

ソーシャルタッチにおける多様な接触動作を即時識別する柔軟なセンサの開発

田中 遼祐¹ 岡 夏樹² 田中 一晶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。ロボットも人との触れ合いにおいて適切な反応を返すことができれば、それらの効果が得られる可能性がある。そこで本研究では、導電性シリコンゴムを電極として使用した薄く柔軟な静電容量方式の触覚センサを開発した。このセンサの表面に人肌の柔軟性を持つ表面素材と布を貼り付け、16人の実験参加者から9つの接触動作（非接触、接近、接触、撫でる、叩く、弾く、くすぐる、弱く押す、強く押す）における静電容量の時系列データを取得した。この時系列データを用いて、9動作を識別するLSTM（Long short-term memory）モデルを構築した。その結果、学習データ、検証データに含まれない実験参加者のデータで構成されたテストデータにおいて平均で85.5%と高い正解率で識別することが可能であることが分かった。また、約0.01秒の遅延で識別結果が得られることを確認し、我々の触覚センサを用いてほぼリアルタイムに接触動作に対する反応を返すことが可能であることを示した。

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（ペットロボットやヒューマノイドロボット）とのインタラクションに応用することで、人との関係をより良いものにできる可能性がある。先行研究では、ロボットが人の手に触れ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同士が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、相手に対する親近感や同じ空間にいる感覚が高まることが示されている [5][6]。

このように、人とロボットとのインタラクションにおいても身体接触によってポジティブな効果が得られることが分かっている。そのようなインタラクションでは人から与えられる接触動作に対してロボットも適切な反応を返すことが望ましいと考えられる。つまり、人間の皮膚のように多様な接触動作をセンシングし、識別できる必要がある。そのため、先行研究では、静電容量方式 [7][8][9][10][11][12][13][14][15] や、光学方式 [16]、電気抵抗方式 [17][18][19][20]、圧電方式 [21][22] 等の様々な触覚センサが開発されてきた。しかしながら、そのような触覚センサ自体でロボットの表

面を被覆してしまうと、ロボットの外見や表面の触感を自由にデザインすることが困難になるという問題がある。例えば、握手用に開発されたロボットハンドにおいては、人と触れ合っている触感を再現するためには人間の皮膚のような柔軟なウレタンゲル素材（以下、表面素材と呼ぶ）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]。そこで本研究では、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つを設定した：ロボットの表面素材の下に配置しても、1) 人から与えられる多様な接触動作を識別できる。2) 表面素材の触感を損ねない柔軟性を持つ。3) 表面形状に影響を与えにくい形状、薄さである。先行研究では、厚さ1mm未満の触覚センサも開発されており [7][8][10]、表面素材の下に組み込んでもロボットの表面形状への影響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、センサ自体に直接接触することを想定して開発されており、ロボットの表面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、柔軟なシリコン素材が用いられているセンサも開発されているが [7][8][9][10][11][12][20]、硬いフィルムや金属製の電極が使用されているものがほとんどであり、表面素材の下に組み込んだ場合にはその触感に影響する可能性がある。さらに、これらのセンサは高い分解能で接触位置を検知することを目標として緻密に設計されており、センサ自体が大きく変形するほどの強い触覚刺激を許容できない可能性がある。

¹ 京都工芸繊維大学

² 宮崎産業経営大学

そこで本研究では、表面素材の形状や触感を損ねないように、柔軟性があり、厚さ1mm未満(約0.5mm)の薄さでありながら、複数点の接触箇所の同時検出(マルチタッチ)が可能な構造で、表面素材の下に組み込んでも多様な接触動作を識別できる触覚センサを開発する[23]。そして、開発した触覚センサを用いて実験参加者から9動作(非接触、接近、接触、撫でる、叩く、弾く、くすぐる、弱く押す、強く押す)における静電容量の時系列データを取得し、それらをリアルタイムに識別可能なLSTM(Long short-term memory)モデルを構築する。

2. 関連研究

2.1 静電容量方式の触覚センサ

人と触れ合うロボット等に実装するための触覚センサとして、本研究と同様に静電容量方式を採用したセンサが数多く開発されている。その電極として導電性布[24][25]、導電性糸[26][27]、導電性インク[14][15]等が使用されている。導電性布を使用した研究では、張り付けた2箇所の静電容量を自己容量方式によって計測し、非接触、接近、スワイプ等の6種類の接触動作を識別可能であることを示している[24]。同様に、導電糸においても自己容量方式のセンサにおいて、非接触、接触、つまむ等の11種類の接触動作を識別する研究が行われている[26]。これらの研究で用いられている自己容量方式は、1点の静電容量を計測するために1チャンネルが必要であるため、計測点が多くなると各計測点からマイコンボードまでの配線スペースをその分だけ確保しなければならず、また、マイコンボードのチャンネルをその分だけ占有してしまうという欠点がある。

少ないチャンネル数で複数点の自己容量を計測できるようにするため、電極をグリッド状に配置し、その交点の静電容量を計測する相互容量方式を採用したセンサも開発されている。伸縮性のある導電糸を電極として縦と横の2層に配置し、シリコンゴムで被覆したセンサにおいて、接触、軽く押す、強く押す等の8種類の接触動作を識別できることが報告されている[27]。この研究では、1.2mmの厚さのセンサが制作できたことが示されているが、繰り返し強い刺激が与えられると糸の電極によって柔らかいシリコンゴムが次第に裂けてしまう可能性が考えられる。また、このセンサ自体がロボット等の表面素材として機能することを想定してシリコンゴムで被覆しているため、シリコンゴム以外の表面素材においても機能するかは不明である。

相互容量方式のセンサは導電性布でも製作されており、押す、撫でる、つまむ、非接触等を識別した研究も行われている[25]。この研究で製作されたセンサの厚さは正確には不明であるが、2つの電極層の内の1つは厚さ0.5mmの導電性布であり、もう一方の電極層やそれらを被覆する表面素材(スウェード生地)を含めると、分厚くシリコンゴムよりも柔軟性に欠けることが予想される。本研究で試作

