Vol.2022-HCI-197 No.24
2022/3/15

ソーシャルタッチのための柔軟な触覚センサの開発

田中 遼祐[1]　田中 一晶[1]　大西 裕也[2]　住岡 英信[2]　塩見 昌裕[2]　岡 夏樹[1]

概要：人と触れ合うことは相手との親しみを強めたり感情を伝えたり様々な効果があることが知られている．それらの効果を人とロボットとのインタラクションに応用するため，多様な刺激をセンシングするための柔軟な触覚センサを開発した．このセンサは静電容量式タッチセンサの仕組みの 1 つである相互容量方式を用いており人が触れた複数個所の静電容量を計測することが可能である．本研究では，そのセンサの適切な構造を検討すると共に，撫でる，くすぐる等の多様な触覚刺激を静電容量の値から識別する機械学習モデルの構築を目指す．

1. 緒言

人同士の身体接触（ソーシャルタッチ）は，相手に親近感を与えること [1] や相手に感情を伝えること [2], [3] 等の様々なポジティブな効果がある．それを人とロボットとのインタラクションに応用することで，ペットロボットや人型ロボット等のロボットと人との関係をより良いものにできる可能性がある．実際，ロボットが人の手に接触するインタラクションにおいて，ロボットに対する親近感が高まることが示されている [4]．また，離れた場所にいる人とロボットハンドを介して握手をするインタラクションにおいて，ロボットに対する親近感や近くに相手がいるような感覚を高まることが示されている [5], [6].

これらの研究から，人とロボットとのインタラクションにおいてもポジティブな効果を与えることを確認できたが，さらにこの効果を向上するには，人間側だけではなくロボット側においても人間のような触覚が必要である．つまり，人間の皮膚のように多様な触覚刺激をセンシングし，識別できる必要がある．これらを実現するための有効な手段の 1 つが，ロボットに柔軟で薄い触覚センサを持たせることである．実際，このような触覚センサは先行研究で開発されている．例えば，ポリエチレンテレフタレート（PET）フィルムやポリジメチルシロキサン（PDMS）等を素材として静電容量方式の柔軟な触覚センサを開発されており，それぞれ独自の構造が提案されている [7], [8], [9]．しかしながら，触覚センサ自体でロボットの表面を被覆してしまうと，身体接触における触感をデザインすることが困難になるという問題が生じる．例えば，ロボットにおいて人と触れ合っている触感を再現するためには柔軟で人間の皮膚に似ている素材（皮膚素材）で表面を被覆することが有効であることが知られている [5], [6]．したがって，人と触れ合うロボットのための触覚センサの要件として，次の 3 つが考えられる：ロボットの皮膚素材の下に配置しても，1）触覚センサとして機能する，2）触感を損ねない，3）表面形状を可能な限り変化させない．先行研究で提案されている触覚センサは，1mm 未満の厚みのものもあり [7], [8]，皮膚素材の下に組み込んでも形状の変化は少ないことが予想される．しかしながら，いずれのセンサも，センサ自体に触れることを想定して開発されており，ロボットの皮膚素材の下に組み込んでも有効に機能するかは検証されていない．また，柔軟性については，例えば PET 素材のフィルムを使用したセンサ [7], [9] を組み込んだ場合，人間の皮膚よりも硬度が高く，皮膚素材が薄いと触感に違和感が生じる可能性がある．さらに，これらのセンサは高い分解能で圧力を検知できるように設計されており，構造が緻密で容易に製作することは困難である．

そこで本研究では，誰でも作れる非常に単純な構造でありながら，人間の皮膚のような柔軟な素材の下に組み込んでも機能し，その柔軟性を損ねない厚さ 1mm 未満の触覚センサの構造を検討し製作する．そして，その触覚センサにおいて非接触，接触，撫でる，叩く，弾く，くすぐるの 6 状態のセンサデータを取得し，Long Short Term Memory ネットワーク（LSTM）によって高い精度で識別できることを確認する．

まず，導電布を用いて触覚センサの試作，開発を行う．ここでは，単純で薄い構造とノイズの少ない方法を中心に模索する．その後，この触覚センサを用いてデータを取得し計算効率向上のためデータの長さを統一し，また，人手

