

博士論文

振動センサ及び低雑音回路と深層学習を用いた家具上 のタッチ検知

吉田 誠

奈良先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
情報理工学プログラム

主指導教員: 安本 慶一
ユビキタスコンピューティングシステム研究室 (情報科学領域)

2024年3月29日提出

本論文は奈良先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科に
博士(工学)授与の要件として提出した博士論文である。

吉田 誠

審査委員：

主査	安本 慶一	(情報科学領域 教授)
	岡田 実	(情報科学領域 教授)
	諏訪 博彦	(情報科学領域 准教授)
	松井 智一	(情報科学領域 助教)
	藤本 まなと	(大阪公立大学 大学院情報学研究科 准教授)

振動センサ及び低雑音回路と深層学習を用いた家具上のタッチ検知*

吉田 誠

内容梗概

現実世界の情報を取得し活用する (IoT) の発展により様々なセンサから取得されたデータの活用方法が研究されている。機械学習や深層学習の発展により、単体のセンサからの信号だけではなく複数のセンサから得たそれぞれの信号の周波数成分や、振幅成分等の相対的な差 (以下、センサ間相対情報) を学習する事で、例えば従来のセンサでは検出が難しい複雑な振動の伝播経路をもつ環境での物の移動や、偏りの変化等の検知や予測に期待が高まっている。一方、機械学習や深層学習における性能向上や高効率化等を考慮したセンサハードウェアの開発や設計は発展途上であり、学習に必要な本質的な特徴量を失うことなく、低ノイズかつ効率的にセンシングできることに着目したハードウェア設計の取り組みは少ない。本博士論文では、複数のセンサ間相対情報の活用とセンシング対象の特徴を考察し、特徴量を効率的に取得できるセンサハードウェアを含むシステムの開発をテーマに研究を行った。具体的には様々なセンサのうち、振動センサに着目しユーザインターフェースへの活用を題材として、(1) 複数の振動センサのセンサ間相対情報を用いて、従来の静電式タッチセンサではセンシングが難しかった厚みのあるテーブル上のスワイプ操作を、深層学習を用いて検出する手法と、(2) テーブル上の操作による振動の特徴を考察したうえで、求められる低ノイズかつ広いダイナミックレンジに対応できる専用のハードウェアを開発した。一般的に静電式タッチセンサは、センサと人の指との間の素材の厚みが増すと急激に感度が低下することが知られている。一方、振動波の厚み方向への減衰の影響は比較

*奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 博士論文, 2024年3月29日.

的穏やかで、振動センサを用いてタッチ検出ができれば厚みのある素材の使用やセンサ自体の隠ぺいが可能となり居住空間の美観やデザインを損なうことなく、生活空間に溶け込むインターフェースを提供でき、またモノを触ってその対象が反応するという自然なインタラクションを提供できる。本研究では、4つの振動センサと低ノイズで高いダイナミックレンジを確保した専用アンプの開発を行い4方向のテーブル上のスワイプ操作の検出を最大90%の精度で実現した。

キーワード

振動センサ, 深層学習, アンプ回路, インターフェース, タッチ操作

Touch Detection on Furniture Using Vibration Sensors with Low-Noise Circuits and Deep Learning*

Makoto Yoshida

Abstract

Many studies have been conducted on utilizing data obtained from various sensors in the IoT, a technology that acquires and utilizes information from the real world. Developments in machine learning and deep learning have made it possible to learn signals from not only a single sensor, but also relative differences in frequency components, amplitude components, etc., of signals from multiple sensors.

This has raised expectations for detecting and predicting, for example, the movement of objects and changes in the bias of objects in environments with complex vibration propagation paths that are difficult to detect with conventional vibration sensors. On the other hand, the development and design of sensor hardware, which consider performance improvement and high efficiency in machine learning and deep learning, is still in its early stages. There are few initiatives in hardware design that focus on low noise, efficient sensing without compromising the essential features required for learning. In this doctoral dissertation, we conducted research on the themes of (1) the utilization of relative information among multiple sensors and (2) the development of sensor hardware that can efficiently acquire features by considering the characteristics of the sensing target. Specifically, among various sensors, we focus on vibration sensors and make the following proposals on the subject of their use in user interfaces. (1) Using inter-sensor correlation information from multiple vibration sensors, we propose

*Doctoral Dissertation, Graduate School of Science and Technology, Nara Institute of Science and Technology, March 29, 2024.

a method for detecting swipe operations on a thick table, which are difficult to sense with conventional electrostatic touch sensors, using vibration information alone, and using deep learning. (2) Proposal of dedicated hardware that can handle the required low noise and wide dynamic range, based on consideration of the characteristics of vibration caused by hand operation on a table. In general, it is known that the sensitivity of electrostatic touch sensors decreases rapidly as the thickness of the material between the sensor and the human finger increases. On the other hand, the effect of attenuation of vibration waves in the direction of thickness is relatively mild. If touch detection can be achieved using a vibration sensor, thicker materials can be used, and the sensor itself can be hidden, providing an interface that blends into the living space without compromising aesthetics or design in the home, In addition, it can provide a natural interaction in which the object reacts to the touch of the sensor. In this research, we developed an algorithm using four vibration sensors, a dedicated amplifier that ensures low noise and high dynamic range, and CNN and realized the detection of swipe operations on a table in four directions with a maximum accuracy of 90%.

Keywords:

Vibration sensor, deep learning, amplifier circuit, interface, touch operation

目次

1. 序論	1
2. 関連研究	6
2.1 インターフェースが居住空間の美観を損なわず存在できる条件 . . .	6
2.2 カメラを用いたインターフェース	7
2.3 マイクを用いたインターフェース	7
2.4 静電式タッチセンサを用いたインターフェース	8
2.5 振動センサを用いたインターフェース	10
2.6 隠しインターフェース	11
2.7 本研究の位置づけ	12
3. 振動センサを利用したインターフェースシステム	13
3.1 システム要件	13
3.2 システム構成概要	13
3.2.1 振動センサユニット	17
3.2.2 センサ用増幅回路の設計	18
3.2.3 ノイズへの対策のための筐体設計	20
3.2.4 テーブル上のスワイプに伴う振動のキャプチャ	21
3.3 振動データの観察	23
3.3.1 振動データ時間軸波形	23
3.3.2 振動源の位置とセンサ信号振幅の関係の確認	24
3.3.3 聴覚での定性的な確認	27
3.3.4 スペクトログラムでの確認	28
3.4 深層学習を利用したスワイプ振動の分類	30
3.4.1 CNN を用いた, スワイプ方向の学習と検出	31
3.4.2 CNN の層構造	32
3.5 評価	33
3.5.1 同一テーブルでの人物毎のデータの取得	34

3.5.2	3人の被験者毎の精度検証	35
3.5.3	3種類の異なるテーブルでのデータの取得	36
3.5.4	3種類の異なるテーブルによる精度検証	36
3.5.5	Leave One Person Out Cross Validation による精度評価	37
3.5.6	検出対象の人物のデータを追加した場合の精度の確認	38
3.5.7	Leave One Table Out Cross Validation による精度評価	39
3.5.8	検出対象のテーブルのデータを追加した場合の精度の確認	40
3.6	考察	41
3.6.1	評価結果の考察	41
3.6.2	振動センサの構造に関する考察	42
3.6.3	スペクトログラム上の縞模様に対する考察	46
3.6.4	技術の拡張性についての考察	47
3.6.5	技術の実用に向けた考察	48
3.7	実用化のための今後の課題	49
3.7.1	システムの汎化性への課題	49
3.7.2	センサ取付構造に関する課題	50
3.7.3	使い勝手の向上への課題	51
4.	結論	52
4.1	結果のまとめ	52
4.2	将来の展望	53
	謝辞	55
	参考文献	57
	研究業績	63

目次

1	タッチ操作する素材の厚みと静電容量	9
2	振動センサを用いたタッチ検出におけるデバイスと室内使用イメージ	15
3	実験で使用した振動センサユニットの構造とセンサの取り付け状態の例	16
4	システム全体のブロック図	16
5	アンプ回路図と小型化の検討例	20
6	振動センサ用アンプシステム	21
7	テーブル1に対するセンサ取付位置の詳細	22
8	ハードウェア部ブロック図	22
9	スワイプ方向別の各チャンネルにおける振動センサの振幅波形	24
10	テーブル上のバイブレータによる加振とレベル測定	25
11	加振位置からセンサまでの距離とセンサ出力の関係 (400Hz 加振, CH ごと)	26
12	加振位置からのセンサまでの距離とセンサ出力の関係 (CH4, 周波数ごと)	27
13	振動信号の聴感での確認	28
14	スペクトラムでの信号成分の確認	30
15	CNN の構造	33
16	人物毎のテーブルスワイプデータの取得	34
17	3分割交差検証による被験者3名のデータを用いた評価	35
18	テーブル毎のテーブルスワイプデータの取得	36
19	3分割交差検証による3種類のテーブルのデータを用いた評価	37
20	Leave One Person Out Cross Validation による精度評価	38
21	検出対象の人物のデータを1セッション分追加した場合の精度評価	39
22	Leave One Table Out Cross Validation による精度評価	40
23	検出対象のテーブルのデータを1セッション分追加した場合の精度評価	41
24	センサ SN 比特性測定環境	43

25	質量ごとのセンサ SN 比の周波数特性	45
26	質量ごとのセンサ SN 比の周波数特性 (5 点移動平均)	45
27	スワイプ操作時の指の動きと振動の周波数成分の変化	47
28	居住空間でのセンサ使用イメージ	49

表目次

1	提案手法と関連研究の比較	12
2	加振信号周波数	26
3	STFT のパラメータ	31
4	3 人の被験者における 3 分割交差検証の結果	35
5	3 種類ののテーブルにおける 3 分割交差検証の結果	37
6	3 人の被験者による Leave One Person Out Cross Validation による 評価結果	38
7	検出対象の人物のデータを 1 セッション分追加した場合の評価結果	39
8	3 つのテーブルを用いた Leave One Table Out Cross Validation の評 価結果	40
9	検出対象のテーブルのデータを 1 セッション分追加した場合の評 価結果	41

1. 序論

住宅設備や家電製品のスマート化が進み、スマートホームはより身近な存在となり、近年はより豊かな生活の提供という観点から、人が暮らす生活空間と家電や設備との調和が重要な要素になってきており、スマートな家電だけではなくスマートな家具の検討 [1, 2] も様々になされている。さらに家電や家具そして設備には機能性だけではなく、美観や質感といったデザイン性や、存在を意識せず生活空間に溶け込むことが求められている。とりわけインターフェースは居住者と設備等を結ぶ直接的な要素であることから、設備や家電等が居住空間と調和するかどうかや、設備や家電等が人々の生活に自然に溶け込むかどうかを決めるカギを握っているといえる。現在スマートホームで用いられている既存の入力インターフェースとしては、リモコンやスマートフォン用アプリケーションが挙げられるが、より直感的で人に寄りそう新しいインターフェースの実現を目指して様々な研究がなされている。例えば、人がリモコンなどのデバイスを持たずに操作ができるよう、カメラや赤外線もしくはそれらを組み合わせて、人の動きやジェスチャ等を認識することによる入力方法が研究されている [3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]。さらには、プロジェクションマッピングを組み合わせ GUI の提供や、GUI 上に合わせた手の動きによる操作等が研究されている [10, 11, 12]。これらの手法は、デバイスを持たずに操作ができ、かつ GUI と組み合わせメニュー画面など階層的な操作に対応できる利点があるが、カメラやモーションセンサは対象物を視認できる位置に配置されなければならない。また、プロジェクションマッピングも同様に人が影をつくらないように配置されなければならない。このようにカメラやモーションセンサそしてプロジェクションマッピングにはオクルージョンの問題があり居住空間内への配置位置に制限があるため、生活動線の邪魔になりやすいという課題がある (課題 1)。また、画像認識デバイスを室内に配置する場合プライバシーの懸念がある (課題 2)。一方で音声認識を使ったインターフェース [13] も活用されている。音声認識を用いたインターフェースは設置スペースが節約でき容易に導入できる利点があるが、例えば音量調整など連続量を変化させる場合に、調整量に合わせて複数回音声を発生させないといけないなど、煩わしく直感的に操作できない課題がある (課題 3)。さらには音声認識ではなく、マイクを用いた音響

信号により人の操作の動きを判別するもの [14, 15] や、より高度な文字の入力まで拡張した研究もある [16, 17]. しかしながら、マイクをスマートホームのコントローラとして室内に設置する場合、カメラ同様にプライバシーの懸念がある. そこでプライバシーの懸念に対応しつつ人の動きを認識するセンサデバイスとして、電磁波を用いたシステムの研究も活発に行なわれている [18, 19, 20, 21, 22, 23]. しかしながら電磁波を用いたものは、室内の家具等の配置変更や金属材質の家具の使用により電波環境の変化が起これ、認識精度が低下する課題がある. これにより、居住空間のデザインのみならず、家具に使用される素材にも制約が生じ、人が見たり触れたりする素材の美観や質感、デザインに課題がある. (課題4).

一方、近年入力デバイスと共に重要なインターフェースである表示インターフェースにおいてデザインや美観を重視しユーザの生活空間に溶け込ませることができる隠しインターフェースの研究が行われている. Olwal ら [24] は、家具や家電本体の化粧パネルの下等に高輝度が得られるように表示アルゴリズムが工夫された発光表示デバイスを埋め込み、使用時以外には消灯することで表示装置を見えなくする「隠れインターフェース」を実現している. 消灯している時は家具等の素材の質感をそのまま活かすことができるため、美観やデザインが重視される居住空間の設備においては特に重要な技術といえる. しかし、上記研究では主に表示デバイスについて検討されているため、入力インターフェースについては従来の静電式タッチセンサを採用している. 一般に静電デバイスは、厚みのある材質の下では感度が極端に低下することが知られている. また、静電デバイスは金属材質の家具には使用が難しいなどの課題があるため、既存家具で用いられている様々な素材へ対応しながら、美観や質感を活かすために隠れた場所にセンシングデバイスを搭載する事には課題がある.

インターフェースを居住空間のデザインや美観に適合させるには、表示のためのディスプレイデバイスだけでなく入力のためのセンシングデバイスもユーザが必要としない限り視認されない所に配置されるべきである. ディスプレイデバイスとともにセンシングデバイスを隠れた見えない場所に配置することができれば、人が見たり触れたりする場所に木材や石材そして金属など材料の質感や触感をそのまま活かすことができ、デバイスを意識させない生活空間に溶け込むイン

ターフェースを実現させることが可能になる。以上述べてきたように、生活に溶け込むインターフェースを実現するには前述の課題(1)~(4)を解決するインターフェースシステムを開発することが必要である。しかしながら、入力インターフェースについては居住空間の美観や、設備や家具の素材や質感を保つことのできるデバイスの検討の議論はまだ少ない現状がある。

本研究では、従来の静電式タッチセンサとは異なる方法で既存の家具や設備そのものを触れて操作するインターフェースを提案し上記課題(1)~(4)を解決する。提案するインターフェースは家具や設備本体の隠れた場所に、薄型の piezo デバイスを用いた4つの振動センサユニットを貼り付けることで、家具に人が振れた振動を用いて入力操作を検出する。振動センサは2次元平面上に配置し、4つのセンサユニットのうち2つは操作者から見て水平軸上に並べて配置しX軸用として利用し、残りの2つは垂直軸上に並べて配置しY軸用として用いる。システムは人が指で家具に触れた時に発生する振動を、4チャンネル(以下チャンネルまたはCHと表す)それぞれのセンサで検出し、得られた信号から、STFT (Short-Time Fourier Transform) を用いて周波数成分の時間的変化を示すデータを作成し、各チャンネルのセンサ信号に含まれるの周波数成分の時間変化とその相対関係を深層学習を用いて学習させることにより、人が家具表面を指で操作する動作を検出する。これらのセンサは既存家具に張り付けるだけではなく、家具の内部や室内の壁のパネルの裏に埋め込んで使用することも可能であり、ユーザからはセンサを一切見えなくすることができる。また、この方式は静電式タッチセンサとは異なり、素材の厚みの影響を受けにくいため、厚みのある素材の裏側にセンサを配置することが可能で、厚手の木材など素材の質感を活かした操作面を実現できる。またさらに、静電式タッチセンサでは実現が難しい金属素材も扱える。よって室内の家具や建物の構成要素に金属を含む多彩な素材をつかってデザイン性を重視したインターフェースを実現できる。

我々はインターフェース搭載対象の家具1つとしてテーブルを選び、単なるオン、オフのようなタッチ動作ではなく天板を指でなぞることによる4方向のスイープ操作として、操作者から見て上にスイープ (Up), 下にスイープ (Down), 右にスイープ (Right), 左にスイープ (Left) の4種類を検出させるべく検討を行った。