したセンサも相互容量方式であり、上述の研究[25][27]で提案されたセンサと類似した構造であるが、電極をも導電性シリコンゴム膜で製作することでより薄く(約0.5mm)製作することが可能である。非常に薄いため、ロボットの表面素材の下に組み込むことが可能であり、柔軟であるため、表面素材が柔らかい場合であっても、その触感を損ないにくいという利点がある。シリコンゴムのみの素材(導電性/非導電性)の組み合わせによって薄く柔軟な相互容量方式のセンサを製作し、多様な接触動作(9種類)をリアルタイム識別可能であることを示したことが本研究の新規性である。

相互容量方式のセンサは導電性のファブリック素材やシリコンゴム以外にも製作されており、電極部分に導電性銀インクを用いた静電容量方式のセンサ[14][15]が開発されている。このような導電性インクは非常にもろいため、シリコンゴムや導電性布と比較して硬いPETフィルム等に定着させている。実際、導電インクのもろさが指摘されており[15]、強い接触動作においてはインクがひび割れる等の故障の恐れがある。これらの研究では、接触動作の識別は行われておらず、人と触れ合うロボットのためのセンサとして有効かどうかは未知である。

その他に、振動を計測するマイクロホンを取り付けた静電容量方式の柔軟な人工皮膚を制作し、くすぐる、撫でる、非接触等の5種類の接触動作を識別した研究も行われている[28]。しかしながら、センサの構造上厚さが必要で1cm以上あるため、既存のロボット等に埋め込むには有効ではない。

2.2 その他のセンサ

静電容量方式だけでなく、様々な仕組みの触覚センサが開発されている。例えば、圧電効果を利用してひずみを計測する圧電方式のセンサ[21][22]や電気抵抗の変化を読み取る電気抵抗方式のセンサ[18][17]が挙げられる。これらのセンサの電極は金属であることが多く、その電極素材の硬さ、形状、サイズによって、ロボットの表面素材の下にそのまま組み込むことが困難であることや、柔軟な表面素材の場合には、その触感や形状に影響があることが予想される。同様の仕組みにおいて、シリコン素材と伸縮性のある素材の電極を使用することで柔軟性を持たせたセンサも提案されている[19]。このセンサでは、電気抵抗方式によって圧力、屈曲、温度を検知できることが示されている。センサ自体は、直接手を触れることを想定して設計されているため、ロボットの触覚センサとして使用する場合にはその表面にセンサを取り付けることになるため、デザインや触感を変えてしまうことになる。

柔軟な表面素材において、その触感に影響を与えにくいセンサとしては、表面の変形をカメラで計測する光学方式が挙げられる[16]。しかしながら、この方式では計測のた

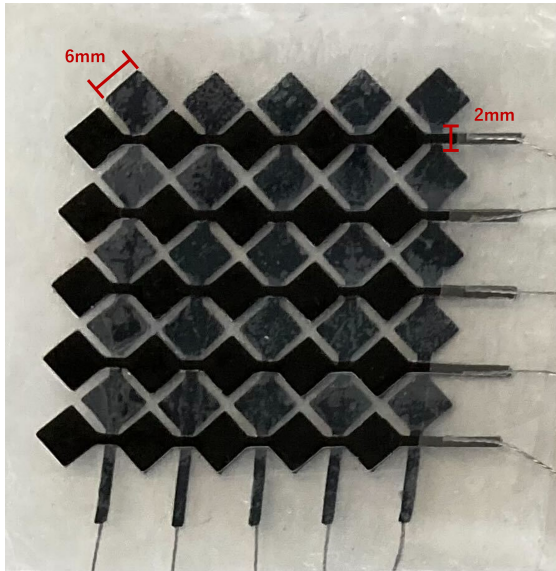


図 1 導電性 (黒色) と非導電性 (透明) のシリコンゴムでできた触覚センサ



図 2 3mm の表面素材を取り付けた触覚センサの柔軟性

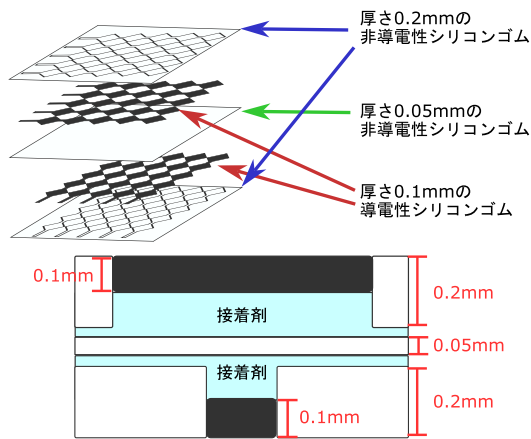


図 3 センサの構造

めカメラや LED 照明をロボットの内部に組み込む必要があり、センサ自体が比較的大きく、ロボットの内部構造をそれ専用に設計する必要がある。

触覚センサとしてマイクロホンを使用し、接触動作時の振動を識別する研究も行われている [29]。この先行研究では、撫でる、くすぐる等の 4 種類の接触動作が識別できることを示している。また、物体が接触した際に生じる音から、その物体の種類 (触れた手の部位やペンなどの道具) を識別する研究も行われている [30]。しかしながら、振動を識別する性質上、柔軟な表面素材において振動を計測することが困難な場合にはその性能が十分に発揮できないことが予想される。また、ロボットの動作音の影響を受けやすいという問題も指摘されている。同様にマイクロホンを用いるが、ロボット側ではなく人の手首に装着し、叩く、擦る、弾くの動作を識別する研究も行われている [31]。この方法においても、柔軟な表面素材などに対して振動を計測することが困難である可能性がある。また、当然のこと