[1] 京都工芸繊維大学
[2] ATR

ⓒ 2022 Information Processing Society of Japan

で収集できるデータ数には限りがあるため，水増しの前処理を行う．そして，長期的な依存関係を学習することができるため時系列データ処理に向いているといわれているLSTM を用いて学習を行う．その結果から，単純な構造の触覚センサであっても，多様な触覚刺激を高い精度で識別できる可能性を示す．

2. 関連研究

2.1 既存の触覚センサに関する関連研究

既存の触覚センサに関する研究は様々な種類が存在しており，静電容量方式 [7], [8], [9] や光学方式 [10]，電気抵抗方式 [11], [12]，圧電方式 [13] 等がある．この中の静電容量方式は簡単な構造や安定した性能から応用されることが多い．例えば，銅電極を持つ PET フィルムと PDMS 誘電体層，外力をくわえることで誘電体を変形させることができるバンプ層を持つ，8×8 の静電容量方式の柔軟な触覚センサが開発されている [7]．また，5 枚の PDMS を重ねたフィルムを用いて，必要に応じて拡張することのできる 4×4 の静電容量方式の接触センサが開発されている [8]．PET フィルムに上部電極と下部電極をそれぞれに取り付けた外力に強い 4×4 の静電容量方式の触覚センサが開発されている [9]．これらのアプローチ [7], [8], [9] は，PDMS や PET を用いて柔軟な触覚センサを開発しているが，PDMS は大きな力が加わると伸びすぎてしまうため破損しやすく，また，PDMS と PET は触覚センサより柔軟な皮膚素材とともに用いたい場合，その素材の柔軟性を落としてしまう可能性がある．そのうえ単純な構造とは言えない触覚センサであり，作成は工程が複雑で困難である．

その他の触覚センサとして挙げた光学方式は，複雑な構造でセンサ自体が大きくなってしまう特徴がある．例えば，今までの光学センサよりコンパクトな高性能な光学方式の触覚センサが開発されている [10]．しかしながら，静電容量方式と比べるとカメラが必要なため非常に大きく，また，照明を均一にする必要があるという問題がある．さらに，製造工程やシステムが複雑であるため，本研究で求める薄く簡単な構造とは程遠い．

ほかにも電気抵抗方式の触覚センサは，感度が低い傾向があるためそれを強めるために，素材を検討して感度を高めてクロストークを抑える 4×4 の電気抵抗方式の触覚センサが開発されている [12]．しかしながら，このセンサは接触を感知する素子 1 つ 1 つに対し 2 本の電極を配線する必要があり，素子を増やしてセンサの空間分解能を高めるとその配線の設計が複雑化し，配線のスペースを確保するため素子間の距離が離れてしまう問題が生じることが予想される．

本研究では，皮膚素材と同等程度の柔軟性を持ち，単純で薄く平坦な構造の静電容量方式の触覚センサを目指した．

2.2 触覚刺激を識別する関連研究

触覚刺激を機械学習で識別する研究は，市販品を含めた様々な触覚センサを用いて最近増えつつある．例えば，市販のマルチタッチ可能な圧力センサを用いて，平面上で，撫でる・ひっかく・つく・狭く押す・広く押すの 5 種類と，人間の腕の上で，つまむ・つかむの 2 種類の計 7 種類の触覚刺激を 3 次元畳み込みニューラルネットワークを用いて高い精度で識別できることが報告されている [14]．この先行研究は本研究と類似しているが，センサに直接触れて触覚刺激を与えているため，柔軟な素材の下にセンサを組み込んでも有効に機能するかは不明である．また，センサを平面だけでなく人間の腕の上に置いて触覚刺激に対するセンサデータを取得しており，それぞれの触覚刺激を識別しやすい条件下で取得していた可能性が考えられる．また，ロボットに取り付けたコンタクトマイクロホンを用いて，撫でる・軽く叩く・平手打ち・くすぐるの 4 種類の触覚刺激の振動を取得し，様々な機械学習技術で識別する研究も行われている [15]．しかしながら，マイクロホンを用いていて触覚刺激をセンシングする場合，振動が伝わりにくい柔軟な皮膚素材においても有効に働くかは不明である．また，ロボットが動くことによるノイズの影響を受けやすいという問題もある．

触覚刺激の種類ではないが，接触した物体の種類を識別するセンサも開発されている [16]．これは，物体の衝撃によって生じる音の音響特性を用いてサポートベクターマシン（SVM）で分類するものであり，指の先端，腹，関節および小さな道具のいずれと接触したかを高い精度で識別するものである．

