

平成 29 年度

筑波大学情報学群情報科学類

卒業研究論文

題目

布で覆うことによる

物体へのタッチインタラクションの付与

主専攻 ソフトウェアサイエンス主専攻

著者 関森 広大

指導教員 高橋 伸 志築 文太郎

要旨

本研究では、タッチ位置を検出可能な布によって既存物体を覆うことにより、物体にタッチインタラクションを付与するという手法を提案する。本手法では、物体を覆った布の表面におけるタッチジェスチャを検出し、PC、スマートフォンおよびIoTデバイスとのインタラクションを可能とする。本手法のハードウェアには、導電布と電気インピーダンストモグラフィ技術を利用している。電気インピーダンストモグラフィ技術とは、対象の電気インピーダンスを利用して内部構造を可視化する非侵襲性の技術である。プロトタイプとして、導電布、波形発生器、ブレッドボード上の電子回路およびArduinoを使用したハードウェアを作成し、機械学習を利用した認識ソフトウェアを開発した。開発したプロトタイプを利用してタッチ位置の識別精度の評価実験を行い、高い認識率を得た。

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 物体にタッチインタラクションを付与する研究	3
2.2 スマートテキスタイルに関する研究	3
2.3 電気インピーダンストモグラフィに関する研究	4
2.3.1 電気インピーダンストモグラフィとは	4
2.3.2 センシング原理	5
2.3.3 ヒューマンコンピュータインタラクション分野への応用	5
2.4 本研究の位置づけ	5
第3章 システム	8
3.1 概要	8
3.2 利用イメージ	8
3.2.1 箱を覆うことにより音楽プレイヤーインタフェースとして使用する	8
3.2.2 クッションを覆うことによりテレビリモコンとして利用する	10
第4章 プロトタイプ	11
4.1 概要	11
4.2 ハードウェア	12
4.3 認識ソフトウェア	15
第5章 実験	17
5.1 実験1：布を平面に置いた状態にてシングルタッチを行う実験	17
5.1.1 実験手順	18
5.1.2 実験結果	18
2×2	18
3×3	18
4×4	18

5 × 5	21
5.2 実験 2 : より短い間隔にてシングルタッチを行う実験	21
5.2.1 実験手順	21
5.2.2 実験結果	21
5.0 cm 間隔	21
3.0 cm 間隔	21
2.0 cm 間隔	21
5.3 実験 3 : 布を平面に置いた状態にてマルチタッチを行う実験	24
5.3.1 実験手順	24
5.3.2 実験結果	25
5.4 実験 4 : 物体を布で覆った状態にてシングルタッチを行う実験	25
5.4.1 実験手順	25
5.4.2 実験結果	27
木製の箱	27
プラスチック製の円筒型容器	27
アルミ缶	27
プラスチック製の凹凸のある物体	27
5.5 考察	27
第 6 章 結論	29
謝辞	30
参考文献	30
付録 A ハードウェアの回路図	34

目次

2.1	胸部 EIT 測定イメージ図	4
2.2	4 端子 EIT における電位差計測イメージ図	6
2.3	2 端子 EIT における電位差計測イメージ図	7
3.1	システムの概略図	9
3.2	利用イメージ図	10
4.1	プロトタイプの全体図	11
4.2	ハードウェアの流れ図	12
4.3	プロトタイプに使用した波形発生器	13
4.4	プロトタイプにて使用する EIT における電圧計測イメージ図	14
4.5	非反転増幅回路	15
4.6	RC 積分回路によるローパスフィルタ	15
5.1	穴の数が 4×4 の紙	17
5.2	実験 1 の様子	19
5.3	タッチ点が 4×4 のときの混同行列	20
5.4	タッチ点が 5×5 のときの混同行列	22
5.5	穴の間隔が 2.0 cm のときの混同行列	23
5.6	被験者がマルチタッチを行っている様子	24
5.7	実験 4 にて使用した木製の箱	25
5.8	実験 4 にて使用したプラスチック製の円筒型容器	26
5.9	実験 4 にて使用したアルミ缶	26
5.10	実験 4 にて使用した凹凸のある物体	26
5.11	アルミ缶を覆ったときの混同行列	28
A.1	ハードウェアの回路図	35

第1章 序論

本研究では、タッチ位置を検出可能な布によって既存物体を覆うことにより、物体にタッチインタラクションを付与するという手法を提案する。本章では、まず初めに本研究の背景を述べる。次に本研究の目的とアプローチを述べる。そして、本研究の貢献を示し、本論文の構成を示す。

1.1 背景

スマートフォンやタブレット端末の普及が進み、タッチパネルに代表されるタッチインタフェースは日常生活にて広く使用されている。ユーザはタッチインタフェースを操作することにより、コンピュータとのインタラクションが可能となる。しかし、現状のタッチインタフェースは小型かつフラットな物体に最適であるが、壁や机などの広い面に拡大することや、凹凸のある表面、曲面などを含む複雑な形状の物体に適用することは困難である。そのため、タッチインタフェースはユーザにとってわかりやすく、一般的なインタフェースであるにもかかわらず、日常的な物体へ採用されることが制限されている。

この問題を解決するために、様々な物体にタッチインタラクションを付与する研究が数多くされている。例えば、Project Jacquard[1, 2]は、衣服に導電糸を織り込み、布表面でのタッチジェスチャ検出を可能にした。スマートフォンと通信することによって、音楽の再生、停止および次の曲に切り替えるなどの操作および音声ナビゲーションの開始などを行うことができる。先行研究では、電気 [3, 4] やコンピュータビジョン [5] や音響 [6] など多様なタッチセンシング手法を用いることによって、物体へのタッチインタラクションの付与を実現している。

しかし、先行研究では、対象物体それぞれに電子部品を直接取り付ける必要 [7] や、深度カメラなどの高価な機器を使用する必要がある [5] などの問題点がある。本研究では、これらの問題点を解決する手法として、タッチ位置を検出可能な布によって対象物体を覆うという手法を提案する。物体を布によって覆うため、物体に電子部品を直接取り付ける必要がない。また、タッチ位置検出可能な布には安価な導電布を用いる。

1.2 目的とアプローチ

本研究の目的は、様々な物体にタッチインタラクションを付与するシステムを開発することおよび背景にて述べた既存手法の問題を解決することである。そのためのアプローチとして、布表面のタッチ位置を検出可能なシステムを開発し、それによって物体を覆うことによりタッチインタラクションを付与するという手法を提案する。ユーザは物体を覆った布の表面にてタッチジェス

チャを行うことにより、PC、スマートフォンおよびIoTデバイスへの入力を行い、様々なインタラクションを実現する。布表面のタッチ位置を検出可能なシステムの開発には、ハードウェアとして導電布および電気インピーダンストモグラフィ技術 (Electrical Impedance Tomography: EIT)、認識ソフトウェアとして機械学習を利用する。電気インピーダンストモグラフィ技術とは、対象の電気インピーダンスを利用して内部構造を可視化する非侵襲性の技術である、対象物体を導電布で覆うため、物体に直接電子部品を取り付ける必要がなく、物体に影響を与えない。繊維素材を使用しているため、安価である、ユーザがタッチしたときの手触りが良い、物体覆っていても見た目が不自然でないおよび折りたたむことができるという利点がある。また本手法は様々な物体に適用可能および取り外しが容易であるという利点がある。そのため、布を折りたたむことによって小さくして持ち運び、外出先で使用することも可能である。

1.3 本研究の貢献

本研究の貢献を以下に述べる。

- 様々な物体にタッチインタラクションを付与することが可能なシステムとして、布によって物体を覆い、布表面をタッチするという手法を提案した。
- 導電布と EIT を使用したハードウェアおよび機械学習を利用した認識ソフトウェアを用いて、提案システムのプロトタイプ開発を行った。
- プロトタイプを使用したタッチ位置の識別精度の評価実験を行い、高い精度を得た。

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づけを述べる。第3章では、提案システムの構成および利用イメージを述べる。第4章では、プロトタイプの実装について述べる。第5章では、作成したプロトタイプを使用したタッチ位置の認識精度の評価を行う。第6章では、本研究の結論と今後の課題を述べる。

第2章 関連研究

本章では本研究に関連する研究について述べる。本研究では、物体を布で覆うことによってタッチインタラクションを付与するという手法を提案している。導電布の周囲に電極を取り付け、電気インピーダンストモグラフィによりタッチセンシングを可能にする。よって、本研究の関連研究は物体にタッチインタラクションを付与する研究、導電布などの繊維素材を利用したスマートテキスタイルに関する研究、電気インピーダンストモグラフィに関する研究に分類される。それらの研究について述べた後、本研究の位置づけについて述べる。

2.1 物体にタッチインタラクションを付与する研究

物体にタッチインタラクションを付与するシステムは数多く研究されている。

電気を利用してタッチジェスチャを識別する手法がよく用いられている。特に、導体の表面をタッチすると静電容量が変化することを利用しているものが多い [8]。スマートフォンなどのモバイル端末に使用されるタッチパネルの多くが静電容量方式になってきている。Sato らはこの静電容量方式タッチセンシング技術を電流の周波数を掃引することにより拡張することで、物体や人体のタッチまたはジェスチャインタラクションを可能にした Touché [9] を提案している。SmartSkin [7] は壁や机などの広い平面にメッシュ状に電極を配置し、各電極の交点での静電容量の変化を計測することにより、平面上でのジェスチャ認識を行うことが可能である。Holman らはテープのように物体に貼り付けることが可能な次元タッチセンサである TactileTape [10] を提案している。Electrick [3] は導電性素材により作られたプロトタイプや、既存物体を導電性素材によってコーティングすることにより、タッチインタラクションを可能にしている。Yoon らはカーボン製エラストマーを用いることにより、物体に取り付けることが可能な柔らかいタッチセンサである iSoft [4] を開発した。