評価は、3名の被験者と3種類の異なるテーブルで行い、学習モデルの評価については、各被験者毎の学習モデルについて3分割交差検証（3 fold cross validation）による評価と、1パーソン除外の交差検証（全被験者のデータのうちスワイプ方向を検出する対象の任意の被験者のデータを評価データとし、残りの被験者のデータを学習データとして学習させ、作成した学習モデルの評価を行い、全被験者のデータが1回ずつ評価データとなるように繰り返し評価した平均の値であり以下 Leave One Person Out Cross Validation という）、さらに検出対象の人物のデータを除外した1パーソン除外の交差検証で用いた学習データに、検出対象の人物のデータを1セッション分だけ加えたデータセットで学習させたものに対して評価をおこない、それらの検出精度の平均を提案手法の認識精度とした。さらに異なる3種類のテーブルにおいても同様に、1人の固定された人物がそれぞれのテーブルに行ったスワイプ操作に対してテーブル毎の3分割交差検証（3 fold cross validation）と1つのテーブルを除外した交差検証（全テーブルのデータのうちスワイプ方向を検出する対象の任意のテーブルのデータを評価データとし、残りのテーブルのデータを学習データとして学習させ、作成した学習モデルの評価を行い、全テーブルのデータが1回ずつ評価データとなるように繰り返し評価した平均の値で、以下 Leave One Table Out Cross Validation という）、さらに検出対象の1つのテーブルを除外し交差検証で用いた学習データに、検出対象のテーブルのデータを1セッション分だけ加えたデータセットで学習させた学習モデルに対して精度評価を行った。

結果、Leave One Person Out Cross Validation において、検出対象の被験者のスワイプ方向を判定させたとき、0.67の精度を達成した。更に、上記条件に加え検出対象の被験者のスワイプデータを1セッション分だけ学習データに追加し学習させたモデルにおいては精度を0.90とすることができた。一方、同様に Leave One Table Out Cross Validation において、検出対象のテーブルのスワイプ方向を判定させたときは、0.35の精度にとどまったが、上記条件に加え検出対象のテーブルのスワイプデータを1セッション分だけ学習データに追加し学習させたモデルにおいては精度を0.81とすることができた。

本論文は、これらの検討内容と成果をまとめたものであり、構成は以下の通り

である。2章では、人の操作を入力する様々なインターフェースに関する先行研究に関して述べ、本研究の位置づけを明らかにする。3章では、我々が提案する家具に触れて操作するインターフェースを実現するために開発した、振動センサユニットおよびセンサアンプ回路について述べるとともに、深層学習を用いたセンシングシステムの要件を考えるうえで必要な、家具を人が触れたときの振動がセンサに到達する際の振幅および周波数特性の評価と考察と、それをうけて考案した深層学習のモデルの構造および評価結果と、評価結果を受けた今後の改善に対する考察を述べる。さらにセンサ構造や得られたスペクトログラムに関する考察と、最後に実用化に向けた課題についても述べる。4章では提案システムに対するまとめと将来の展望について述べる。

2. 関連研究

本章では、インターフェースが居住空間の美観や質感を保ち、存在を意識させずに生活に溶け込み調和するという観点から求められる要件を明らかにしたうえで、本研究に関連するいくつかの既存の研究を調査し、これらの研究の要件に対する課題を抽出するとともに、この論文における研究目標を明確にする。

2.1 インターフェースが居住空間の美観を損なわず存在できる条件

居住空間のデザイン性や美観に影響を与えず生活に溶け込むインターフェースを実現するためには、センサ等のデバイスの存在をユーザに意識させないことが大切である。入力インターフェースにおいては操作を検出するセンサは使用者の、生活動線を邪魔することがない位置に配置されるべきであり、また居住空間内において特に重視されるプライバシーへの配慮のためセンサが収集するデータはプライバシーの懸念が少なく、かつ必要最小限のデータを収集することが求められる。また操作はユーザに負担をかけないようできるだけシンプルで直感的であることが望まれる。さらに居住空間の美観を損なうことがないインターフェースを実現するにはユーザが目や手で触れるインターフェースの表面や接触面には、厚手の木材など質感を生かした素材を使用でき、センサは見えない隠れた位置に隠れ可能であることが望まれる。以上のことからインターフェースが居住空間内の美観や質感を保ち、存在を意識させずに生活に調和し溶け込むためには以下のような条件を満たす必要がある。

- 要件 (1): 生活動線の邪魔にならないこと
- 要件 (2): プライバシーの懸念が少ないこと
- 要件 (3): 自由度の高い直感的な入力操作ができること
- 要件 (4): 美観・質感を損ねないこと

以下、既存のインターフェースに関する研究を調査し、これらが上記要件を満たしているか議論する。

2.2 カメラを用いたインターフェース

近年カメラを用いたジェスチャ認識をインターフェースとして用いる研究が行われている。後藤ら [10] は、パンチルト付きのカメラとプロジェクターを用いて、室内のテーブルや壁などユーザが好きなところに GUI 映像を投影し、さらに投影画像に対して行う操作を撮影したビデオ映像をもちいて、あたかもタッチパネルの様なハンドジェスチャの検出を行っている。Simone ら [11] は、カメラとプロジェクターさらに赤外線レーザを組み合わせてインターフェースを構築しており、投影した映像に対して、マルチタッチを含めた人が行う操作の認識を実現している。それに加え物体の認識も行っており、料理の支援を想定した使用例では料理レシピを投影するとともに、食材の認識も実現している。しかし、これらの手法はシステムが大規模であるだけでなく、オクルージョンの課題があり、カメラは投影面および手がカメラの画角に入り、なおかつ遮るものが映り込まないように設置しなければならない。その結果、家具の設置位置関係に制限が生まれ、人の生活動線に制限ができるという課題がある。また、カメラが室内に設置されデータの保存や、通信が行われるため第三者の閲覧などプライバシーの懸念が生じてしまう。近年ではこの事に着目して撮影した映像から、認識に必要な骨格情報などの特徴のみを抽出して活用することでプライバシーへ配慮をする技術も確立されているもののユーザから視認されやすい位置にカメラが設置されるため、使用されていない時も含めてカメラの存在に対する心理的な懸念が生まれてしまう。さらに実用面では、室内では照明を暗くする場面も多く、撮像素子への光の蓄積量が減るためフレームレートが上げにくくなったり、画像が不鮮明になるなど動体識別の難易度が上がる。また、運用面では画像データは情報量が多く前処理に計算コストがかかるという課題もある。

2.3 マイクを用いたインターフェース

Andreas ら [25] は、机の上に置いた複数のマイクロフォンを使い、ノックやスワイプなどのイベントを機械学習と組み合わせて検出している。複数のマイクを使うことにより、マイクが故障した際のバックアップとして用いたり、信号の合

成を行ったり、外来ノイズの判断に用いることができるように拡張性を持たせている。また、彼らはマイクから得られた信号に対しFFTを用いた周波数領域での特徴量の抽出に加え、時間軸信号のゼロクロスの特徴量を合わせることでクラス分類の精度を向上させている。この論文では物を叩くインパクトイベントとスワイプイベントの分類を実現している。しかしながらこの研究では、スワイプの方向性の検出までは行われておらず、複数のマイクもそれぞれ補完的に用いられているにとどまる。Mayank [26]らは相互に共有する平面上に置かれたスマートフォンなどの複数のデバイス間で関連づけと情報転送を行うシステムを提案している。このシステムはスマートフォンに内蔵されたセンサおよびコンタクトマイクを用いて複数のスマートフォンが共有する平面上での指によるスワイプ、ピンチ、エキスパンドなど多彩なジェスチャを72種類の特徴量を用いてk近傍法で認識している。さらにスワイプの方向の検出も可能にしており、スワイプ時のスペクトラムの時間的变化を考察している点で優れている。しかしながら、操作を行う平面はデバイスを置いた面に限られているため、センサがユーザから見えないインターフェースを実現するには不十分である。

2.4 静電式タッチセンサを用いたインターフェース

静電式タッチセンサはスマートフォンやタブレット等のインターフェースに広く用いられており、様々な研究がされている。Sakakibara [27]らは、静電式タッチセンサを浴槽のバスタブに埋め込むことで、湯水がある場合でもタッチやスライド操作ができるシステムを提案している。また、Pourjafarian [28]らは、汎用マイクロコントローラを用いて動作させることで、特殊なハードウェアを必要としない静電式タッチセンサシステムを提案している。静電式タッチセンサはマルチタッチも可能にする優れた特徴をもっているが、原理上センサ電極からパネル表面までの厚み(距離)に比例して感度が低下するだけでなく、周囲の電氣的ノイズの影響を受けやすいため精度が急激に低下しやすい。具体的には静電式タッチセンサは図1(a)(b)に示すように、パネルに指が触れたときに発生する静電容量の変化を検出している。静電容量の基本的な発生原理は同図(c)に示す平行平板のコンデンサの静電容量と同じで、平行平板のコンデンサの静電容量 $C[F]$ は真空

で、一般的にアクリル板を用いた場合で5[mm]から大きくて10[mm]が限界であることが多い[29]。このように、家具などの分厚い化粧パネルの下に静電式タッチセンサを隠して素材の質感を活かす手法をとることは困難であり、さらに一般的にパネルに金属素材を利用することも困難である。

2.5 振動センサを用いたインターフェース

Sumida ら [30], Hirai ら [31] はバスルームなど家庭内の濡れた環境でも操作できる埋め込みインターフェースを提案している。実例としてバスタブの裏側に配置することで表から見えない埋め込みセンサを実現しており、静電センサほかピエゾデバイスを用いた振動センサも内蔵しており、バスタブをタッチしたりスクラッチしたりする操作を認識させている。彼らはスクラッチ音特有の振動信号に含まれるスペクトラムのうち基本周波数である F_0 に着目して、タップとスクラッチを区別している。さらに、Kawakatsu ら [32] は複数の指での操作にも対応させている。しかしながら、いずれの研究も自由度の高い上下左右のような複数のスワイプの方向の検出については検討していない。

Yasha ら [33] は、VPU (Voice Pickup Unit) を用いて表面弾性波 (SAW) を用いたインターフェースの研究を行っている。表面弾性波は物質の表面を空気との境界に沿って伝播してくため、周囲雑音の影響をうけにくく遠方まで伝搬する特徴がある。彼らはこの表面弾性波の特徴を活かして、操作平面状に VPU センサを設置し物体の表面をジェスチャ操作したとき、指などが接触した際に発生する表面弾性波を受信し、得られる信号に対し最適化された MFCC を用いて特徴量を抽出し、機械学習によりジェスチャの種類を分類している。彼らは何も操作しないことを含む7種類のジェスチャを判別させており95.2%の精度を達成している。

また、テーブル上の調理器具の操作など料理行動に伴う振動を認識する実験では、何も操作しない行動を含む17種類の行動を99.2%の高い精度で分類している。また2つのVPUセンサを利用して、1軸2方向のスワイプ操作を99.6%の精度で実現している。しかしながら、表面弾性波は物質表面と空気の境界に拘束され、深さ方向へは指数関数的に減衰することが知られており振動は構造体の内部に入りにくい。このためセンサを家具の化粧パネルの裏などユーザから視認でき

ない隠れた場所に設置することが容易ではない。

2.6 隠しインターフェース

Olwal ら [24] は、家具や家電において身近な素材の美しさを生かしながら、オンデマンドのインタラクションやデジタルディスプレイを実現する隠し表示装置の研究を行っている。このデバイスは、一般的なディスプレイで行われている発光素子を順次発光をさせていく単純な走査方式ではなく、必要な複数の行を同時にアクティブにして表示させる並列レンダリングを行うことで輝度を確保している。このような処理を行うことで、従来の5~10倍の明るさを確保したうえで、このデバイスを家具や家電の素材の内部に埋め込み発光させることで文字や記号を高輝度で素材に浮き上がらせ、一方で使用していない時は消灯することで素材しか見えない状態を保ち、従来では難しかった素材の美しさと機能性を両立させることを可能にしている。これらのデバイスを様々な素材に埋め込み検証することで居住空間内のインテリアデザインに不可欠な素材の質感や美観を保つ表示インターフェースを実現している。

また彼らは、隠しインターフェースの実現を検討するうえで大規模なアンケート調査も行っており、ユーザの求める美観にマッチした表示方法として提案している。この研究は、アンビエントコンピューティングにおいてデザインの重要性について新しい見識が得られる点で優れているが、論文の主体は表示デバイスについてであり、実験で使用された入力インターフェースは、従来の静電式タッチセンサであるため厚みのある木材や金属素材など質感を活かしたパネルの下に埋め込むことは困難である。

以上で述べてきたセンシングやインターフェースの研究の取り組みは多岐にわたっているが、本章で述べた要件(1)~(4)をすべて満足し、居住空間内のデザインや美観を重視した生活に溶け込むようなインターフェースの実現には至っていない。

2.7 本研究の位置づけ

表 1 に、関連研究として挙げたインターフェースについて、居住空間の美観や質感を保ち生活に溶け込むために必要な要件と、それに対する対応状況を示す。表より、既存のインターフェースに関する研究において、必要な項目について部分的に考慮されているものもあるが、すべての要件を満たすインターフェースシステムの構築には至っていない。したがって、本研究では、これら要件を満たすインターフェースを実現するための新しい提案を検討した。

表 1: 提案手法と関連研究の比較

	要件 (1) 生活動線	要件 (2) プライバシー	要件 (3) 直感的	要件 (4) 美観・質感
Goto [10]			✓	✓
Simone [11]			✓	✓
Andreas [25]	✓			
Mayank [26]	✓		✓	
Sakakibara [27]	✓	✓		
Pourjafarian [28]	✓	✓	✓	
Sumida [30]	✓	✓		
Hirai [31]	✓	✓		
Kawakatsu [32]	✓	✓		
Yasha [33]	✓	✓		
Olwal [24]	✓	✓	✓	
提案手法	✓	✓	✓	✓

3. 振動センサを利用したインターフェースシステム

本章では、我々が提案し設計・開発する、要件(1)~(4)を満たす振動センサを利用したインターフェースについての原理とシステム構成について述べる。

3.1 システム要件

前章で述べたような居住空間の美観や質感を保ち、生活に溶け込むインターフェースを実現するためのデバイスとして、我々は振動センサを用いたタッチインターフェースに着目した。振動センサは家具の室内空間への配置に制限を課してしまうオクルージョンの問題が回避でき、室内の生活動線の邪魔をしないことから要件(1)を満たす。

また、さらに画像や音声ではなく、ユーザがインターフェースに触れた振動を主としてキャプチャするためプライバシーの懸念が少なく要件(2)を満たす。

さらに、家具や設備に触れる振動を利用することで自由度の高い直感的な操作を実現できるため要件(3)を満たす。

最後にピエゾ素子を用いた振動センサは、安価・小型・薄型であり、検出する物理現象である振動が厚みのある素材や金属であっても伝達していく特性があることから、センサを搭載しても家具や設備に美観や質感を重視した様々な素材を用いることが出来る。また光学系のカメラや赤外線などのセンサとは異なりユーザが視認視認することのできない、家具や設備の構造素材の下など隠れた位置にセンサを配置できるため要件(4)を満たす。

このことから我々は振動センサを用いて、既存家具に触れて操作するインターフェースを実現する方法を検討した。

3.2 システム構成概要

本項では、システムの概要を説明する。図2は室内での家具や壁へのセンサの取り付けを想定したイメージを示している。本研究では、家庭によくある家具の1つとしてテーブルを選び実験を行った。

図3は提案システムの振動センサユニットの構造とテーブルを例としたセンサの取り付け構造を示している。

図4はこのシステムの全体のブロック図を示している。システムは家具をユーザが直接手で触れ、スワイプすることにより発生した振動を、 piezo素子を用いた4つの振動センサユニットを用いて、時系列のデータとしてキャプチャする。4つセンサユニットからの信号はそれぞれ時間的に同期されており、得られた4つそれぞれの振動データはSTFTを用いて周波数成分の時間的な変化を示すデータに変換され、さらに4つのデータを1つの配列データとしてまとめることで、センサユニット間の相関情報を含むデータとして得る。その後さらに得られたデータに対しユーザのスワイプ方向別にラベリングをおこなう。