これらの研究では，人の指や物体が接触した状態を識別している．しかしながら，ロボットの皮膚素材にセンサを組み込んで使用する場合には，センサに何も触れていない状態も識別の対象とすべきであると考えられる．本研究では，非接触状態を含めた 6 状態を識別することとした．

3. 静電容量方式触覚センサの開発

本章では，柔軟で可能な限り単純化した構造を目指して開発した静電容量方式の触覚センサについて述べる．静電容量方式や光学方式，電気抵抗方式等の様々な計測方法が存在するが，本研究では簡単な構造・安定した性能である静電容量方式を採用した．

センサは皮膚素材の下に入れて運用するため，皮膚素材を決定する必要があった．よって，先行研究で開発されているロボットハンドの表面に取り付けられた皮膚素材であるウレタン樹脂製のシート（アスカー C 硬度 0）[*1] [6] を用いて開発を行った．この素材の柔軟性は人間の皮膚のようであるが，表面は粘着性があるため本研究では透明な包

[*1] エクシール 超軟質ゲルシート：
http://www.exseal.co.jp/creative/



図 1 静電容量方式で用いた導電布

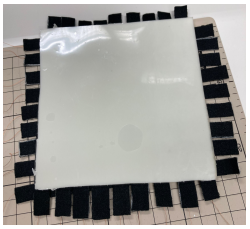


図 2 試作:格子状に重ねた触覚センサ

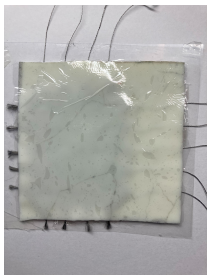


図 3 正方形のセンサを並べた触覚センサの表面

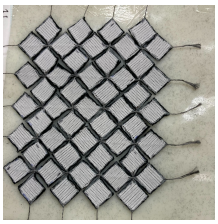


図 4 正方形のセンサを並べた触覚センサの裏面

装用フィルムを貼って実験を行った．

センサの素材は，皮膚素材と同等程度の柔軟さを持ち，皮膚素材の下に入れても特に違和感のない柔軟さを目指すため，図 1 のような約 0.46mm の導電布を用いて開発した．この導電布は静電容量の変化を観測するセンサで，伸縮と接触を検知することができる．しかし，伸縮と接触それぞれによる静電容量の変化を分離することが難しく，本研究では，触覚という接触に関係のあるセンサを開発するため，接触による変化だけを計測する方針にした．ただし，触覚刺激によって導電布の電極同士が短絡してしまうことを防ぐため，約 0.36mm の黒色の非導電布を貼り付けて補強した．

3.1 センサの構造

人とロボットとのインタラクションを行うためには，誰でも作れる非常に単純な構造でありながら，皮膚素材の下に組み込んでも機能し，その柔軟性を損ねない厚さ 1mm 未満の触覚センサが必要である．これらを目指し，試作を行った．

図 2 のように導電布で 18 本の 10mm の幅の細長い長方形を作成し，格子状に重ねて制作した．その結果，以下のような問題点が確認された．

- 重なっている部分が分厚くなってしまい，凸凹している．
- 異なるマイコンで計測している導電布を重ねることでノイズが発生した．
- 自己容量方式はマルチタッチができない．

センサのチャンネル数を増やすため，X 軸電極と Y 軸電極を別々のマイコンに接続して静電容量を計測したが，計測周期に微妙にズレが生じることで周期的なノイズが発生した．このノイズは，電極同士が重なる面積を減らしたり，電極とマイコンを接続する導線にコンデンサを接続して接地することで軽減することができたが，いずれにしても上記の 2 つの問題のため，このセンサの構造および自己容量方式はソーシャルタッチのための触覚センサには不向きであると言える．

これらの問題を解決するために，提案する静電容量方式の触覚センサは，図 3 と図 4 のように正方形構造で制作し，マルチタッチ可能な相互容量方式で計測を行った．このセンサは，図 1 の導電布と径が約 0.23mm のステンレスの導電糸で構成されている．導電布で 49 枚の 8mm×8mm の正方形を作成し，導電糸に 2mm の間隔を開けて並べて貼り付けた．6 枚の正方形の導電布を貼り付けた導電糸を 4 本と 5 枚の導電布を貼り付けた導電糸を 5 本用意して，導電布を重ねず，2mm の間隔を開けた箇所の導電糸を短絡しないように両面テープで挟んで格子状に重ねて固定した．このように作成することで，約 0.87mm の 5×4 のセンサを作ることが可能である．先行研究で提案されている触覚センサ [7], [8], [9] と比べると，非常に簡単な構造で制作することができた．また，静電容量の計測には，静電容量タッチ評価ボードとシステム [*2] を利用し，相互容量方式を用いた．