コンピュータビジョンを利用した手法も存在する。WorldKit [5] はプロジェクタと深度カメラを使用することにより、机などの広い平面上でのインタラクションを可能にしている。

また、音響を利用した研究もある。Ono らは圧電素子を用いた能動的音響計測を利用した Touch & Activate [6] を提案している。電氣的でないため、導電性物体に限らず様々な種類の物体に適用可能であるという利点がある。

2.2 スマートテキスタイルに関する研究

スマートテキスタイルとは、一般の繊維素材では得られない新しい機能を備えたテキスタイル素材のことである。繊維素材を使うため、身に付けていても自然であることから、ウェアラブル

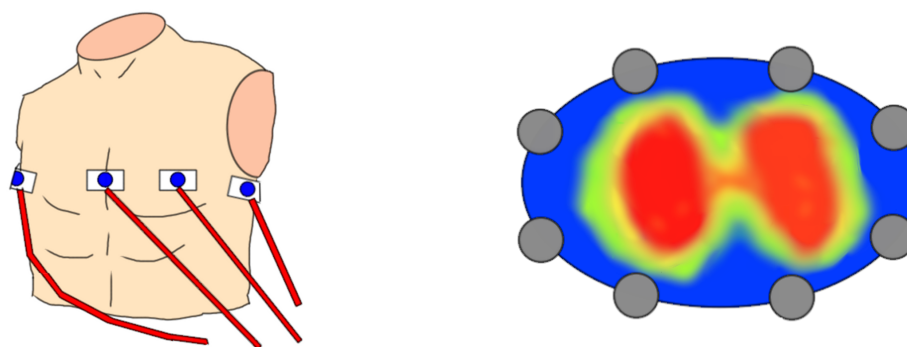
コンピューティングへ適用されている。

Poupyrev ら [1, 2] は衣服に縫い込むことが可能な導電性繊維の開発を行った。さらにこの繊維素材を用いることによって、スマートフォンなどに採用されている投影型静電容量方式のタッチパネルを模倣し、衣服上でのタッチインタラクションを実現した。Textile++[11] は導電布を用いて、抵抗膜方式のタッチパネルを参考に開発されたテキスタイルインタフェースである。Vogl らは導電糸がたわむときに抵抗が変化することを利用して、伸縮性のある布に導電糸をジグザグに縫い付け、布を伸縮させることにより入力を行う伸縮センサを開発した [12]。Leong らは複数の導電布を用いて多層構造にすることにより、靴下のようなインタフェースである proCover[13] を開発した。Parzer らは proCover のシステムを衣服の袖に移植し、袖をまくる、袖上をタッチする、またはスワイプするなどのジェスチャインタラクションを行えるようにした [14]。Smart Furoshiki [15, 16] は通常の布に導電布を織り込み、さらに多数の RFID タグを埋め込むことにより、自身の折られ方を認識することができる。

2.3 電気インピーダンストモグラフィに関する研究

2.3.1 電気インピーダンストモグラフィとは

電気インピーダンストモグラフィ (Electrical Impedance Tomography: EIT) とは、対象の電気インピーダンスを利用して内部構造を可視化する非侵襲性の技術である [17]。測定対象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または抵抗率の分布を画像化する [18, 19]。主に医療分野で用いられる技術であり、人の肺などの体内組織の可視化を行うことが可能である [20] (図 2.1)。



(a) 胸部に電極を付けているイメージ図

(b) EIT による胸部可視化のイメージ図

図 2.1 胸部 EIT 測定イメージ図

2.3.2 センシング原理

EITには多数のセンシング手法がある。本節では代表的な2種類のEITのセンシングについて述べる。

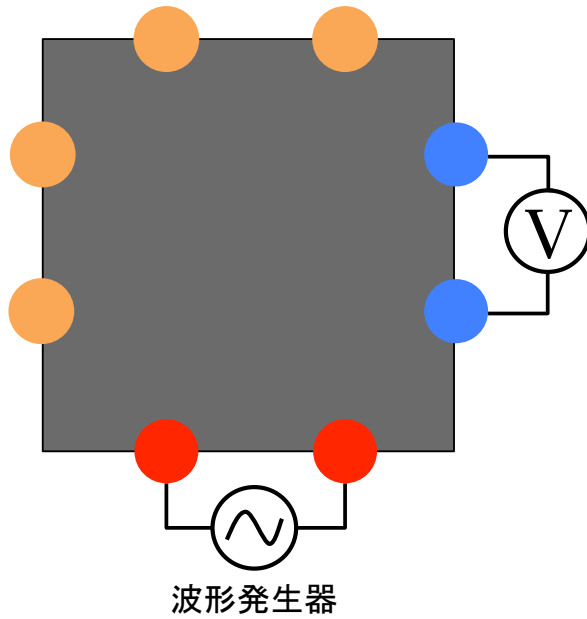
まず対象となる導電体周囲を取り囲むように電極を取り付ける。1組の電極対から微弱な電流を印加し、他の電極対にて電位差を計測する(図2.2a)。以降それぞれを印加電極対、計測電極対と呼ぶ。予め決めておいたフレーム数の計測が終わり次第、次の電極対にて電位差を計測する(図2.2b)。これを繰り返し、全ての隣接する計測電極対にて電位差の計測が終わると、次に別の電極対に電流を印加し、印加電極対とする。再び他の電極対を計測電極対として、電位差を計測する。これを全ての印加電極対、計測電極対の組み合わせにて行い、得られた電圧データを利用して対象内部の電気インピーダンスの変化率を可視化する。印加電極に2つ、計測電極に2つ、計4つの電極を1度の計測に使用するため、本論文では4端子EITと呼ぶ。また、印加電極対と計測電極対を同じにして計測を行い、可視化する手法(図2.3)もある。本論文ではこれを2端子EITと呼ぶ。

2.3.3 ヒューマンコンピュータインタラクション分野への応用

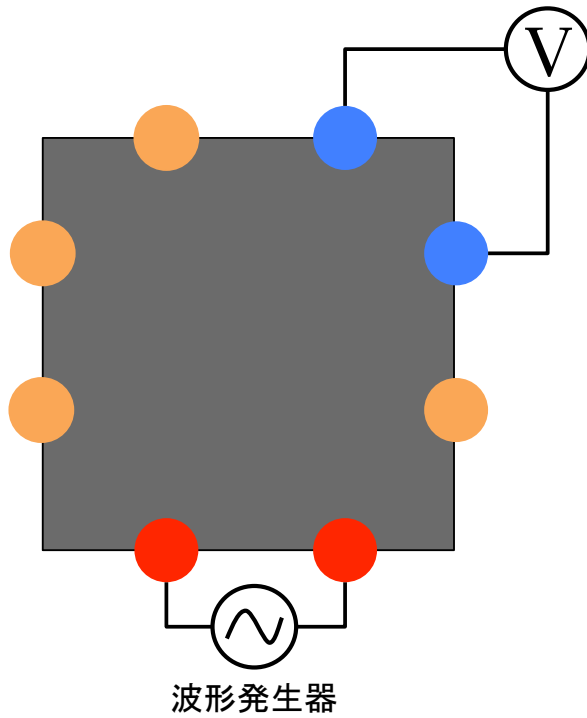
EITをヒューマンコンピュータインタラクション(Human Computer Interaction: HCI)分野に応用した研究がいくつかされている。Zhangらはスマートウォッチのバンドに電極を複数取り付け、EITを用いて手首の内部構造を可視化することにより、様々な種類のハンドジェスチャ識別を行うことを可能にしたTomo[21, 22]を開発した。Tomoのシステムには2端子EITが採用されている。また2端子EITと4端子EITのそれぞれについて、電極数を変えたときの識別精度評価も行っている。2端子EIT、4端子EITともに電極数を増やした方が精度が高くなり、4端子EITの方が複雑な内部構造の可視化に頑強であるという結果を得ている。また、前述のElectrick[3]とiSoft[4]もEITを利用している。これらは、4端子EITを採用しており、導電体表面を指でタッチしたときのインピーダンス変化を利用することにより、タッチ位置の特定を行っている。

2.4 本研究の位置づけ

本研究では、タッチ位置検出可能な布によって物体を覆うことにより、物体にタッチインタラクションを付与するという手法を提案する。ユーザは物体を覆った布の表面にてタッチジェスチャを行うことにより、PC、スマートフォンおよびIoTデバイスへの入力を行い、様々なインタラクションを実現する。本手法では、布表面でのタッチジェスチャを識別するために、導電布の周囲に電極を取り付け、EITを利用する。対象物体に電子部品を直接取り付ける必要がないため、物体に影響を与えない。EITを利用して既存物体にタッチインタラクションを付与するという点でElectrick[3]やiSoft[4]に類似しているが、対象物体が導電性素材であることに限らない点、繊維素材を利用している点で異なる。