このようにして得られたデータを用いて深層学習により学習モデルを作成し、作成したモデルで未知のスワイプ操作による振動信号に対してスワイプ方向を推定する。

続いて、システムを構成する各要素について説明する。

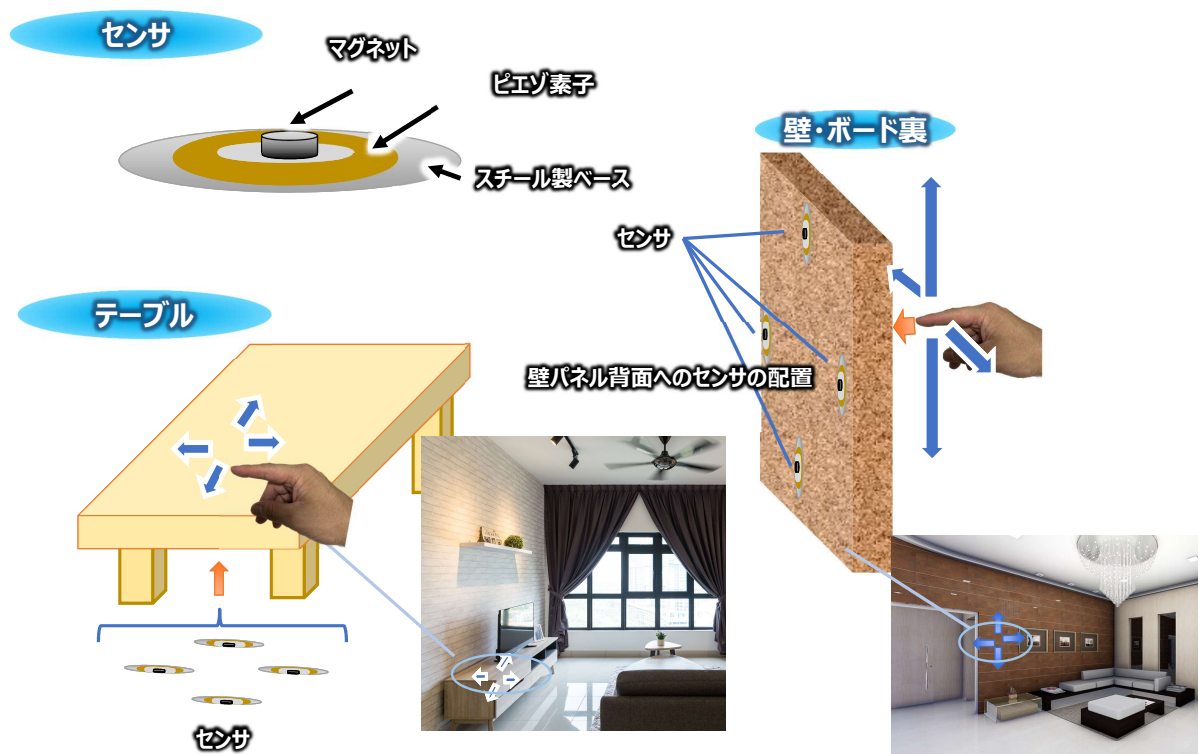


図 2: 振動センサを用いたタッチ検出におけるデバイスと室内使用イメージ



図 3: 実験で使した振動センサユニットの構造とセンサの取り付け状態の例

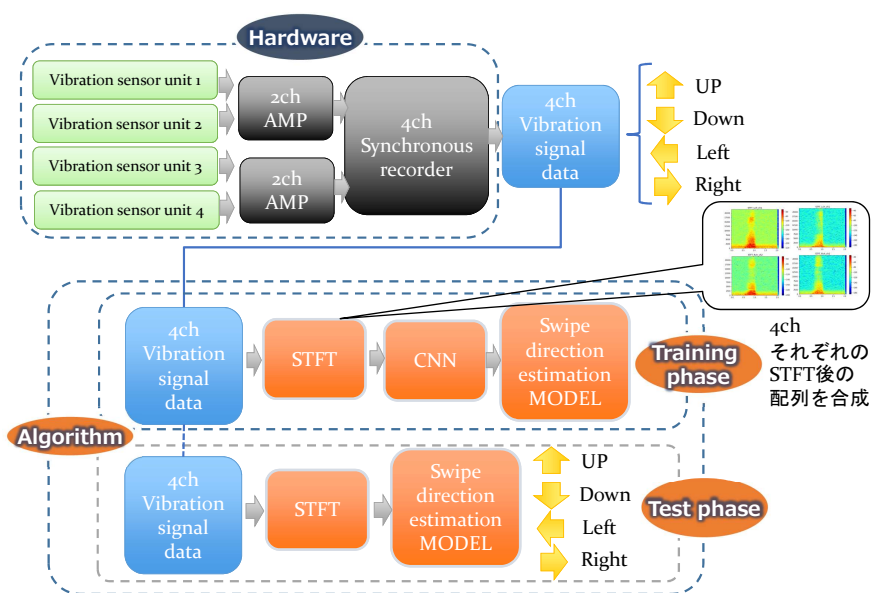


図 4: システム全体のブロック図

3.2.1 振動センサユニット

我々は家具や設備、住宅内の構造物に取り付けるための振動センサユニットを開発した。センサの構成は piezo 素子と、家具の天板や化粧パネルなどに取り付けるためのスチール製のベース、そしてセンサ中央に配置するマグネットで構成されている。センサユニットは低コストで小型・薄型にすることができ、家具の裏面やさらには厚みのある化粧パネルの裏などに、ユーザから視認されないように取り付けることができるため、隠れた位置から振動をキャプチャできる。

我々の他の先行研究 [34, 35, 36] では歩行や車両通過時の振動検知を目的として piezo 素子をもちいて地面からの振動を、高感度で受信させる振動センサを開発し使用している。

これらの研究では設置面上に設けた piezo 素子の上におもりを設け、重力で piezo 素子を押さえたうえで、測定対象である地面の振動による加速度と慣性質量に比例した力を piezo 素子に加える。このようにすることで、振動によりセンサが受ける加速度が微小な場合であっても、センサから発生する電圧を飛躍的に高め感度を上げている。しかし、この方式は、振動検出対象物の上におもりを配置しなければならない事、また垂直にセンサを置かなければならないという制約があったため、インターフェース用として家具の裏に取り付けたり、壁に埋め込んだりする用途に使用することができない。

そこで我々は、おもりをマグネットに置き換え、重力の代用としてマグネットの磁力により piezo 素子を押さえつけながら、磁石本体の慣性質量を活用することで感度を向上させた前述の振動センサユニットを開発した。

振動センサユニットのスチール製のベース部分は工業用両面テープや接着剤等で家具や居住空間内の壁などの構造物を構成する素材の裏側などに張り付けることができる。

本研究では4方向のスワイプを検出するため4つの上記センサユニットを用いて得た振動信号を4チャンネル分同期して記録し、各チャンネルの信号の相対的な変化を特徴量として用いている。

3.2.2 センサ用増幅回路の設計

素材の裏側から振動を取り込み、その振動を使って操作を判定するシステムにおいて、厚みのある材料による影響は、静電式タッチセンサに比べ大幅に影響が小さくなることを述べたが、デザインを重視した家具の中には、特に厚みのある板を用いたものも存在するため振動の減衰に対する考慮は必要である。一般に物の機械的な振動は、振動源からの距離に比例して減衰していくことが知られている。振動源から振動測定点までの距離を r とすると、一般的な機械振動の振幅は $1/r$ で減衰し、特に表面付近においては $1/r^2$ で減衰することが知られており、得られる信号レベルが表面で観測されるものと比べ非常に小さくなることが予想される。このためセンサシステムには低ノイズが要求される。また、人が構造物に触れたときの振動データは、手が接触した瞬間のような大きな振幅の信号から、スワイプ操作のように表面をなでる微弱な信号までダイナミックレンジが広いこと、これらの強弱差の大きい信号を破綻なくキャプチャできる広いダイナミックレンジを持ったセンサシステムが必要である。そこで我々はセンサシステムの中でも性能に大きく影響を与える増幅回路について、下記2点に着目して設計を行った。

- 回路を低ノイズ化し増幅器において高い SN 比を確保する
- 微小信号から大信号まで破綻なく取り込めるようダイナミックレンジを確保する

図 6(a) は、開発した増幅回路の回路図の一部である。一般に piezo 素子の出力は高インピーダンスであるため、入力バイアス電流が小さく、かつ低ノイズ特性をもつ FET 入力タイプのオペアンプの中から選択して使用した (アナログ・デバイセズ社製 LTC6241)。また、高ダイナミックレンジを得るため、使用するオペアンプはすべて電源電圧の上限近くまで振幅できるレール to レール方式のものを用いるとともに、回路構成は中点を GND 基準で利用でき電源ノイズの影響を受けにくい正負両電源方式の回路とした。式 (4) は、多段増幅回路のノイズ指数を表す式である。ノイズ指数とは増幅回路において増幅回路の入力での SN 比と増幅回路の出力での SN 比の比であり増幅に伴いどれだけ SN 比が悪化するかを示す指標である。式 (4) は、初段アンプのノイズ指数を F_1 、二段目を F_2 、 n 段目を

F_n とし、初段アンプのゲインを G_1 、二段目を G_2 、 n 段目を G_n としたときの増幅回路全体のノイズ指数 F_{all} を表している。式(4)からわかるように回路設計において特に低ノイズ化のためには、入力部初段のノイズが支配的となることに配慮しなければならない。このため本研究の増幅回路においてはセンサユニット出力直後に接続される入力部初段回路では、オペアンプ2素子を並列使用して増幅することで発生するノイズを理論上 $1/\sqrt{2}$ に低減させている。増幅回路の構成については本研究では3段構成とし、目標のSN比は記録する16bitのPCMデータの理論的なSN比である約98.08[dB]よりも少し高い100[dB]とした。アンプの構成としては初段でインピーダンス変換を行い2段目と3段目で増幅度の調整を行うようにしている。初段回路に2段目と3段目を直列に接続しそれぞれに増幅度を調整できるようにした理由は、実験初期に振動による振幅の幅が明確にわかっておらず必要な増幅度が不明であったため、幅広い増幅レベルに対応させつつ、増幅回路ごとに可能な限り多くの負帰還量を維持してSN比を確保するためである。設計したアンプシステムのSN比の実測値は102.5[dB] (正弦波信号1kHz入力、2Vrms出力時を基準レベル(Sの値)とし、入力短絡時の出力レベル(Nの値)を測定しSN比とした。なお測定には30kHz Low-Pass Filterを使用している。)であり目標値を満足している。

$$F_{all} = F_1 + \frac{F_2}{G_1} + \frac{F_3}{G_1 \cdot G_2} + \dots + \frac{F_n - 1}{G_1 \cdot G_2 \dots G_n} \quad (4)$$

これらの工夫によりスイープ時の微弱な振動を低ノイズで増幅するとともに、手が接触した瞬間の大きな振動に対しても破綻なく増幅可能となった。

なお本実験では、回路定数の最適化の検討を行うため、比較的大きなサイズの基板を使用した。しかし、図5(b)の例の様に小型部品を使用しさらに集積化すれば大幅に基板を小型化することができる。

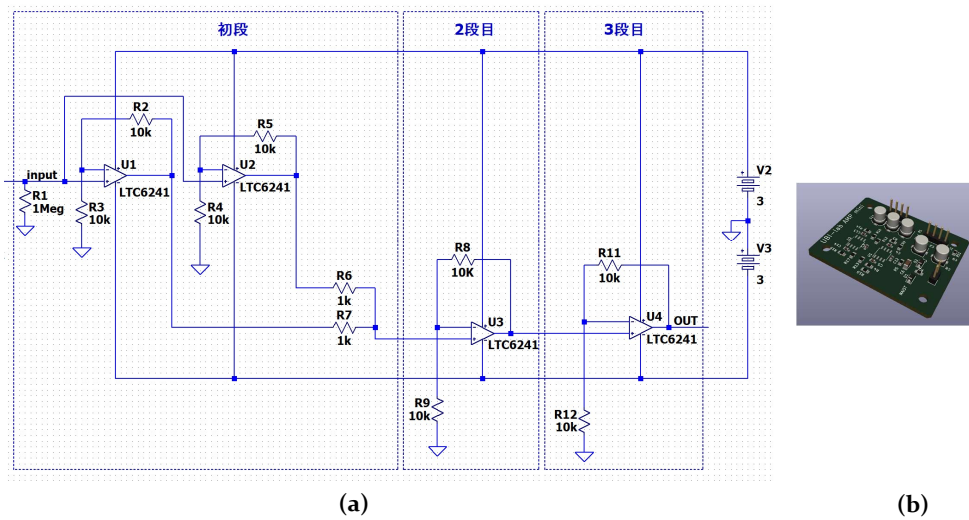


図 5: アンプ回路図と小型化の検討例

3.2.3 ノイズへの対策のための筐体設計

室内でのセンシングにおいて実用時に課題となるのが電灯線から受けるハムノイズや他の家電機器からの不要輻射であり，これらのノイズはシステムのSN比を低下させる．本研究のシステムは特にセンサ信号レベルが低くかつ， piezoelectric素子を扱うため入力インピーダンスの高い増幅回路を用いており回路自体の低ノイズ化に加えて，外来ノイズの対策が必要になる．そこで家庭内にある輻射ノイズや伝導ノイズが，アンプ基板やシステムの信号ケーブルに重畳することを防ぐため，図6に示すようにセンサアンプシステムの筐体にはアルミ製のシールドを使用し，ケーブルは同軸構造のシールドケーブルを使用した．また，家具などのパネルの下に同一軸上に配置する2つのセンサユニットからの信号を増幅する2系統の増幅回路について，環境による温度ドリフト等の特性の変化度合いを揃えることと，設置性への配慮から2ch分の増幅器をまとめて一つの筐体に搭載している．なお同一筐体内に収めた2つの増幅器はチャンネル間の干渉を防ぐため，それぞれに電源用のデカップリングコンデンサを設けている．

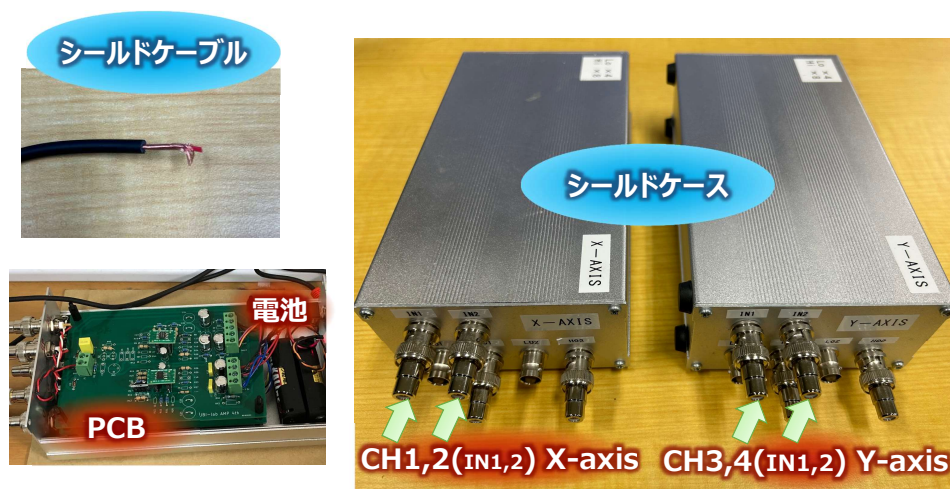


図 6: 振動センサ用アンプシステム

3.2.4 テーブル上のスワイプに伴う振動のキャプチャ

この項では、テーブルへのセンサユニット取付方法とセンサユニットおよびアンプ、記録のためのレコーダの接続方法および信号の記録方式について説明する。図 7 は実験で用いたテーブルのうちテーブル 1 へのセンサの取付けの詳細図であり、150cm のテーブルの底面 4 か所に振動センサユニットを取り付けている。スワイプする方向の内訳は、左から右へのスワイプ (Right)、右から左へのスワイプ (Left)、下から上へのスワイプ (Up) 上から下へのスワイプ (Down) の 4 方向とした。4 方向のスワイプを検出させるため、スワイプ操作する人物から見て水平方向の X 軸と垂直方向の Y 軸、それぞれに振動センサユニットを 2 つ使用し、合計 4 つの振動センサユニットを使い、人がテーブルをスワイプしたときに発生する振動を、それぞれの振動センサユニットがそれぞれの位置で受け電気信号に変換する。スワイプする人物は CH4 近傍に立って操作を行う。

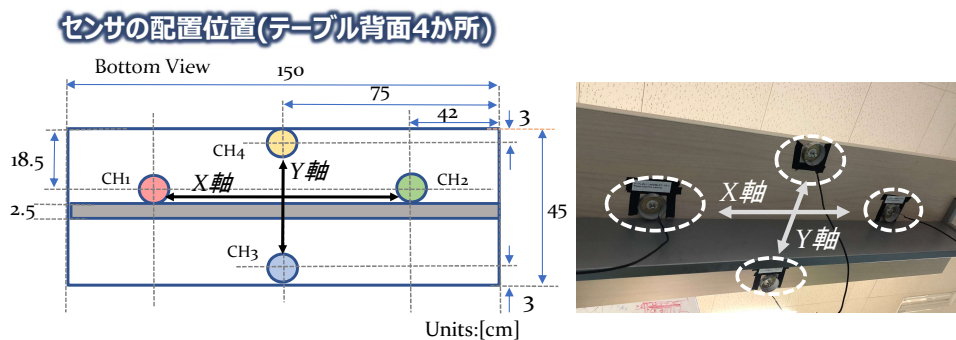


図 7: テーブル 1 に対するセンサ取付位置の詳細

図 8 にセンサアンプを含むハードウェア部のブロック図を示す。4つの振動センサユニットから出力された電気信号はアンプ部で X 軸用の 2 チャンネル分 (CH1, CH2) と Y 軸用の 2 チャンネル分 (CH3, CH4) にまとめられている。またすべてチャンネルの信号は時間的に同期されており、サンプルレート 44.1kHz ビット数 16 ビットの PCM 方式で計 4 チャンネル分のセンサユニットからの信号が wav 形式のデータとして記録される。これらの同期されたデータにより人が天板をスワイプした際の各センサチャンネルの信号が相対的にどのように変化したかの情報を含むデータを得ることができる。

