

平成 30 年度

筑波大学情報学群情報科学類

卒業研究論文

題目

電気インピーダンス法を用いた
前腕におけるタッチ位置および手形状の識別

主専攻 ソフトウェアサイエンス主専攻

著者 鈴木 雄太郎

指導教員 高橋 伸 志築 文太郎

要旨

スマートウォッチのようなウェアラブルデバイスは、小型であることが求められるため、それらに搭載されるタッチスクリーンもまた小型である。これに伴い、画面内のボタン等が小さくなることから、タッチによる小型デバイスへの入力及びその操作はユーザに負担がかかる。この問題を解決することを目的として、電気インピーダンス法を用いて、前腕におけるタッチ位置及び手形状識別を行う手法を提案する。提案手法により、ユーザは、前腕へタッチを行うこと、及び手形状を変化させることでスマートウォッチなどへ入力することができる。電気インピーダンス法とは、電気伝導性の差異を利用して内部構造を予測する手法である。提案手法では、手首と前腕上部に電極を配置して電気インピーダンスを測定する電子回路と、タッチ位置識別及び手形状識別のための識別ソフトウェアを利用する。プロトタイプとして、生体表面用電極、及びマイクロコントローラを用いた電気インピーダンス測定用の電子回路および、PythonによるSVMを利用した識別ソフトウェアを開発した。プロトタイプの性能を評価するために、タッチ位置識別精度を評価する実験と、手形状識別精度を評価する実験を行い、それぞれ高い識別精度を得た。

目次

第1章	序論	1
1.1	背景	1
1.2	目的とアプローチ	1
1.3	本研究の貢献	2
1.4	本論文の構成	2
第2章	関連研究	3
2.1	皮膚上におけるタッチ位置識別を行う研究	3
2.2	手及び手首形状の識別を行う研究	4
2.3	電気インピーダンス法を用いた研究	4
2.4	本研究の位置付け	5
第3章	前腕におけるタッチ位置識別及び手形状識別	6
3.1	前腕におけるタッチ位置識別	6
3.2	手形状識別	7
第4章	プロトタイプ	9
4.1	概要	9
4.2	電子回路	9
4.3	識別ソフトウェア	11
4.3.1	処理の流れ	11
4.3.2	識別器の構築	12
第5章	評価実験	14
5.1	実験1：タッチ位置の識別精度評価	14
5.1.1	セットアップ	14
5.1.2	タスク	15
5.1.3	学習	16
5.1.4	識別結果	16
5.2	実験2：手形状の識別精度評価	23
5.2.1	セットアップ	24
5.2.2	タスク	24
5.2.3	学習	25

5.2.4	識別結果	25
第 6 章	アプリケーション例	26
6.1	Half QWERTY 配列キーボードによる文字入力	26
6.2	方向キーによるポインタ制御	27
6.3	キーボードとマウスを用いないデバイス操作	28
第 7 章	結論	29
	謝辞	30
	参考文献	31

図目次

2.1	EITによるタッチ位置識別のイメージ図	5
3.1	本研究における電極配置のイメージ図	6
3.2	各電極への交流電流印加と電圧測定の様子	7
3.3	手形状によって前腕の内部構造が変化する様子のイメージ図	8
4.1	実際に電極を取り付けた状態	9
4.2	電子回路の概略図	10
4.3	識別ソフトウェアにおける処理の流れ図	11
5.1	電極の取り付けかたと15点の位置のイメージ図	14
5.2	実験1の様子	15
5.3	9点のタッチ位置識別精度評価のための点選択パターンのイメージ図	16
5.4	参加者毎の各点における識別精度	18
5.5	P1の混同行列	19
5.6	P2, P3, P4, P5の混同行列	20
5.7	P1, P2, P3のパターンごとの混同行列	22
5.8	P4, P5のパターンごとの混同行列	23
5.9	用意した手形状。赤枠内は <i>hand gesture set</i> , 青枠内は <i>pinch gesture set</i>	24
6.1	Half QWERTY キー配列における手形状によるキー切り替えのイメージ図	27
6.2	ポインタ制御の際のキー配置イメージ図	27
6.3	Half QWERTY 配列キーと方向キーの切り替えイメージ図	28

表目次

5.1	実験 1 における参加者毎の識別精度と手首および前腕上部の周の長さ	17
5.2	実験 1 における参加者毎の 9 点の識別精度と 15 点における識別精度	21
5.3	実験 2 における参加者毎の識別精度	25
6.1	手形状とコマンド一覧	26

第1章 序論

1.1 背景

スマートウォッチのような小型ウェアラブルデバイスへの文字入力及び操作は、搭載されているタッチスクリーンへのタッチ入力によって行われる。しかし、画面内のボタンなどのオブジェクトが小さくなることから、タッチによる小型デバイスへの入力及びその操作はユーザに負担がかかる。例えば、自身の指よりも小さなオブジェクトは押し分けが困難であるというファットフィンガー問題 [1] を引き起こすことがある。このような小型デバイスへの入力が困難であるという問題を解決することを目的として、人間の皮膚表面をタッチインタフェース化する研究が行われている。皮膚表面は、小型ウェアラブルデバイスと比較して、面積が広い。さらに皮膚表面は、スマートフォンなどと比較してカバンやポケットから取り出す必要がなく、常に利用可能かつ素早くアクセス可能である。

皮膚表面を用いたタッチインタフェースは、以下の様に利用することが想定されている。ユーザは、スマートフォンなどに対して、皮膚をタッチインタフェースとしてアプリケーション選択や操作などを行う。これによって、ユーザとデバイスの距離が離れている状態や、デバイスがカバンやポケットの中にある状態における操作が可能となる。例えば、スマートフォンの遠隔操作による集合写真の撮影や、スマートフォンをポケットに入れたままの音楽プレイヤー操作などを行うことができる。また、スマートウォッチなどのウェアラブルデバイスに対して、皮膚表面をキーボードとしてキーボード入力、あるいは皮膚表面をコントローラとしてポインタ操作を行うことができる。

皮膚表面におけるタッチセンシングに関する研究として、カメラ [2, 3, 4], 赤外線センサ [5, 6, 7], 静電容量センシング [8, 9, 10], 音響センシング [11, 12, 13], または電界センシング [14, 15] などの様々な技術的アプローチが提示されている。これらの研究は、センサを取り付ける位置などの問題や、タッチを検出可能である範囲が限定されているという問題、検出用の指輪をしている指でなければタッチを検出できないなどの問題がある。

1.2 目的とアプローチ

本研究の目的は、前腕の皮膚表面におけるタッチ位置識別を可能にすることである。前腕は、スマートフォンやスマートウォッチのタッチスクリーンと比較して、広い面積を持っている。Martinら [16] によると、皮膚表面における入力箇所としては前腕と手が適切であるとされていることから、本研究では前腕におけるタッチ位置識別を行う。

アプローチとして、皮膚の導電性に着目し、皮膚表面に電極を取り付けることによる電気インピーダンス法を用いたタッチ位置識別を提案する。電気インピーダンス法とは、電気伝導性の差異を利用して内部構造を予測する手法である。電気インピーダンス法の応用例として、電気インピーダンストモグラフィ (Electrical Impedance Tomography: EIT) が挙げられる。EIT は、電気インピーダンス法によって予測された内部構造を可視化する非侵襲性の技術であり、肺などの簡易検診に用いられている。近年、導電性物質内におけるタッチ位置識別の手法としてヒューマンコンピュータインタラクション (Human Computer Interaction: HCI) 分野において応用される機会が増えている。非侵襲性の技術であることから、人体への適用も容易である。

電気インピーダンス法に基づくタッチ位置識別を行うために、手首と前腕上部へ周上に電極を取り付け、電流の印加および電圧の計測を行う。あらかじめ電極を取り付けたバンドを用意することによって、比較的容易に電極を取り付けることができる。電極を前腕の周上に取り付けたことから、タッチ位置識別と同時に、手形状識別が可能となる [17, 18]。タッチ位置識別および手形状識別は、測定された電圧値を入力とする機械学習アルゴリズムによって行う。

1.3 本研究の貢献

本研究の貢献を以下に述べる。

- 前腕において、電気インピーダンス法を用いたタッチ位置識別が可能であることを確かめた。
- 前腕におけるタッチ位置識別及び、手形状識別が同時に可能であることを確かめた。
- 開発した提案手法のプロトタイプによって、前腕におけるタッチ位置及び手形状識別が可能であることを確かめた。

1.4 本論文の構成

第1章では、本研究の背景と目的を述べた。第2章では、関連研究と本研究の位置付けを述べる。第3章では、提案手法について述べる。第4章では、作成したプロトタイプについて述べる。第5章では、作成したプロトタイプの性能を評価するために行った実験について述べる。第6章では、提案手法の利用例を示す。第7章では、本研究の結論を述べる。

第2章 関連研究

2.1 皮膚上におけるタッチ位置識別を行う研究

皮膚上におけるタッチ位置識別手法は数多く存在する。1つ目の手法は、Ogataら[2, 3]やHarrisonら[4]によって提案された、カメラを用いる手法である。肩やスマートウォッチにカメラを装着し、撮影された映像によってタッチを検出する。カメラを用いる手法は、自分の手によってタッチ位置が隠れてしまうという問題がある。

2つ目の手法は、赤外線センサを用いる手法である。Skin Buttons[5]やLumiWatch[6]では、スマートウォッチの側面に赤外線センサを設置することによって、スマートウォッチ周辺へのタッチを検出する手法が提案されている。これらの手法は、検出範囲が狭く、カメラを用いる手法と同様に、自分の手によってタッチ位置が隠れてしまうという問題がある。また、WatchSense[7]のように、肘付近に赤外線センサを着用することによって、前腕へのタッチを検出する手法も存在する。この手法は検出範囲の狭さという問題を低減する上に、タッチのみでなくホバージェスチャも検出することができるが、センサを着用している側の手の形状を認識することができない。

3つ目の手法は、静電容量センシングを用いる手法である。Weigelら[8]は抵抗膜式タッチセンシング用の柔軟かつ伸縮性のあるセンサを作成した。Kaoらの提案したDuoSkin[9]は、ユーザの皮膚に直接金箔を貼り付けることによって、皮膚上における相互静電容量式タッチセンシングを実現した。またAdityaらは、Multi-Touch Skin[10]において、皮膚に貼り付け可能である薄型かつ柔軟なマルチタッチセンサを作成し、センサカスタマイズのための設計ツールを提案した。これらは、人間の身体の任意の位置に取り付け可能であるが、検出可能である範囲が限られているという欠点がある。

4つ目の手法は、音響センシングを用いた手法である。Harrisonら[11]は、上腕に生体音響センシング用の機器を取り付けることによって、前腕におけるタッチを検出した。Mujidiyaら[12]は、上腕に超音波受信機を着用し、反対の指に指輪型の超音波送信機を着用することによって、前腕における指のスイープとつかみジェスチャの認識を可能にした。Zhangら[13]は、スマートウォッチに超音波受信機を取り付けることによってスマートウォッチ周辺へのタッチを検出可能にした。しかしこの手法は、検出範囲が限られている。

5つ目の手法は、磁気センシングを用いる手法である。Chanら[19]やHuangら[20]は、親指に磁石を取り付け、その他の指に磁気センサを取り付ける事によって、親指と他の指の位置関係を識別する。指先に取り付けられるほどの小型センサは魅力的であるが、検出可能範囲は限られている。また、以上のタッチセンシング手法では、タッチセンシングのみで、手形状認識を行うことができない。

最後に、電界センシングを用いた手法がある。Zhangら[14]は、スマートウォッチに受信用電極

を取り付け、反対の指に指輪型の送信電極を取り付けることによって、前腕から手の甲にかけてのタッチセンシングを可能にした。連続したタッチトラッキングも可能であるが、指輪を着用していない指によるタッチは検出できない。AuraSense[15]は、スマートウォッチに送信用電極と受信電極を取り付けることにより、スマートウォッチ周辺へのタッチ検出が可能である。これは、タッチ検出や連続したタッチトラッキングのみでなく、ジェスチャ認識も可能である。しかし、タッチセンシングが可能な範囲はスマートウォッチから3cm程度である。