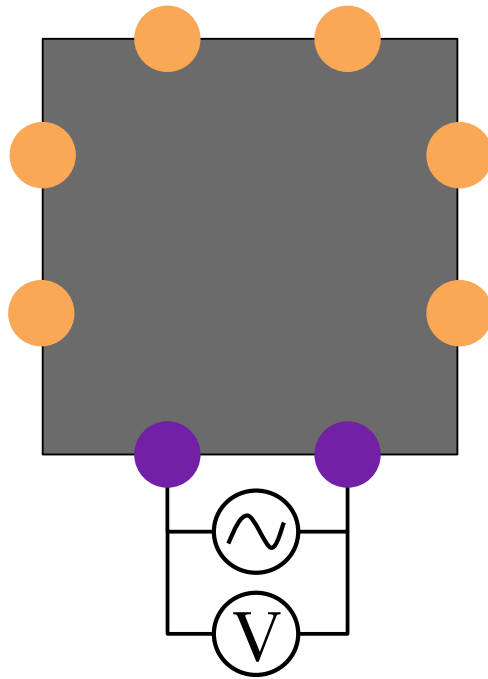


(a) 赤で示した電極対に電流を印加し，青で示した電極対にて電位差を計測する。

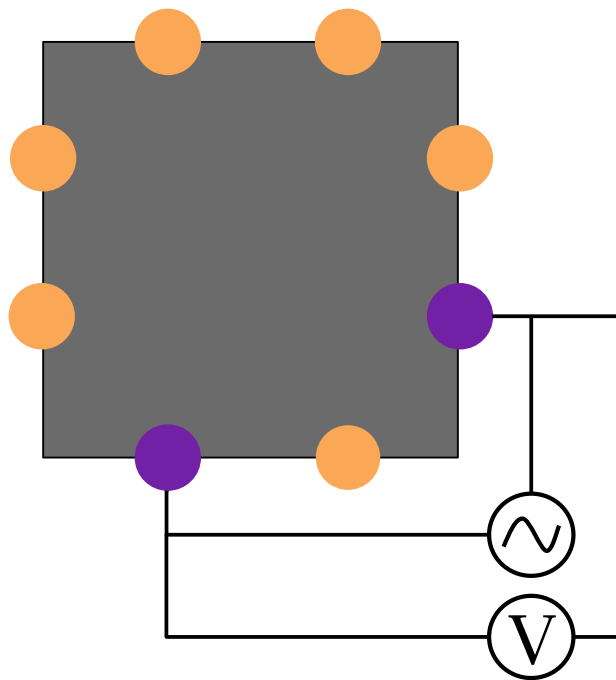


(b) (a) での電位差の計測が終わり，電位差の計測を行う電極対を切り替える。

図 2.2 4 端子 EIT における電位差計測のイメージ図。赤い円は印加電極対，青い円は計測電極対を示している。



(a) 印加電極対に電流を印加し，計測電極対にて電位差を計測する。



(b) (a) での電位差の計測が終わり，電流の印加と電位差の計測を行う電極対を切り替える。

図 2.3 2 端子 EIT における電位差計測のイメージ図。紫の円は印加電極対と計測電極対を示している。

第3章 システム

本章では提案手法のシステムの概要と利用イメージを示す。

3.1 概要

本研究で提案するのは、タッチ位置を検出可能な布によって既存物体を覆うことによりタッチインタラクションを付与するというシステムである。

図3.1にシステムの概略図を示す。物体を覆う布として、電気を通す導電布を使用する。以下に本システムの流れを示す。

1. ユーザは導電布で覆った物体をタッチする。
2. 第2章2.3.2節にて述べたEITによるセンシングを行うために、ハードウェアは導電布に対して電流の印加および電圧の計測を行う。
3. 計測した電圧は認識ソフトウェアに送信される。
4. タッチ位置によって電圧が変わるため、認識ソフトウェアは取得した電圧に基づき、タッチ位置を識別する。
5. 識別結果ごとに様々なアプリケーションを実行する。

ユーザは布表面をタッチすることにより、様々なインタラクションを行うことができる。また、物体を覆わず布を平らな状態にしたまま、タッチパッドとして使用することもできる。

3.2 利用イメージ

3.2.1 箱を覆うことにより音楽プレイヤーインタフェースとして使用する

図3.2aにイメージ図を示す。ユーザは布によって箱を覆う。箱の上面をタッチすると曲の再生および停止操作、右側面をタッチすると次の曲に切り替える操作、左側面をタッチすると前の曲に切り替える操作を行うことができる。また、正面をタッチすると音量を上げる、背面をタッチすると音量を下げるができる。

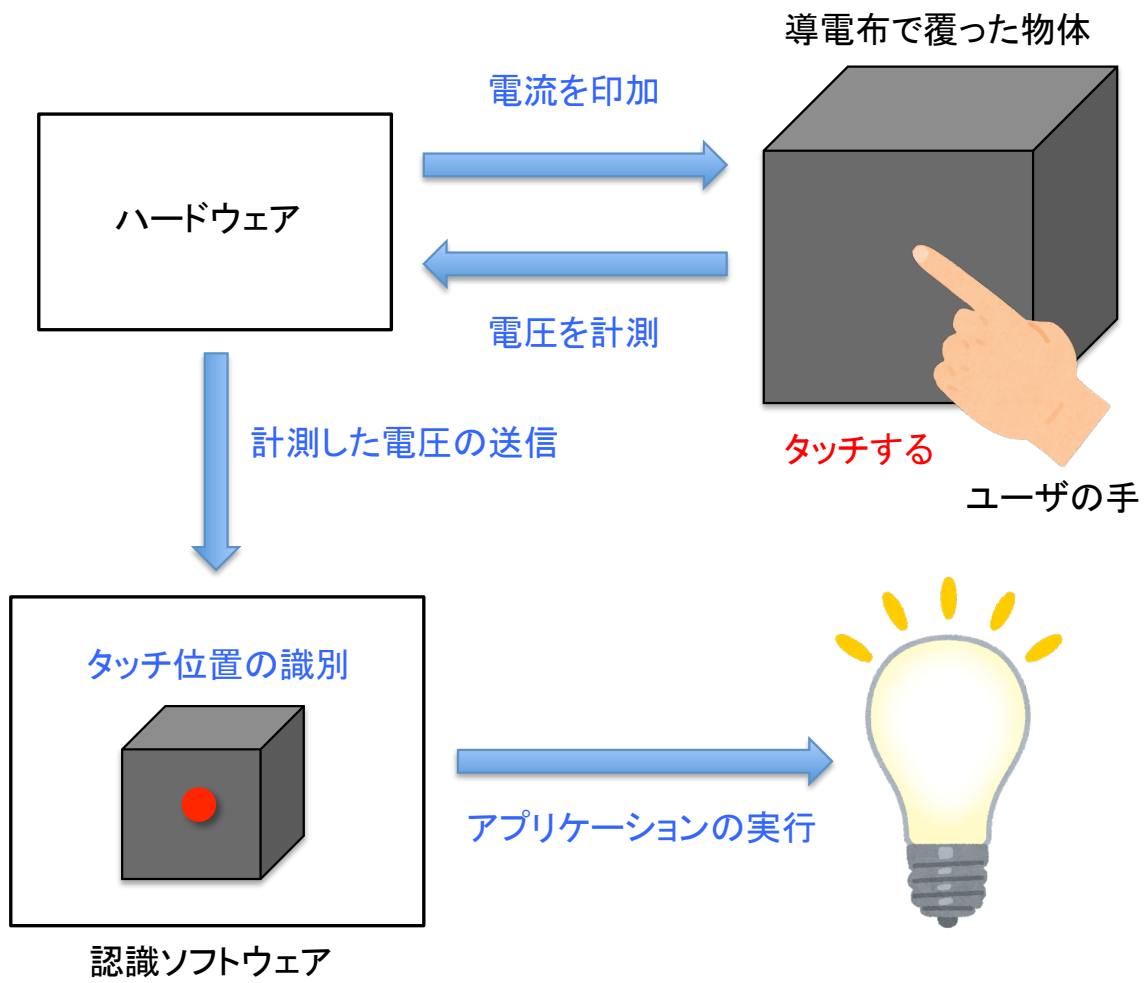
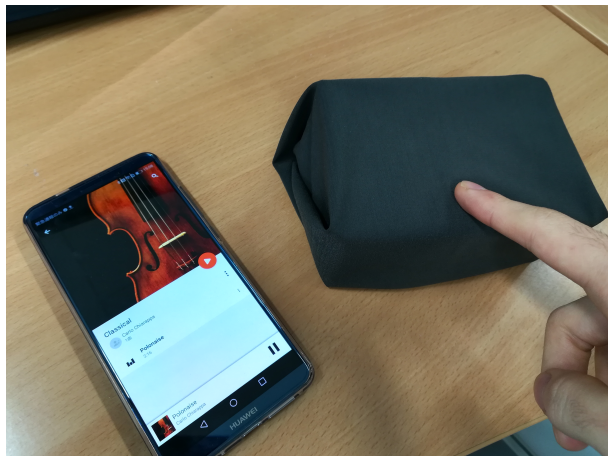


図 3.1 システムの概略図

3.2.2 クッションを覆うことによりテレビリモコンとして利用する

図 3.2b にイメージ図を示す。ユーザは布によってクッションを覆う。布の左上をタッチするとテレビの電源が ON になり、中央右側をタッチすると次のチャンネル、中央左側をタッチすると前のチャンネル、右下をタッチすると音量を上げる、左下をタッチすると音量を下げるができる。