ながら、ロボット側において接触箇所を認識することはそのままでは困難である。

より単純な方法として、接触箇所の抵抗値の変化を計測する圧力センサを複数並べることで、撫でる、押す、叩く等の 10 種類の接触動作が識別できることが示されている [32]。市販の圧力センサを用いていることで安定した接触動作の識別が可能であるという利点があるが、前節で述べた自己容量方式と同じくセンサの数だけ配線スペースやマイコンボードのチャンネルを確保しなければならないという欠点がある。これに対し、複数個所の圧力を計測できるセンサを用いて、撫でる、つまむ、つかむ等の 7 種類の接触動作を識別した研究も行われている [33]。このセンサでは少ないチャンネル数で数多くの接触点の圧力を計測することが可能である。しかしながら、市販の圧力センサは PET フィルム等の硬い素材であるため、柔軟な表面素材においては触感に影響を与える可能性がある。実際に、ぬいぐるみに圧力センサや電界センサ等の市販のセンサを埋め込み、くすぐる、撫でる、つまむ等の 9 種類の接触動作を識別した研究も行われているが [34]、埋め込まれたセンサによってぬいぐるみ特有の柔らかさが損なわれることが容易に想像できる。

3. 触覚センサの試作

3.1 触覚センサの構造

本研究で試作した薄く柔軟で単純な構造の触覚センサ (図 1, 2, 3) について説明する。図 1 の黒色の部分が厚さ 0.1mm の導電性シリコンゴムの電極であり、センサの表面と裏面に縦方向に 5 本、横方向に 5 本をそれぞれ配置している。そのため、試作したセンサの静電容量の計測点は 5×5 の 25 点である。各電極の正方形の部分の一辺は

表 1 本研究で識別する接触動作の種類と該当する接触動作を識別対象としている先行研究

接触動作	触れ方	先行研究
非接触	センサに触れない.	[24][25][26][28]
接近	センサに手を近づける.	[24]
撫でる	センサの表面を複数回往復するようにさする.	[25][27][28][29][32][33][34]
叩く	センサの表面を瞬間的に数本の指で強く接触する.	[24][25][27][28][29][31][32][34]
弾く	親指に別の指の爪を当てて、当てた指を前に出すように力を入れてセンサの表面を瞬間的に強く接触する.	[31]
くすぐる	指を別々に細かく動かしてセンサに軽く触れる.	[27][28][29][34]
接触	センサの表面にそっと指で触れる. データ収集実験では、秤が 0g~100g の間の値を示す押す力加減とした.	[26][27][34]
弱く押す	センサの表面を指で軽く押す. データ収集実験では、秤が 400g~700g の間の値を示す押す力加減とした.	[27]
強く押す	センサの表面を指で強く押す. データ収集実験では、秤が 1300g~1600g の間の値を示す力加減とした.	[27]

6mm であり、正方形部分同士の間隔は 2mm である。図 3 のようにこの電極を厚さ 0.2mm の透明な非導電性シリコンゴムにはめ込み、表面と裏面で電極が交差するように張り合わせている。その際、表面と裏面の電極が短絡しないように間に厚さ 0.05mm の透明な非導電性シリコンゴムを挟んでいる。これらの面をシリコンゴム用の接着剤で張り合わせた結果、試作したセンサの厚さは約 0.5mm となった。図 2 は試作したセンサを厚さ 3mm の表面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} に張り付けた状態を示しており、表面素材の変形に応じてセンサ自体も柔軟に変形している。

3.2 静電容量の計測方法

試作したセンサにおいて手の接触位置を検出する上で、静電容量方式の 1 つである相互容量方式を採用した。相互容量方式はスマートフォンのタッチスクリーンにも使用され、複数の接触箇所を検出することが可能である。静電容量の計測には、静電容量タッチ評価ボード^{*2} を利用した。

4. データ収集実験

試作した触覚センサを用いて様々な接触動作を識別するモデルを構築する。そのために、これら 9 動作における静電容量の時系列データを収集する実験を実施した。実験参加者として京都工芸繊維大学の学生 16 人（男性 12 人、女性 4 人）が参加した。

4.1 識別する接触動作の種類

本研究で試作したセンサは静電容量方式であるという性質上、導体の接触のみ検出可能である。人体の皮膚であれば身体部位にかかわらず接触を検出できるが、プラスチック等の絶縁体との接触を検出することは想定していない。そこで、人体の身体部位の中でも最も多様な接触動作が行われる手による接触動作を識別対象とした。対象とした接触動作として、触覚センサに関する先行研究で識別対象となっている接触動作から表 1 に示す 9 種類を選択した。この中で、「非接触」は人が手を触れていない状態であり接触動作ではないが、便宜上、接触動作の 1 つとして扱うこととする。

先行研究では、「押す」という接触動作を識別対象として数多く採用されているが [24][25][32][33]、押す強弱を対象とした研究は少数である [27]。強弱の識別は、押すことによるセンサと指との距離の変化（指が表面素材に沈み込む度合）やセンサの変形を静電容量で計測することで可能になると考えられる。したがって、その変化が大きくなるようにセンサに被せる表面素材が分厚いほど、センサを取り付ける土台が変形しやすいほど、識別しやすくなることが予想されるが、本研究では、表面素材が薄く、大きく変形しにくい土台であっても、試作したセンサにおいて押す強弱を識別可能か検証する。

先行研究では「つまむ」も識別対象の接触動作として多く採用されている [26][27][32][33]。これは他の接触動作とは異なり、センサ自体やその上に被せる表面素材につまめるだけの十分な厚みと柔らかさが必要となる。本研究では、上述の理由から表面素材の厚さを薄くしたため、つまむという接触動作が難しく、識別対象から外すこととした。同様に、「引っ掻く」も識別対象の接触動作として多く採用されているが [25][32][33][34]、本研究では採用しなかった。この接触動作は、その対象を傷つける可能性があり、爪に

^{*1} エクシール 超軟質ゲルシート：

<http://www.exseal.co.jp/creative/>

^{*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>



図 4 実験環境：触覚センサ周辺の様子
(触覚センサは写っておらず、布の下に組み込まれている)

よって表面の布が傷ついたり剥がれたり、場合によっては薄くて柔らかい表面素材やセンサをも傷つけてしまうことが予想されたため、識別対象から外すこととした。

先行研究で採用されているその他の接触動作としては、「握る」[25][32][33][34]、「スワイプ」[24][26]、「ピンチアウト」[26][27]が挙げられる。「握る」は、手のひらよりも広い面積の接触を検出できなければ「触れる」と区別することが困難であるため、約5cm四方のセンサを使用している本研究では採用しなかった。また、「スワイプ」「ピンチアウト」は、本研究で想定しているソーシャルタッチの一種ではなく、スマートフォン等のタッチスクリーンにおける操作であるため識別対象から外した。