このセンサは図 2 の試作の問題点を解決している．導電布同士が重なることで部分的にセンサの厚みが増してしまう問題は，電極を正方形にし，X 軸電極と Y 軸電極がクロスする面積を極力減らすことで解決した．布同士の間には隙間があるが，これを非常に小さい物であり，センサ上に皮膚素材を乗せることによって凸凹もほとんどない状態に

[*2] renesas RX130 搭載静電容量タッチ評価システム：https://www.renesas.com/jp/ja/products/microcontrollers-microprocessors/rx-32-bit-performance-efficiency-mcus/rx130-capacitive-touch-capacitive-touch-evaluation-system-rx130

ⓒ 2022 Information Processing Society of Japan

できる．センサ自体も分離しておらず，何より相互容量方式を採用したことによってマルチタッチが可能になった．

4. 触覚刺激の識別

製作した触覚センサを用いて，接触，撫でる，叩く，弾く，くすぐるの 5 つの触覚刺激を与えた状態および非接触状態を含む計 6 状態の静電容量の時系列データを取得し，それらを識別する LSTM モデルを構築した．本章では静電容量データの取得方法，LSTM モデルの構造，識別精度の評価結果について述べる．

4.1 5 種類の触覚刺激と非接触

全て人の手で接触を行っており，指か爪で刺激を与えている．

- 非接触：完全に触らず放置する状態である．
- 接触：接触面積は関係なく優しく触れる状態である．
- 撫でる：接触面積は関係なく指を滑らせるように触れる状態である．
- 叩く：指を数本使ってセンサを瞬間的に強く触れる状態である．
- 弾く：親指に人差し指の爪を当てて，人差し指を前に出すように力を入れて爪でセンサを瞬間的に強く触れる状態である．
- くすぐる：5 本の指を上下に動かして爪で優しく触れる状態である．

4.2 データセット

5 つの触覚刺激のデータは，1 人の実験者が触覚センサに対し位置や強さを変えながら静電容量を記録したものである．まず，開発したセンサに非接触，接触，撫でる，叩く，弾く，くすぐるの 6 種類の状態をそれぞれ 1 回ずつ計測した．ただし，非接触以外はこの 1 回の間に刺激を何度も与えている．次に，1 回から 3 回の刺激を 1 つのデータとして分割を行った．静電容量タッチ評価システムにはしきい値を基に接触したかしてないかを判定しており，ログ機能からこの判定を取得し，これ基に分割している．さらに，この分割されたデータを訓練データとテストデータとして 8:2 に分けた．しかしながら，この分割されたデータのサンプル数は定まっておらず，また，人手で収集できるデータ数には限りがあるため，200 サンプルという一定の長さを 1 つのデータとして，1 サンプルずつずらしてデータを水増しした．静電容量タッチ評価システムのサンプリング周波数は 10Hz であるため，作成された時系列データは 20 秒である．その結果，訓練データとテストデータそれぞれのデータ数は表 1 に示した通りである．

表 1　データセットのデータ数

ラベル	訓練データ数	テストデータ数
非接触	3980	796
接触	3431	692
撫でる	3455	1086
叩く	1806	805
弾く	1526	803
くすぐる	1952	543
計	16150	4725