(a) 音楽プレイヤーインターフェースとしての利用



(b) テレビリモコンとしての利用

図 3.2 利用イメージ図

第4章 プロトタイプ

本章では第3章で述べた提案手法のプロトタイプ実装について述べる。プロトタイプの概要を述べ、構成部であるハードウェアと認識ソフトウェアについて述べる。

4.1 概要

本プロトタイプはEITを利用してデータを取得するハードウェアと、タッチ位置の識別を行う認識ソフトウェアによって構成される。本プロトタイプの全体図を図4.1に示す。図4.1の導電布の周囲に取り付けられているワニ口クリップが電極である。ハードウェアでは、導電布の電極にて電流の印加および電圧の計測を行い、電圧のデータを認識ソフトウェアに送信する。認識ソフトウェアでは、ハードウェアから送られてきたデータを使用して学習を行い、タッチ位置の識別を行う。

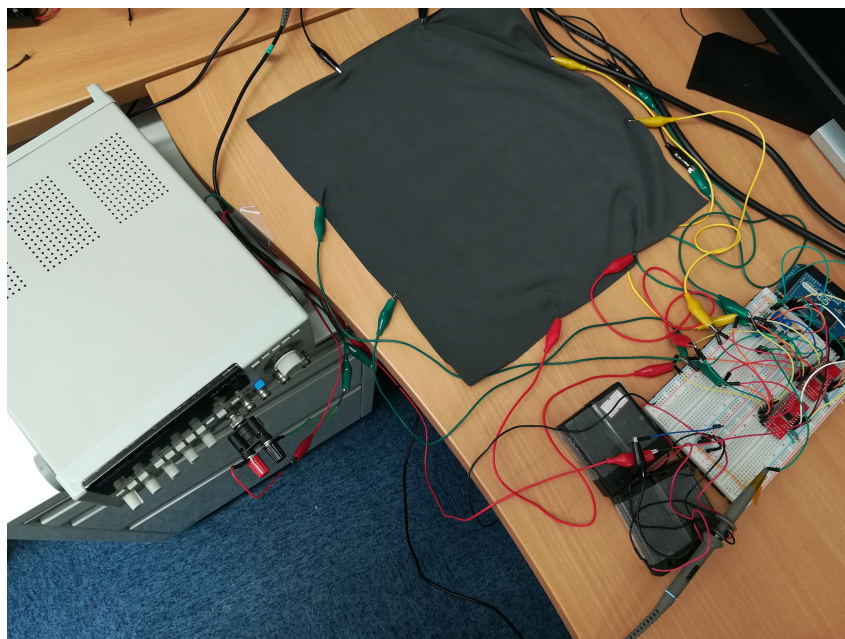


図4.1 プロトタイプの全体図

4.2 ハードウェア

ハードウェアの流れ図を図4.2に示す。本プロトタイプでは、導電布として EeonTex Conductive Stretchable Fabric¹、波形発生器として Metex MXG-9810A FUNCTION GENERATOR (図4.3) を使用した。導電布の大きさは 32.5 cm × 30.8 cm であり、電流の印加と電圧の計測を行う電極は 8 個取り付けた。また、計測したデータの転送やマルチプレクサの制御を行うマイクロコンピュータとして Arduino MEGA ADK²を使用した。Arduino は USB ケーブルによって PC に接続されている。

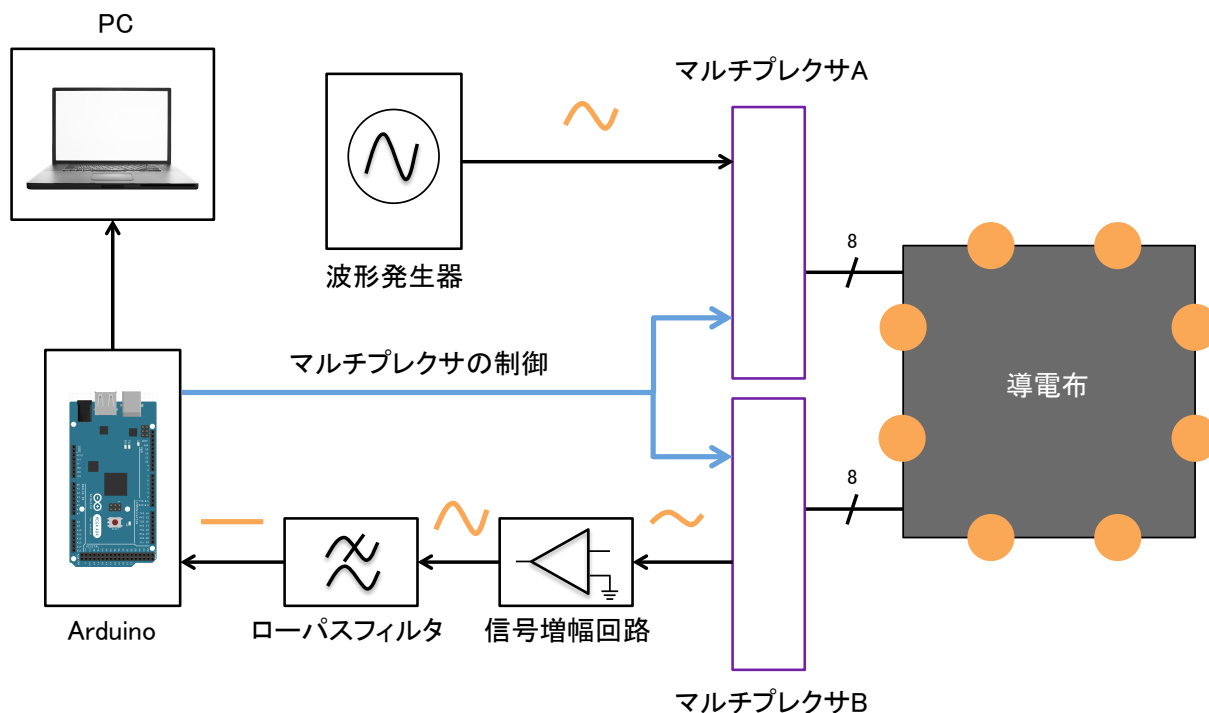


図 4.2 ハードウェアの流れ図

本プロトタイプにて使用する EIT は第 2 章 2.3.2 節にて述べた 2 端子 EIT と似ているが少し異なる。図 4.4 に本プロトタイプにて使用する EIT における電圧計測のイメージ図を示す。この EIT では、波形発生器のプラス側を印加電極、マイナス側をグラウンドに接続している。計測電極とグラウンド間の電圧を計測する。これらのグラウンドは共通である。このようにすることによって、波形発生器のマイナス側を電極ではなくグラウンドに固定できる。切り替える電極の数が減るため、使用するマルチプレクサの数を減らすことができる。実装が容易であるため、本プロトタイプではこれを使用する。

波形発生器から 200 kHz, 6 V_{p-p} の正弦波を発生させ、マルチプレクサ (CD74HC4067) A を

¹<https://www.sparkfun.com/products/14112>

²<https://store.arduino.cc/usa/arduino-mega-2560-rev3>



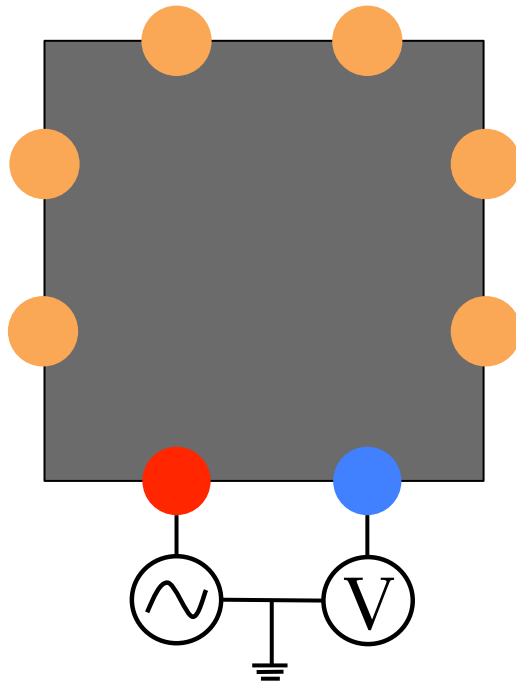
図 4.3 プロトタイプに使用した波形発生器

通して導電布の電極に印加する。1つの電極に印加している間に、マルチプレクサ B を切り替えることにより、他の電極にて電圧を計測する。この信号は微小であるため、信号増幅回路を用いて増幅させる。信号増幅回路としてオペアンプ (AD817) を用いた非反転増幅回路 (図 4.5) を使用した。非反転増幅回路による信号の増幅は式 4.1 によって表される。

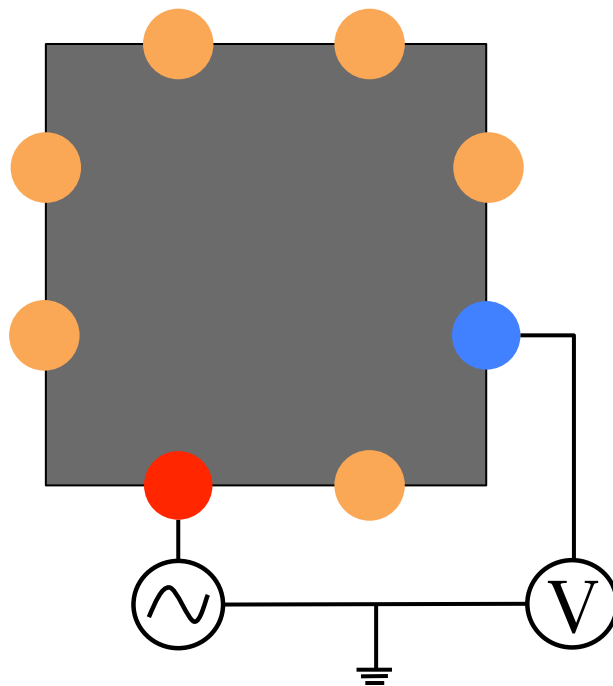
$$V_o = \left(1 + \frac{R_2}{R_1}\right) \times V_i \quad (4.1)$$