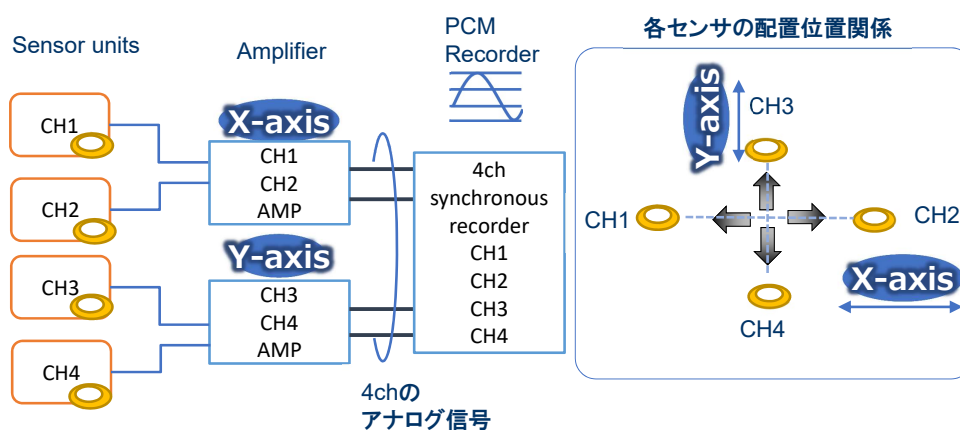


図 8: ハードウェア部ブロック図

3.3 振動データの観察

前述のシステムを使用して、テーブル上でのスワイプによる振動がセンサでどのように受信されるかについて、スワイプ方向の検出方法を詳細に検討するため我々はデータを分析的に確認した。この節ではこれらについて説明する。

3.3.1 振動データ時間軸波形

図9は前述のシステムで人が指で天板をスワイプしたときの信号波形データを示しており、横軸が時間、縦軸が振幅である。当初、我々はスワイプの始点側と終点側にある振動センサユニットから出力される信号の相対的な振幅の差から、指の移動を容易に検出する事が可能ではないかと考えていた。例えばCH1のセンサの近くから、CH2のセンサの近くにスワイプ操作を行いながら指を移動させた場合、最初はCH1の振幅がCH2にくらべ大きく、次第にCH2の振幅がCH1の振幅よりも大きくなるというように指の移動が、時間軸上のチャンネル間の相対的な振幅の大小関係の差の変化として観測されると考えていた。

しかしながら、実際の信号を確認すると図9に示すように人がスワイプする指の移動に伴うセンサ信号の振幅における相対的な大小関係の差の変化はCH1, CH2間, CH3, CH4間共に確認することができなかった。

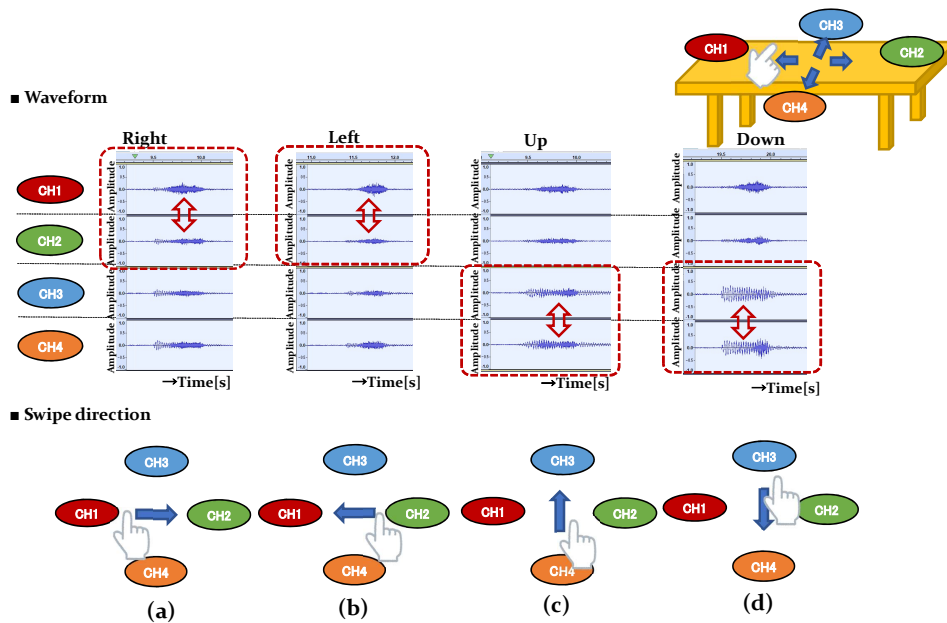


図 9: スワイプ方向別の各チャンネルにおける振動センサの振幅波形

3.3.2 振動源の位置とセンサ信号振幅の関係の確認

前述の結果を受けて、我々はテーブルに振動を与える振動源の位置と、各振動センサの信号レベルの関係について詳細な調査を実施した。図 10 に示すように振動を発生させるバイブレータ (以下バイブレータ、または加振装置という) を用いて振動源の位置から振動センサユニットまでの距離と、センサの出力信号の関係を確認する実験を行った。実験は同図に示すようにテーブル天面を縦横 13cm で等間隔に分割した直線を引き、その交点 48 点について、1 点ずつバイブレーターを使用して加振し、それぞれのセンサ出力レベルを記録した。

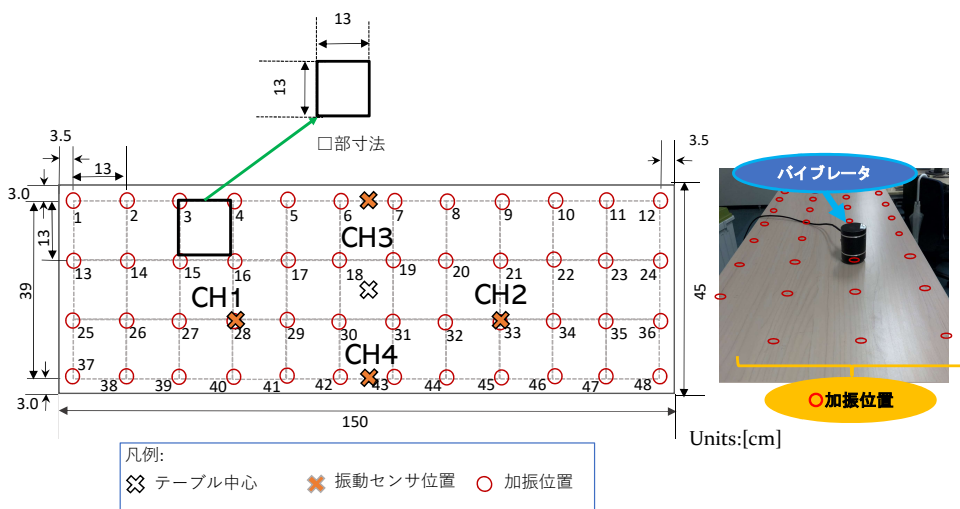


図 10: テーブル上のバイブレータによる加振とレベル測定

加振を行った周波数は表 2 に示す周波数 100Hz から 4kHz までの 6 種類の周波数の正弦波信号である。図 11 はその結果のうち 400Hz について、振動センサユニットとバイブレータの間の距離とセンサ出力レベルの関係を示したものである。同図は CH1 から CH4 それぞれのチャンネルについてのグラフを個別に示しており横軸はバイブレータから振動センサユニットまでの距離、縦軸はセンサ出力レベルで AD 変換後の数値を表している。同図からもわかるように、センサ出力レベルはバイブレータから振動センサユニットまでの距離に比例して減衰するという単純で明確な傾向は見られず、バイブレータから振動センサユニットまでの距離が遠くなるとむしろ出力レベルが相対的に増加する場合も見られた。

表 2: 加振信号周波数

周波数 [Hz]	信号波形
100	正弦波
200	正弦波
400	正弦波
1000	正弦波
2000	正弦波
4000	正弦波

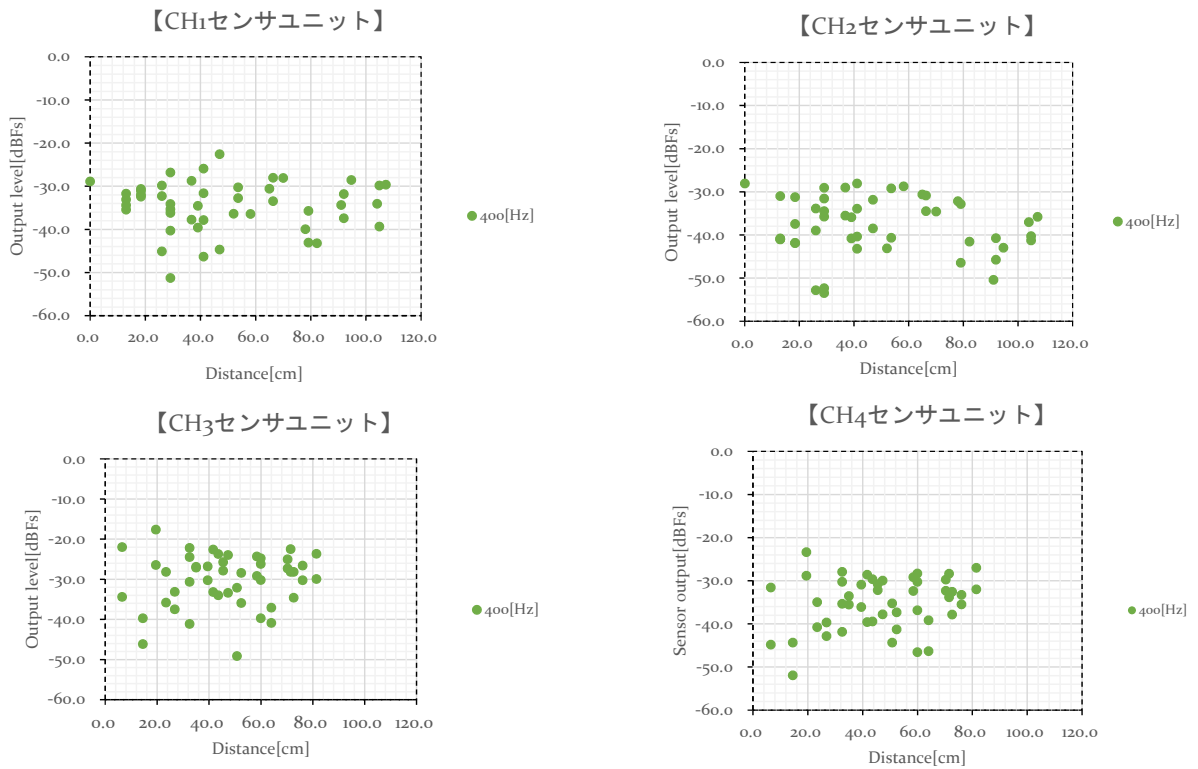


図 11: 加振位置からセンサまでの距離とセンサ出力の関係 (400Hz 加振, CH ごと)

図 12 は 4 つの振動センサユニットのうち CH4 の振動センサユニットにおいて振動センサユニットとバイブレータの間の距離と、センサ出力レベルの関係を周

波数ごとに示したもので、横軸はバイブレータから振動センサユニットまでの距離、縦軸はAD変換後のセンサ出力レベルである。同図に示すように、6つのどの周波数においても、振動センサユニットとバイブレータの間の距離に比例してセンサ信号レベルが下がる明確な傾向を見つけることはできなかった。また実験では、テーブルの共振などの影響から特定の周波数において特定の位置を加振したとき、センサ出力レベルが急激に大きくなる場合があることが確認できた。このように単純なレベルの差だけを用いた振動源の位置や移動の特定は困難であることがわかった。

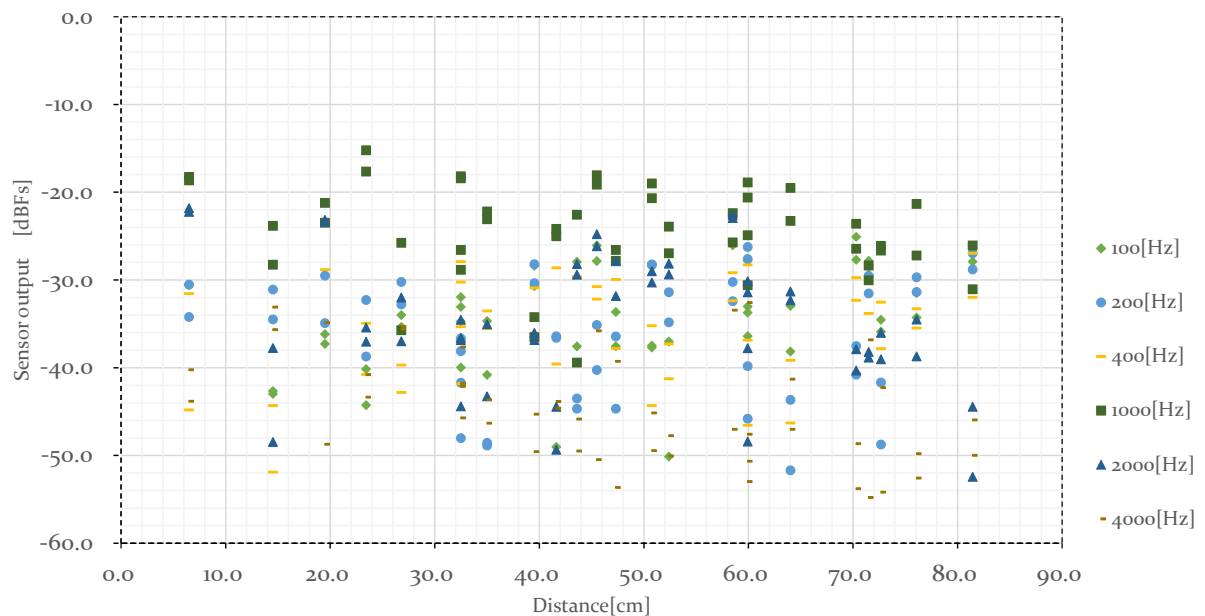


図 12: 加振位置からのセンサまでの距離とセンサ出力の関係 (CH4, 周波数ごと)

3.3.3 聴覚での定性的な確認

一般的な音波の場合、振幅情報以外に周波数成分の変化やチャンネル間の位相差の情報を使い音源の位置や移動が検知できることが知られている。これと同様のことが振動にも適用できないかを確認するため、我々は振動センサから得られる各センサの信号の周波数帯域が音声帯域であることを利用し、テーブルのほぼ中央でスワイプ操作を4方向 (Right, Left, Up, Down) について行った時に記

録した振動センサのPCMデータを、図13のようにレコーダとヘッドフォンで再生することで、振動信号を音として試聴確認した。

試聴は図の様にX軸のCH1を左耳、CH2を右耳にあてがい、振動データを音として聴覚で確認し、さらに同様にY軸についてもCH3を左耳、CH4を右耳にあてがい聴覚で確認した。結果、CH1を左耳、CH2を右耳にあてがい視聴したときにはX軸上、CH3を左耳、CH4を右耳にあてがい視聴したときにはY軸上をスワイプしたときのみ聴感上でスワイプ操作時の指の移動の方向が、音声に含まれる周波数成分の変化とともに認識できた。念のためいくつかの別のテーブルで同様に確認を行ったところ聴感上はどれも同様の結果が得られた。

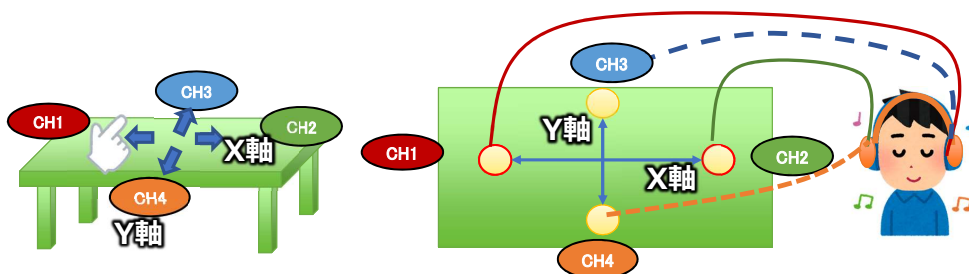


図 13: 振動信号の聴感での確認

3.3.4 スペクトログラムでの確認

聴感でスワイプ操作時の指の移動方向が認識可能であったことから、その理由をあきらかにするため図14に示すようにスワイプ操作で得られた各チャンネルのセンサ信号をスペクトログラムとして確認した。

図14のスペクトログラム(a)～(d)はそれぞれ、下記の条件におけるものである。

- (a) は左から右へのスワイプ (Right)
- (b) は右から左へのスワイプ (Left)
- (c) は下から上へのスワイプ (Up)

- (d) は上から下へのスワイプ (Down)

図 14 の縦軸は周波数，横軸は時間で各センサチャンネルごとに FFT(Fast Fourier Transform) を行っており各センサチャンネルごとの周波数成分の分布の時間的な変化が確認できる。これらの結果を確認すると，例えば図 14 (a) においては，左から右方向にスワイプを行っているため，指は最初 CH1 の振動センサユニット付近からスタートし CH2 の振動センサユニット付近で停止する条件となるが，この条件ではスタート位置付近の CH1 のスペクトログラムは右肩上がりの縞模様として確認でき，停止位置付近の CH2 では右肩下がりの縞模様が確認できる。図 14 (b)～(d) についてもスペクトログラムを同様に確認すると，一部で縞模様の判別が難しいものもあったが，ほぼ同様の傾向が見られた。すなわち，スワイプをスタートする位置付近のセンサチャンネルの信号のスペクトログラムは右肩上がりとなり，スワイプが停止する位置付近のセンサチャンネルの信号は右肩下がりとなっていた。これらの信号の変化を音響信号の時間的な変化と捉えると基本波と高調波で構成される「ハーモニクス」の変化と類似しており，人の耳が感知できる理由であると考えられる。