4.2 実験環境

触覚センサは図4に示すように段ボール箱の上に配置した。この段ボール箱の中には静電容量を計測するための静電容量タッチ評価ボードを入れた。センサの表面には3.1節で述べた通り厚さ3mmの表面素材を張り付けた。また、センサを触りやすいように1mm程度の布(フェルト)を上に乗せ、センサの位置がわかるように布に糸で目印を付けた。

人と触れ合うロボットに触覚センサを取り付けた場合の例として、センサの土台となる部分の下にマイコンボード等の基板が配置されており、表面素材の上には衣服を纏っていることが考えられるためこのような環境で静電容量データを取得することとした。センサの土台となる素材は実用場面においては段ボール紙では無いと思われるが、「叩く」や「強く押す」等の強い接触動作の収集において、実験参加者が繰り返し行っても手に痛みを感じにくいように比較的衝撃を吸収しやすい段ボール紙の箱を採用した。土台は不導体であることが理想であり、プラスチック、木、紙、ガラス等の電気抵抗が大きい絶縁体であれば、いずれ

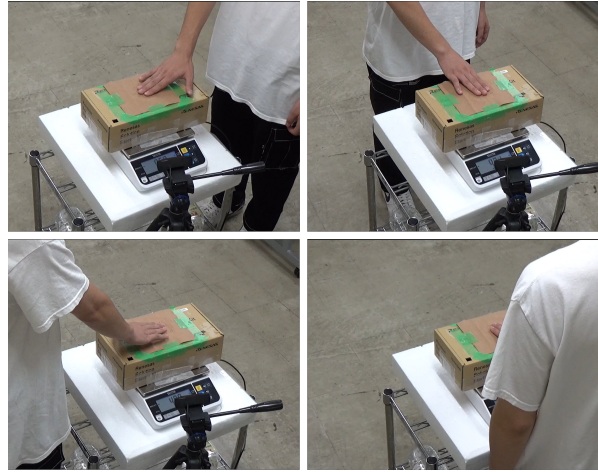


図 5 触覚センサに対し4方向から「接触」の時系列データを計測する様子

であっても静電容量の計測結果は大きく変わらないことが予想される。一方で、電気抵抗が小さい導体(例えば、金属)を土台にすると、計測可能な静電容量の変化が小さくなるため、接触動作の識別精度が低下してしまう可能性が考えられる。

「接触」「弱く押す」「強く押す」の接触動作の際に、実験参加者がセンサに触れる強さを確認できるようにするため、段ボール箱の下に電子秤を設置した。秤のメータが直接見えない位置に参加者が立った場合は、webカメラで撮影しモニタに表示することで確認できるようにした。また、同じモニタに接触動作の触れ方を参加者がいつでも確認できるように表示した。

4.3 データ収集方法

データはサンプリング周波数約20Hz(20fps)で常に保存し、アラーム音で計測するタイミングを管理した。アラーム音は実験者の操作で鳴らし、一定時間経過したらもう一度アラームが鳴るようにしてあり、学習で用いるデータの計測はこの間に行った。実験は、1動作を3秒間計測する実験1と2動作を0.8秒の間隔を空けて、連続で3秒間ずつ計測する実験2を用意した。実験1は、計測したい接触動作の前が「非接触」の時を、実験2は計測したい接触動作の前が「非接触」以外の時を計測したいため設定した。ただし、「叩く」「弾く」は瞬間的な接触動作であるため、時間に関係なく1回目のアラーム音で1回だけ行った。また、実験2の1回目の接触動作は「非接触」を除いた8動作のうち1動作だけに固定して計測し、2回目の接触動作は9動作をすべて計測した。この1動作は、16人の実験参加者が8動作を均等に担当できるように、1動作につき2人ずつ割り当てた。さらに、図5のように触覚センサに対し4方向から静電容量の時系列データを計測した。それぞれの場所で実験1は、「叩く」「弾く」を6回ずつ、その

表 2 データセットの計測回数とデータ数 (学習データは 8 人, 検証データは 4 人, テストデータは 4 人の参加者から取得)

ラベル	合計 計測回数	学習データ 計測回数	学習データ データ数	検証データ 計測回数	検証データ データ数	テストデータ 計測回数	テストデータ データ数
非接触	192	96	17048	48	3094	48	3106
接近	192	96	17134	48	3036	48	3366
接触	192	96	17040	48	2623	48	2694
撫でる	192	96	17151	48	2701	48	2790
叩く	576	288	16815	144	2802	144	2807
弾く	576	288	16821	144	2805	144	2811
くすぐる	192	96	17039	48	2886	48	2991
弱く押す	192	96	17029	48	2622	48	2797
強く押す	192	96	16994	48	2747	48	3015
合計	2496	1248	153071	624	25316	624	26377

他を 2 回ずつ行い, 実験 2 では, 「叩く」「弾く」を 3 回ずつ, その他を 1 回ずつ行った. これは, 同様の行動を繰り返す実験であるため, 実験参加者のパフォーマンス低下を考慮し, 実験 1, 実験 2 における計測時間を 20 分程度になる回数に設定した. また, 「接触」「弱く押す」「強く押す」は, カメラ越しに直接秤のメータを見てもらいながら, 計測を行った. 押す強弱が指定した範囲内に収まらなかった場合, 計測をやり直した.