V_o は出力電圧, V_i は入力電圧を表している。今回, R_1 を $53.5 \text{ k}\Omega$, R_2 を $2.2 \text{ k}\Omega$ としたため, 信号は約 25.2 倍に増幅される。 R_3 は入力のバイアス電流による影響を回避するために接続しており, 抵抗値は $2.2 \text{ k}\Omega$ とした。増幅された信号はダイオードにより整流された後, ローパスフィルタを通り交流成分が除去される。ローパスフィルタとして抵抗とコンデンサから成る RC 積分回路 (図 4.6) を使用した。 R_4 は $10 \text{ k}\Omega$, C_1 は $1 \mu\text{F}$ とした。Arduino の `analogRead()` 関数を使用して, 直流成分のみとなった信号を読み取る。`analogRead()` 関数は, 10 ビットの AD コンバータとして機能し, $0 \sim 5 \text{ V}$ の入力を $0 \sim 1023$ の整数値に変換する。シリアル通信により, 計測したデータを PC に送信する。Arduino のシリアル通信では 1 バイトずつデータを送信することが可能なので, 2 バイトに分割して送信する。ボーレートを 115200 に設定することで, 1 秒間に 5760 個のデータを送信することができる。1 組の電極の組み合わせにつき連続 100 フレーム計測を行う。

以上を全ての印加電極, 計測電極の組み合わせにて行う。本プロトタイプでは 2 端子 EIT を利用し, 電極は 8 つであるため, ${}_8P_2 = 56$ 通りの組み合わせが存在する。1 組の組み合わせにて 100 フレーム計測するため, 計 5600 フレーム分のデータを 1 つの学習データとする。1 秒間に 5760 個のデータを送信可能であることから, 1 つの学習データを送信する際にかかる時間は約 0.97 秒である。



(a) 印加電極に電流を印加し，計測電極にて電圧を計測する．



(b) (a) での電位差の計測が終わり，電圧の計測を行う電極を切り替える．

図 4.4 プロトタイプにて使用する EIT における電圧計測のイメージ図．赤い円は印加電極，青い円は計測電極を示している．

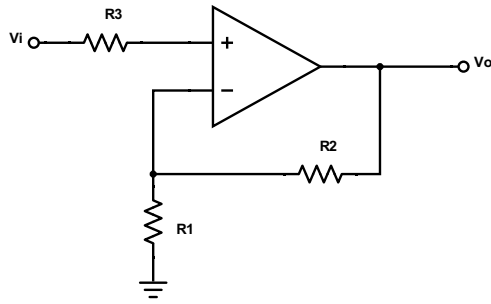


図 4.5 非反転増幅回路

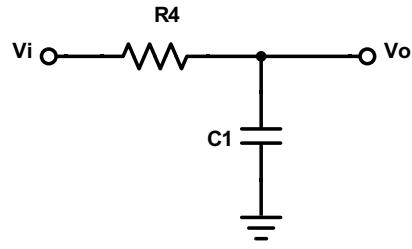


図 4.6 RC 積分回路によるローパスフィルタ

4.3 認識ソフトウェア

タッチ位置の識別を行うソフトウェアを 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 PySerial[23] を使用した。機械学習を行うライブラリとして scikit-learn[24] を使用した。

認識ソフトウェアは学習フェーズと認識フェーズに分かれる。タッチ位置の識別を行うために、学習フェーズを設け、キャリブレーションを行う。ここではユーザのタッチ位置をラベルとし、教師あり学習を行う。ユーザはディスプレイに表示されるラベル名と対応する布上のポイントをタッチする。ハードウェアからデータが送られてくるため、これを整数値として配列に格納していく。1つのラベルに対して10個の学習データを取得する。配列は（「学習するラベルの数」×10）を行数、1つの学習データのデータ数である5600を列数とした二次元配列である。10回の学習データの送信が終わると、次に学習するラベル名がディスプレイに表示される。以上の操作を全ての学習させるラベルに対して行う。

学習データの取得が完了すると、データが0~1の値になるように各列に対して正規化を行う。機会学習のモデルとしてSVMを使用し、分類を行いたいため、C-SVCを採用した。また、SVMのハイパーパラメータを最適化するためにグリッドサーチを行う。事前に設定しておいたハイパーパラメータの候補から全ての組み合わせの学習器を構築し、最も識別性能が高いものを最適なパラメータとする。グリッドサーチを行うパラメータは、C-SVCのコスト(C)、カーネル関数に何を使用するかおよび各カーネル関数の引数である。Cは(1, 10, 100, 1000)を候補として設定した。カーネル関数として、線形カーネル、放射基底関数、多項式関数、シグモイド関数の4つを候補として選んだ。線形カーネルは式4.2によって表される。

$$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} \quad (4.2)$$

放射基底関数は式4.3によって表される。 γ は(0.001, 0.0001)の2つを候補として設定した。

$$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \exp(-\gamma \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2) \quad (4.3)$$

多項式関数は式4.4によって表される。 $\alpha = 0$ とし、 d は(2, 3, 4)の3つを候補として設定した。

$$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = (\alpha + \mathbf{u} \cdot \mathbf{v})^d \quad (4.4)$$

シグモイド関数は式 4.5 によって表される。 $\theta = 0$ とし、 γ は (0.001, 0.0001) の 2 つを候補として設定した。

$$K(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \tanh(\gamma \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + \theta) \quad (4.5)$$

グリッドサーチを行うために、学習データを分割し、一部をテストデータとして交差検証を行う。このとき、各ラベルのデータ数が同じになるように分割を行う。これは、ラベルごとにデータ数の偏りがある場合、過学習が起きてしまう可能性があるからである。本プロトタイプでは、学習データを 5 分割して交差検証を行うことにより、パラメータを最適化する。

学習器の構築が終わると、学習フェーズは終了し、認識フェーズに移行する。認識フェーズでは Arduino から得たデータを学習器に与えることにより、タッチ位置の識別を行う。

第5章 実験

本章では、第4章にて述べたプロトタイプを用いたタッチ位置の識別性能に関する評価実験について述べる。まず、布を平面に置いた状態にてシングルタッチを行う実験およびマルチタッチを行う実験について述べる。次に、直方体の物体を布で覆い、底面を除く各面にてシングルタッチを行う実験について述べる。

5.1 実験1：布を平面に置いた状態にてシングルタッチを行う実験

実験1の目的は、布を平面に置いた状態にてシングルタッチを行う場合に、どれだけ細かくタッチ位置を識別できるかどうかを調査することである。タッチする位置が変わらないようにするために、縦横方向に等間隔に半径1 cmの円状の穴が空いている紙を複数用意した。紙の大きさは布のそれぞれの辺を5 mmずつ短くし、31.5 cm × 29.8 cmの大きさとした。紙は絶縁体であるため、本プロトタイプに影響を与えない。穴の数は縦横それぞれ2 × 2, 3 × 3, 4 × 4, 5 × 5の4種類である。隣接する穴の中心間の距離は、2 × 2が15.0 cm, 3 × 3が10.0 cm, 4 × 4が7.5 cm, 5 × 5が6.0 cmである。左上の点のラベルを1とし2, 3, ... と順番にラベルを付ける。何もタッチしていない状態のラベルを0とする。図5.1に穴の数が4 × 4の紙の図を示す。各穴の下にラベルが書かれている。これらの紙を布の上に重ね、被験者はこの穴上の布の点をタッチする。

被験者は著者1名である。

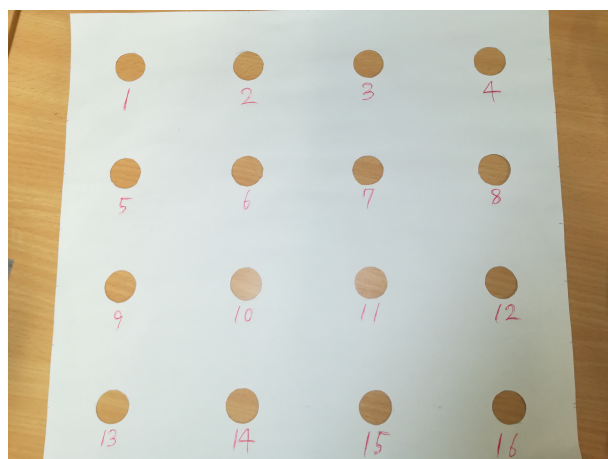


図 5.1 穴の数が4 × 4の紙

5.1.1 実験手順

実験には前述の穴が開いている紙を使用し、 2×2 、 3×3 、 4×4 、 5×5 の順に4種類行った。

まず、学習フェーズとしてディスプレイに1つのラベルが表示されるので、対応する布上の点をタッチする。このとき、指を放すように指示が出るまでタッチし続ける。1つの点につき10個の学習データを取得する。1つの点での学習データの取得が終わると、順番に次のラベルが表示される。以上の操作を全てのタッチする点での学習データの取得と何もタッチしていない状態での学習データの取得が終わるまで繰り返す。