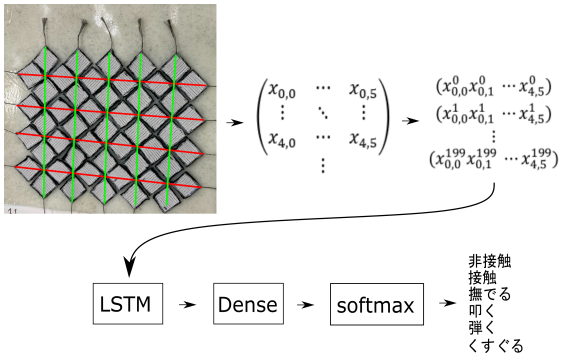


図 8　LSTM を用いた学習モデル

4.3 モデル

図 8 に機械学習モデルと入出力について示す．入力は，センサのデータが 5×4 の 20 個あり，それが 20 秒，つまり，200 サンプルあるため，(200, 20) の時系列データである．モデルは，LSTM，全結合層，softmax という流れのモデルを作成した．LSTM の隠れ層を 1024 とした．出力は，非接触，接触，撫でる，叩く，弾く，くすぐるの 6 状態のうち 1 つを示す 6 次元の one hot ベクトルが出力される．エポック数が 30, バッチサイズを 50，最適化アルゴリズムは adam, 損失関数は categorical_crossentropy, 学習率を 0.001 とした．

4.4 結果

以上のデータセットとモデルを用いて，学習を行った．その結果を図 5 ，図 6 ，図 7 に示す．図 5 の train acc は訓練データでの正答率，test acc はテストデータでの正答率を，図 6 の train loss は訓練データでの損失，test loss はテストデータでの損失を図 7 は混同行列を表している．この混同行列は，テストデータにおける損失を毎エポック観察し，最小の損失となったモデルを使い，縦軸が実際のラベルで，横軸がモデルの予測とした場合のテストデータにおけるラベル毎の認識数を表している．表 2 には混同行列から計算した再現率と適合率を表している．今回は，図 5 と図 6 の赤い印の 17 エポック目のモデルにおいて，最小の損失になったためこのモデルを使用しており、最終的な正答率は 96.55%を達成できた．

5. 考察

5.1 試作した触覚センサの有効性

本研究では，先行研究で提案されている触覚セン

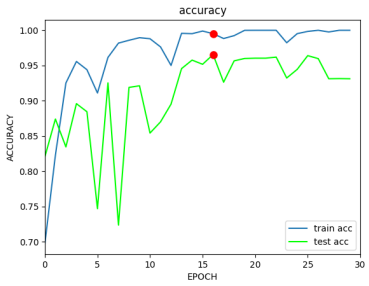


図 5 訓練データとテストデータにおける正答率（図中の赤丸はテストデータにおける損失が最小の点）

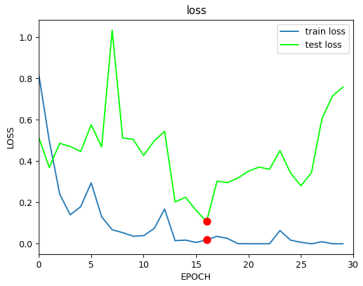


図 6 訓練データとテストデータにおける損失（図中の赤丸はテストデータにおける損失が最小の点）

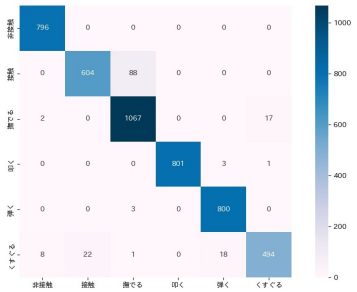


図 7 縦軸が実際のラベル，横軸がモデルの予測を表している混同行列

表 2 テストデータにおける再現率と適合率

ラベル	再現率	適合率
非接触	1.000	0.988
接触	0.873	0.965
撫でる	0.983	0.921
叩く	0.995	1.000
弾く	0.996	0.974
くすぐる	0.910	0.965

サ [7], [8], [9] と比べて，製作しやすい単純な構造の触覚センサの構造を検討し，触覚刺激の識別を試みた．本研究で試作した触覚センサは，著者らが手作業で製作したものであるため，先行研究で開発された緻密な触覚センサ [8], [9] よりも空間分解能は低く，また市販のセンサよりも不安定である可能性があった．さらに，柔軟な表面素材の下に組み込んでも機能するか検証するため，ウレタンゲルのシートの下に置いて触覚刺激を測定した．そのため，市販のセンサを使用して触覚刺激を識別した研究 [14] における 7 状態の識別精度（94.8%）よりも，識別精度は低いものになると予想していた．本研究で識別したのは 6 状態であり，識別する触覚刺激の種類も異なるが，その識別結果は 96.6%という予想よりも高い精度であった．

