autex Research Journal*, Vol. 16, No. 3, pp. 138–145, 2016.
- [4] Sueo Kawabata and Masako Niwa. *Recent Progress in the Objective Measurement of Fabric Hand*, pp. 81–103. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 1996.
- [5] J.Y. Hu, Lubos Hes, Y. Li, K.W. Yeung, and B.G. Yao. Fabric touch tester: Integrated evaluation of thermal–mechanical sensory properties of polymeric materials. *Polymer Testing*, Vol. 25, No. 8, pp. 1081–1090, 2006.
- [6] Susan J Lederman and Roberta L Klatzky. Haptic perception: A tutorial. *Attention, Perception, & Psychophysics*, Vol. 71, No. 7, pp. 1439–1459, 2009.
- [7] Behnam Khojasteh, Yitian Shao, and Katherine J. Kuchenbecker. Robust surface recognition with the maximum mean discrepancy: Degrading haptic-auditory signals through bandwidth and noise. *IEEE Transactions on Haptics*, Vol. 17, No. 1, pp. 58–65, January 2024.
- [8] Michikuni Eguchi, Tomohiro Hayase, Yuichi Hiroi, and Takefumi Hiraki. Cluster haptic texture database: Haptic texture database with varied velocity-direction sliding contacts. *arXiv preprint arXiv:2407.16206*, Vol. 2407, p. 16206v2, 2025.
- [9] Leland McInnes, John Healy, and James Melville. Umap: Uniform manifold approximation and projection for dimension reduction, 2020.