学習データの取得が終わると、学習モデルの構築が開始される。グリッドサーチによりSVMのハイパーパラメータを最適化するために、学習データを5分割し、交差検証を行う。最適なパラメータが決定すると認識フェーズに移行する。

認識フェーズでは、ディスプレイに1つのラベルが表示されるので、対応する布上の点をタッチする。データを取得し終えるまでの約1秒間タッチし続けてもらう。データの取得が終わると、取得したデータを学習モデルに与え、タッチした点の識別を行う。ディスプレイに表示されたラベルと識別結果のラベルが一致していれば、正しく識別されたと見なす。1つの点での識別が終わると、ランダムな順序で次のラベルが表示される。以上の操作を全てのタッチする点と何もタッチしていない状態にて各10回ずつ行う。例えば、穴の数が 4×4 の場合、 $(4 \times 4 + 1) \times 10 = 170$ 回の操作を行う。図5.2はタッチする点が 3×3 のときに、ディスプレイに表示されているラベル8と対応する点をタッチしている様子である。

5.1.2 実験結果

それぞれの紙を使用したときの結果を以下に示す。

2×2

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は100%であった。

3×3

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は100%であった。

4×4

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は99.4%であった。混同行列を図5.3に示す。縦軸が実際にタッチした点のラベルであり、横軸がSVMによって認識された点のラベルである。ラベル15をタッチしたときに1回ラベル11と誤認識されている。ラベル11はラベル15と隣接しているため、誤認識されたと考えられる。

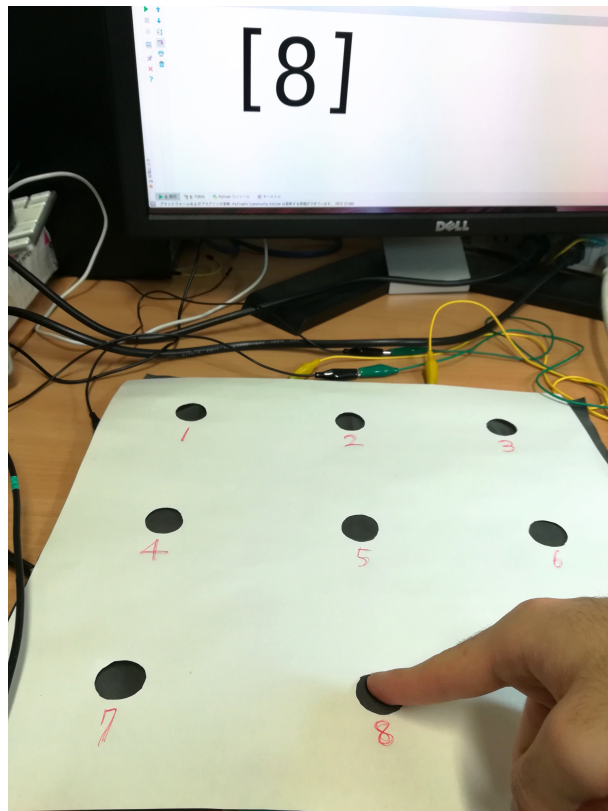


図 5.2 実験1の様子

0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
1	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
2	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
3	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
4	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
5	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
7	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	
8	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	9	
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16

図 5.3 タッチ点が 4×4 のときの混同行列

5 × 5

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は99.6%であった。混同行列を図5.4に示す。ラベル24をタッチしたときに1回ラベル25と誤認識されている。ラベル25はラベル24と隣接しているため、誤認識されたと考えられる。

5.2 実験2：より短い間隔にてシングルタッチを行う実験

実験1にて、本プロトタイプは布を平面に置いた状態にてシングルタッチを行う場合に、6.0 cm 間隔でのタッチ位置識別を行えることを確認した。そこで実験2では、より短い間隔にてタッチ位置識別を行えるかどうかを調査する。実験1と同様に、縦横方向に等間隔に半径1 cmの円状の穴が2つずつ、計4つ空いた紙を用意した。隣接する穴の中心間の距離が5.0 cm, 3.0 cm, 2.0 cmの3種類の紙を用意した。

被験者は著者1名である。

5.2.1 実験手順

穴の間隔が5.0 cm, 3.0 cm, 2.0 cmの紙の順に実験を行った。以降の手順は実験1と同様である。穴の数はそれぞれ4つなので、何もタッチしていない状態を含めて5つのラベルとする。

5.2.2 実験結果

それぞれの紙を使用したときの結果を以下に示す。

5.0 cm 間隔

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は100%であった。

3.0 cm 間隔

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は98.3%であった。

2.0 cm 間隔

SVMのハイパーパラメータは、放射基底関数、 $\gamma = 0.001$, $C = 1.0$ が最適であった。認識率は44.0%であった。混同行列を図5.5に示す。

以上より、本プロトタイプは布を平面に置いた状態にてシングルタッチを行う場合に、3.0 cm 間隔でのタッチ位置識別を行えることが示唆された。

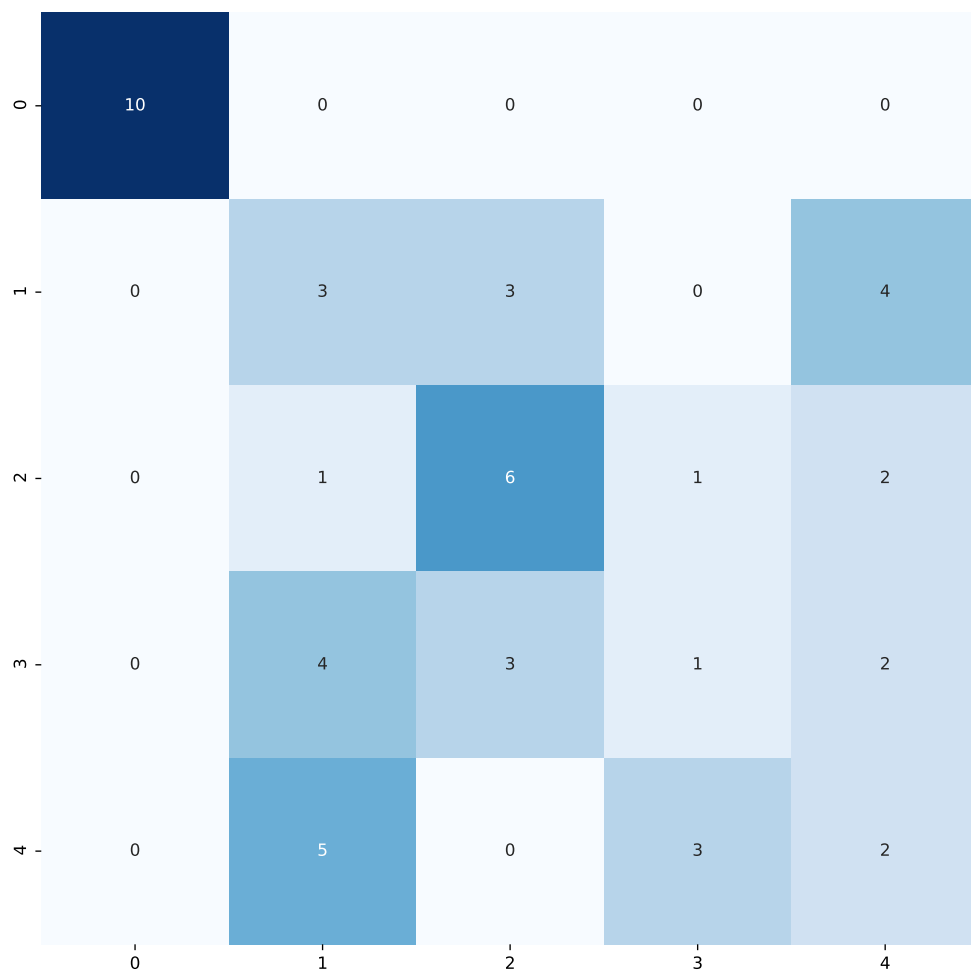


図 5.5 穴の間隔が 2.0 cm のときの混同行列

5.3 実験3：布を平面に置いた状態にてマルチタッチを行う実験

実験3の目的は、布を平面に置いた状態にてマルチタッチ識別を行うことができるかどうかを調査することである。実験1にて使用した 2×2 の穴が空いた紙を使用し、各点でのシングルタッチに加えて、全ての2点の組み合わせ((1, 2), (1, 3), (1, 4), (2, 3), (2, 4), (3, 4))を同時にタッチするマルチタッチの識別を行う。隣接する穴の中心間の距離は、15.0 cmである。図5.6に被験者がマルチタッチを行っている様子を示す。