この結果から，相互容量方式の触覚センサと LSTM モデルの組み合わせは，センサの構造をある程度単純化し，さらに柔軟な表面素材で覆った場合であっても，人との身体接触インタラクションにおいて有効に機能する可能性が示唆された．この可能性をより確かなものとするため，触覚刺激をより安定して計測できるように触覚センサを改良することや，より多様な触覚刺激を識別する実験を行う必要がある．今後の課題については 5.4 節で後述する．

5.2 誤認識

表 2 に示した通り，学習した LSTM モデルでは，6 状態を識別した際の再現率・適合率のほとんどが 0.9 を超えており，十分に高い識別精度であると言える．その中で，再現率が唯一 0.9 を下回ったのは「接触」の状態であった．その理由として「接触」と「撫でる」の触覚刺激が類似していたことが挙げられる．これらの触覚刺激の違いは，センサに触れた後に表面上で指をスライドさせるかさせないかであり，触れた後に少しでも指が動いていると，静電容量の変化によって「撫でる」の状態であると誤認識した可能性が考えられる．これは，触覚センサの安定性を高めるように改良することや，LSTM の系列をより長くして学習することで改善できると考えている．

「くすぐる」の再現率は 0.91 であったが「接触」に次いで低い値であった．図 7 の混合行列を見ると「接触」や「弾く」という触覚刺激と誤認識している場合があることが分かる．これは多くの指で触れている点で「接触」と類似し，爪先で触れているという点で「弾く」と類似しているためだと考えられる．「くすぐる」は「弾く」よりも長い触覚刺激であるため，この誤認識も LSTM の系列をより長くして学習することで改善できる可能性がある．また，センサの安定性を高めることで「接触」との誤認識も低減できると考えられる．

5.3 既存のデバイスとの親和性

多くの人が使用しているスマートフォン等のタブレット端末のタッチセンサは，本研究で試作したセンサと同様の相互容量方式である．そのため，撫でたりくすぐったりする触覚刺激を LSTM モデルで高い精度で識別できるという本研究の知見は，スマートフォン自体や，その画面に表示したキャラクタとの身体接触インタラクションに応用することが可能である．相互容量方式のタッチセンサは薄く，様々なモノに埋め込むことができるため，身体接触インタラクションを可能にすることで人とモノとの関係性をより親密にできるかもしれない．

5.4 今後の課題

本研究では，非接触状態を含む 6 状態を識別したが，先行研究で行われた多様な触覚刺激の識別 [14], [15] の対象とした，つねる，強く押す，つかむという触覚刺激は含ま

れていない．その理由は，導電布の電極の接続にステンレス線を使用しており，局所的に強く押した場合には接続位置にズレが生じる可能性があったためである．このズレが生じないように触覚センサを改良し，識別できる触覚刺激の多様性を高めることは今後の課題である．

触覚刺激を識別する LSTM モデルを構築するにあたり，本研究では 1 人の実験者がセンサに触れてデータセットを収集した．したがって，本研究で製作したセンサおよび LSTM モデルによって特定の個人がセンサに触れた場合の触覚刺激を高い精度で識別できる可能性は示されたが，様々な人が触れた場合においても同等の精度で識別可能であるかは明らかになっていない．また，評価において，テストデータは固定であり，交差検証は行えていないため，モデルの汎化性能についても十分検証できているとは言えない．多数の被験者による触覚刺激を収集し，交差検証を行い，モデルの汎化性能を検証することは今後の課題である．

触覚刺激の識別モデルとして LSTM を採用したが，他の機械学習モデルとの比較評価は行っていない．そのため，LSTM が最適な識別モデルであるかは明らかになっていない．先行研究で使用されているモデル等，有効と思われるモデルと比較し，より高い精度の識別モデルを構築することは今後の課題である．

6. 結言

本研究の貢献は次の 2 つである．まず，1）単純な構造でありながら，柔軟な皮膚素材の下に組み込んでも問題なく動作し，その柔軟性を損ねない厚さ約 0.87mm の静電容量式触覚センサ（空間分解能：5×4）を開発した．そして，2）開発したセンサを用いて 5 つの触覚刺激（接触，撫でる，叩く，弾く，くすぐる）が与えられた状態と非接触状態の計 6 状態におけるセンサデータを取得し，LSTM で学習したところ，高い精度（96.55%）で識別できることが確認できた．今後，開発した触覚センサおよび識別モデルを用いて，人から与えられる触覚刺激の意図をロボットが適切に理解できるようになることによる人-ロボットインタラクションへの効果を明らかにしていきたい．

謝辞 本研究は，JSPS 科研費 JP19K12081，JP20H05564，JST CREST JPMJCR18A1 の支援を受けた．

参考文献

[1] Derlega, V. J., Lewis, R. J., Harrison, S., Winstead, B. A. and Costanza, R.: Gender differences in the initiation and attribution of tactile intimacy, *Journal of Nonverbal Behavior*, Vol. 13, No. 2, pp. 83–96 (1989).