これらの結果を受け我々は，振動信号をスペクトログラムの時間的な変化として深層学習を用いて学習させ，スワイプ方向の判定を行うことを検討した。

■ Spectrogram

↗ 時間経過とともに右肩上がりの縞模様が見られる箇所
↘ 時間経過とともに右肩下りの縞模様が見られる箇所

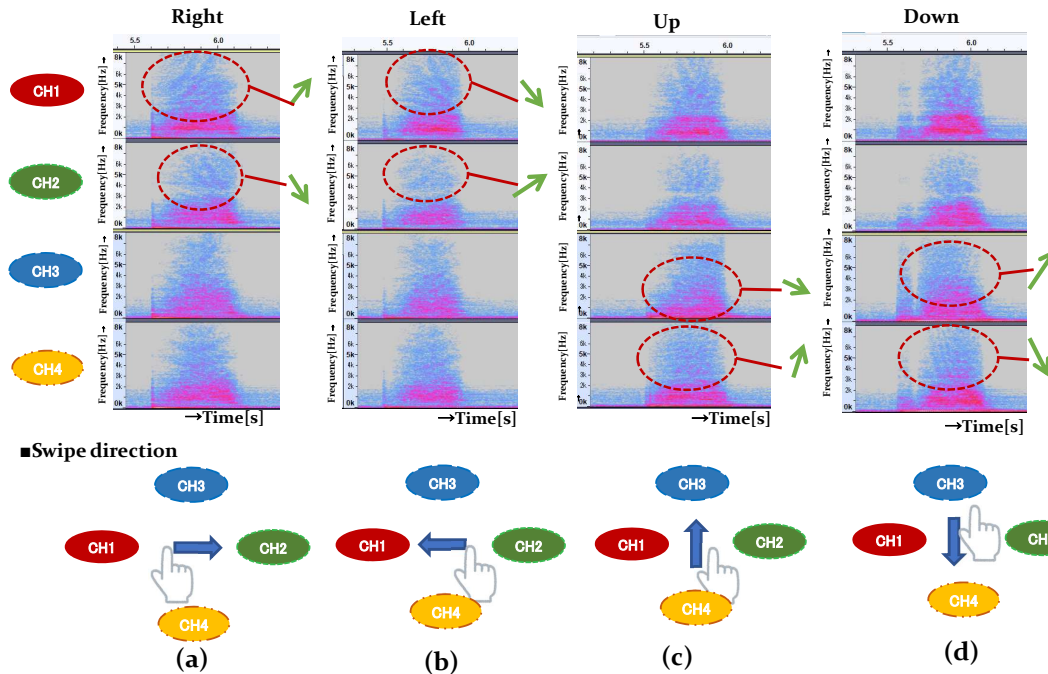


図 14: スペクトラムでの信号成分の確認

3.4 深層学習を利用したスワイプ振動の分類

ここでは振動信号からスワイプ方向を検出するための前処理について述べる。前処理は、4方向(Right, Left, Up, Down)それぞれのスワイプにより得られたデータに対して、以下の様に行う。

- (1). スワイプ1回分のデータとしてスワイプ前後の無音を含む計2sec間のデータを切り出す。
- (2). CH1からCH4のそれぞれのチャンネルのデータごとにSTFT(Short-Time Fourier Transform)を行い(窓関数はハン窓を使用)配列を作る。
- (3). 4チャンネル分の配列を1つに合成する。

- (4). 1つに合成したデータに対して、どの方向のスワイプのデータであるかを示すため4つの方向 (Right, Left, Up, Down) を示すラベリングを行う.

なお、表3に示すように本研究ではSTFTのセグメント数を初期検討時の値の1000から最終的に4096に増加させSTFTの周波数軸の分解能をあげる検討をおこなっている (STFT処理はPythonのプログラム上でscipyライブラリを使用し、明記していない他のパラメータはデフォルト値を使用している). これは聴感上で移動が音色のような高調波の変化としてとらえられたことや、スペクトログラムからも高周波成分の時間的推移が見られたことから、周波数方向の分解能が重要であると考えたためである.

表3: STFTのパラメータ

パラメータ	初期検討時	改善後
nperseg	1000	4096
noverlap	500	2048
nfft	1000	4096
timeresolution[mSec]	11.34	46.44
Frequency Resolution[Hz]	44.1	10.8

3.4.1 CNNを用いた、スワイプ方向の学習と検出

我々の提案手法では4チャンネルのセンサから得られた振動データを、それぞれSTFTを行いスペクトログラムに変換した後、4チャンネル分の結果を1つ配列に結合することで、1枚の画像のようなデータを生成している. このためスワイプ方向は画像分野でよく用いられるCNN (Convolutional Neural Network) を用いた推定により検出することを検討した.

我々は初期検討において図15(a)のような比較的単純な深層学習モデルでの学習および検出を検討した. しかしながら学習した人物やテーブルと、検出しようとする人物やテーブルが同じという条件のもとでの3分割交差検証においては9

割を超える高精度で検出できていたが、Leave One Person Out Cross Validation においては検出精度が十分でなかった。そこで、より精度を高めるため CNN の層数を増やすことや、新たに前処理を加えるなど様々な方法を試行した。その結果、最終的に図 15 (b) のように本研究で使用した CNN の層数は畳み込みと全結合層を合わせて 7 層構成とし、さらに残差接続を参考にした構造を導入している。なお、本研究では、Python の深層学習ライブラリである Keras を使用して深層学習モデルを実装した。

3.4.2 CNN の層構造

図 14 (b) に示すように構成した CNN 構造への入力データは、4 チャンネル分の STFT 結果を 1 つの 2 次元配列に合成後の (4098, 90) のサイズである。データはサイズに応じたアレイ数に調整された入力層から入力される。その後段にはサイズ (3 × 3) フィルタ数 64 の畳み込み層が 2 層設けてあり、それぞれの畳み込み層の後段には活性化関数 ReLU (Rectified Linear Unit) の処理が設けられている。これらの層のさらに後段にカーネルサイズ (2 × 2) のマックスプーリング層を設けている。さらにこの後段には、サイズ (3 × 3) フィルタ数 64 の畳み込み層が 2 層設けてあり、それぞれの後段に活性化関数 ReLU が設けられている。これらの 2 層の畳み込み層の手前において残差接続で用いられる経路を参考に、畳み込み前のデータを一旦分岐させ再度結合する経路を設けている。その後、活性化関数 ReLU による演算とマックスプーリングを行った後畳み込みサイズ (3 × 3) フィルタ数 512 で畳み込みサイズ (3 × 3) による畳み込みを行い、再び活性化関数 ReLU による演算とマックスプーリングを行ったあと、Flatten の処理をおこない、その後全結合層 (Fully Connected Layer) とドロップアウト層を経て、再び全結合層を経た後、最後にソフトマックス関数を用いて、人がスワイプした方向に対応する 4 方向の推定結果 (Up, Down, Left, Right) が出力される。

残差接続は He ら [37] によって考案されたもので、一般に 20 層を超えるネットワークで使用されるが、参考にした接続方法を事前検討として層数を単純に 1 層ずつ順番に増加させて確認する実験をおこなった際に適用した所効果が確認できたため導入した。

CNNを用いた学習モデルの作成は、バッチサイズを10とし、48エポックの学習を、損失関数を「categorical crossentropy」とし、最適化アルゴリズム「adm」を使用して行った。

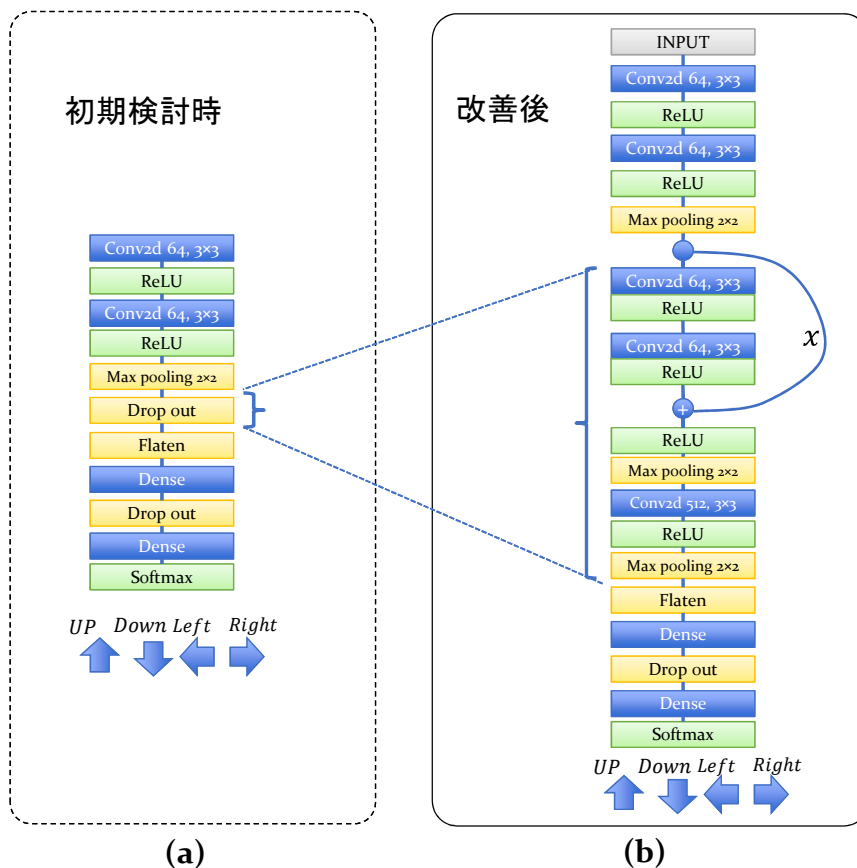


図 15: CNN の構造

3.5 評価

本研究では、前述のテーブル上を指でスワイプした方向を振動から検出する手法について、複数の木製の天板をもつテーブルを用いて評価を行った。本節ではこの評価方法と結果について述べる。

なお、評価データは本研究の初期検討時のシステム上で実施した結果と、新しいシステムにおいて STFT の周波数分解能の改善と、CNN における層構成の改善

(以下、アルゴリズム改善と表記)を合わせて行った最終状態での評価結果を併記している。

3.5.1 同一テーブルでの人物毎のデータの取得

図 16 に示すように 3 名 (Person A, Person B, Person C) の被験者が参加し、それぞれ、4 方向のスワイプ (Up, Down, Left, Right) を方向毎に行い、4 方向のスワイプについてそれぞれ 10 回分 (計 40 データ) を 1 セッションとし、データセットとして 9 セッション分のデータを作成した。

なお、実験環境は人が近くを歩いたり、会話したりする研究室環境で実施された。

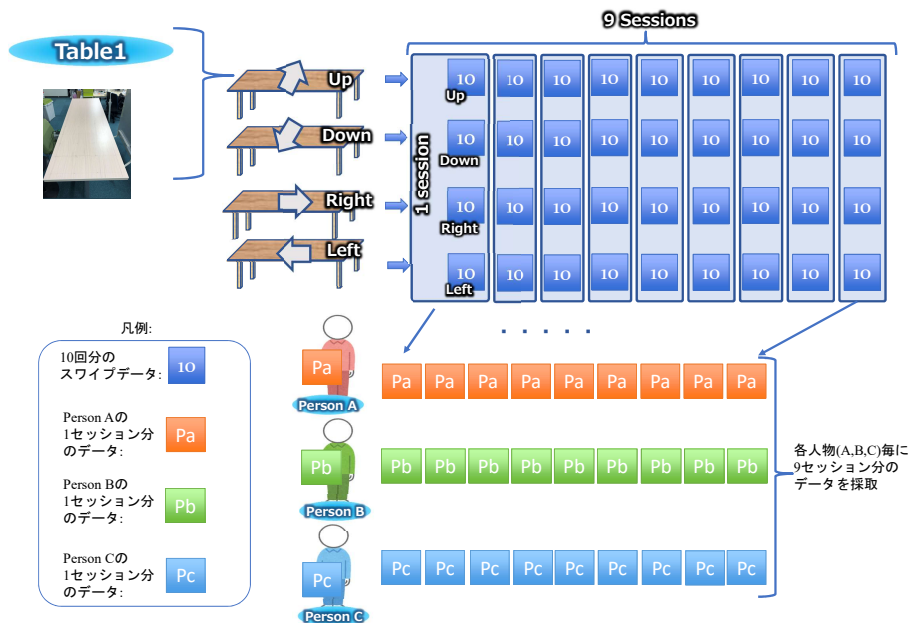


図 16: 人物毎のテーブルスワイプデータの取得

3.5.2 3人の被験者毎の精度検証

3名 (Person A, Person B, Person C) の被験者の一人当たり9セッション分のデータを用いて図 17 の様にトレーニングデータセット6セッション, バリデーショ
ンデータセット3セッションとしてCNNモデルの学習を行い3分割交差検証にて検出精度の評価を行った。結果を表4に示す。

結果として3分割交差検証での評価においては, 95%を超える高い精度を実現できていることがわかる。

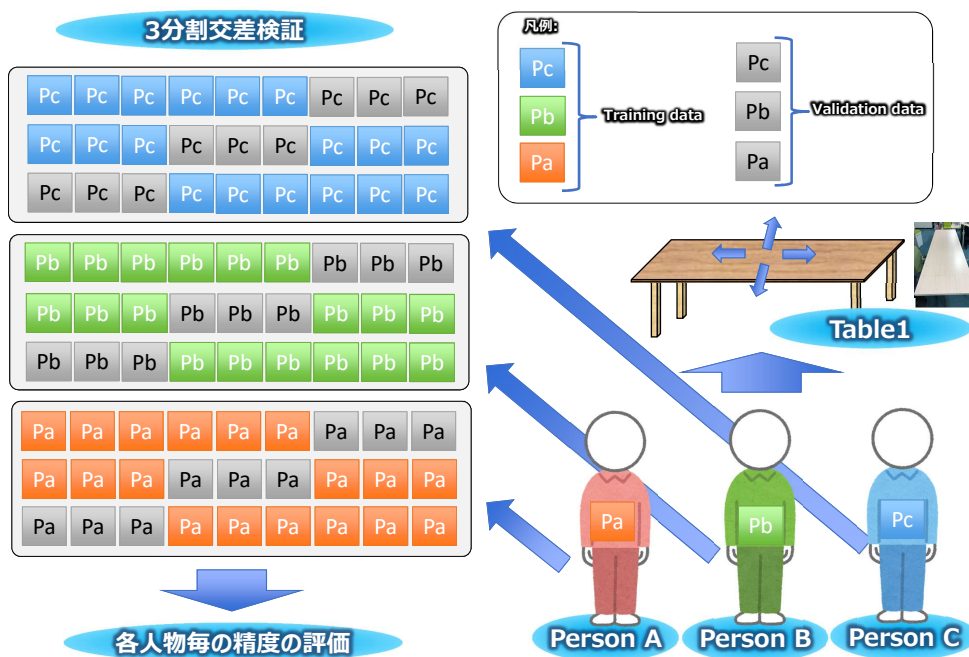


図 17: 3分割交差検証による被験者3名のデータを用いた評価

表 4: 3人の被験者における3分割交差検証の結果

Person A,B,C の平均値	Accuracy
初期検討時	0.92
アルゴリズム改善後	0.95

3.5.3 3種類の異なるテーブルでのデータの取得

図 18 に示すようにハイテーブル (Table 1)、ダイニングテーブル、(Table 2)、ローテーブル (Table 3) の 3 種類の異なるデザインのテーブルを用いて、それぞれ同一の固定した 1 人の被験者 (Person A) が、4 方向のスイープ (Up, Down, Left, Right) を方向毎に行い、それぞれ 10 回分 (計 40 データ) を 1 セッションとし、9 セッション分のデータセットを作成した。なお、本実験ではテーブルはなるべく形状が異なるものを選び、特に Table 3 については意図的に形状が大きく異なるローテーブルを選定した。