5. 接触動作の識別モデルの構築・評価

5.1 接触動作のデータセット構築

各動作の計測回数を表 2 の左列に示す. 「叩く」「弾く」以外の接触動作は, 時系列データの計測を 1 人 12 回, 16 人で計 192 回実施し, 「叩く」「弾く」の計測を 1 人 36 回の計 576 回行った. ここで, センサの現在時刻のデータから 20 時刻前までを 21 フレームとし, この時系列データを 1 つのデータとした. また, 常に計測していたため実験 1 の計測に成功したすべてのデータと実験 2 の計測に成功した 2 回目の接触動作のデータを抽出する必要があり, 閾値と計測中に立てたフラグを使って半自動的に選定した. 実験 2 の実施理由が計測したい接触動作の前が「非接触」以外の時を計測するためであり, これを満たさない 1 回目のデータは使わなかった. その結果, 「叩く」「弾く」以外の接触動作を 1 回計測した際の時系列データの数は, サンプリング周波数が約 20Hz, 計測時間が 3 秒であることから, 約 60 個 (約 20Hz \times 約 3 秒) となった. また, 1 人あたり 1 動作を 12 回計測するため, 1 動作の時系列データの数の合計は約 700 個 (約 60 個 \times 12 回) となった. それに対し, 「叩く」「弾く」を 1 回計測した際の時系列データの数は, 一瞬の動作であるため約 4 個であった. 「叩く」「弾く」は 1 人あたり 1 動作を 36 回計測するため, 1 動作の時系列データの数の合計は約 150 個 (約 4 個 \times 36 回) となった. 実験 2 の 1 回目の接触動作が同じである実験参加者がかぶらないように実験参加者単位でランダムに 8 人選び, 学習デー

タとした. また, 実験 2 の 1 回目の接触動作を「接近」と「接触」, 「叩く」と「弾く」, 「くすぐる」と「撫でる」, 「弱く押す」と「強く押す」のように類似した接触動作が検証データとテストデータに分かれるようにランダムに 4 人ずつに分け, 検証データとテストデータとした. 次の 3 種類のノイズ (1) ~ (3) を適用し, 水増しを行った. ノイズ (1) は計測回路等で生じる微小なノイズに変化を与えるため, ノイズ (2) (3) は同じ接触動作であっても実験参加者によって取得した静電容量の値に $-100 \sim 100$ 程度の差異が見られたため採用した.

- (1) 標準偏差 2, 平均 0 の小数点以下を切り捨てたガウシアンノイズ
- (2) $\{x \in \mathbb{Z} \mid 10 \leq x \leq 100\}$ からランダムに x を選択し, その x を使った集合 $\{x, x+1, x+2, x+3\}$ からランダムに選択したノイズ
- (3) $\{x \in \mathbb{Z} \mid -100 \leq x \leq -10\}$ からランダムに x を選択し, その x を使った集合 $\{x-3, x-2, x-1, x\}$ からランダムに選択したノイズ

「叩く」「弾く」の元データの数が他の接触動作と大きく異なるため, すべての接触動作を同じ倍率で水増しするのではなく, 一定の数になるまでノイズ (1) ~ (3) を順番に繰り返し適用し, 水増しした. ただし, 接触動作を 1 回計測した際に得られる時系列データ (約 60 個) 毎に一定の数を越えたかどうかを確認したため, 一定の数より少し多いデータ数となった. この方法を用いて「叩く」「弾く」以外の接触動作の学習データ数を約 3 倍に当たる約 2100 個になるように水増しし, 「叩く」「弾く」の学習データ数を同じ約 2100 個になるように約 14 倍の水増しを行った. また, 検証データとテストデータの「叩く」「弾く」のみを他の接触動作のデータ数と同程度である約 700 個になるように同じ方法で約 4 倍の水増しを行った. その結果, 各動作の学習, 検証, テストデータ数はそれぞれ約 16800 個 (約 2100 個 \times 8 人), 約 2800 個 (約 700 個 \times 4 人), 約 2800 個 (約 700 個 \times 4 人) のデータ数となり, 表 2 の通りとなった.

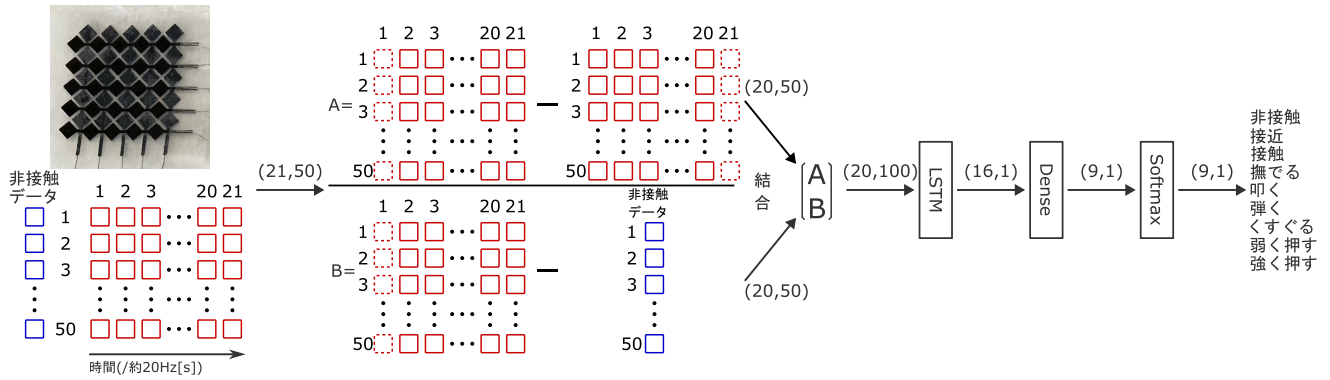


図 6 LSTM を用いた学習モデル (四角：1つの静電容量データ，赤い四角：21 フレームの時系列データ (21, 50)(21 列目が現在の時刻のデータ)，青い四角：事前に計測した「非接触」のデータ (1, 50)，A：1 フレーム前との差分 (20, 50)，B：「非接触」のデータとの差分 (20,50)，ハイパーパラメータ：LSTM の隠れ層 16，LSTM の活性化関数を tanh，LSTM の再帰計算時で使用する活性化関数を sigmoid，LSTM の入力の線形変換に使われる kernel の重み行列のための初期化を glorot_uniform，LSTM の再帰の線形変換に使われる recurrent_kernel の重み行列の初期化を orthogonal，LSTM のバイアスペクトル初期化を zeros，Dense のノード数を 9，エポック数を 100，バッチサイズを 2048，最適化アルゴリズムを adam，損失関数を categorical_crossentropy，学習率を 0.0001)