[2] Hertenstein, M. J., Holmes, R., McCullough, M. and Keltner, D.: The communication of emotion via touch., *Emotion*, Vol. 9, No. 4, p. 566 (2009).

[3] Field, T.: Touch for socioemotional and physical well-being: A review, *Developmental review*, Vol. 30, No. 4, pp. 367–383 (2010).

[4] Zheng, X., Shiomi, M., Minato, T. and Ishiguro, H.: How Can Robots Make People Feel Intimacy Through Touch?, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol. 32, No. 1, pp. 51–58 (2020).

[5] Nakanishi, H., Tanaka, K. and Wada, Y.: Remote handshaking: touch enhances video-mediated social telepresence, *Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems*, pp. 2143–2152 (2014).

[6] Tanaka, K., Mayuzumi, R., Takahashi, T., Takaki, S. and Oka, N.: Robot Mediated Handholding Combined with a Mobile Video Call Makes the Users Feel Nearer and Closer, *Proceedings of the 9th International Conference on Human-Agent Interaction*, pp. 3–12 (2021).

[7] Ji, Z., Zhu, H., Liu, H., Liu, N., Chen, T., Yang, Z. and Sun, L.: The design and characterization of a flexible tactile sensing array for robot skin, *Sensors*, Vol. 16, No. 12, pp. 2001–2012 (2016).

[8] Lee, H.-K., Chang, S.-I. and Yoon, E.: A flexible polymer tactile sensor: Fabrication and modular expandability for large area deployment, *Journal of microelectromechanical systems*, Vol. 15, No. 6, pp. 1681–1686 (2006).

[9] Liang, G., Wang, Y., Mei, D., Xi, K. and Chen, Z.: Flexible capacitive tactile sensor array with truncated pyramids as dielectric layer for three-axis force measurement, *Journal of Microelectromechanical systems*, Vol. 24, No. 5, pp. 1510–1519 (2015).

[10] Zhang, Y., Kan, Z., Tse, Y. A., Yang, Y. and Wang, M. Y.: Fingervision tactile sensor design and slip detection using convolutional lstm network, *arXiv preprint arXiv:1810.02653*, p. 7 (2018).

[11] Dzedzickis, A., Sutinys, E., Bucinskas, V., Samukaite-Bubniene, U., Jakstys, B., Ramanavicius, A. and Morkvenaite-Vilkonciene, I.: Polyethylene-carbon composite (Velostat®) based tactile sensor, *Polymers*, Vol. 12, No. 12, p. 2905 (2020).

[12] Wang, L., Peng, H., Wang, X., Chen, X., Yang, C., Yang, B. and Liu, J.: PDMS/MWCNT-based tactile sensor array with coplanar electrodes for crosstalk suppression, *Microsystems & nanoengineering*, Vol. 2, No. 1, pp. 1–8 (2016).

[13] Yu, P., Liu, W., Gu, C., Cheng, X. and Fu, X.: Flexible piezoelectric tactile sensor array for dynamic three-axis force measurement, *Sensors*, Vol. 16, No. 6, p. 819 (2016).

[14] Sun, J., Redyuk, S., Billing, E., Högberg, D. and Hemeren, P.: Tactile interaction and social touch: Classifying human touch using a soft tactile sensor, *Proceedings of the 5th International Conference on Human Agent Interaction*, pp. 523–526 (2017).

[15] Alonso-Martín, F., Gamboa-Montero, J. J., Castillo, J. C., Castro-González, Á. and Salichs, M. Á.: Detecting and classifying human touches in a social robot through acoustic sensing and machine learning, *Sensors*, Vol. 17, No. 5, p. 1138 (2017).

[16] Harrison, C., Schwarz, J. and Hudson, S. E.: TapSense: enhancing finger interaction on touch surfaces, *Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology*, pp. 627–636 (2011).

ⓒ 2022 Information Processing Society of Japan