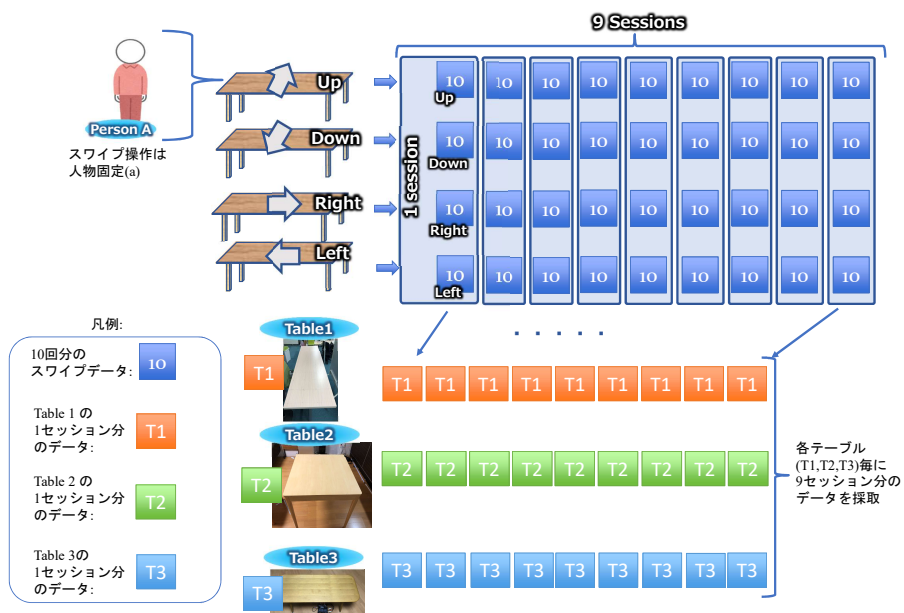


図 18: テーブル毎のテーブルスイープデータの取得

3.5.4 3種類の異なるテーブルによる精度検証

異なるテーブルで採取した、1つのテーブルあたり9セッション分のデータを図 19 の様にトレーニングデータセット 6 セッション、バリデーションデータセット

3セッションとしてCNNモデルの学習をおこない3分割交差検証にて検出精度の評価を行った。

結果として表5に示すように98%以上の精度を実現できていることがわかる。

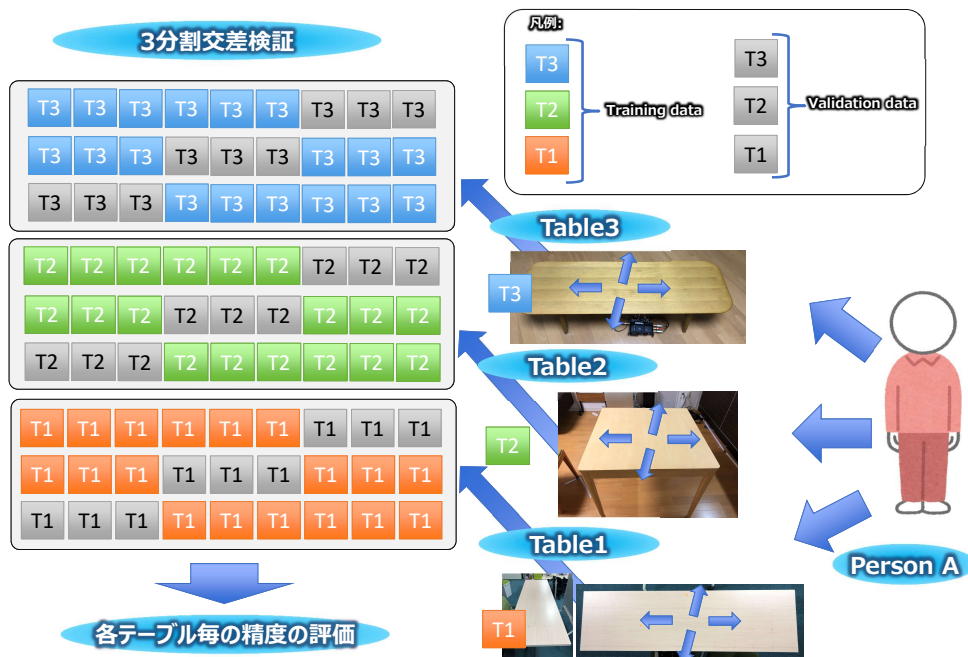


図 19: 3分割交差検証による3種類のテーブルのデータを用いた評価

表 5: 3種類ののテーブルにおける3分割交差検証の結果

Table 1,2,3 の平均値	Accuracy
初期検討時	0.94
アルゴリズム改善後	0.98

3.5.5 Leave One Person Out Cross Validation による精度評価

次に、検出対象の人物のスイープデータが無くても、あらかじめ用意されている検出対象の以外の人物のスイープデータを用いて作成した学習モデルで、十分

な精度が確保できるかを検証するため、図 20 に示すように、3 名のうち 1 名を検出対象として選び、残りの 2 名のデータを用いて学習モデルを作成し、その後作成した学習モデルを用いて検出対象の人物のスイープ方向を検出する実験を行った。なお、学習データ、検出対象データは共に 1 人当たり 3 セッション分のスイープデータを用いた。また、評価は 3 名の被験者のデータが 1 回ずつ検出対象のデータとなるように繰り返し評価を行い、それぞれの評価結果の平均を求める Leave One Person Out Cross Validation で行った。結果として表 6 に示すように精度は 0.67 となった。

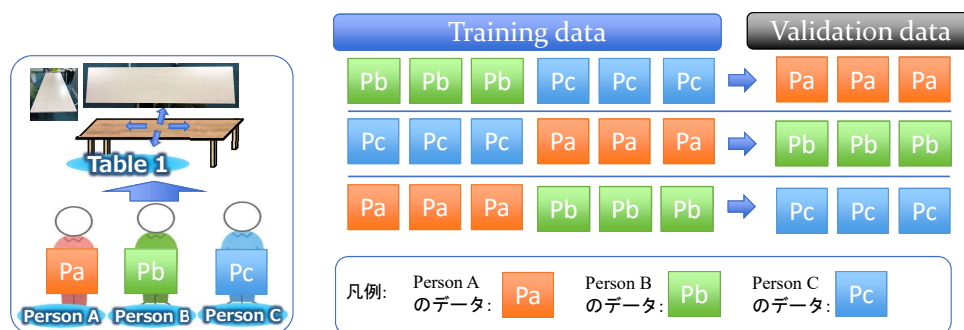


図 20: Leave One Person Out Cross Validation による精度評価

表 6: 3 人の被験者による Leave One Person Out Cross Validation による評価結果

Person A,B,C の平均値	Accuracy
初期検討時	0.52
アルゴリズム改善後	0.67

3.5.6 検出対象の人物のデータを追加した場合の精度の確認

更に、図 21 に示すように、検出対象以外の人物 2 名の各 3 セッション分のデータに、検出対象の人物のデータを 1 セッション分だけ加えて、学習モデルを作成した場合の精度を確認した。この実験はユーザが使用しようとするテーブルに対

して、あらかじめ用意されているデータに自身のスワイプデータを追加登録して使用する場合を想定している。

結果を表 7 に示す。結果を見るとスワイプ方向を検出する対象人物のデータを 1 セッション分だけ加えた場合においては大きく精度が向上しており、精度の値は 0.90 まで向上させることができている。

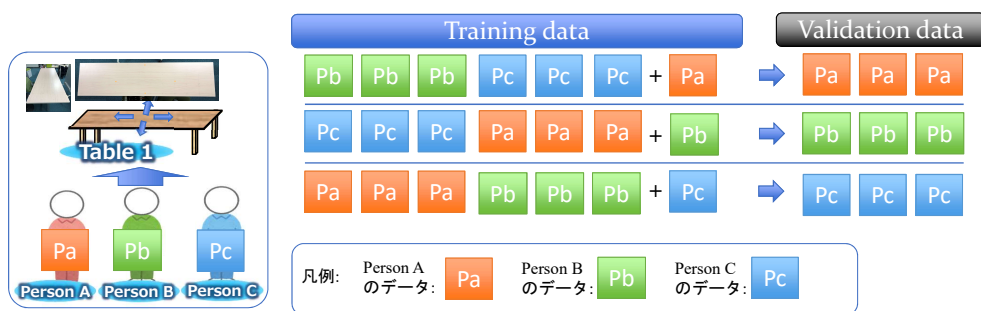


図 21: 検出対象の人物のデータを 1 セッション分追加した場合の精度評価

表 7: 検出対象の人物のデータを 1 セッション分追加した場合の評価結果

Person A,B,C の平均値	Accuracy
初期検討時	0.74
アルゴリズム改善後	0.90

3.5.7 Leave One Table Out Cross Validation による精度評価

次に、図 22 に示すように 3 つの異なるテーブルで採取したスワイプデータを用いて 3 つのうち 1 つのテーブルを検出対象とし、検出対象以外のテーブルのスワイプデータを用いて学習モデルを作成し、このモデルを用いて検出対象のテーブル上のスワイプ操作の方向を検出する実験を行った。なお、学習データ、検出対象データは共に一人の人物 (Person A) がスワイプ操作を行い、1 つのテーブル当たり 3 セッション分のデータを用いた。結果、表 8 に示すように精度は低く、0.35 にとどまった。精度が高くない理由については、実験に用いた 3 つのテーブ

ルはあえて形状が大きく異なるものを選んだため、テーブル毎の固有振動数など形状に依存して大きく変わるパラメータにより、振動の特徴が広がりすぎたことが一因と考えられる。ただし、より多くのテーブルのデータを学習させることで精度が改善する可能性がある。

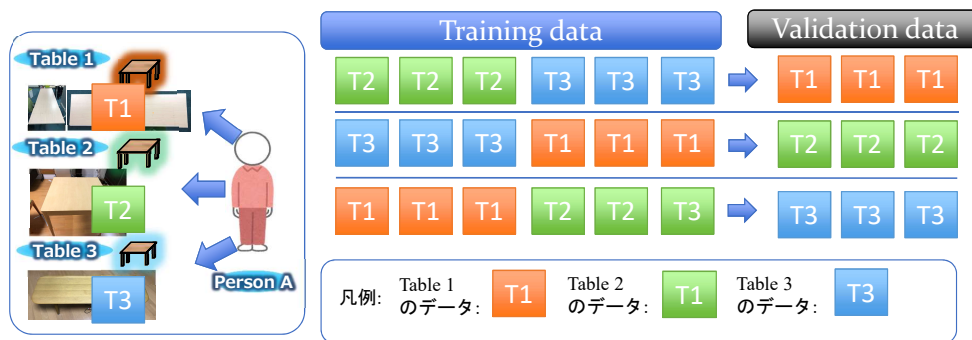


図 22: Leave One Table Out Cross Validation による精度評価

表 8: 3つのテーブルを用いた Leave One Table Out Cross Validation の評価結果

Table 1,2,3 の平均値	Accuracy
初期検討時	0.34
アルゴリズム改善後	0.35

3.5.8 検出対象のテーブルのデータを追加した場合の精度の確認

次に、検出対象以外の2つのテーブルで取得した各3セッション分のデータに、検出対象であるテーブルを使って作成したデータを1セッションのみ加えて、学習モデルをトレーニングした場合の精度を確認した。この実験はユーザ自身が手持ちのテーブルに新しくセンサを取り付け、あらかじめダウンロードした他のテーブルのスイプデータと合わせて、手持ちのテーブルを使った自身のスイプデータを使用し学習させる場合を想定している。

結果、表 9 に示すように検出対象のテーブルのスイプデータを1セッションのみ加えることで精度は大幅に向上し 0.81 に達している。インターフェースとし

て使用するためには実用上はさらなる改善が求められるが、学習モデル作成時のデータ数を増加させるなどの工夫によりより改善ができる可能性がある。

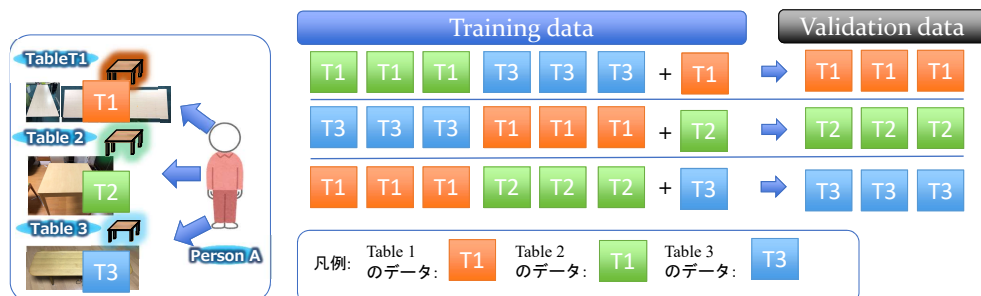


図 23: 検出対象のテーブルのデータを 1 セッション分追加した場合の精度評価

表 9: 検出対象のテーブルのデータを 1 セッション分追加した場合の評価結果

Table 1,2,3 の平均値	Accuracy
初期検討時	0.68
アルゴリズム改善後	0.81

3.6 考察

この節では、研究の結果に対する考察と研究の拡張に関する考察について述べる。

3.6.1 評価結果の考察

本研究では、生活に溶け込み存在を意識させないインターフェースを実現するため、システム導入後も居住空間の美観や、家具や建材の質感を保つことができるセンサシステムを検討した。その結果、我々は振動センサを用いたインターフェースシステムに着目した。振動センサは家具や設備の隠れた位置からでも、人が家具や設備に触れたことを振動により検出することができるため、センサデバイス

を操作する人の目に触れない位置に配置できる。我々はこの振動センサの特徴を活かして、様々な家具のうちテーブルを一例として振動センサを人から見えない天板裏に配置し、人が天板上をスワイプするときに発生した微弱な振動から操作を検出するシステムを開発し、4方向のスワイプ操作の検出が可能な事を明らかにした。実験では学習と検出対象のユーザやテーブルを固定した3分割交差検証においては精度0.9を超える高い精度が確保できているが、検出対象以外の人物のデータで学習させたモデルによる Leave One Person Out Cross Validation や、検出対象とは形状の異なるテーブルのデータで学習させたモデルによる Leave One Table Out Cross Validation では精度が低下することが確認された。しかしながら、両者ともにそれぞれ検出対象の1セッション分のデータを追加することにより精度は大幅に改善され、特に Leave One Person Out Cross Validation においてはユーザがあらかじめ1セッション分だけデータを登録することで精度0.9と実用を検討可能な精度が得られた。なお、Leave One Table Out Cross Validation については同様の条件で精度0.81となったが、実験で用いた3つのテーブルの形状はあえて大きく異なったより厳しい条件で実施しており、このためより近い形状のテーブルであれば精度はさらに改善する可能性がある。

これらの結果をうけて実用化においては、テーブル毎に製造メーカーである程度の母数のスワイプデータを採取するか、または多くのユーザから許諾を得てデータを収集し比較的多くのスワイプデータを格納したデータベースを提供し、これらのデータにテーブルを購入したユーザの1セッション分の取得データをあわせて使用し、重みを工夫するなどの学習上の工夫も行いながら学習モデルを構築することで、実用的な精度を得られると考える。さらに、テーブルサイズやセンサの配置位置と精度の関係など検出対象の事象を詳細に分析したうえで、センサユニットの構造改良や増幅度の動的な可変など回路設計の工夫もあわせて行うことで、さらに精度が改善されると考えられる。

3.6.2 振動センサの構造に関する考察

本研究で開発した振動センサユニットは、 piezo素子上におもりを設ける加速度センサの原理を応用して開発した。しかしながら、piezo素子上に設けるおも

りに相当するマグネットの質量については、本研究では最適値の検討の余地が残されていた。そこで、本研究で使用した piezo 素子を用いて、マグネットの質量と感度の変化の相関関係を確認するための追加実験を行い結果の考察を行なった。実験は図 24 に示すように、加振部分にスチールプレートを設けた加振装置を用意し、その上にマグネットを載せた piezo 素子を設置し、以下に示す手順に従い一定信号レベルの Sin 波で加振させた時、および加振させていない時の piezo 素子からの信号出力レベルを、マグネットの質量を可変させながら確認して行った。使用した Sin 波の信号周波数はネットワークアナライザを用いて 20Hz から 20kHz の範囲で連続的に変化させ、このときのセンサから出力される信号の周波数応答を信号出力レベルとして確認している。また質量については以下の手順で piezo 素子上に置くマグネット (約 1g) の個数を 2 個から 20 個まで 2 個ずつ変化させながら行った。この実験における感度の定義については、加振装置に信号を加えていない時のセンサ出力をノイズレベル (N) とし加振装置に信号を加えて振動を与えた状態におけるセンサの出力信号を信号レベル (S) として信号対雑音比である SN 比を感度と定義し、使用している piezo 素子の共振周波数 2.2kHz 以下の周波数範囲で SN 比の優劣を確認した。