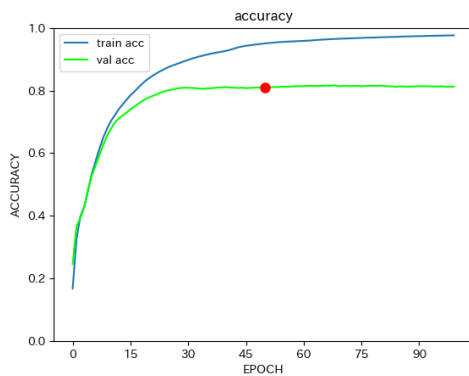


図 7 学習曲線 (正解率)
(赤い点：検証データにおける損失が最小になった時のモデル)

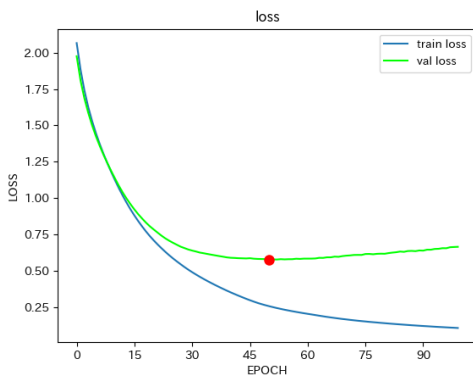


図 8 学習曲線 (損失)
(赤い点：検証データにおける損失が最小になった時のモデル)

5.2 識別モデル

静電容量の時系列データから接触動作を識別する機械学習モデルとして、時系列データを扱う上で基本的なモデルである LSTM (Long short-term memory) を使用することとした。図 6 に識別モデルの構成と入出力について示す。識別モデルは、LSTM 層、全結合層、softmax 層

で構成されている。センサが計測できる静電容量のマトリックスデータは 5×5 の 25 点あり、それぞれの点で相互容量と自己容量をそれぞれ計測したため、合計で 50 点ある。1 データのサイズはこの 50 点を 1 次元に並べ、21 フレームの時系列にした (21, 50) である (図 6 の赤い四角)。この 1 次元化は、2 次元パッチを 1 次元ベクトルに変換し、それを入力して、高い性能が得られた ViT (Vision Transformer) の研究 [35] を参考にして行った。このデータを使って、1 フレーム前との差分の 20 フレーム (図 6 の A) と最後のフレームを取り除いた「非接触」との差分の 20 フレーム (図 6 の B) を合わせた時系列データ (20, 100) を入力とした。これは、「非接触」との差分だけの入力でのリアルタイム識別を行う際、触れていないにもかかわらず現在の静電容量が初期状態の「非接触」の静電容量から外れた場合に識別の精度が下がる可能性があり、その影響を低減できないかと考えたため行った。学習の際には、9 次元の one hot ベクトルを正解データとして与え、softmax 層において各動作の確率が出力されるようにした。その他のハイパーパラメータとして、LSTM の隠れ層を 16，LSTM の活性化関数を tanh，LSTM の再帰計算時で使用する活性化関数を sigmoid，LSTM の入力の線形変換に使われる kernel の重み行列のための初期化を glorot_uniform，LSTM の再帰の線形変換に使われる recurrent_kernel の重み行列の初期化を orthogonal，バイアスペクトル初期化を zeros，Dense のノード数を 9，エポック数を 100，バッチサイズを 2048，最適化アルゴリズムを adam，損失関数を categorical_crossentropy，学習率を 0.0001 とした。

5.3 結果

識別モデルの学習曲線を図 7 (正解率) と図 8 (損失) に示す。これらのグラフでは、青色の線が学習データ、緑色

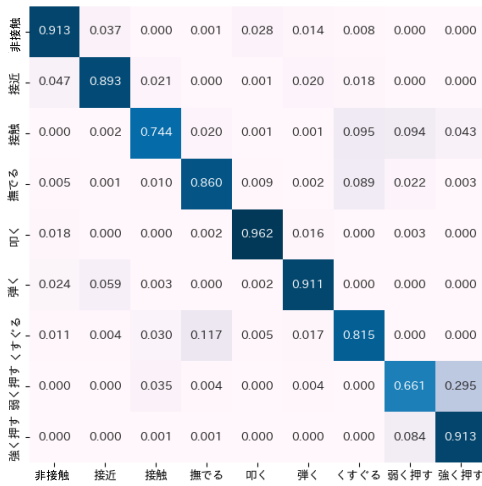


図 9 テストデータの正規化混同行列

表 3 テストデータにおける再現率と適合率と F 値

ラベル	再現率	適合率	F 値
非接触	0.913	0.898	0.905
接近	0.893	0.909	0.901
接触	0.744	0.869	0.802
撫でる	0.860	0.849	0.854
叩く	0.962	0.950	0.956
弾く	0.911	0.919	0.915
くすぐる	0.815	0.805	0.810
弱く押す	0.661	0.763	0.709
強く押す	0.913	0.743	0.820
平均	0.852	0.856	0.852

の線が検証データの正解率と損失の変化をそれぞれ表している。また、検証データの損失が最も小さい箇所に赤の点をプロットしている。この時点のモデルを使用し、テストデータの識別結果の正規化混同行列を図 9 に示す。また、テストデータの識別結果の再現率、適合率、F 値を表 3 に示す。この結果の通り「弱く押す」の再現率が他の接触動作と比べて低いものの、全体では 85.5 % の正解率であった。また、本研究で生成したモデルを用いて、センサの現在のデータを常に取得し続け、21 フレームの時系列データを学習時と同様のデータに変換した後入力し、リアルタイムに識別結果を可視化した結果、図 10 のようにリアルタイムで接触動作を識別できた。また、可視化した場合で約 0.04 秒、識別のみの場合で約 0.01 秒程度の遅延で識別結果が得られることを確認した。