2.2 手及び手首形状の識別を行う研究

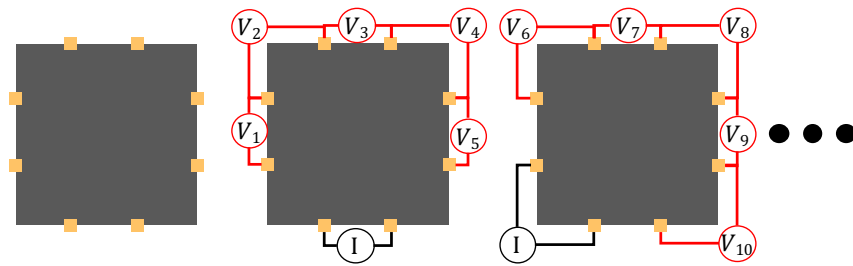
zSense[21]は、スマートウォッチや指輪に取り付けた赤外線センサを用いることによって、指によるポーズやモーションを識別することができる。Serendipity[22]は、スマートウォッチに取り付けたマイクを用いた音響センシングによってジェスチャやポーズの識別を行なっている。WristFrex[23]は、リストバンド内部に用意した圧力センサによって、手形状による入力を可能としている。Fukuiら[24]は、手の輪郭を認識することによる手形状の認識を可能にした。Saponasら[25, 26]は、前腕における筋電を計測することによって muscle-computer interfaces における入力を可能にした。Amentoら[27]は生体音響センシングによってジェスチャ認識を可能にした。これらのいずれの手法も、可能であるのは手形状の識別のみであり、タッチ位置の識別を行っていない。

ViBand[28]は、スマートウォッチに取り付けたマイクを用いた音響センシングによってジェスチャやポーズの識別を行なっている。手形状認識のみでなくタッチ位置識別も行なっているが、タッチ点として用意されているのは5点のみである。しかし、本研究では第5章で示す通り、15点のタッチ位置の識別が可能である。

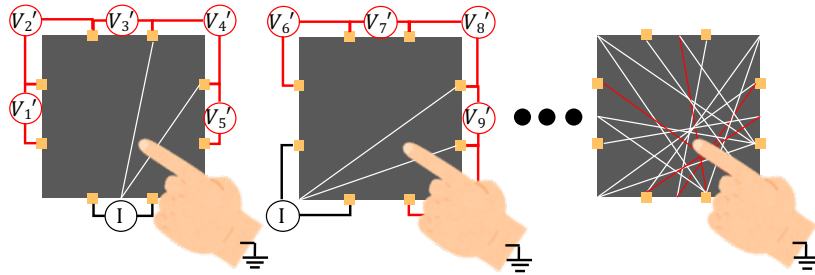
2.3 電気インピーダンス法を用いた研究

本研究では、電気インピーダンス法を用いたタッチ位置識別を提案する。電気インピーダンス法とは、電気伝導性の差異を利用して内部構造を予測する手法である。電気インピーダンス法の応用例として、電気インピーダンストモグラフィ(Electrical Impedance Tomography: EIT)が挙げられる。EITは、電気インピーダンス法によって予測された内部構造を可視化する非侵襲性の技術であり、肺などの簡易検診に用いられている[29]。測定対象の表面に貼付した電極対から微弱電流を印加し、表面上に生じた電位差から対象内の電気インピーダンスの変化率及び抵抗率の分布を画像にする[30, 31]。主に医療分野で用いられ、肺などの体内組織の可視化を行うことが可能である[32]。

EITを用いたタッチ位置の識別手法を説明する。はじめに、導電性の対象を囲むように等間隔に電極を取り付る。続いて、隣接した1組の電極対に交流電流を印加する。その間、残りの全ての隣接電極対について電位差を計測する。この様子を図2.1aに示す。図中の I は印加した電流を、 V_1, V_2, \dots, V_{10} は各隣接電極対における電位差を示している。計測した電位差データから検出範囲の再構成画像を得る。人間が検出範囲にタッチした際に、シャント効果によって電気インピーダンスが変化する。その変化は計測される電位差データに表れるため、タッチ位置の識別が可能になる。この様子を図2.1bに示す。



(a) 印加電極対及び測定電極対変遷のイメージ図



(b) タッチ位置識別のイメージ図

図 2.1 EIT によるタッチ位置識別のイメージ図

EIT を用いることによって、タッチセンシングやジェスチャ認識を可能にした研究がある。Yoon らは、導電性物質を用い、連続したタッチ検出と伸長センシングが可能かつカスタマイズできる iSoft[33] を提案した。また、これを発展させた MultiSoft[34] を提案した。Zhang ら [35] は、導電性スプレーを検出範囲に吹きかけ、その周囲に電極を設置することによってタッチ検出を可能にした。また、Zhang ら [36] は、紙の裏地に導電性素材のパターンを塗布することによって紙への記入をコンピュータが認識するシステムを提案した。さらに Zhang ら [17, 18] は、リストバンド上に電極を多数設置して手首に装着することにより手や指によるジェスチャを識別した。

しかし、これらの手法はいずれも、皮膚におけるタッチ位置識別のために EIT を適用していない。

2.4 本研究の位置付け

本研究では、前腕に電気インピーダンス法を適用し、タッチ位置識別と手形状認識を行う手法を提案する。提案手法は、前腕を囲むように電極を取り付け、電気インピーダンス変化を検出することによってタッチ位置及び手形状識別を行う。

本手法によって、前腕内の広い範囲においてタッチ位置の識別が可能となる。また、ユーザは全ての指をタッチに用いることができる。電気インピーダンス法を用いてタッチ位置識別を行う点において、Yoon ら [33, 34]、及び Zhang ら [35, 36] と類似しているが、電気インピーダンス法を皮膚表面に適用した点において異なる。電気インピーダンス法を用いて手形状認識を行う点において Zhang ら [17, 18] と類似しているが、タッチ位置識別と手形状認識を同時に可能にする点において異なる。

第3章 前腕におけるタッチ位置識別及び手形状識別

3.1 前腕におけるタッチ位置識別

提案手法では、電気インピーダンス法を用いることによって、前腕におけるタッチ位置の識別を行う。電気インピーダンス法とは、電気伝導性の差異を利用して内部構造を予測する手法である。検出したい範囲の周囲に電極を設置し、電流の印加と電圧の測定を行うことによって内部構造を予測する。提案手法において、ユーザが容易に電極を取り付けられるように、電極の配置は手首と前腕上部を囲むようにした。手首と比較して前腕上部の方が太いため、手首に4個、前腕上部に8個の電極を配置することとした。図3.1に電極の取り付けかたを示す。図中の青い図形は電極を示している。この配置では、あらかじめ電極を取り付けたバンドを用意することによって、電極の取り付けを容易に行うことが可能となる。将来的には、スマートウォッチのベルト内部に電極を取り付けることも想定される。

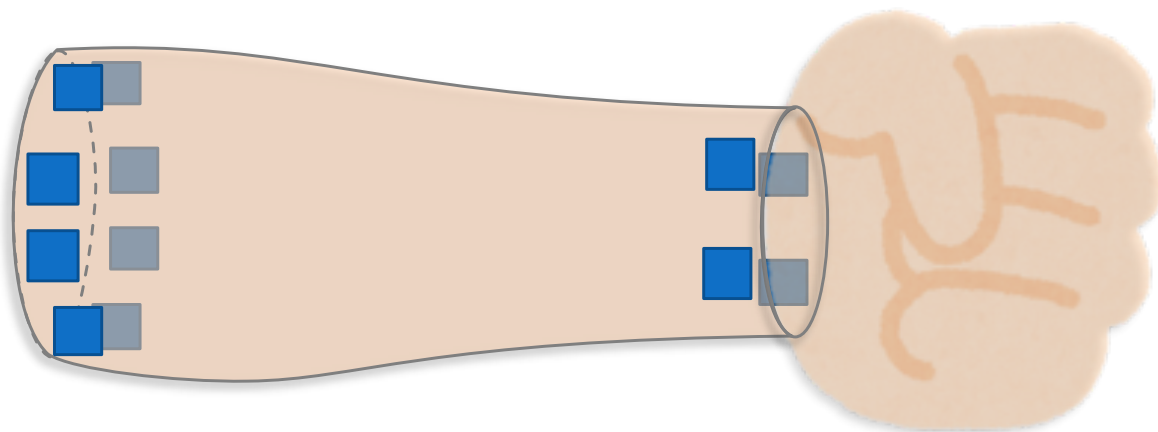


図 3.1 本研究における電極配置のイメージ図。

本研究におけるタッチ位置識別は以下の手順で行われる。はじめに、1組の隣接電極対を選択して交流電流を印加する。これを図3.2aに示す。図中の I_{01} は、電極0と電極1の間に印加した電流を示す。続いて、残りの10個の電極における電圧を測定する。これを図3.2bに示す。図中の $V_{01}^2, V_{01}^3, \dots, V_{01}^{11}$ はそれぞれ、電極0と電極1の間に電流を印加した際の、電極2, 3, ..., 11におい

て測定される電圧である。全ての電極における電位を測定した後、次の隣接電極対に交流電流を印加し、残りの電極における電位を測定する。これを図 3.2c に示す。図中の I_{12} は、電極 1 と電極 2 の間に印加した電流を示す。以上を、全ての隣接電極対に交流電流を印加するまで繰り返す。ユーザが前腕へタッチを行うことによりシャント電流が生じるため、タッチ点周辺の電位が低下する。これによって、前腕表面の電気インピーダンス分布が変化し、各電極において測定される電圧値が変化する。測定された電圧値を入力とする機械学習アルゴリズムによってタッチ位置が識別される。

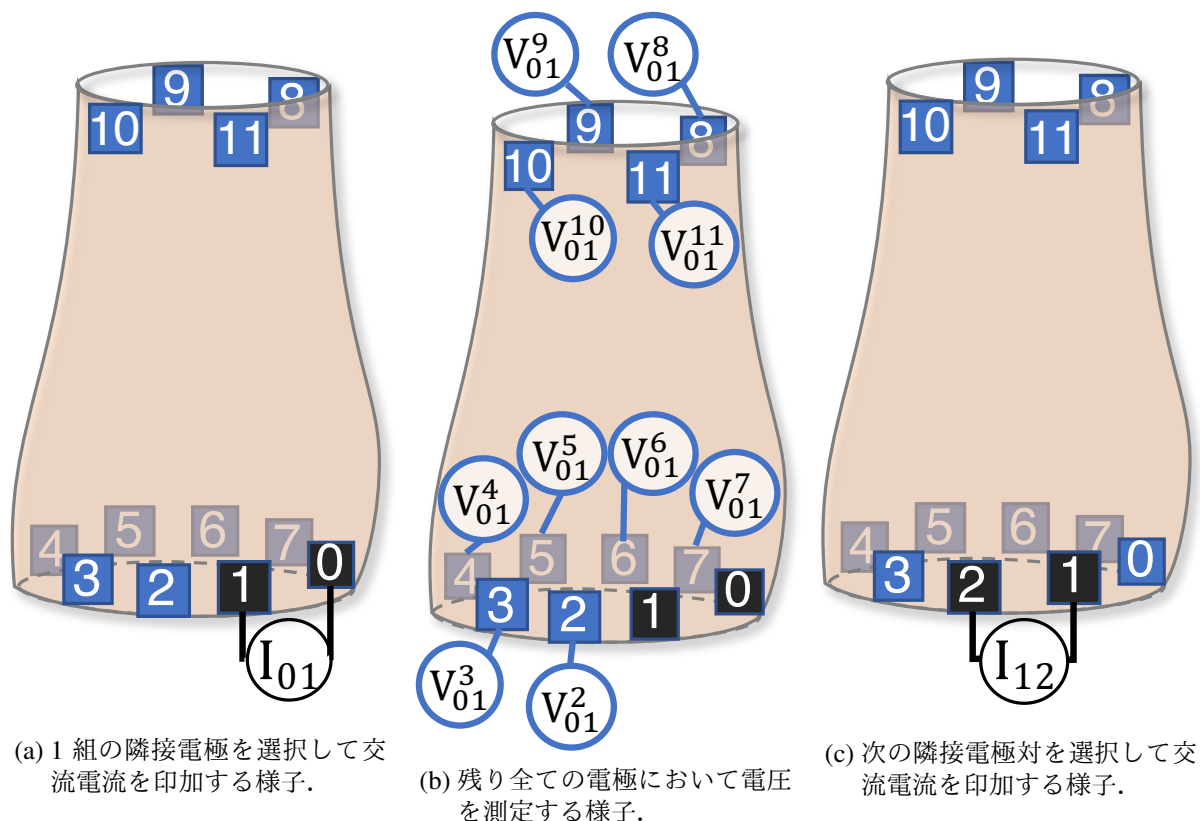


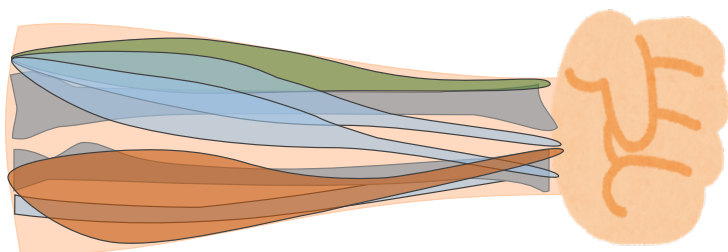
図 3.2 各電極への交流電流印加と電圧測定の様子。

3.2 手形状識別

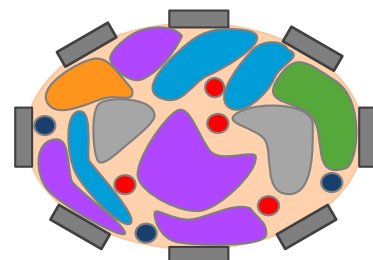
手首と前腕へ、周上に電極を取り付けて電気インピーダンスの変化を検出することによって、手形状の識別が可能となる [17, 18].