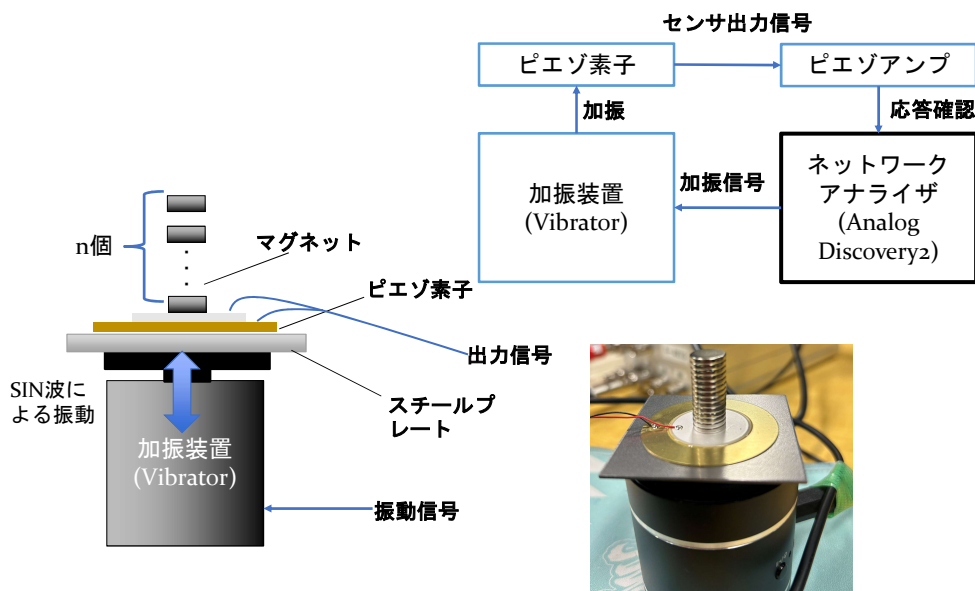


図 24: センサ SN 比特性測定環境

- 手順(1): ピエゾ素子上に乗せるマグネットの個数を変化させる(2~20個の間で2個ずつ増加させる)
- 手順(2): 加振装置停止状態での出力をノイズレベル(N)の周波数特性として記録
- 手順(3): 一定の入力信号レベルで周波数を可変させながら加振装置を動作させる
- 手順(4): 加振装置を動作させたときの信号レベル(S)の周波数特性を記録
- 手順(5): SN比を計算する
- 手順(6): マグネットの個数が20個になるまで手順(1)から(5)を繰り返す

実験の結果、得られた周波数特性を図25に、周波数5点の移動平均を行ったものを図26に示す。これらの図から、ピエゾ素子上のおもりを増やすと、SN比が上昇することを確認でき、おもりの個数が18個と20個の間でSN比の上昇は急激に緩やかになることがわかった。

実用的なおもりの質量は、より高いSN比を確保しつつも家具裏などに張り付ける際の設置スペースや材料コストを考慮し、マグネット部の体積はできるだけ小さいことが望ましいため、実験結果の質量の上昇に対するSN比の上昇度合いを鑑み18個が最適値と判断した。なお、使用したマグネットの質量については、1個約1gであるが既成品でありばらつきや誤差を含むため、より正確な特性を確認する必要がある場合は、専用に誤差を規定して設計したものを使用する必要がある。また、より実用的に取付けを考慮するとマグネットは質量を確保しつつ高さを削減することが求められており、直径を大きくし高さを下げるなどの工夫が必要であると考えられる。



図 25: 質量ごとのセンサ SN 比の周波数特性

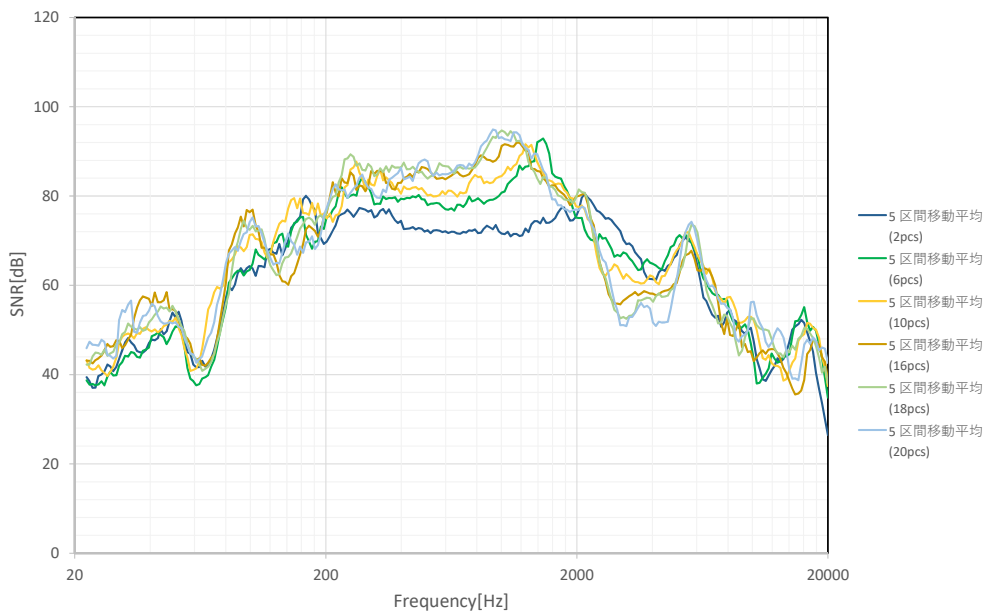


図 26: 質量ごとのセンサ SN 比の周波数特性 (5 点移動平均)

3.6.3 スペクトログラム上の縞模様に対する考察

ここでは、今後のより発展的な研究のために、本システムでスワイプ検出に用いた振動センサユニットからスワイプ操作時の信号に現れる「スペクトログラム上の縞模様」の発生メカニズムについてさらに考察する。

人が指でテーブル上をスワイプ操作する時の指の状態を詳しく見るとスワイプが始まる時、指は始点からわずかな加速を行った後ある程度の速度になり、スワイプが終わる終点では減速を行い停止する。この時、指とテーブルの相対速度は、スワイプ開始とともにしばらく増加(加速)し停止前に減少(減速)する。それにともない、テーブルと指の摩擦による振動(以下こすれ振動という)の周波数は、それぞれ加速時に増加(トーンが上昇)し、減速時に減少(トーンが減少)する。こすれ振動は基本波だけではなく高調波成分を持つためこの周波数の増加、減少に伴い、周波数が増加する時はスペクトログラム上では縞模様が右肩上がりとなり、周波数が減少する時は同様に右肩下がりとなると考えられる。しかし、実際に得られた各チャンネルの信号のスペクトログラム見るとすべてのセンサに対して均一に右肩上がりや右肩下がりの縞模様は記録されていないように見える。この原因は、振動には距離による減衰があるため、記録される信号はセンサにもっとも近傍にある指から発するこすれ振動が支配的となりその他の信号は埋もれているためと考えられる。すなわち、スワイプ開始点の指の近くにあるセンサからの出力は、スペクトログラム上で右肩上がり縞模様のある信号が支配的となり、スワイプの終点近くにあるセンサからの信号は、同様に右肩下がりの縞模様のある信号が支配的になると考えられ、これが各チャンネルの特有の縞模様の発生原因であると推察できる。

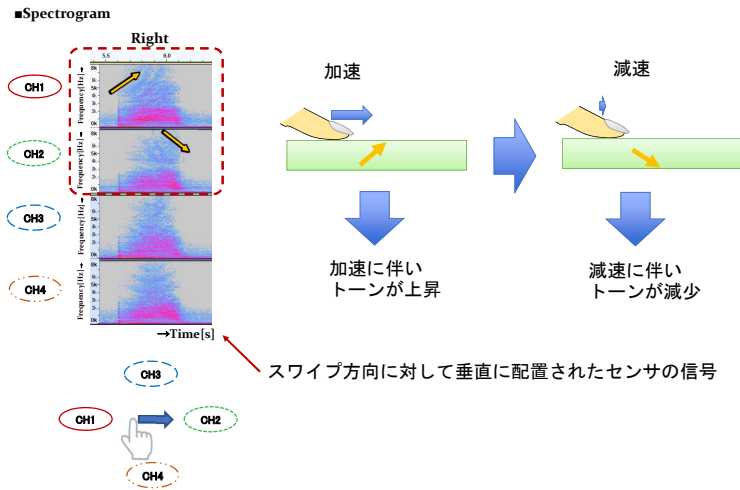


図 27: スワイプ操作時の指の動きと振動の周波数成分の変化

3.6.4 技術の拡張性についての考察

次に本研究の拡張性について考察する。本研究では記録された振動センサの信号について、振幅情報からは読み取りが容易でなかった複数センサ間の相対的な情報を、周波数成分の時間的な変化としてとらえることでテーブル上の指の移動を示す情報として読み取ることができた。また、本研究では振動データを音として再生すると聴覚を使って人が認識できることをヒントに深層学習で分類する方法を検討したが、これは人が上記のような周波数成分の分析を聴覚を使って行っているともいえる。更には本来は人の耳では聞きとれない周波数帯域の情報も、無線分野で活用されている周波数変換の技術を用いると耳で聴くことが可能になることを考えると、帯域の異なる信号の情報も同様の考え方で深層学習を用いた分類に応用できる可能性があると考えられる。

例えば、物体の劣化や破壊の検知に、物体が発する超音波などを利用するアコースティックエミッションが注目されているが、これらの可聴帯域外の音や振動と可聴帯域内の音や振動を複数のセンサを組み合わせると取り込み、かつ周波数

変換を行い帯域をそろえて一つのデータとすることにより、様々なモノの状態を検知するシステムへの応用も考えられる。

3.6.5 技術の実用に向けた考察

ここでは、本研究の提案手法を実用化することでユーザが得られることについて考察する。図 28 に本件研究で開発した技術の応用イメージ図を示す。同図のイメージは浴室、洗面所、キッチンカウンターでの使用を想定したものである。本研究の提案手法は、従来の静電式タッチセンサとは異なり、厚手の石材や金属でできた家具の裏面、壁面のボード裏からの振動のセンシングが可能となり、ユーザが使用するまでは、単純無垢な素材の様に見せつつ、ユーザが触れると操作するためのタッチセンサとして機能するインターフェースが実現出来るため、居住空間の様々な場所で美観や質感、デザインを邪魔しないシステムを構築することができる。さらに、例えば浴室においては浴室内の温度調整やミストサウナの量や噴霧濃度の調整、洗面台においてはお湯の温度の調整や換気量の調整、キッチンカウンターにおいては照明の強さや、レンジフードの換気量の調整といったように生活の場所ごとに必要な操作を、その場所にある設備や家具にそのまま触れることで行うことを可能にするインターフェースを提供することができる。このように提案システムを活用することにより、居住空間においてインターフェースの存在を意識させず、自然に日常生活に溶け込むインターフェースを提供することができ、その結果より快適な生活をユーザに提供できると考える。



図 28: 居住空間でのセンサ使用イメージ

3.7 実用化のための今後の課題

ここでは実用を考えるうえで本研究においては未実施であり今後明らかにすべきことについて述べる。実用化においては使い勝手の向上とともに汎化性や使用環境の変化に対するロバスト性も必要になる。これらの観点から今後の研究課題をまとめる。

3.7.1 システムの汎化性への課題

本研究では家具の1つとしてテーブル上でのスワイプの認識を検討したが、実用環境では家具の上に物が置かれたり、センサの配置位置が家具の形状により理想的に置けないなどの厳しい条件でも使用できることが求められる。このような

汎化性等を実現するうえで、今後明らかにすべきことを下記にいくつかあげそれらについて述べる。

- (1) 家具に物が置かれたときの精度の評価と改善
- (2) 家具が極端に小さい場合や大きい場合の精度の評価と改善
- (3) センサ間の中央以外でのスワイプ精度の評価と改善

まず、項目 (1) については、家具に物が置かれた場合に、振動が抑制されることが考えられるため、センサ感度の限界を確認するとともに、スワイプ時の音色の変化が精度に与える影響を確認しておくことが必要である。もし信号の音色の変化ではなく減衰のみが課題となる場合は、増幅器での信号の増幅度を動的に可変させるなどの工夫も考えられる。この場合最初のタッチ検出時に最大増幅度から適切な増幅度に調整するなどアルゴリズム面でも様々な工夫が必要と考えられる。このような実用上の課題の抽出と改善の検討は今後の研究課題である。

次に、項目 (2) については、家具のサイズが小さい場合、センサ間の間隔が取れないため振動がすべてのセンサに比較的高い強度で伝達してしまいセンサ間の特徴量の差が少なくなる可能性がある、また家具が極端に大きい場合は振動の減衰による影響が考えられる。このような条件でも精度が得られるか、また家具のサイズにより上記で述べた増幅器の増幅度を変えるような動的な工夫が有効かなど確認しておく必要があり研究課題となる。

最後に項目 (3) については、本研究では参加者に明確な指示はしていないがテーブルを用いたスワイプデータの取得時は、ほぼテーブル中央をスワイプして実験を行ったが、実使用では家具の中央以外でもスワイプを検出できることが理想的である。どの程度スワイプ位置が偏心していても検知可能であるかの限界についても調査が必要であり研究課題となる。

3.7.2 センサ取付構造に関する課題

本研究ではセンサユニットの取付構造はそれぞれ操作する人から見て水平な X 軸と、垂直な Y 軸上に、各 2 つのセンサユニットを直線的に取り付けセンサ間の

中心付近でスワイプ操作を行う方法を採用したが、様々なバリエーションが存在する家具の形状を踏まえたセンサユニットそれぞれの位置関係の最適値については検討ができていない。センサユニットの取り付け位置の最適化でスワイプが検出できる範囲が広がることも考えられ今後の研究課題である。また、より広範囲での検出のためセンサの個数も4つではなく、さらに多くのセンサをメッシュ状に配置した場合のアルゴリズムの考案や精度の確認も行うべき今後の課題となる。

3.7.3 使い勝手の向上への課題

インターフェースに深層学習の学習モデルを実用的に活用するため精度向上や使い勝手に関わる検討事項として、本研究で実施できていない項目がいくつか考えられる。これらの事項について以下に挙げ今後の課題とする。

- (1) 検出対象以外のデータで学習させたモデルでの判定精度の向上方法の検討
- (2) 誤認識に対するリトライなどの処理アルゴリズムの検討

項目(1)については、本研究のシステムでは検出対象のデータをあらかじめ1セッション追加することで精度を確保できたが、より実用的には追加の学習データを用いなくてもスワイプ方向を検出できることが望ましい。本研究においては学習用データは数セッション分の比較的少ないデータで実施したが、家具毎や人物毎のデータを多く採取し学習するデータを大幅に増やしたうえで、学習モデルを構築した場合の精度改善の有無を確認しておく必要がある。もしデータ数を大幅に増やすことで改善が見込まれるようであれば、実用的にはあらかじめ大規模なデータを用意し活用する形でシステムの提案が可能になる。一方ハードウェアにおいても、よりセンサの高感度化を行いスワイプ時の微弱な振動に含まれる情報についても活用することで精度の向上が見られるかの検証も必要と考える。

項目(2)については、操作上の実用性から、誤認識に対する対処が必要になると考える。例えば、スワイプの方向推定の確信度が低い場合にリトライを促すなどの処理アルゴリズム開発が必要である、本研究ではこれらの研究が実施できていないため今後の研究課題となる。

4. 結論

本章では、結論として提案システムと評価に対するまとめについて述べ、最後に将来への展望について述べる。

4.1 結果のまとめ

本研究では、人がテーブル上をスワイプしたときに発生する振動に着目し、静電式タッチセンサとは異なる手法でテーブル上のスワイプ操作を認識させるシステムを開発し実現の可能性を検証した。システムは我々が開発した piezo 素子を用いた振動センサユニットと低ノイズ増幅回路および深層学習を用いたソフトウェアからなり、テーブル裏面の隠れた位置に4つの振動センサユニットを取付け、各センサから得られる信号を時間的に同期されたデータとして記録し、記録したデータに含まれる周波数成分の時間変化をスペクトログラムデータとして深層学習で学習させることにより、人がテーブル上を指で上下左右4方向にスワイプした場合のスワイプ方向を検出することができた。

我々は、本研究の事前検討を通し聴覚と、スペクトログラムの双方を用いてスワイプ時の振動を確認した結果について考察を行い、システムの前処理を周波数軸の分解能を高めたものに変更し、さらに深層学習においてもより微妙な変化を識別できるよう、CNNの層数を増やし、かつ残差接続を参考にした構造を取り入れたアルゴリズムへと改善を行い、高精度なスワイプ方向の識別を実現した。

システムの評価においては、3名の被験者について個人ごとにスワイプした9セッション分のデータを用いて、3分割交差検証を行った場合においては精度0.95が得られた。また、検出対象の人物のデータを除いた Leave One Person Out Cross Validation で精度を確認した所0.67の精度が得られた。さらに、ユーザが自身のスワイプデータをあらかじめ登録してシステムを使用することを想定した精度の検証として、前述の Leave One Person Out Cross Validation における各学習データに、判定対象のデータを1セッション分だけ追加した場合の精度を確認すると精度は0.90の精度が得られた。続いて形状の異なる3つのテーブルにおいて、固定した1人のユーザにより採取したスワイプデータを用いた評価において、テーブ

ルごとの9セッション分のデータを用いて3分割交差検証を行ったところ0.98の精度が得られた。さらに、検出対象のテーブルのデータを除いたLeave One Table Out Cross Validationでの評価においては、精度は0.35にとどまり、形状の異なるテーブルのデータを活用する事において精度に課題があることがわかったが、前述のLeave One Table Out Cross Validationにおける各学習データに、検出対象のデータを1セッション分だけ追加した場合の精度を確認すると、精度は0.81と大きな精度向上が得られた。

Leave One Person Out Cross Validationによる評価は、実使用において学習データが存在する特定のテーブルをユーザが新規購入する場合を想定している。具体的には、あらかじめ製造メーカー側で購入ユーザ以外のデータを用意しておき、使用時にユーザ自身が使用するテーブルのためのデータを少量追加登録し使用するという活用が考えられ、より実用に近い運用手法が確立できたと考える。ただし、リトライアルゴリズムの実装などの改善は必要である。