被験者は著者1名である。

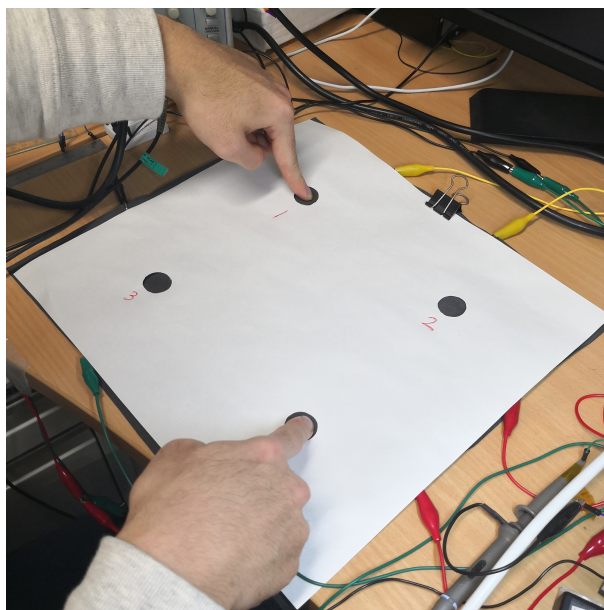


図 5.6 被験者がマルチタッチを行っている様子

5.3.1 実験手順

学習フェーズでは、まず実験1と同じように、各点での学習データおよび何もタッチしていない状態での学習データの取得を行う。その後、2つのラベルの組み合わせがディスプレイに表示されるので、対応する2点を同時にタッチする。1組の組み合わせにつき10個の学習データを取得する。1組の組み合わせでの学習データの取得が終わると、順番に次のラベルの組み合わせが表示される。以上の操作を全てのタッチする2点の組み合わせでの学習データの取得が終わるまで繰り返す。

学習モデルの構築は実験1と同様である。

認識フェーズでは、ディスプレイに1つのラベルまたは2つのラベルの組み合わせが表示されるので、対応する布上の1点または2点をタッチする。データを取得し終えるまでの約1秒間タッチし続けてもらう。データの取得が終わると、取得したデータを学習モデルに与え、タッチした点の識

別を行う。ディスプレイに表示されたラベルと識別結果のラベルが一致していれば、正しく識別されたと見なす。識別が終わると、ランダムな順序で次のラベル、またはラベルの組み合わせが表示される。以上の操作を全てのシングルタッチする1点、マルチタッチする2点の組み合わせおよび何もタッチしていない状態にて各10回ずつ行う。穴の数が 2×2 なので、 $(2 \times 2 + {}_4C_2 + 1) \times 10 = 110$ 回の操作を行う。

5.3.2 実験結果

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は100%であった。

5.4 実験4：物体を布で覆った状態にてシングルタッチを行う実験

実験4の目的は、物体を布で覆い、底面を除く面でのシングルタッチを識別できるかどうかを調査することである。実験に使用したのは、縦8.0 cm、横11.7 cm、高さ5.2 cmの木製の箱（図5.7）、プラスチック製の円筒型容器（図5.8）、アルミ缶（図5.9）、凹凸のあるプラスチック製の物体（図5.10）である。

箱の上面をラベル1、左側面をラベル2、背面をラベル3、右側面をラベル4、正面をラベル5とする。円筒型容器の上面をラベル1、上から見て側面を90度ずつ区切り、区切った面の中央それぞれにラベルを付ける。アルミ缶も円筒型容器と同様にラベルを付ける。凹凸のある物体の凹んでいる中央部分をラベル1、突出している部分それぞれにラベルを付ける。

被験者は著者1名である。



(a) 布で覆う前



(b) 布で覆った後

図5.7 実験4にて使用した木製の箱

5.4.1 実験手順

学習フェーズおよび認識フェーズは実験1と同様である。ただし、ラベルに対応する面の中央をタッチする。全てのタッチする面と何もタッチしていない状態にて各10回ずつ行う。



(a) 布で覆う前



(b) 布で覆った後

図 5.8 実験 4 にて使用したプラスチック製の円筒型容器



(a) 布で覆う前



(b) 布で覆った後

図 5.9 実験 4 にて使用したアルミ缶



(a) 布で覆う前



(b) 布で覆った後

図 5.10 実験 4 にて使用した凹凸のある物体

5.4.2 実験結果

それぞれの物体を覆ったときの結果を以下に示す。

木製の箱

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は100%であった。

プラスチック製の円筒型容器

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は100%であった。

アルミ缶

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は78.3%であった。混同行列を図5.11に示す。

プラスチック製の凹凸のある物体

SVMのハイパーパラメータは、線形カーネル、 $C = 1.0$ が最適であった。認識率は100%であった。

5.5 考察

本実験の考察を以下に示す。

実験1,2から、布を平面に置いた状態にてシングルタッチを行う場合に、3.0 cm 間隔でのタッチ位置識別を行えることが示唆された。

また、実験3から布を平面に置いた状態にてマルチタッチを行う場合に、それぞれのタッチ位置が15.0 cm 離れているときタッチ位置識別を行えることが示唆された。しかし、マルチタッチをどれだけ細かい精度にて識別を行うことができるかは未調査であるため、今後調査する必要があると考えられる。

実験4として物体を覆った状態にてシングルタッチを行ったところ、アルミ缶以外の物体のタッチ位置識別精度は非常に高かった。本プロトタイプは電気的手法を用いており、アルミ缶は導電体であるため、影響を受けてしまったと推測できる。

今回行った4つの実験の被験者は著者1名のため、今後は被験者ごとに個人差があるかどうかの調査を行う必要があると考えられる。また、温度、湿度および環境光などの実験を行う環境によって影響があるかどうかの調査も行う必要があると考えられる。

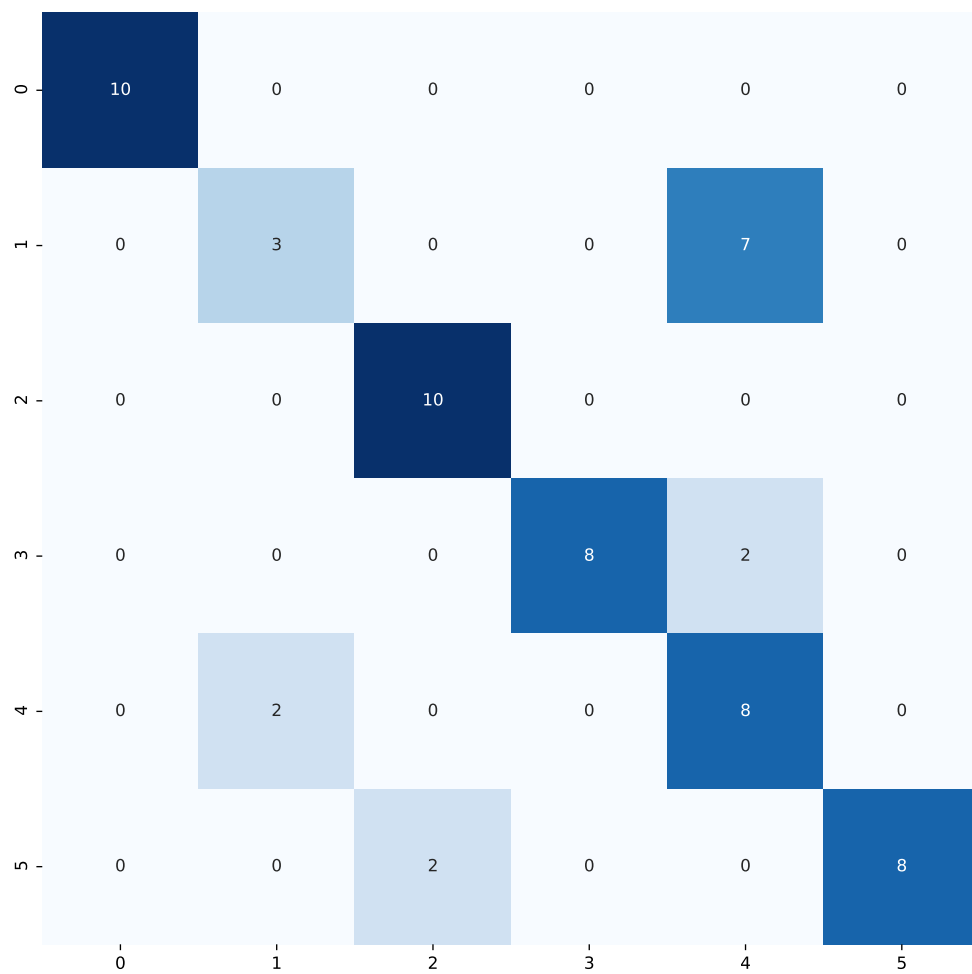


図 5.11 アルミ缶を覆ったときの混同行列

第6章 結論

本研究では、タッチ位置を検出可能な布によって既存物体を覆うことにより、物体にタッチインタラクションを付与するという手法を提案した。ユーザは物体を覆った布の表面にてタッチジェスチャを行うことにより、PC、スマートフォンおよびIoTデバイスへの入力を行い、様々なインタラクションを実現する。また、物体を覆わず布を平らな状態にしたまま、タッチパッドとして使用することもできる。布表面のタッチ位置を検出可能なシステムの開発には、ハードウェアとして導電布およびEIT、認識ソフトウェアとして機械学習を利用する。プロトタイプとして、導電布、波形発生器、ブレッドボード上の電子回路およびArduinoを使用したハードウェアの作成を行い、SVMを利用した認識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、プロトタイプを使用したタッチ位置の識別精度の評価実験を行った。布を平面に置いた状態にてシングルタッチを行う場合に、どれだけ細かくタッチ位置を識別できるかどうかの実験を行った。実験の結果から布上3.0 cm 間隔でのタッチ位置識別を行えることが示された。布を平面に置き、等間隔に2×2に分割した状態にてマルチタッチを行った場合の識別も可能であることを示した。また物体を覆い、複数の面でのシングルタッチを識別できるかどうかの実験を行ったところ、導電性物体以外にて高い精度を得た。これらの結果から、本手法の有用性を示した。