手形状識別が可能となる原理は以下の通りである。電極の配置、電流の印加及び電圧の測定は 3.1 節と同様である。ユーザが手形状を行なった際に、ユーザの前腕の内部構造が変化する。手形状毎に内部構造が変化する様子を図 3.3 に示す。灰色の図形は骨を示しており、水色、橙色、緑色の図形は筋肉を示している。図 3.3a と図 3.3c を比較すると、特に橙色と緑色の筋肉が大きく形状

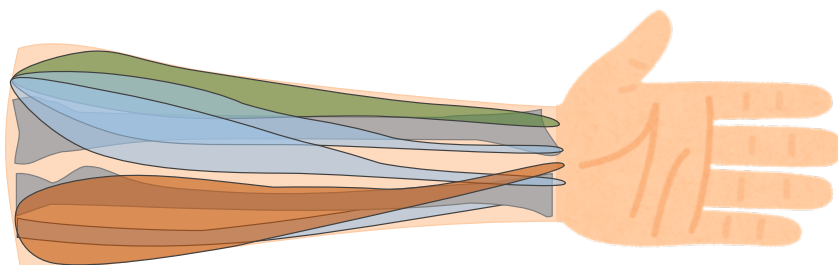
を変化させている。これに伴い，前腕内部の骨及び脂肪の位置関係が変化する。内部構造が変化することによって，前腕内部の電気インピーダンス分布が変化する。これによって各電極において測定される電圧値が変化する。測定された電圧値を入力とする機械学習アルゴリズムによって手形状が識別される。



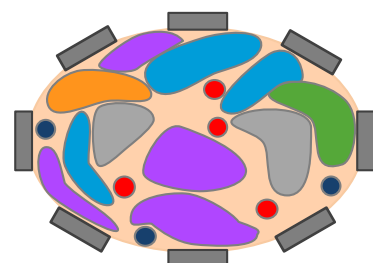
(a) 手形状 A と内部構造のイメージ図。



(b) 内部構造断面のイメージ図。



(c) 手形状 B と内部構造のイメージ図。



(d) 内部構造断面のイメージ図。

図 3.3 手形状によって前腕の内部構造が変化する様子のイメージ図。

第4章 プロトタイプ

4.1 概要

本プロトタイプは、電気インピーダンス法に基づき、電圧データを収集する電子回路と、タッチ位置識別及び手形状識別を行う識別ソフトウェアによって構成される。電子回路では、前腕の電極にて電流の印加及び電圧の計測を行う。マイコンによって計測した電圧データは、識別ソフトウェアに送信する。識別ソフトウェアでは、電子回路から送られてきた電圧データを使用して機械学習を行い、タッチ位置識別あるいは手形状識別を行う。

4.2 電子回路

手首を囲むように4個と、前腕上部を囲むように8個の、計12個の電極を取り付ける。実際に電極を取り付けた状態を図4.1に示す。

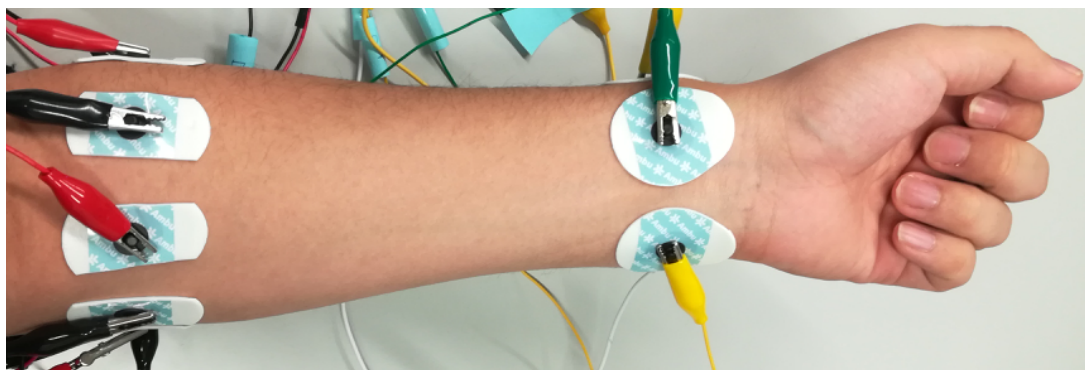


図 4.1 実際に電極を取り付けた状態。

電子回路の概略図を図4.2に示す。波形発生器をマイクロコントローラによって制御し、正弦波交流を発生させる。人体表面の電気特性として、インピーダンス変化を生じさせるためには低周波であることが望ましい [37]。そのため今回は、正弦波の周波数を 200 kHz、電圧を $2V_{p-p}$ とする。発生させた正弦波は、オペアンプを用いた信号増幅器によって $4V_{p-p}$ へと増幅する。

増幅させた正弦波は、順番に全ての隣接電極間に印加していく。1つのマルチプレクサを用いて選択した電極へ増幅した正弦波を印加し、もう1つのマルチプレクサを用いて隣の電極を選択し、接地する。その後、別のマルチプレクサによって残りの電極を順番に選択し、各電極にて電圧値を計測する。この作業を、全ての電流印加電極対と電圧計測電極の組み合わせに対して行う。

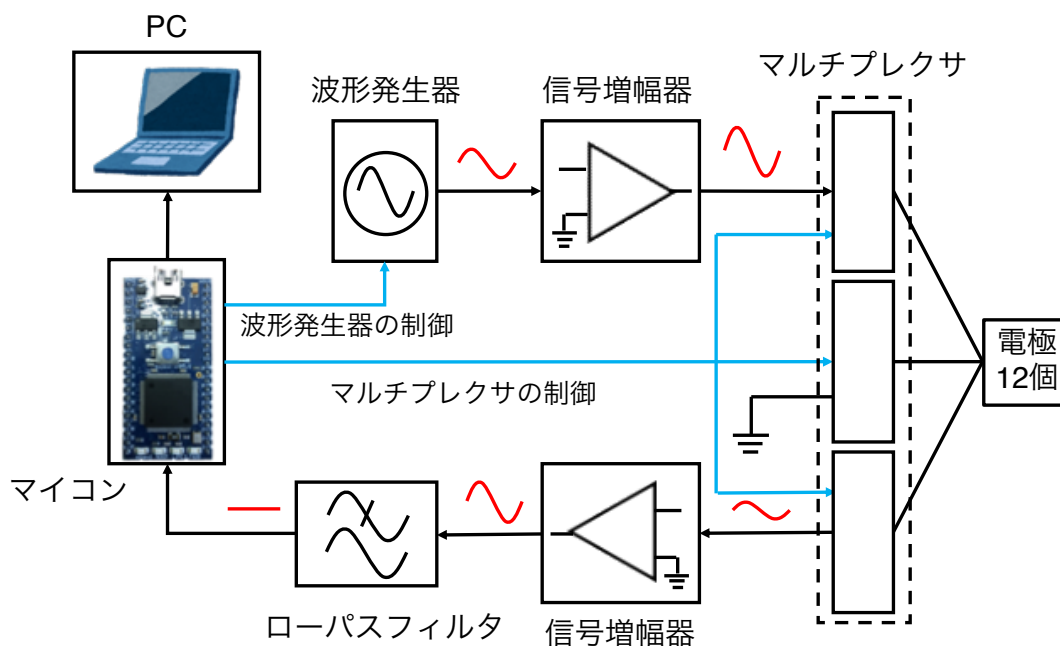


図 4.2 電子回路の概略図.

最後に、計測した電圧値をオペアンプによって増幅した後、ローパスフィルタにて整流し、マイクロコントローラにて読み取る。以上の回路をブレットボード上に作成する。読み取った値をマイクロコントローラからシリアル通信によって PC へ送信する。

なお、電圧を安定させるために、マルチプレクサの切り替え時に 5 ミリ秒の待ち時間を挟んでいる。この待ち時間は 1 フレームあたり 600 ミリ秒に及び、改善の必要がある。1 フレームは、12 (電流印加電極) × 10 (電圧計測電極) × 25 (サンプル) = 3,000 (サンプル) からなる。予備実験において、1 電極あたりの計測サンプルを 10, 15, 20 にした際、計測サンプルが少ないほど識別精度が下がった。一方で、1 電極あたりの計測サンプルを 25, 30, 35 にした際は、識別精度に大きな変化は見られなかった。しかし、1 電極あたりの計測サンプルを増加させると、1 フレームの収集にかかる時間が延長するため、1 電極あたりの計測サンプルを 25 とした。1 電極あたりの計測サンプルが 25 の場合、1 フレームの収集には約 910 ミリ秒を要する。

プロトタイプ作成に用いた部品を以下に記す。マイクロコントローラとして ARM mbed LPC1768¹を用いる。マイクロコントローラは USB ケーブルにて PC に接続している。波形発生 IC として AD5930²を使用し、オペアンプとして AD817³を 2 個用いる。一方は印加する交流を増幅し、もう一方は計測した電圧を増幅する。マルチプレクサは CD74HC4067⁴を 3 個用い、それぞれを電極と接続する。1 つは電流印加のため、もう 1 つは接地のため、最後の 1 つは電圧計測のために用い

¹<https://os.mbed.com/platforms/mbed-LPC1768/>

²<https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD5930.pdf>

³<https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/AD817.pdf>

⁴<https://www.sparkfun.com/datasheets/IC/cd74hc4067.pdf>

る。電極は、心電図電極ホワイトセンサー WS/RT⁵を用いた。貼り付ける際に電極同士が重ならないように、電極の接着部分の一部を切り取って使用した。

4.3 識別ソフトウェア

本節では、識別ソフトウェアの処理の流れと識別器の構築について述べる。以下に述べるタッチ/ノータッチ分類器及びタッチ位置識別器、手形状識別器は、Pythonによって開発した。シリアル通信を行うライブラリとしてPySerial⁶を使用し、機械学習を行うライブラリとしてscikit-learn⁷を使用した。

4.3.1 処理の流れ

識別ソフトウェアにおける処理の流れを図4.3に示す。はじめに、シリアル通信によって電子回路で収集したデータを受け取る。受け取ったデータは、各フレームの最初のサンプルと比較した相対値として格納される。格納されたデータを標準化し、タッチ/ノータッチ分類器に渡す。次に、タッチ/ノータッチ分類器によってタッチの有無を識別する。タッチがあると判断された場合、タッチ位置識別器にデータを渡す。タッチが無いと判断された場合、手形状識別器にデータを渡す。最後に、タッチ位置識別器の識別結果及び、手形状識別器の識別結果が表示される。

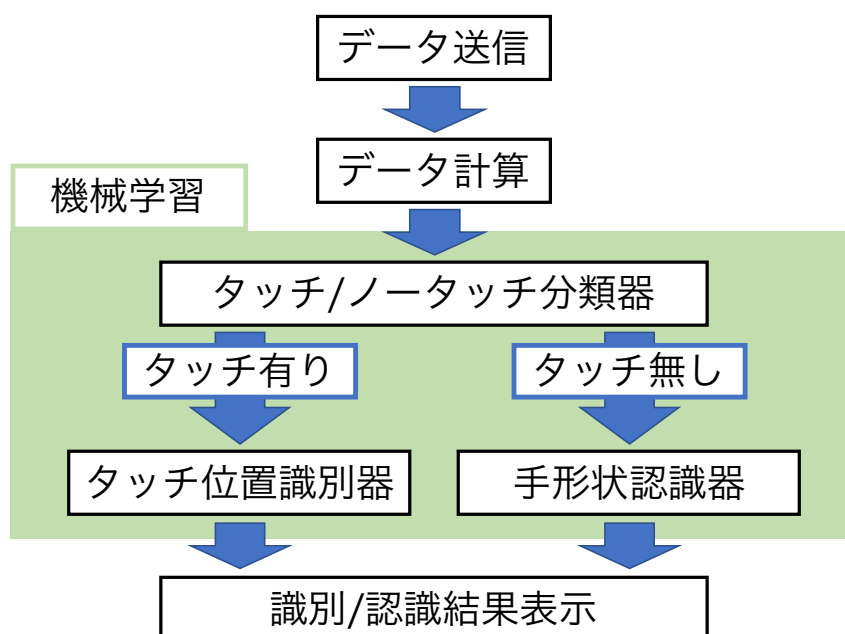


図 4.3 識別ソフトウェアにおける処理の流れ図。

⁵https://www.mets-tokyo.jp/dcms_media/other/catalog-whitesensor.pdf

⁶<https://pythonhosted.org/pyserial/>

⁷<http://scikit-learn.org/stable/>

4.3.2 識別器の構築

3つの識別器は以下の手順にて構築する。タッチ位置識別は、ユーザがタッチした位置をラベルとする教師あり学習によって行う。ユーザはディスプレイに表示された指示に従い、前腕の指示された点へタッチする。第3章で述べた識別原理に従って集められた電圧データが、電子回路からPCへ送信される。受け取ったデータは、各フレームの最初のサンプルとの相対値が計算され、各サンプルとして配列に格納される。これは、時間経過によって計測される電圧値がドリフトする影響を除去するためである。1ラベルあたり10フレームの計測が終了すると、次のタッチ位置が指示される。これは、全ての点へのタッチが完了するまで行われる。全ての点へタッチを行う作業を1セッションとすると、ユーザは4セッションを繰り返し行う。これによって、1つのラベルに対して40フレームの学習データを収集する。学習データの収集を繰り返し行う理由は、時間経過によって計測される電圧値がドリフトする影響を受けていないことを確認するためである。