6. 考察

テストデータでの評価の結果、9 動作を識別する上で 85.5 % という高い正解率が得られた。センサの構造は先行研究で提案されてきた触覚センサよりも非常に単純でありながら、表面素材で覆っても、撫でる、くすぐる等の接触動作だけでなく手の接近、離反、接触の接触動作を適切に

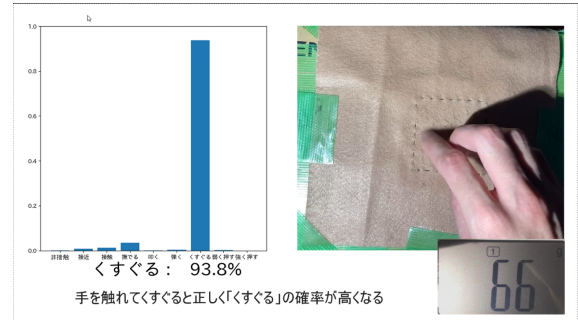


図 10 リアルタイムで「くすぐる」を識別する様子

(左：その時々で尤もらしい接触動作の種類と確率を表示、右：くすぐっている様子、右下：秤の数値)

識別することができた。また、本研究で生成したモデルを用いて、リアルタイムに識別した結果、可視化した場合で約 0.04 秒、識別のみの場合で約 0.01 秒程度の遅延で識別結果が得られることを確認した。この結果から、試作した触覚センサは LSTM を用いた識別モデルと組み合わせることで、ロボットが人から与えられる接触動作に対してほぼリアルタイムに接触動作に対する反応を返すことが可能であることを示した。

図 9、表 3 の通り、9 動作の識別においてほとんどの接触動作の再現率は 0.9 前後であるが、「接触」「弱く押す」のみ 0.7 前後と他の接触動作と比べて低い値になっている。これは、図 9 から、「接触」は「弱く押す」に、「弱く押す」は「強く押す」に類似したデータがあるため誤認識を起こしていると考えられる。また、「強く押す」の触り始めや終わり等で「弱く押す」と類似したデータになる可能性が高いことが誤認識を起こしていると考えられる。この挙動はリアルタイムに識別を行った場合には妥当な出力と言えるため、触覚センサとして使用する上で大きな問題にはならないと考えられる。

接触動作の識別モデルとして LSTM を採用し、十分な精度を出せているが、先行研究 [30][33] で使用され、良い識別結果が出た SVM (Support Vector Machines) や CNN (Convolutional Neural Network) に加えて、時系列データを扱う Transformer 等の有効と思われるモデルを検討することでより良い精度になると考えられる。また、本研究において入力データは 1 次元にしたが、センサのマトリックスデータをそのまま 2 次元 (面) として入力する場合と比較し、より高い精度の識別モデルになるか検証する。

本研究で試作した触覚センサは、著者が手作業で製作したため、電極間の微妙な距離やシリコンゴムの張り合わせの際の接着剤の量の均一性は一般的な工業製品としてのセンサよりも劣っていると考えられるものの、多様な接触動作を良い精度で識別することができた。そのため、均一性を高めることで接触動作の識別性能はさらに高まる可能性があり、均一性を高めたセンサを開発・評価することも今後の課題である。

本研究で試作したセンサは約 50mm 四方であるが、その構造はタッチディスプレイ等でも使用されているものであるため、より広い面積で製作した場合でも十分に触覚センサとして機能すると考えられる。広い面積のセンサを使用する場合には静電容量を計測するために必要なチャンネル数（電極の数）が少なく済むという利点がある。しかしながら、ロボット等を実装することを考えると、必ずしも 1 つのセンサで広範囲をカバーすることが適切であるとは言えない。例えば、何らかの衝撃によってセンサの一部の電極が切断された場合、グリッド状に電極が配置されているため、広い面積のセンサを使用しているとその全域に故障の影響が出てしまう。そのため、ある程度小さな面積のセンサをタイル状に配置し、一部のセンサが破損してもその他のセンサが機能するようにしておき、破損したセンサのみ交換できるようにしておくことが理想的である。1 つのセンサをどの程度の大きさで製作すべきかという問題は、実装するシステムにおいてどれぐらいのチャンネル数が使用可能か、センサの分解能（静電容量を計測可能な点数）をどれぐらい高くするか等によって検討する必要がある。

上述のように複数のセンサをロボットの表面に配置する場合、撫でる等の広範囲にわたる接触動作では、複数のセンサにわたって手が接触することになる。そのような場合であっても、同じ位置で計測する静電容量は理論上は同じであるため（実際には、同じ位置であってもセンサの個体差によって異なる場合がある）、センサが単一であっても複数に分かれていても、接触動作の識別モデルの設計を変える必要はない。ただし、センサの形状、識別に使用する静電容量の数、表面素材の厚み・柔らかさを変えた場合には、それに応じてモデルの構築（静電容量データの収集・学習）が必要であると考えられる。そのような場合において、キャリブレーションによって静電容量データを補正することや、学習済みの識別モデルを少数の学習データでファインチューニングすることで、一から識別モデルを構築するよりも少ないコストで高い識別精度に到達できる可能性がある。この仮説を検証することは今後の課題である。

4.2 節で述べた通り、土台となる理想の素材は不導体である。本研究では、段ボール箱の上にセンサに取り付けて実験を行ったが、抵抗値が大きく変わらない絶縁体であれば、学習データを収集した際の土台から異なる土台に変えた場合でも識別モデルをそのまま利用できる可能性が高い。しかしながら、例えば中身が綿であるぬいぐるみに取り付ける場合のように、非常に柔らかい土台の場合には、接触動作によってセンサ状が大きく変形することが予想される。そのような環境においても様々な接触動作を識別できるか検証することは今後の課題である。