謝辞

本論文を執筆するにあたり、指導教員である高橋伸先生、志築文太郎先生には多くのご意見とご指導をいただきました。深く感謝いたします。特に高橋伸先生には研究生活に関して丁寧かつ熱心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、研究における様々なご助言をいただきました。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ご支援をいただき、充実した研究生活を送ることができました。深く感謝いたします。最後に、著者の生活を支えてくださった家族や友人、研究においてお世話になった方々に深く感謝いたします。

参考文献

- [1] Ivan Poupyrev, Nan-Wei Gong, Shiho Fukuhara, Mustafa Emre Karagozler, Carsten Schwesig, and Karen E. Robinson. Project Jacquard: Interactive Digital Textiles at Scale. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, pp. 4216–4227, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [2] Jacquard by Google — Home. <https://atap.google.com/jacquard/>. (Accessed on 01/25/2018).
- [3] 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*, CHI '17, pp. 1–14, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [4] 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*, UIST '17, pp. 665–678, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [5] Robert Xiao, Chris Harrison, and Scott E. Hudson. WorldKit: Rapid and Easy Creation of Ad-hoc Interactive Applications on Everyday Surfaces. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '13, pp. 879–888, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [6] Makoto Ono, Buntarou Shizuki, and Jiro Tanaka. Touch & Activate: Adding Interactivity to Existing Objects Using Active Acoustic Sensing. In *Proceedings of the 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '13, pp. 31–40, New York, NY, USA, 2013. ACM.
- [7] Jun Rekimoto. SmartSkin: An Infrastructure for Freehand Manipulation on Interactive Surfaces. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '02, pp. 113–120, New York, NY, USA, 2002. ACM.
- [8] Tobias Grosse-Puppenthal, Christian Holz, Gabe Cohn, Raphael Wimmer, Oskar Bechtold, Steve Hodges, Matthew S. Reynolds, and Joshua R. Smith. Finding Common Ground: A Survey of Capacitive Sensing in Human-Computer Interaction. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, pp. 3293–3315, New York, NY, USA, 2017. ACM.

- [9] Munehiko Sato, Ivan Poupyrev, and Chris Harrison. Touché: Enhancing Touch Interaction on Humans, Screens, Liquids, and Everyday Objects. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '12, pp. 483–492, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [10] David Holman and Roel Vertegaal. TactileTape: Low-cost Touch Sensing on Curved Surfaces. In *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium Adjunct on User Interface Software and Technology*, UIST '11 Adjunct, pp. 17–18, New York, NY, USA, 2011. ACM.
- [11] Keisuke Ono, Shinichiro Iwamura, Akira Ogie, Tetsuaki Baba, and Paul Haimes. Textile++: Low Cost Textile Interface Using the Principle of Resistive Touch Sensing. In *ACM SIGGRAPH 2017 Studio*, SIGGRAPH '17, pp. 8:1–8:2, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [12] Anita Vogl, Patrick Parzer, Teo Babic, Joanne Leong, Alex Olwal, and Michael Haller. StretchEBand: Enabling Fabric-based Interactions Through Rapid Fabrication of Textile Stretch Sensors. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, pp. 2617–2627, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [13] Joanne Leong, Patrick Parzer, Florian Perteneder, Teo Babic, Christian Rendl, Anita Vogl, Hubert Egger, Alex Olwal, and Michael Haller. proCover: Sensory Augmentation of Prosthetic Limbs Using Smart Textile Covers. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '16, pp. 335–346, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [14] Patrick Parzer, Adwait Sharma, Anita Vogl, Jürgen Steimle, Alex Olwal, and Michael Haller. SmartSleeve: Real-time Sensing of Surface and Deformation Gestures on Flexible, Interactive Textiles, Using a Hybrid Gesture Detection Pipeline. In *Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '17, pp. 565–577, New York, NY, USA, 2017. ACM.
- [15] Ryo Ohsawa, Kei Suzuki, Takuya Imaeda, Masayuki Iwai, Kazunori Takashio, and Hideyuki Tokuda. Smart Furoshiki: A Context Sensitive Cloth for Supporting Everyday Activities. In *HCI (2)*, Vol. 4551 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 1193–1199. Springer, 2007.
- [16] Masayuki Iwai, Ryo Ohsawa, Takuya Imaeda, Kei Suzuki, and Hideyuki Tokuda. Smart-Furoshiki: RFID-embedded Cloth enabling Multiple Area Detection. In *ICDCS Workshops*, p. 53. IEEE Computer Society, 2007.
- [17] Liliana Borcea. Electrical Impedance Tomography. *Inverse Problems*, Vol. 18, No. 6, p. R99, 2002.
- [18] 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.
- [19] 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.

- [20] Electrical Impedance Tomography : EIT の紹介. <https://www.kitasato-u.ac.jp/ahs/ce/bmel/home/kenkyu/>. (Accessed on 01/21/2018).
- [21] 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*, UIST '15, pp. 167–173, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [22] 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*, UIST '16, pp. 843–850, New York, NY, USA, 2016. ACM.
- [23] Welcome to pySerial's documentation — pySerial 3.0 documentation. <https://pythonhosted.org/pyserial/>. (Accessed on 01/21/2018).
- [24] scikit-learn: machine learning in Python — scikit-learn 0.19.1 documentation. <http://scikit-learn.org/stable/>. (Accessed on 01/21/2018).

付録A ハードウェアの回路図

本プロトタイプにて作成したハードウェアの回路図を示す。

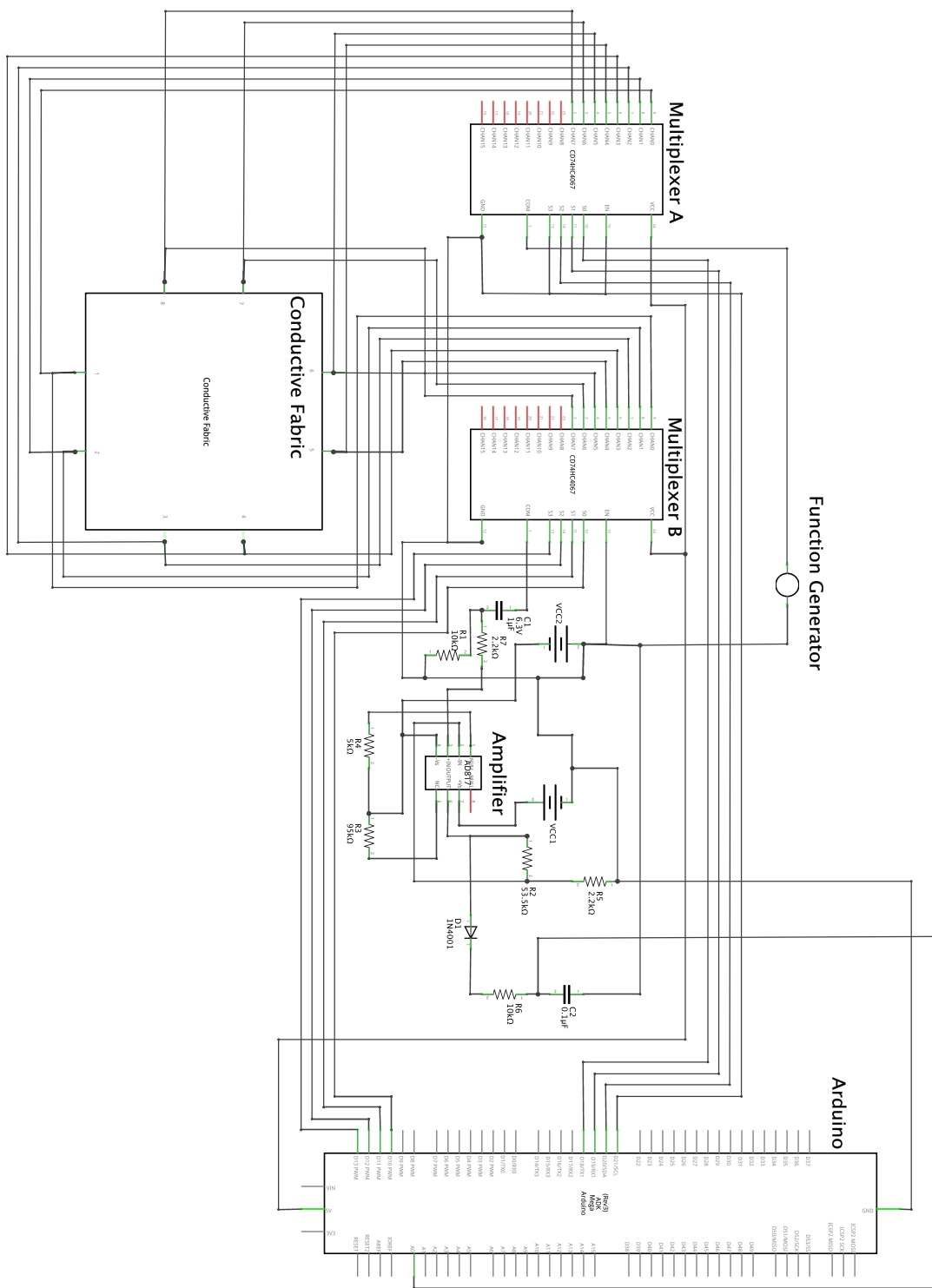


図 A.1 ハードウェアの回路図