タッチ/ノータッチ分類は、「タッチ」と「ノータッチ」をラベルとする機械学習によって行う。ユーザはディスプレイに表示された指示に従い、ノータッチの状態を維持する。これによって、ノータッチのラベルに対して40フレームの学習データを収集する。

手形状識別は、ユーザが実行した手形状をラベルとする教師あり学習によって行う。ユーザはディスプレイに表示された指示に従い、手形状を行う。手形状識別に用いられるデータは、タッチ位置識別のためのデータと同様である。1ラベルあたり5フレームの計測が終了すると、次の手形状が指示される。これは、全ての手形状を行うまで繰り返される。全ての手形状を行う作業を1セッションとすると、ユーザは5セッションを繰り返し行う。これによって1つのラベルに対して25フレームの学習データを収集する。

全ての学習データを収集した後、データの標準化を行う。標準化は、各サンプルごとに平均が0、分散が1となるように計算する。

タッチ/ノータッチ分類器では、学習データとして、「ノータッチ」をラベルとする40フレームと、ユーザが任意の点をタッチした「タッチ」をラベルとする40フレームを用いる。タッチ位置識別器では、学習データとして、ユーザがタッチした各点をラベルとする40フレームのデータを用いる。手形状識別器では、学習データとして、ユーザが行った各手形状をラベルとする20フレームのデータを用いる。

機械学習のモデルとしてSVMを使用した。各識別器におけるSVMのハイパーパラメータを最適化するために、収集した学習データに対して交差検証を用いたグリッドサーチを行う。グリッドサーチでは、事前に設定したハイパーパラメータの候補から全ての組み合わせの識別器を構築し、最も性能の良いパラメータの組み合わせを決定する。グリッドサーチによって決定するパラメータは、コスト (C)、カーネル関数及び各カーネル関数の引数である。コストは、(1, 10, 100, 1000)を候補として設定した。カーネル関数は、線形関数、放射基底関数、多項式関数、シグモイド関数の4つを候補として設定した。各関数は以下のように表され、それぞれの引数は以下のように設定した。

- 線形関数 (式 4.1)

$$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \quad (4.1)$$

- 放射基底関数（式 4.2）

$$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \exp(-\gamma\|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2) \quad (4.2)$$

γ は (0.1, 0.01, 0.001, 0.0001, 0.00001) の 5 つを候補として設定した.

- 多項式関数（式 4.3）

$$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = (\alpha + \mathbf{u} \cdot \mathbf{v})^d \quad (4.3)$$

$\alpha = 0$ とし, d は (2, 3, 4) の 3 つを候補として設定した.

- シグモイド関数（式 4.4）

$$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \tanh(\gamma\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + \theta) \quad (4.4)$$

$\theta = 0$ とし, γ は (0.001, 0.0001) の 2 つを候補として設定した.

学習データを分割し, 一部をテストデータとして検証を行う. この際, ラベル毎のデータ数が偏ることによる過学習を防ぐために, 各ラベルのフレーム数が同じになるように分割を行う. 本ソフトウェアでは, 3つの識別器に対して, それぞれ5回の交差検証を行うことによってパラメータを最適化する.

3つの識別器におけるパラメータが最適化されると, リアルタイムにおけるタッチ位置識別及び, 手形状識別を行う.

第5章 評価実験

5.1 実験1：タッチ位置の識別精度評価

タッチ位置の識別精度を評価するための実験を行なった。5人が実験に参加した。全員が男であり、平均年齢は23才、全員が右利きであった。

5.1.1 セットアップ

実験者は参加者の手首と前腕上部の周囲の長さを測定した。次に実験者は、参加者の非利き手側の前腕に12個の電極を取り付けた。この時実験者は、手首と前腕上部に等間隔かつ円周上に電極が配置されるように注意した。これは、第3章で述べた配置であり、電流の印加と電圧の測定が目的である。続いて、実験者は、各電極において測定された電圧がマイクロコントローラによって測定可能な最大電圧(3.3V)を超えないように、信号増幅器の増幅率を較正した。これは、機械学習によって用いる電圧値を正確に得るためである。続いて、実験者は蛍光ペンを用いて、図5.1に示すように、参加者の非利き手側の前腕に3×5点をマークした。これは、参加者がタッチする点の目印とするためである。隣接する点の間隔は、先行研究[4]に基づき30mmとした。手首の電極と前腕上部の電極間の距離は150mmであり、電極から最も近いタッチ点までの距離は15mmであった(図5.1)。また、実験者は、前腕の絵と各タッチポイントの番号(1-15)が図5.1の様に印刷された用紙を準備した。

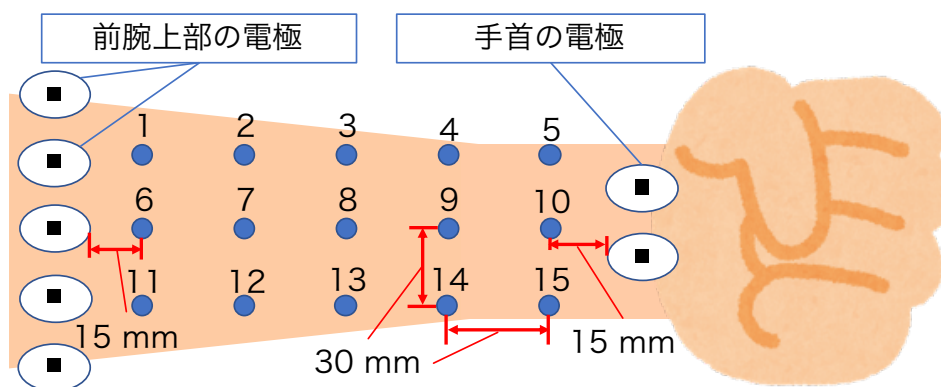


図 5.1 電極の取り付けかたと15点の位置のイメージ図.

5.1.2 タスク

実験の様子を図 5.2 に示す。参加者は、椅子に座り、机に肘をついた。その後、実験中に肘と手首の角度が変わらないように、維持しやすい角度に保った。椅子の高さについても、姿勢を維持しやすいような高さに変更した。これらは、測定される電圧値への影響を低減させることが目的である。

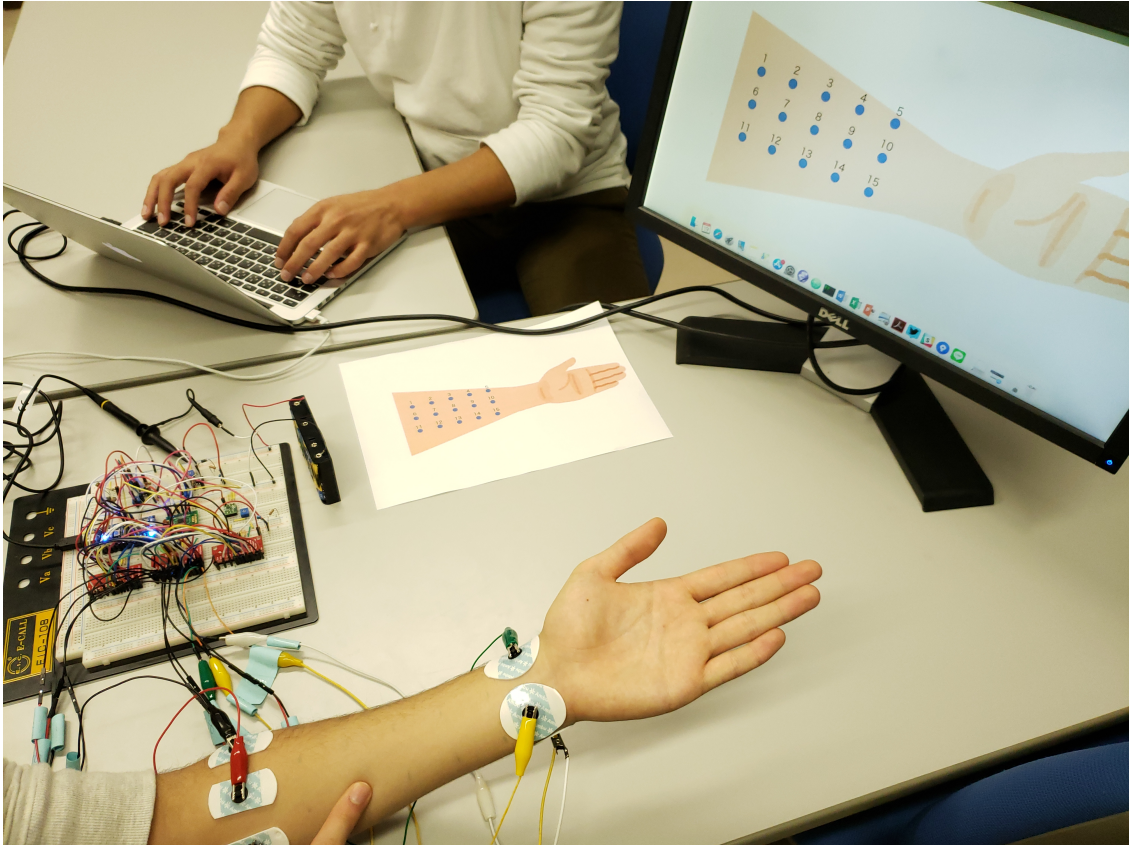


図 5.2 実験 1 の様子。

実験者は準備した用紙を参加者に見せながら、参加者に対してタッチする点を指示した。実験者は、ノータッチの状態を約 10 秒維持した後、実験者の指示に従って各点を順にタッチするように参加者へ指示した。同じ点を約 10 秒間タッチしてもらい、その間に、10 フレームの電圧値を取得する。約 2 秒のインターバルの後次の点をタッチするように指示した。ノータッチの状態と 15 点全てにタッチを行う作業を 1 セッションとし、連続して 5 セッション繰り返した。これによって、 $5 \text{ (人)} \times 5 \text{ (セッション)} \times 15 \text{ (タッチ点)} \times 10 \text{ (フレーム)} = 3,750 \text{ (フレーム)}$ のタッチデータと、 $5 \text{ (人)} \times 5 \text{ (セッション)} \times 10 \text{ (フレーム)} = 250 \text{ (フレーム)}$ のノータッチデータを得た。

5.1.3 学習

全てのデータの7割を訓練データとし、残りの3割をテストデータとした。タッチ/ノータッチ分類器とタッチ位置識別器のSVMのパラメータは、訓練データについて5回の交差検証を用いたグリッドサーチを行なったことによって、各参加者ごとに決定された。精度はテストデータによって各参加者ごとに算出された。タッチ/ノータッチ分類精度の評価のために、ノータッチの50フレームと#8にタッチしている50フレームを用いた。タッチ状態のデータとして#8(図5.1)にタッチしているデータを選択した理由として、全ての電極から最も遠い点の一つであることがあげられる。全てのタッチデータを用いて15点のタッチ位置識別精度を評価したのち、2種類の9点のタッチデータを用いて9点のタッチ位置識別精度を評価した。2種類の9点は図5.3に示す。図中の赤点が、タッチ位置識別精度評価のために選択された点である。図5.3aは、腕の長さ方向の隣接点の間隔が6cmであり、図5.3bは、腕の長さ方向の隣接点の間隔が3cmである。

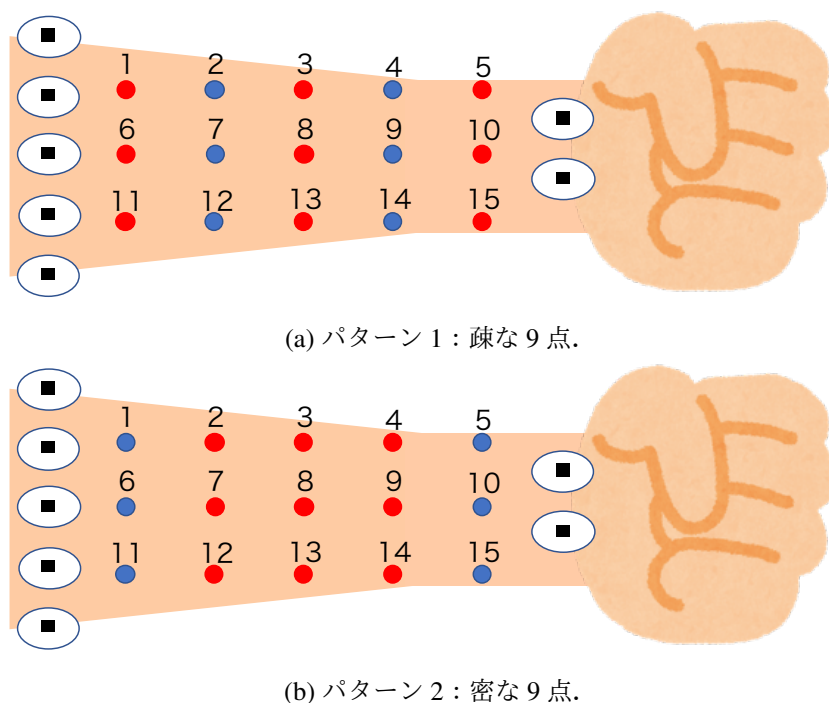


図 5.3 9点のタッチ位置識別精度評価のための点選択パターンのイメージ図.