7. 結言

本研究では、人と触れ合うロボットのための触覚センサ

として、ロボットの表面素材の下に配置しても、1) 人から与えられる多様な接触動作を識別できる。2) 表面素材の触感を損ねない柔軟性を持つ。3) 表面形状に影響を与えにくい形状、薄さである。という 3 つの性質を持つ静電容量方式の触覚センサを開発した。16 人の実験参加者において 9 動作（非接触、接近、接触、撫でる、叩く、弾く、くすぐる、弱く押す、強く押す）の静電容量の時系列データを計測した。その時系列データを用いて Long Short Term Memory (LSTM) ネットワークを用いて識別モデルを構築した。その結果、LSTM で学習したところ、高い正解率 (85.5 %) で識別できることを示した。また、可視化した場合で約 0.04 秒、識別のみの場合で約 0.01 秒程度の遅延で識別結果が得られることを確認し、我々の触覚センサにおいてほぼリアルタイムに接触動作に対する反応を返すことが可能であることを示した。今後、開発した触覚センサ及び識別モデルを改良し、同じ接触動作でも異なる意味となる可能性があるため、9 動作の識別だけではなく、力加減や接触動作を行う速度などより詳しく識別し、人から与えられる接触動作の意図をロボットが適切に理解できるようにすることで、人とロボットとの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 JP22K12126, JP19K12081 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] Muhammad, H. B., Oddo, C. M., Beccai, L., Recchitto, C., Anthony, C. J., Adams, M. J., Carrozza, M. C., Hukins, D. W. and Ward, M. C.: Development of a bioinspired MEMS based capacitive tactile sensor for a robotic finger, *Sensors and Actuators A: Physical*, Vol. 165, No. 2, pp. 221–229 (2011).
- [11] Ye, X., Tian, M., Li, M., Wang, H. and Shi, Y.: All-fabric-based flexible capacitive sensors with pressure detection and non-contact instruction capability, *Coatings*, Vol. 12, No. 3, p. 302 (2022).
- [12] Kang, M., Kim, J., Jang, B., Chae, Y., Kim, J.-H. and Ahn, J.-H.: Graphene-based three-dimensional capacitive touch sensor for wearable electronics, *ACS nano*, Vol. 11, No. 8, pp. 7950–7957 (2017).
- [13] Sarwar, M. S., Dobashi, Y., Preston, C., Wyss, J. K., Mirabbasi, S. and Madden, J. D. W.: Bend, stretch, and touch: Locating a finger on an actively deformed transparent sensor array, *Science advances*, Vol. 3, No. 3, p. e1602200 (2017).
- [14] Pourjafarian, N., Withana, A., Paradiso, J. A. and Steimle, J.: Multi-Touch Kit: A do-it-yourself technique for capacitive multi-touch sensing using a commodity microcontroller, *Proceedings of the 32nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 1071–1083 (2019).
- [15] Nittala, A. S., Withana, A., Pourjafarian, N. and Steimle, J.: Multi-touch skin: A thin and flexible multi-touch sensor for on-skin input, *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–12 (2018).
- [16] 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).
- [17] Dzedzickis, A., Sutinyš, 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).
- [18] 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).
- [19] Lee, J. H., Heo, J. S., Kim, Y.-J., Eom, J., Jung, H. J., Kim, J.-W., Kim, I., Park, H.-H., Mo, H. S., Kim, Y.-H. et al.: A behavior-learned cross-reactive sensor matrix for intelligent skin perception, *Advanced Materials*, Vol. 32, No. 22, p. 2000969 (2020).
- [20] Sim, K., Rao, Z., Zou, Z., Ershad, F., Lei, J., Thukral, A., Chen, J., Huang, Q.-A., Xiao, J. and Yu, C.: Metal oxide semiconductor nanomembrane-based soft noticeable multifunctional electronics for wearable human-machine interfaces, *Science advances*, Vol. 5, No. 8, p. eaav9653 (2019).
- [21] 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).
- [22] Lin, W., Wang, B., Peng, G., Shan, Y., Hu, H. and Yang, Z.: Skin-inspired piezoelectric tactile sensor array with crosstalk-free row+ column electrodes for spatiotemporally distinguishing diverse stimuli, *Advanced Science*, Vol. 8, No. 3, p. 2002817 (2021).
- [23] 田中遼祐, 岡夏樹, 田中一品: 手の接近及び多様な触覚刺激を識別する柔軟な触覚センサの開発, *インタラクシオン 2023*, Vol. 2023, No. 1B-18, pp. 185–190 (2023).
- [24] Strohmeier, P., Knibbe, J., Boring, S. and Hornbæk, K.: zPatch: Hybrid resistive/capacitive etextile input, *Proceedings of the Twelfth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction*, pp. 188–198 (2018).
- [25] Silvera Tawil, D., Rye, D. and Velonaki, M.: Interpretation of the modality of touch on an artificial arm covered with an EIT-based sensitive skin, *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 31, No. 13, pp. 1627–1641 (2012).
- [26] Yu, T. C., Wang, N., Ellenbogen, S. and Kao, C. H.-L.: Skinergy: Machine-Embroidered Silicone-Textile Composites as On-Skin Self-Powered Input Sensors, *Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 1–15 (2023).
- [27] Teyssier, M., Bailly, G., Pelachaud, C., Lecolinet, E., Conn, A. and Roudaut, A.: Skin-on interfaces: A bio-driven approach for artificial skin design to cover interactive devices, *Proceedings of the 32nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 307–322 (2019).
- [28] Park, K., Yuk, H., Yang, M., Cho, J., Lee, H. and Kim, J.: A biomimetic elastomeric robot skin using electrical impedance and acoustic tomography for tactile sensing, *Science Robotics*, Vol. 7, No. 67, p. eabm7187 (2022).
- [29] 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).
- [30] 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).
- [31] Amento, B., Hill, W. and Terveen, L.: The sound of one hand: a wrist-mounted bio-acoustic fingertip gesture interface, *CHI'02 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 724–725 (2002).
- [32] Iwata, H. and Sugano, S.: Human-robot-contact-state identification based on tactile recognition, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 52, No. 6, pp. 1468–1477 (2005).
- [33] 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).
- [34] Stiehl, W. D., Lieberman, J., Breazeal, C., Basel, L., Lalla, L. and Wolf, M.: Design of a therapeutic robotic companion for relational, affective touch, *ROMAN 2005. IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, 2005.*, IEEE, pp. 408–415 (2005).
- [35] Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S. et al.: An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale, *arXiv preprint arXiv:2010.11929* (2020).