Leave One Table Out Cross Validationの結果は、ユーザがセンサを既存のテーブルに装着し他のテーブルのデータを活用する場合の精度の検証として考えられるが、この場合も検出対象のデータを1セッション加えることで精度の改善が図れることがわかった。ただしインターフェースとして実用的に使用するためにはさらなる精度の改善と前述のリトライの動作などのアルゴリズム面での改善が必要である。また、ユーザがセンサを取り付ける場合の取り付け位置誤差に対する精度の検討も必要である。

4.2 将来の展望

本研究ではセンサの機能の一部として深層学習による学習モデルを活用し、従来の静電式タッチセンサでは難しい厚みのある材料をタッチして操作するインターフェースへの活用を提案した。今後も、同様の研究が進むことにより学習モデルをあたかもセンサ回路の様に扱うことで、これまでのデバイスではセンシングが難しかった場所でのセンサシステムの展開が期待できると考えている。

この方式の課題として、現状では通常の電気回路やマイコンなどのデバイスと比べた場合には、まだ比較的高い確率で誤判定を行ってしまうことが挙げられる。

しかし、認識アルゴリズムの改善や様々なソフトウェアアルゴリズムを組み合わせたリトライなどの処理を行いこれらの誤判定のカバーをすることで、深層学習モデルを用いた新しいデバイスも実現可能と考えている。さらに、半導体の集積が進めば学習チップのようなデバイスの活用も進むと考えられ、このようなデバイスを活用した新しいセンシングシステムは、将来へ向けさらに研究が進んでいくと考える。

謝辞

本研究を進めるにあたり、安本慶一教授には、研究全般、特に研究に対する考え方、発想の仕方において、多大なるご指導・ご助言を賜りました。また、充実した研究環境の整備など、研究活動を手厚くご支援いただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申しあげます。

岡田実教授には、ご多忙の中、論文審査委員を引き受けてくださった上で、様々なご助言をいただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申しあげます。

諏訪博彦准教授には、本研究を進めるにあたり、特にデータ分析の観点で専門的な立場からのご指導・ご助言をいただきました。本研究やその他プロジェクト、個人的な相談にも、丁寧に回答してくださいました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申しあげます。

大阪公立大学の藤本まなと准教授には、プロジェクトの推進や論文執筆時の基礎、研究に関するご指導・ご助言をいただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申しあげます。

九州大学の荒川豊教授には、研究の初期段階から学内外問わず、的確なご指導およびご指摘をいただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申しあげます。

松田裕貴助教には、研究に関する事項や、日常的に発生する研究室内の様々なことに対してご助言をいただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申しあげます。

松井智一助教には、研究における改善策や手法に関するご助言をいただきました。感謝の意を表すとともに、心より厚く御礼申しあげます。

金岡恵事務補佐員、山内奈緒事務補佐員には、学会や出張に関する事務処理を始め、研究生生活の様々な場面でご支援いただきましたこと、謹んで感謝申し上げます。

また、ソフトウェアコーディングに関するご助言をいただいた清水仁さん、振動センサチームとして研究の推進に協力いただいた、馬越圭介さん、三崎慎也さん、石山時宗さんを始めとする皆様、国際会議発表や研究のありかたに関して

議論させていただいた道浦菜々子さん，共に研究生活を過ごしたユビキタスコンピューティングシステム研究室の先輩，同輩，後輩には，公私ともにお世話になりました．心より感謝申し上げます．

最後に，今日まで社会人学生生活を様々な面から支えてくださった，妻，娘，息子や両親，そしてアナログ・デバイス株式会社の石井聡様，職場の先輩やメンバーに心より感謝申し上げます．

参考文献

- [1] O. Omojola, E. R. Post, M. D. Hancher, Y. Maguire, R. Pappu, B. Schoner, P. R. Russo, R. Fletcher, and N. Gershenfeld. An installation of interactive furniture. *IBM Systems Journal*, Vol. 39, No. 3.4, pp. 861–879, 2000.
- [2] 田中直樹. 「ケータイの次は家具」、タッチパネルがつくるスマートな世界. available online from <https://xtech.nikkei.com/dm/article/COLUMN/20140128/330320/> (accessed 2023-07-11)., jan 2014.
- [3] Orasa Patsadu, Chakarida Nukoolkit, and Bunthit Watanapa. Human gesture recognition using kinect camera. In *2012 Ninth International Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE)*, pp. 28–32, 2012.
- [4] Fatih Erden and A. Enis Çetin. Hand gesture based remote control system using infrared sensors and a camera. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 60, No. 4, pp. 675–680, 2014.
- [5] Zhou Ren, Jingjing Meng, and Junsong Yuan. Depth camera based hand gesture recognition and its applications in human-computer-interaction. In *2011 8th International Conference on Information, Communications & Signal Processing*, pp. 1–5, 2011.
- [6] Chong Wang, Zhong Liu, and Shing-Chow Chan. Superpixel-based hand gesture recognition with kinect depth camera. *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 17, No. 1, pp. 29–39, 2015.
- [7] Zhou Ren, Junsong Yuan, and Zhengyou Zhang. Robust hand gesture recognition based on finger-earth mover’s distance with a commodity depth camera. In *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia*, MM ’11, p. 1093–1096, New York, NY, USA, 2011. Association for Computing Machinery.
- [8] S.S. Ge, Y. Yang, and T.H. Lee. Hand gesture recognition and tracking based on distributed locally linear embedding. *Image and Vision Computing*, Vol. 26,

No. 12, pp. 1607–1620, 2008.

- [9] Jesús Galván-Ruiz, Carlos M. Travieso-González, Acaymo Tejera-Fettmilch, Alejandro Pinan-Roescher, Luis Esteban-Hernández, and Luis Domínguez-Quintana. Perspective and evolution of gesture recognition for sign language: A review. *Sensors*, Vol. 20, No. 12, 2020.
- [10] Hiroki Goto, Daisuke Takemura, Yuzo Kawasaki, and Akio Nakamura. Development of an information projection interface using a projector–camera system. *Electronics and Communications in Japan*, Vol. 96, No. 11, pp. 70–81, 2013.
- [11] Simone Pizzagalli, Daniele Spoladore, Sara Arlati, Marco Sacco, and Luca Greci. Hic: An interactive and ubiquitous home controller system for the smart home. In *2018 IEEE 6th International Conference on Serious Games and Applications for Health (SeGAH)*, pp. 1–6, 2018.
- [12] Mayuka Tsuji, Hiroyuki Kubo, Suren Jayasuriya, Takuya Funatomi, and Yasuhiro Mukaigawa. Touch sensing for a projected screen using slope disparity gating. *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 106005–106013, 2021.
- [13] François Portet, Michel Vacher, Caroline Golanski, Camille Roux, and Brigitte Meillon. Design and evaluation of a smart home voice interface for the elderly: acceptability and objection aspects. *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol. 17, No. 1, pp. 127–144, 2013.
- [14] Wenguang Mao, Jian He, and Lili Qiu. Cat: High-precision acoustic motion tracking. In *Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, MobiCom '16*, p. 69–81, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.
- [15] Ke Sun, Ting Zhao, Wei Wang, and Lei Xie. Vskin: Sensing touch gestures on surfaces of mobile devices using acoustic signals. In *Proceedings of the 24th*

- Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Mobi-Com '18*, p. 591–605, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.
- [16] Maximilian Schrapel, Max-Ludwig Stadler, and Michael Rohs. Pentelligence: Combining pen tip motion and writing sounds for handwritten digit recognition. *CHI '18*, p. 1–11, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.
- [17] Huanpu Yin, Anfu Zhou, Guangyuan Su, Bo Chen, Liang Liu, and Huadong Ma. Learning to recognize handwriting input with acoustic features. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 4, No. 2, jun 2020.
- [18] Qian Wan, Yiran Li, Changzhi Li, and Ranadip Pal. Gesture recognition for smart home applications using portable radar sensors. In *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 6414–6417, 2014.
- [19] Mohammed Abdulaziz Aide Al-qaness and Fangmin Li. Wiger: Wifi-based gesture recognition system. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 5, No. 6, 2016.
- [20] Aditya Virmani and Muhammad Shahzad. Position and orientation agnostic gesture recognition using wifi. *MobiSys '17*, p. 252–264, New York, NY, USA, 2017. Association for Computing Machinery.
- [21] Chenning Li, Manni Liu, and Zhichao Cao. Wihf: Enable user identified gesture recognition with wifi. In *IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications*, pp. 586–595, 2020.
- [22] Heba Abdelnasser, Khaled Harras, and Moustafa Youssef. A ubiquitous wifi-based fine-grained gesture recognition system. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, Vol. 18, No. 11, pp. 2474–2487, 2019.

- [23] 金ミンソク, 森山聡一郎. ミリ波を通信路特性を用いたハンドジェスチャー認識. 電子情報通信学会通信ソサイエティ大会 通信講演論文集, 第1巻, p. S74–S75, 2018.
- [24] Alex Olwal and Artem Dementyev. Hidden interfaces for ambient computing: Enabling interaction in everyday materials through high-brightness visuals on low-cost matrix displays. In *Proceedings of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '22, New York, NY, USA, 2022. Association for Computing Machinery.
- [25] Andreas Braun, Stefan Krepp, and Arjan Kuijper. Acoustic tracking of hand activities on surfaces. In *Proceedings of the 2nd International Workshop on Sensor-Based Activity Recognition and Interaction*, iWOAR '15, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.
- [26] Mayank Goel, Brendan Lee, Md. Tanvir Islam Aumi, Shwetak Patel, Gaetano Borriello, Stacie Hibino, and Bo Begole. Surfacelink: Using inertial and acoustic sensing to enable multi-device interaction on a surface. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '14, p. 1387–1396, New York, NY, USA, 2014. Association for Computing Machinery.
- [27] 吉伸榊原, 宏憲林, 重行平井. Tubtouch: 湯水の影響や自由形状への適用を考慮した浴槽タッチ ui 環境. 情報処理学会論文誌, Vol. 54, No. 4, pp. 1538–1550, apr 2013.
- [28] Narjes Pourjafarian, Anusha Withana, Joseph A. Paradiso, and Jürgen Steimle. Multi-touch kit: A do-it-yourself technique for capacitive multi-touch sensing using a commodity microcontroller. In *Proceedings of the 32nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '19, p. 1071–1083, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.
- [29] Martin Schmitz, Mohammadreza Khalilbeigi, Matthias Balwierz, Roman Lissermann, Max Mühlhäuser, and Jürgen Steimle. Capricate: A fabrication pipeline to

- design and 3d print capacitive touch sensors for interactive objects. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software & Technology*, UIST '15, p. 253–258, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.
- [30] 隅田智之, 伊藤大毅, 川勝椋介, 平井重行. Raptappbath: 埋込み振動センサを用いた浴槽縁叩打音ユーザインタフェースシステム. *ヒューマンインタフェース学会論文誌*, 第 24 巻, pp. 107–120, 2022.
- [31] Shigeyuki Hirai, Yoshinobu Sakakibara, and Seiho Hayakawa. Bathcratch: touch and sound-based dj controller implemented on a bathtub. In Anton Nijholt, Teresa Romão, and Dennis Reidsma, editors, *Advances in Computer Entertainment*, pp. 44–56, Berlin, Heidelberg, 2012. Springer Berlin Heidelberg.
- [32] Ryosuke Kawakatsu and Shigeyuki Hirai. Rubbinput: An interaction technique for wet environments utilizing squeak sounds caused by finger-rubbing. In *2018 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops)*, pp. 512–517, 2018.
- [33] Yasha Iravantchi, Yi Zhao, Kenrick Kin, and Alanson P. Sample. Sawsense: Using surface acoustic waves for surface-bound event recognition. In *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '23, New York, NY, USA, 2023. Association for Computing Machinery.
- [34] Yoshida Makoto, Akiyama Shinya, Moriyama Yumiko, Takeshima Yoshitada, Kondo Yusuke, Suwa Hirohiko, and Yasumoto Keiichi. Traffic census sensor using vibration caused by passing vehicles. *Sensors and Materials*, Vol. 33, No. 1, pp. 1–16, 2021.
- [35] 馬越圭介, 松井智一, 吉田誠, 藤本まなと, 諏訪博彦, 安本慶一. ピエゾセンサを用いた個人識別システムの実装と評価. 第 28 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, pp. 90–97, nov 2020.

- [36] Keisuke Umakoshi, Tomokazu Matsui, Makoto Yoshida, Hyuckjin Choi, Manato Fujimoto, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Non-contact person identification by piezoelectric-based gait vibration sensing. In Leonard Barolli, Isaac Woungang, and Tomoya Enokido, editors, *Advanced Information Networking and Applications*, pp. 745–757, Cham, 2021. Springer International Publishing.
- [37] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 770–778, 2016.

研究業績

本論文に関する業績

学術論文誌

1. Makoto Yoshida, Tomokazu Matsui, Tokimune Ishiyama, Manato Fujimoto, Hirohiko Suwa, Keiichi Yasumoto, Smatable: A Vibration-Based Sensing Method for Making Ordinary Tables Touch-Interfaces , IEEE Access, vol. 11, pp. 142611-142627, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3343500.2023

– 3章に対応

国際会議

1. Makoto Yoshida, Tomokazu Matsui, Tokimune Ishiyama, Manato Fujimoto, Hirohiko Suwa, Keiichi Yasumoto, Smatable: A System to Transform Furniture into Interface using Vibration Sensor, 19th International Conference on Intelligent Environments (IE) , IEEE CatalogNumber:CFP2350K-ART, June 2023.

– 3章に対応

国内会議

1. 吉田誠, 松井智一, 石山時宗, 三崎慎也, 藤本まなと, 諏訪博彦, 安本慶一: “Smartable: マルチ振動センサと深層学習を用いた既存家具のインターフェース化の検討”, 第30回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ(DPSWS2022) 論文集, 鳥取県, pp. 74-81, 2022年10月.

– 3章に対応

2. 吉田誠, 馬越圭介, 藤本まなと, 三崎慎也, 松井智一, 諏訪博彦, 安本慶一: “ダイナミックレンジを拡大するアダプティブゲイン歩行振動センサシステムの

検討”,第29回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ(DPSWS2021)
論文集,鹿児島県, pp. 246-251, 2021年10月.

- 3章に対応

その他の業績

学術論文誌

1. Makoto Yoshida, Shinya Akiyama, Yumiko Moriyama, Yoshitada Takeshima, Yusuke Kondo, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto: Traffic Census Sensor Using Vibration Caused by Passing Vehicles, *Sensors and Materials*, vol. 33, no. 1, pp. 1-16, Jan 2021.

国際会議

1. Keisuke Umakoshi, Tomokazu Matsui, Makoto Yoshida, Hyuckjin Choi, Manato Fujimoto, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto: Non-Contact Person Identification by Piezoelectric-based Gait Vibration Sensing, *The 35th International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA '21)*, Tronto, Canada, May 2021.
2. Arnan Maipradit, Yumiko Moriyama, Tomoki Okuro, Makoto Yoshida, Nobuya Tachimori, Sinya Akiyama, Hirohiko Suwa, Keiichi Yasumoto: “PAVEMENT: Passing Vehicle Detection System with Autonomous Incremental Learning using Camera and Vibration Data,” *Proceedings of the 2022 IEEE 96th Vehicular Technology Conference (VTC2022-Fall)*, pp. 1-7, London, 2022.
3. Tomoki Okuro, Yumiko Nakayama, Yoshitada Takeshima, Yusuke Kondo, Nobuya Tachimori, Makoto Yoshida, Hiromu Yoshihara, Hirohiko Suwa, Keiichi Yasumoto: Vehicle Detection and Classification using Vibration Sensor and Machine Learning, *The 18th International Conference on Intelligent Environments (IE '22)*, Biarritz, France, 2022.

国内会議

1. 吉田誠, 大黒智貴, 日月伸也, 森山由美子, 武島儀忠, 近藤裕介, 諏訪博彦, 安本慶一: 路側設置振動センサによる交通量推定システムの検討, マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2020) 講演論文集, 2020年11月.
2. 馬越圭介, 松井智一, 吉田誠, 藤本まなど, 諏訪博彦, 安本慶一: ピエゾセンサを用いた個人識別システムの実装と評価, 第28回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2020) 講演論文集, 2020年11月.

受賞

1. 第29回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2020) 優秀論文賞: 路側設置振動センサによる交通量推定システムの検討: 吉田誠, 大黒智貴, 日月伸也, 森山由美子, 武島儀忠, 近藤裕介, 諏訪博彦, 安本慶一
2. 第30回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2021) 優秀ポスター賞: ダイナミックレンジを拡大するアダプティブゲイン歩行振動センサシステムの検討: 吉田誠, 馬越圭介, 藤本まなど, 三崎慎也, 松井智一, 諏訪博彦, 安本慶一
3. 第31回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ (DPSWS2022) 優秀論文賞: Smartable: マルチ振動センサと深層学習を用いた既存家具のインターフェース化の検討: 吉田誠, 松井智一, 石山時宗, 三崎慎也, 藤本まなど, 諏訪博彦, 安本慶一
4. 2021年度(令和3年度)山下記念研究賞: 路側設置振動センサによる交通量推定システムの検討: 吉田誠