5.1.4 識別結果

タッチ/ノータッチ分類器の平均識別精度は100%であった。つまり、本手法によって全てのタッチを検出することができたと言える。15点のタッチ位置識別の平均精度は84.8% (SD = 10.8%)であった。参加者ごとのタッチ位置識別の精度と、手首と前腕上部の周の長さを表5.1に示す。

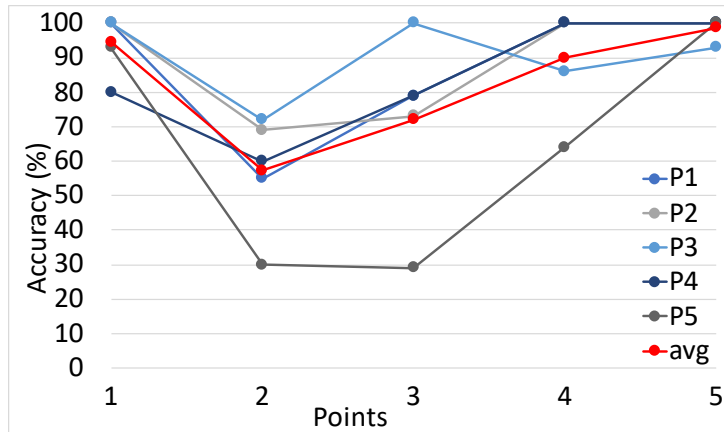
表 5.1 実験 1 における参加者毎の識別精度と手首および前腕上部の周の長さ

参加者	P1	P2	P3	P4	P5
前腕上部の周の長さ (mm)	280	250	230	260	225
手首の周の長さ (mm)	170	160	150	165	155
前腕上部の電極間の距離 (mm)	35.0	31.3	28.8	32.5	28.1
手首の電極間の距離 (mm)	42.5	40.0	37.5	41.3	38.8
識別精度 (%)	87.0	86.0	90.0	89.0	72.0

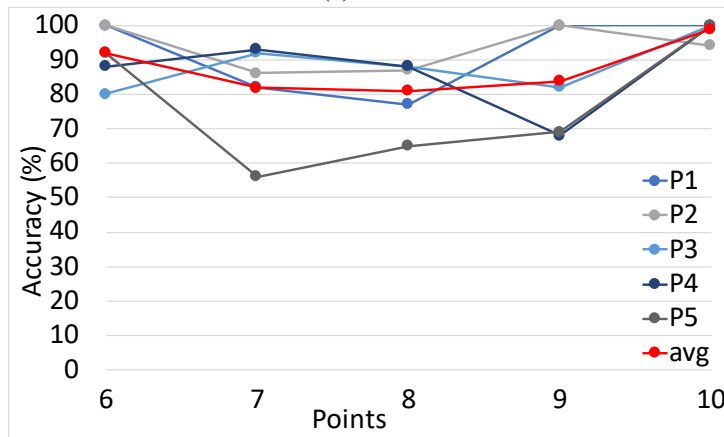
P5 の識別精度が低いですが、実験者が測定される電圧を較正した際に誤った設定をしてしまったことが原因となっている可能性がある。P5 が 5 セッションを終了した際に、測定される電圧値を確認したところ、想定されていた値より低くなっていた。

参加者毎の各点における識別精度を図 5.4 に示す。各グラフにおいて、左側が肘に近い点を示し、右側が手首に近い点の結果を示している。参加者間の平均である赤線が顕著に示すように、手首に近いほど識別精度が高く、一旦識別精度が下がったのちに、肘に近づくにつれて、再度識別精度が向上している。肘側において識別精度が低下している原因として、前腕の内部構造が原因となっている可能性がある。手首側には大きな筋肉はないが、前腕上部には、腕橈骨筋や長掌筋、尺側手根屈筋などの大きな筋肉が多数存在する。一般に筋肉は電気抵抗が低いため、前腕上部ではインピーダンスが低い人もいると考えられる。

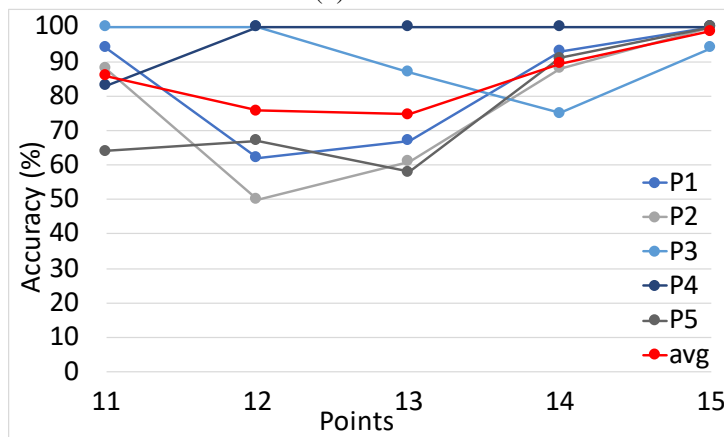
P1 の混同行列を図 5.5 に示す。左上 (例, #1, #2), 中央 (例, #7, #8), 右下 (例, #12, #13) のように、腕の長さ方向に隣あった点の誤識別が多かった。他の参加者の混同行列を図 5.6 に示す。他の参加者にも似たような傾向が見られた。



(a) #1-5.



(b) #6-10.



(c) #11-15.

図 5.4 参加者毎の各点における識別精度.

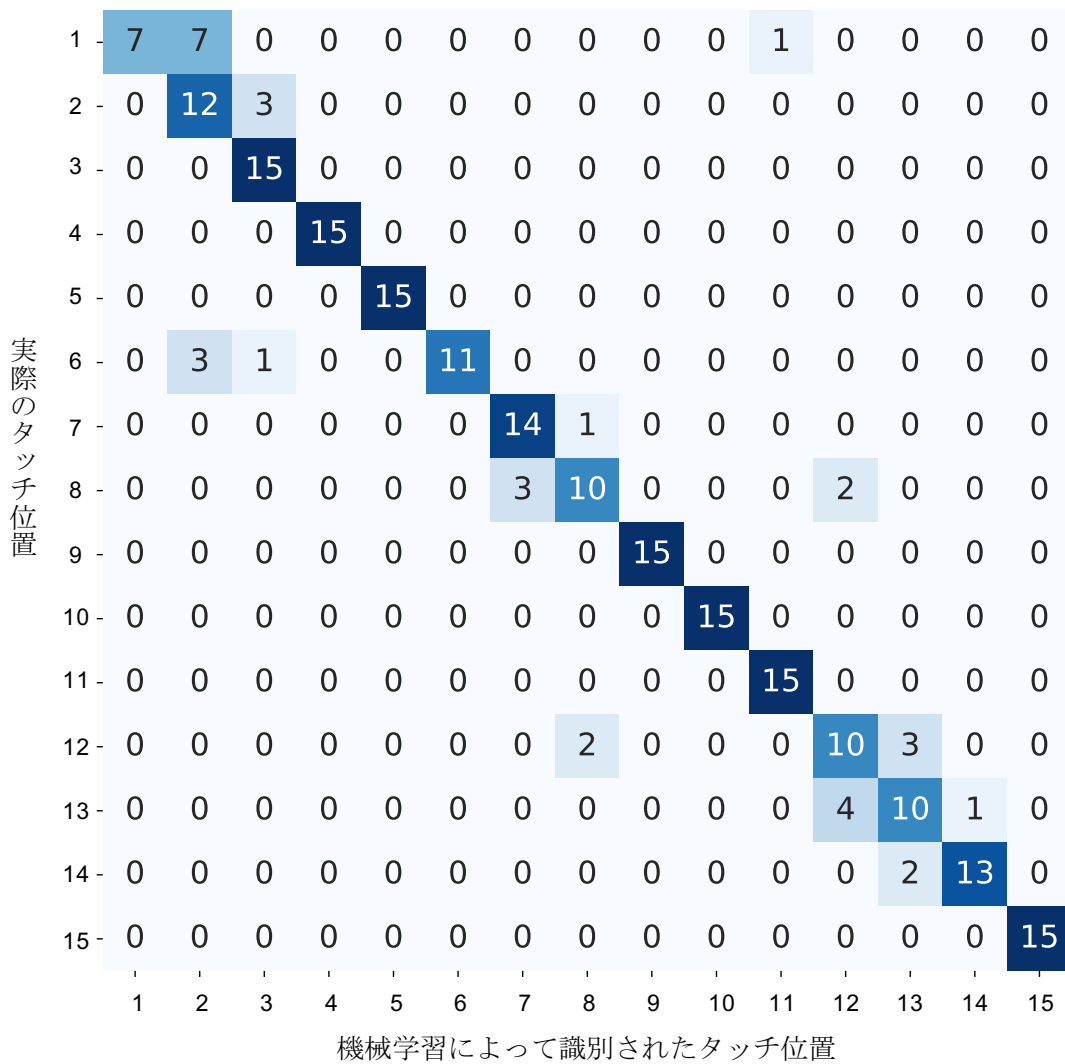
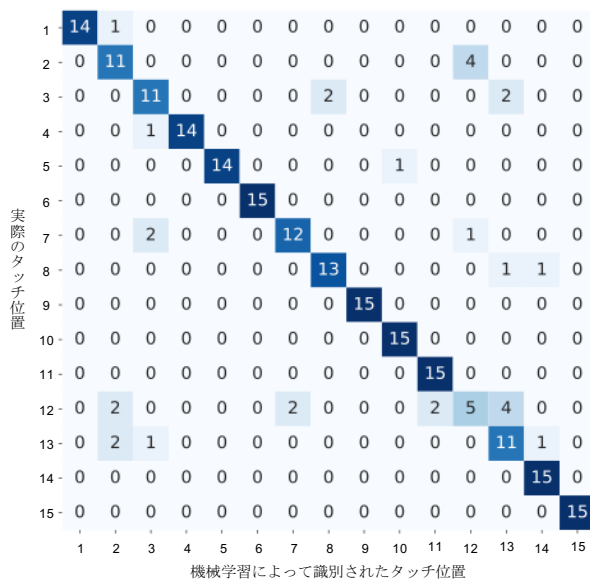
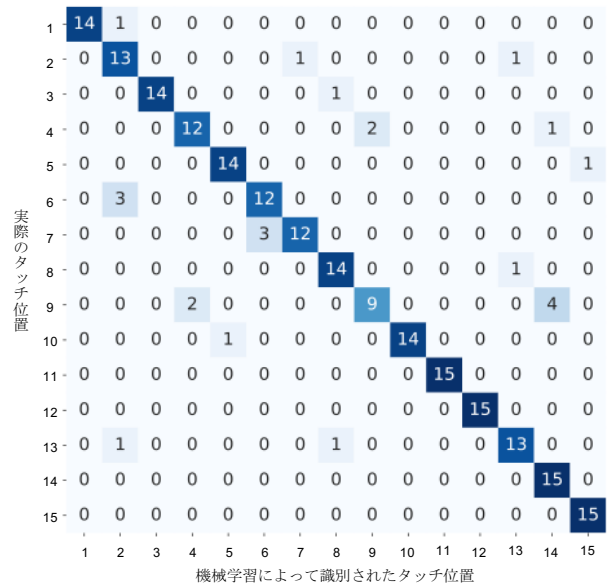


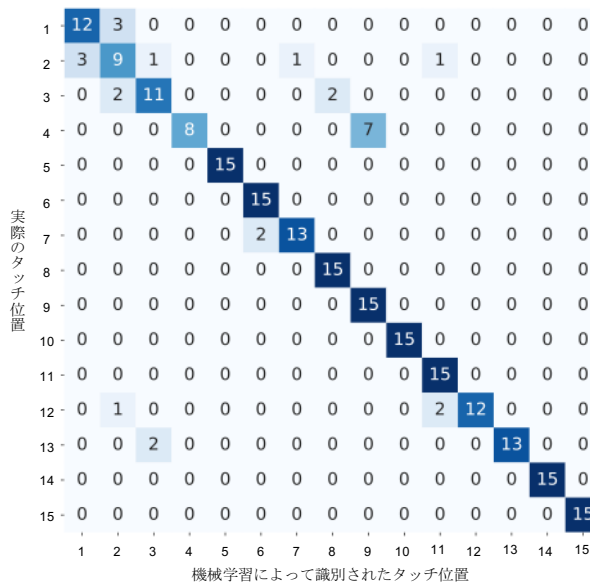
図 5.5 P1 の混同行列.



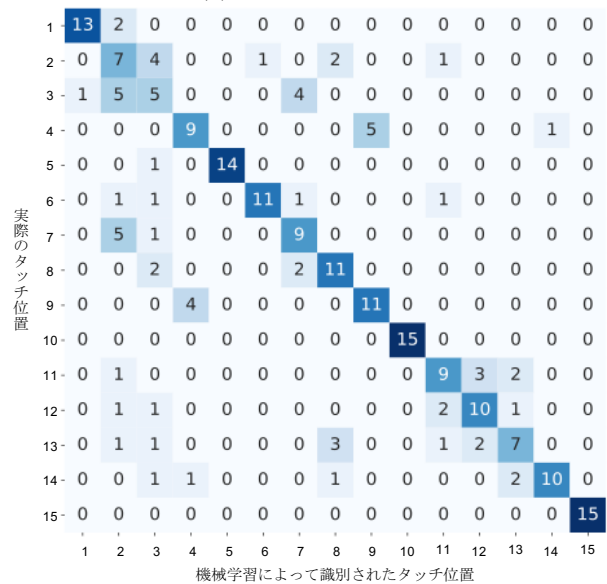
(a) P2 の混同行列.



(b) P3 の混同行列.



(c) P4 の混同行列.



(d) P5 の混同行列.

図 5.6 P2, P3, P4, P5 の混同行列.

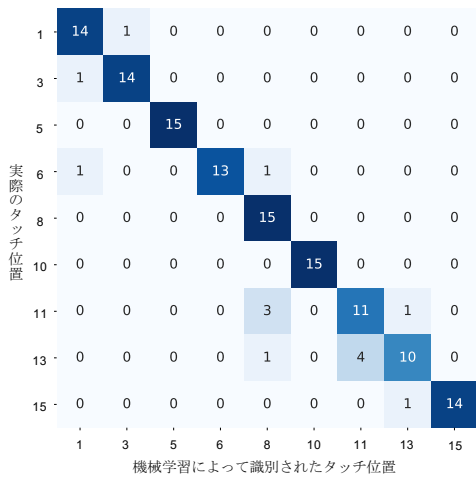
また、選択した9点の平均識別精度は、パターン1の場合92.8%、パターン2の場合80.8%であった。参加者ごとの識別精度を表5.2に示す。15点の識別と比較して、パターン1では全ての参加者について識別精度が高くなった。しかし、パターン2では、P1, P3の識別精度のみが高くなった。このことと15点識別の結果から、参加者毎に識別しやすい部分が異なっていることが分かる。個人差が出た要因として、前腕の内部構造が考えられる。筋肉量の多い人、及び脂肪の少

ない人は、電気インピーダンス法によってタッチ位置を識別するにはインピーダンスが低く、識別精度が下がることがある。一方で、筋肉量の少ない人、及び脂肪の多い人は、識別精度が上がり易い傾向にある可能性がある。

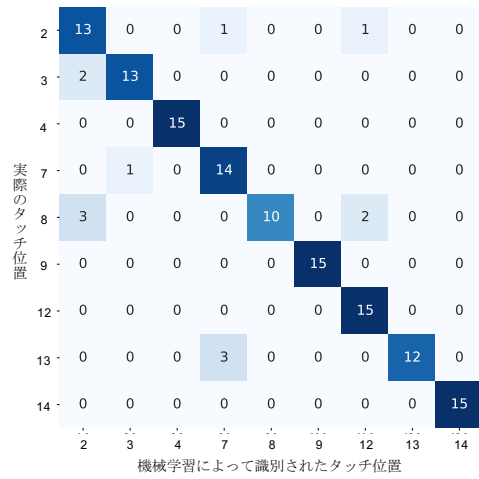
表 5.2 実験 1 における参加者毎の 9 点の識別精度と 15 点における識別精度

参加者	P1	P2	P3	P4	P5	平均
パターン 1 の識別精度 (%)	92.0	93.0	98.0	98.0	83.0	92.8
パターン 2 の識別精度 (%)	90.0	78.0	92.0	85.0	59.0	80.8

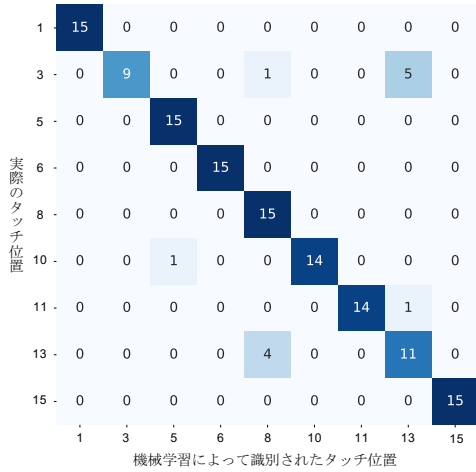
また、各参加者のパターンごとの混同行列を図 5.7, 5.8 に示す。多くの混同行列において、#2 と #7, #3 と #8 や、#8 と #13, #9 と #14 などの電極と平行な方向について隣り合った点の誤識別が多く目立つ。以上の結果から、隣接する点の間隔が広いほど識別精度が高くなることが分かる。このことから、電極数依存の解像度もまた、識別精度に影響していると考えられる。今後、これらを検証し、最適な電極の位置や数を検討していく。



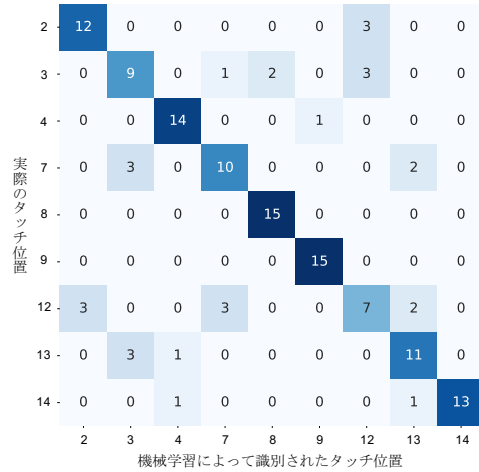
(a) P1, パターン 1 の混同行列.



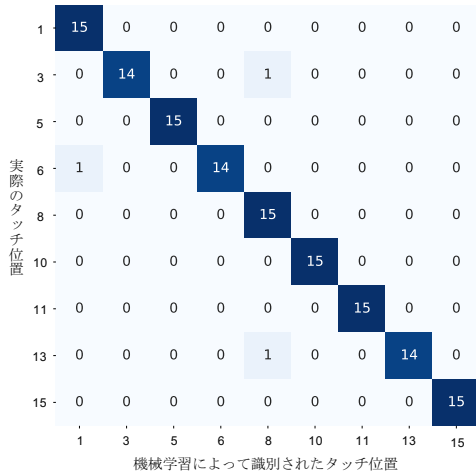
(b) P1, パターン 2 の混同行列.



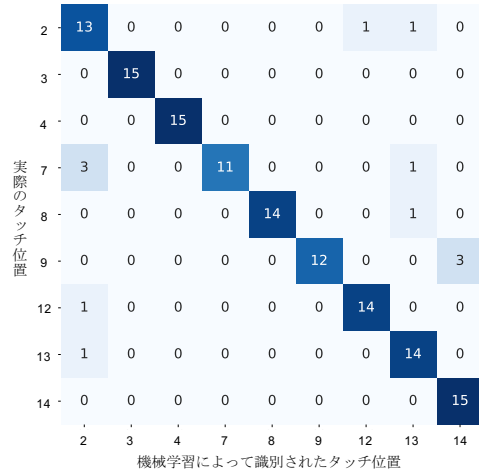
(c) P2, パターン 1 の混同行列.



(d) P2, パターン 2 の混同行列.



(e) P3, パターン 1 の混同行列.



(f) P3, パターン 2 の混同行列.

図 5.7 P1, P2, P3 のパターンごとの混同行列.

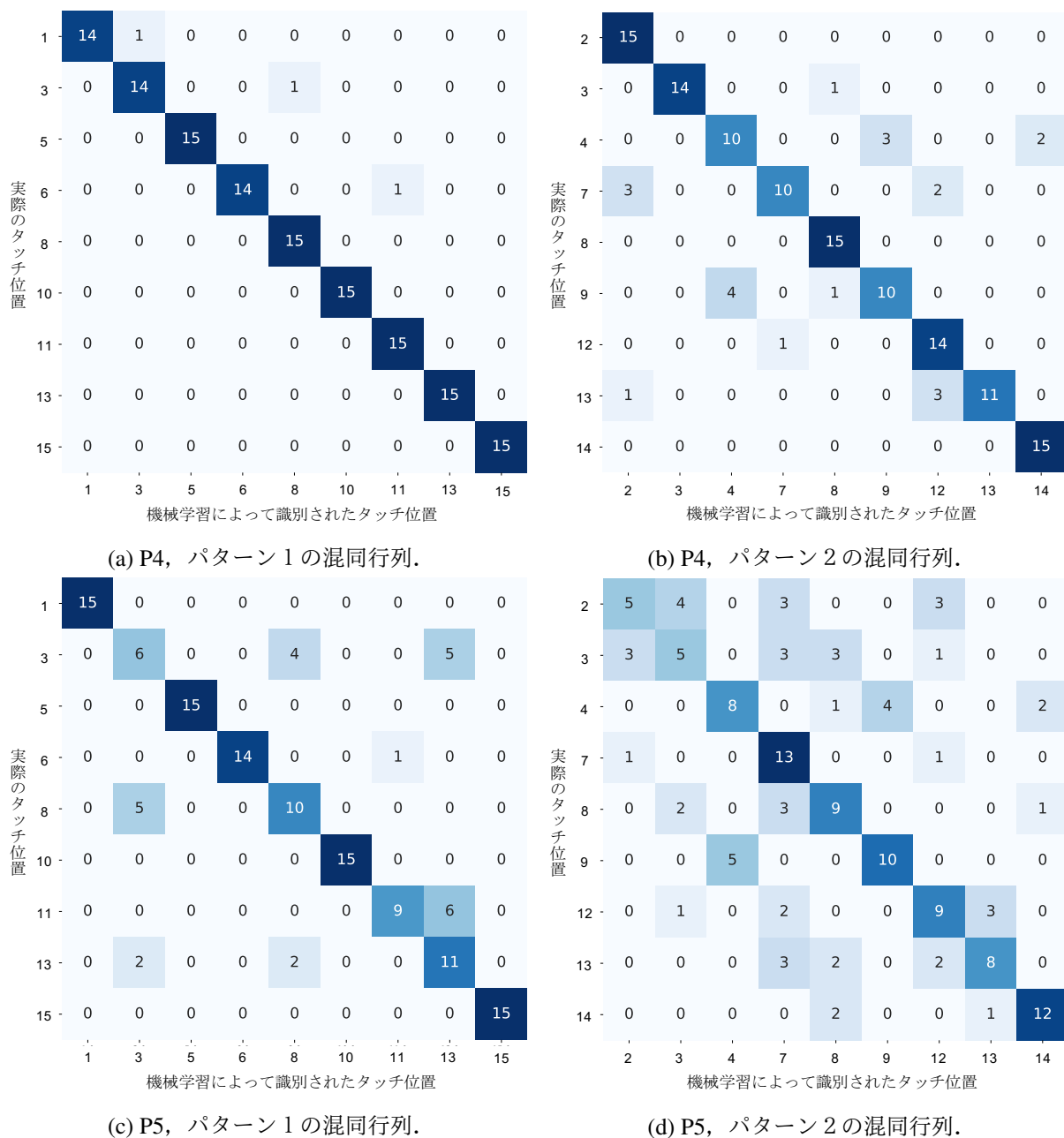


図 5.8 P4, P5 のパターンごとの混同行列.

5.2 実験 2 : 手形状の識別精度評価

本手法は, 手形状識別に関する先行研究 [17, 18] と似た手法である. そのため, 手形状識別精度を評価するための実験を行なった. 参加者は実験 1 と同じである.

5.2.1 セットアップ

電極の設置と信号増幅器の増幅率調整は、実験1のセットアップと同様に行った。手形状識別精度を評価するために、二つのジェスチャセットを用意した(図5.9)。一方は、*hand gesture set*で、もう一方は*pinch gesture set*である。*hand gesture set*は先行研究[17, 18]と同じで、*Relax, Fist, Stretch, Right, Left, Thumb Up, Spider-Man, Index Pinch*を含む。*pinch gesture set*は、*hand gesture set*よりも小さな動きのマイクロジェスチャからなる。こちらも先行研究[17, 18]と同じで、*Relax, Index Pinch, Middle Pinch, Ring Pinch, Little Pinch*を含む。両方のジェスチャセットが、ニュートラルな状態として*Relax*ジェスチャを含んでいる。

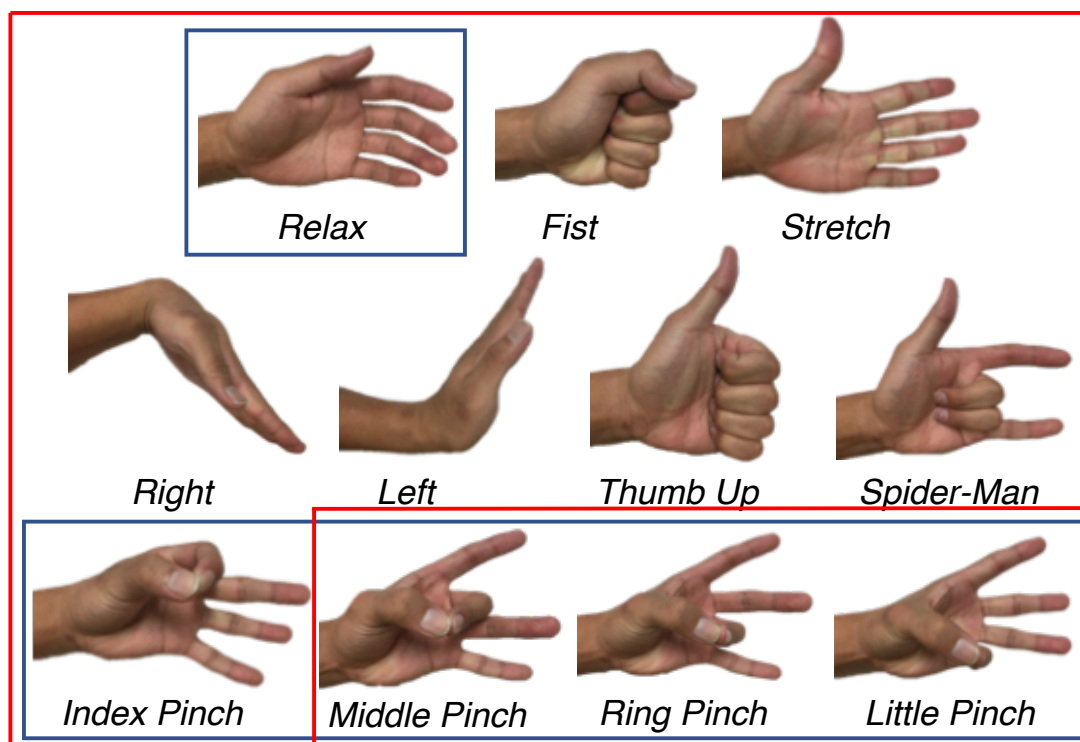


図 5.9 用意した手形状。赤枠内は *hand gesture set*，青枠内は *pinch gesture set*。

5.2.2 タスク

はじめに、参加者は椅子の高さを調整して姿勢を保ちやすいようにした。続いて、机に肘をつき、実験中に肘の角度が変わらないような角度に保った。

実験者は、参加者に対して以下の手順で指示を行なった。実験者は参加者に対して、一つずつ順番に *hand gesture set* の手形状を行うように指示した。実験者はディスプレイに手形状の画像を表示しながら、口頭で手形状名を伝え、自分で行なった手形状を見せることによって、参加者に手形状を指示した。実験者は、一つの手形状を約5秒間保つように指示し、その間に5フレーム

を測定した。一つの手形状終了後、3秒間のインターバルを設け、次の手形状を指示した。全ての手形状を実行する作業を1セッションとした。参加者は連続して5セッションを実行した。同様の実験を *pinch gesture set* についても繰り返した。

結果として、5(人) × 5(セッション) × 8(手形状) × 5(フレーム) = 1,000(フレーム)の *hand gesture set* に関するデータを収集した。同様に、5(人) × 5(セッション) × 5(手形状) × 5(フレーム) = 625(フレーム)の *pinch gesture set* に関するデータを収集した。

5.2.3 学習

実験1と同様に、全てのデータの7割をトレーニングデータとし、残りの3割をテストデータとした。手形状識別器のSVMのパラメータ(kernel, γ , C)は、訓練データについて5回の交差検証を用いたグリッドサーチを行なったことによって、各参加者ごとに決定された。精度はテストデータによって各参加者ごとに算出された。*hand gesture set* の8種類の手形状、*pinch gesture set* の5種類の手形状、これらを合わせた11種類の手形状の3通りにて識別精度を評価した。

5.2.4 識別結果

hand gesture set の識別精度は99.6%であった。*pinch gesture set* の識別精度は98.8%であった。2つのジェスチャセットを合わせた場合の識別精度は98.8%であった。参加者毎の識別精度を表5.3に示す。先行研究[17, 18]以上の結果を得られた。先行研究よりも1フレーム辺りの計測サンプル数が多いことが及び、先行研究では、手首のみあるいは前腕上部のみに電極を取り付けているのに対して、本研究では手首と前腕上部の両方に電極を取り付けていることが精度向上の要因であると考えられる。

表 5.3 実験2における参加者毎の識別精度

参加者	P1	P2	P3	P4	P5	平均
<i>hand gesture set</i> (%)	100	99.0	100	99.0	100	99.6
<i>pinch gesture set</i> (%)	100	100	98.0	96.0	100	98.8
上記二つを合わせたジェスチャセット (%)	98.0	96.0	100	100	100	98.8

第6章 アプリケーション例

6.1 Half QWERTY 配列キーボードによる文字入力

Half QWERTY 配列キーボードによる小型ウェアラブルデバイスへの文字入力アプリケーションを設計した。タッチ位置識別によってキーボード入力を行い、手形状識別によってコマンドを実行する。前腕に3×5点の計15個のボタンを用意する。用意した15個のボタンは、Half QWERTY 配列のキーボードとして利用する。本アプリケーションによって、ユーザはHalf QWERTY 配列キーボードによる片手入力が可能となる。一般的なHalf QWERTY 配列キーボードには、space キー、enter キー、及び delete キーなどが含まれるが、これらのコマンドは5.2節で使用した手形状によって実行することができる。表6.1にコマンドと手形状の一覧を示す。例えば、*Stretch*によってQWERT面から、YUIOP面へ切り替えることができる。また、*little pinch*によって、大文字小文字の変更も可能となる。これらの操作のイメージ図を図6.1に示す。タッチによって文字入力を行なった後、*Thumb Up*によって入力することができ、もし文字を間違えた場合には、*Index Pinch*によって文字を取り除くことができる。ポインタの位置を変更したい際には*Left, Right*を用い、文字列の選択を開始する際には*Fist*を用いる。*Fist*を行なったあとは、*Left, Right*によって選択範囲を決定し、タッチによってメニュー選択を行い、コピーやペーストなどのコマンドを実行する。画面にタッチすることなく文字入力が可能となることから、ファットフィンガー問題が解決される。

表 6.1 手形状とコマンド一覧

手形状名 コマンド	<i>Fist</i> 文字列の選択	<i>Stretch</i> キーボード切り替え	<i>Left</i> ポインタの左移動	<i>Right</i> ポインタの右移動
手形状名 コマンド	<i>Thumb Up</i> 入力	<i>Index Pinch</i> 取り消し	<i>little pinch</i> 大文字小文字の切り替え	

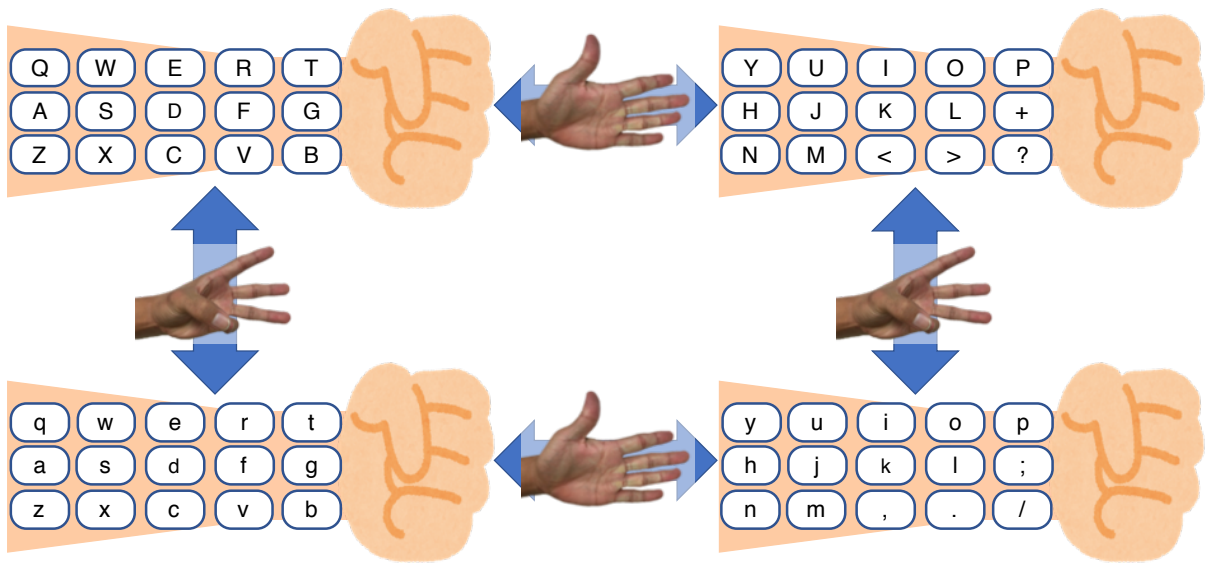


図 6.1 Half QWERTY キー配列における手形状によるキー切り替えのイメージ図。

6.2 方向キーによるポインタ制御

方向キーによるスクリーン内のポインタ操作アプリケーションを設計した。タッチ位置識別によって方向キー入力を行う。前腕に 3×3 点の計 9 個のボタンを用意する。5.1 節の結果から、9 点はパターン 1 (図 5.3a) がふさわしい。用意した 9 個のボタンは、8 種類の方向キーと選択キーとして利用する。キー配置のイメージ図を図 6.2 に示す。各キーに見立てた点をタッチすることによってポインタの制御を行う。本アプリケーションによって、ユーザはポインタ制御及び画面内オブジェクトの選択が可能となる。

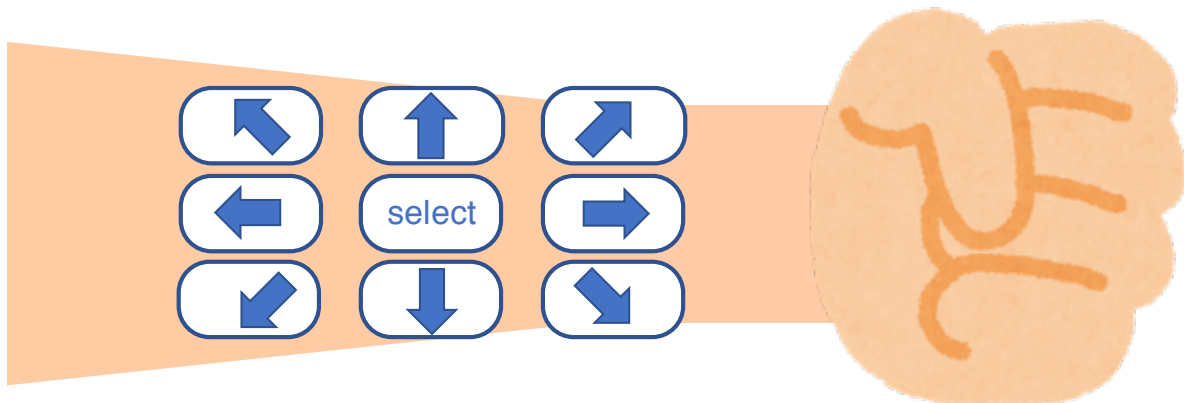


図 6.2 ポインタ制御の際のキー配置イメージ図。

6.3 キーボードとマウスを用いないデバイス操作

上記の2つのアプリケーションを統合したアプリケーションを設計した。Half QWERTY 配列キーボードと、方向キーを *Spider-Man* によって切り替える。キー切り替えのイメージ図を図 6.3 に示す。本アプリケーションによって、キーボードとマウスを用いずに、スマートウォッチへの入力、及びその操作を行うことができる。

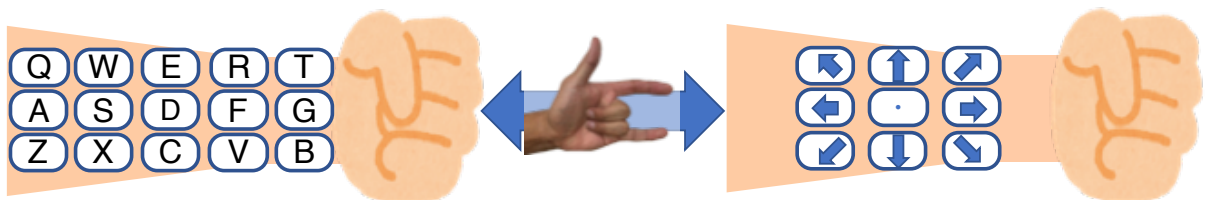


図 6.3 Half QWERTY 配列キーと方向キーの切り替えイメージ図。

第7章 結論

本研究では、電気インピーダンス法を用いて、前腕におけるタッチ位置及び手形状識別を行う手法を提案した。提案手法では、手首と前腕上部に電極を配置し、電気インピーダンスを測定する電子回路と、タッチ/ノータッチ分類、タッチ位置識別及び手形状識別のための識別ソフトウェアを利用する。プロトタイプとして、生体表面用電極、及び mbed を使用し、電子回路を作成した。また、Python によって、SVM を利用した識別ソフトウェアを開発した。プロトタイプの性能を評価するために、参加者 5 人による実験を行なった。実験 1 はタッチ位置識別精度を評価する実験であり、実験 2 は手形状識別精度を評価する実験である。実験 1 の結果から、タッチ/ノータッチの分類が可能であることが示された。また、3 cm 間隔の 15 点のタッチ位置識別が平均して 84.8% の精度にて可能であることが示された。結果から、前腕における筋肉のつき方などの内部構造によってタッチ位置識別精度に差が出る可能性があると考えられる。実験 2 の結果から、11 種類の手形状識別が平均して 98.8% の精度にて可能であることが示された。また、アプリケーション例として、タッチ位置識別と手形状識別を用いた Half QWERTY 配列キーボードによる文字入力と、方向キーによるポインタ制御を説明した。今後、電極を取り付ける最適な位置を調査する。また、腕を回転させた際及び、汗などによって手が濡れている場合のタッチ位置識別の可能性について研究する。

謝辞

本論文の執筆にあたり，指導教員である高橋伸先生，志築文太郎先生には熱心なご指導を頂きました。深く感謝致します。特に高橋伸先生には研究を進める上で，丁寧なご指導を賜りました。心よりお礼申し上げます。また，インタラクティブプログラミング研究室の皆様には，研究生活に関する様々な助言を頂きました。特に UBIQUITOUS チームの皆様にはチームゼミをはじめ，論文執筆時の添削など多くの支援を頂き，充実した研究生活を送ることができました。深く感謝致します。

参考文献

- [1] Katie A. Siek, Yvonne Rogers, and Kay H. Connelly. Fat Finger Worries: How Older and Younger Users Physically Interact with PDAs. In Maria Francesca Costabile and Fabio Paternò, editors, *Human-Computer Interaction - INTERACT 2005*, pp. 267–280, Berlin, Heidelberg, 2005. Springer Berlin Heidelberg.
- [2] Masa Ogata, Ryosuke Totsuka, and Michita Imai. SkinWatch: Adapting skin as a gesture surface. In *SIGGRAPH Asia 2015 Emerging Technologies*, pp. 22:1–22:2, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [3] Masa Ogata and Michita Imai. SkinWatch: Skin gesture interaction for smart watch. In *Proceedings of the 6th Augmented Human International Conference*, pp. 21–24, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [4] Chris Harrison, Hrvoje Benko, and Andrew D. Wilson. OmniTouch: Wearable multitouch interaction everywhere. In *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 441–450, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [5] Gierad Laput, Robert Xiao, Xiang 'Anthony' Chen, Scott E. Hudson, and Chris Harrison. Skin buttons: Cheap, small, low-powered and clickable fixed-icon laser projectors. In *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 389–394, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [6] Robert Xiao, Teng Cao, Ning Guo, Jun Zhuo, Yang Zhang, and Chris Harrison. LumiWatch: On-arm projected graphics and touch input. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 95:1–95:11, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [7] Srinath Sridhar, Anders Markussen, Antti Oulasvirta, Christian Theobalt, and Sebastian Boring. WatchSense: On- and above-skin input sensing through a wearable depth sensor. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 3891–3902, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [8] Martin Weigel, Tong Lu, Gilles Bailly, Antti Oulasvirta, Carmel Majidi, and Jürgen Steimle. iSkin: Flexible, stretchable and visually customizable on-body touch sensors for mobile computing. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 2991–3000, New York, NY, USA, 2015. ACM.

- [9] Hsin-Liu (Cindy) Kao, Christian Holz, Asta Roseway, Andres Calvo, and Chris Schmandt. DuoSkin: Rapidly prototyping on-skin user interfaces using skin-friendly materials. In *Proceedings of the 2016 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp. 16–23, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [10] Aditya Shekhar Nittala, Anusha Withana, Narjes Pourjafarian, and Jürgen Steimle. Multi-Touch skin: A thin and flexible multi-touch sensor for on-skin input. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 33:1–33:12, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [11] Chris Harrison, Desney Tan, and Dan Morris. Skinput: Appropriating the body as an input surface. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 453–462, New York, NY, USA, 2010. ACM.
- [12] Adiyana Mujibiya, Xiang Cao, Desney S. Tan, Dan Morris, Shwetak N. Patel, and Jun Rekimoto. The sound of touch: On-body touch and gesture sensing based on transdermal ultrasound propagation. In *Proceedings of the 2013 ACM International Conference on Interactive Tabletops and Surfaces*, pp. 189–198, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [13] Cheng Zhang, AbdelKareem Bedri, Gabriel Reyes, Bailey Bercik, Omer T. Inan, Thad E. Starner, and Gregory D. Abowd. TapSkin: Recognizing on-skin input for smartwatches. In *Proceedings of the 2016 ACM International Conference on Interactive Surfaces and Spaces*, pp. 13–22, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [14] Yang Zhang, Junhan Zhou, Gierad Laput, and Chris Harrison. SkinTrack: Using the body as an electrical waveguide for continuous finger tracking on the skin. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1491–1503, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [15] Junhan Zhou, Yang Zhang, Gierad Laput, and Chris Harrison. AuraSense: Enabling expressive around-smartwatch interactions with electric field sensing. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 81–86, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [16] Martin Weigel, Vikram Mehta, and Jürgen Steimle. More Than Touch: Understanding How People Use Skin As an Input Surface for Mobile Computing. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 179–188, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [17] Yang Zhang and Chris Harrison. Tomo: Wearable, low-cost electrical impedance tomography for hand gesture recognition. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 167–173, New York, NY, USA, 2015. ACM.

- [18] Yang Zhang, Robert Xiao, and Chris Harrison. Advancing hand gesture recognition with high resolution electrical impedance tomography. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 843–850, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [19] Liwei Chan, Rong-Hao Liang, Ming-Chang Tsai, Kai-Yin Cheng, Chao-Huai Su, Mike Y. Chen, Wen-Huang Cheng, and Bing-Yu Chen. FingerPad: Private and subtle interaction using fingertips. In *Proceedings of the 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 255–260, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [20] Da-Yuan Huang, Liwei Chan, Shuo Yang, Fan Wang, Rong-Hao Liang, De-Nian Yang, Yi-Ping Hung, and Bing-Yu Chen. DigitSpace: Designing thumb-to-fingers touch interfaces for one-handed and eyes-free interactions. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1526–1537, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [21] Anusha Withana, Roshan Peiris, Nipuna Samarasekara, and Suranga Nanayakkara. zSense: Enabling Shallow Depth Gesture Recognition for Greater Input Expressivity on Smart Wearables. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '15*, pp. 3661–3670, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [22] Hongyi Wen, Julian Ramos Rojas, and Anind K. Dey. Serendipity: Finger Gesture Recognition Using an Off-the-Shelf Smartwatch. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '16*, pp. 3847–3851, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [23] Artem Dementyev and Joseph A. Paradiso. WristFlex: Low-power Gesture Input with Wrist-worn Pressure Sensors. In *Proceedings of the 27th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '14*, pp. 161–166, New York, NY, USA, 2014. ACM.
- [24] Rui Fukui, Masahiko Watanabe, Tomoaki Gyota, Masamichi Shimosaka, and Tomomasa Sato. Hand Shape Classification with a Wrist Contour Sensor: Development of a Prototype Device. In *Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing, UbiComp '11*, pp. 311–314, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [25] T. Scott Saponas, Desney S. Tan, Dan Morris, and Ravin Balakrishnan. Demonstrating the Feasibility of Using Forearm Electromyography for Muscle-computer Interfaces. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '08*, pp. 515–524, New York, NY, USA, 2008. ACM.
- [26] T. Scott Saponas, Desney S. Tan, Dan Morris, Ravin Balakrishnan, Jim Turner, and James A. Landay. Enabling Always-available Input with Muscle-computer Interfaces. In *Proceedings of the 22Nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '09*, pp. 167–176, New York, NY, USA, 2009. ACM.

- [27] Brian Amento, Will Hill, and Loren Terveen. The Sound of One Hand: A Wrist-mounted Bio-acoustic Fingertip Gesture Interface. In *CHI '02 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '02, pp. 724–725, New York, NY, USA, 2002. ACM.
- [28] Gierad Laput, Robert Xiao, and Chris Harrison. ViBand: High-Fidelity Bio-Acoustic Sensing Using Commodity Smartwatch Accelerometers. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '16, pp. 321–333, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [29] Liliana Borcea. Electrical Impedance Tomography. *Inverse Problems*, Vol. 18, No. 6, p. R99, 2002.
- [30] G.J. Saulnier, Rusty Blue, Jonathan Newell, David Isaacson, and Peter Edic. Electrical impedance tomography. *Signal Processing Magazine, IEEE*, Vol. 18, pp. 31 – 43, 12 2001.
- [31] 根武谷吾, 平賀琢也, 氏平政伸. 電気インピーダンストモグラフィ (EIT) を用いた細胞凍結過程の可視化に関する基礎的検討. 計測自動制御学会論文集, Vol. 50, No. 8, pp. 580–587, 2014.
- [32] Electrical Impedance Tomography : EIT の紹介. <https://www.kitasato-u.ac.jp/ahs/ce/bmel/home/kenkyu/>. (Accessed on 12/17/2018).
- [33] Sang Ho Yoon, Ke Huo, Yunbo Zhang, Guiming Chen, Luis Paredes, Subramanian Chidambaram, and Karthik Ramani. iSoft: A customizable soft sensor with real-time continuous contact and stretching sensing. In *Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 665–678, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [34] Sang Ho Yoon, Luis Paredes, Ke Huo, and Karthik Ramani. MultiSoft: Soft sensor enabling real-time multimodal sensing with contact localization and deformation classification. In *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 2, pp. 145:1–145:21, New York, NY, USA, September 2018. ACM.
- [35] Yang Zhang, Gierad Laput, and Chris Harrison. Electrick: Low-cost touch sensing using electric field tomography. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–14, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [36] Yang Zhang and Chris Harrison. Pulp Nonfiction: Low-Cost Touch Tracking for Paper. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 117:1–117:11, New York, NY, USA, 2018. ACM.
- [37] 金井寛. 体表面電極の電気特性. 医用電子と生体工学, Vol. 21, No. 7, pp. 537–544, 1983.