

令和 6 年 6 月 18 日現在

機関番号：82626

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2020～2023

課題番号：20H04218

研究課題名（和文）作業行動のセンシングおよび認識技術の研究開発

研究課題名（英文）A study on sensing and recognizing work actions

研究代表者

佐宗 晃（Sasou, Akira）

国立研究開発法人産業技術総合研究所・情報・人間工学領域・研究チーム長

研究者番号：50318169

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 13,100,000円

研究成果の概要（和文）：指や手の動きや物体との接触による振動、または工具の使用による振動などが、手や皮膚を介して手首に伝搬する体導音を手首に装着したセンサで計測し、その体導音に基づいて手作業内容を認識するシステムの研究開発を行った。エッジ側で体導音を効率的に認識することを目的としたネットワーク・アーキテクチャとモデル学習法を提案した。13種類の手作業認識実験を行った結果、提案法は、Transformerと比べて、モデルパラメータの初期値によらず安定的に高い認識精度のモデルが得られ、またハイパーパラメータなどの調整の手間が少なく、計算量も控えめであるなど、モデルの構築が容易な学習アルゴリズムとなっていることを確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

人口急減と超高齢化による労働力人口の加速度的な減少により、製造現場などでの省人化、生産効率化、熟練技術の継承などが喫緊の課題となっている。通常、作業行動認識には動画処理が用いられるが、視覚的な遮蔽の問題や、工場でのカメラ撮影禁止など、画像情報の利用は困難な場合が多い。本研究課題では、手指の動きや工具の振動、または手首装着のスピーカから入力した振動の反射などが手や皮膚を介して手首に伝搬してくる体導音に基づいて、各作業における手指の動き、動作中の工具の使用状況、そして、手指や工具が静止していても、それらの接触有無の検知が可能なセンシング技術を開発し、この分野の新たな方向性を示した。

研究成果の概要（英文）：Technology that can digitalize handwork in detail in real time should be developed to introduce collaborative robots, improve production efficiency, and take over skilled manufacturing and maintenance work in factories. For this purpose, we focus on body-conducted sounds because they are robust to visual occlusions and surrounding noise interference, can be acquired using wrist sensors, and may help recognize hand gestures as well as hand-contact objects. In this paper, we propose a novel modeling method for handwork recognition using body-conducted sounds. This method adopts deep residual learning with dilated causal convolution extreme learning machines (DRLDCC-ELM). The DRLDCC-ELM was compared with a transformer baseline model to identify 13 types of handwork. The experimental results confirmed that DRLDCC-ELM outperformed the transformer baseline model and stably obtained models with almost the same F1 scores despite the fact that the training dataset was not large.

研究分野：音声・音響信号処理

キーワード：作業行動認識 手作業 体導音 Extreme Learning Machine マイクアレイ

様式 C - 19、F - 19 - 1 (共通)

1. 研究開始当初の背景

人口急減と超高齢化による労働力人口の加速度的な減少により、製造現場などでは協働ロボットの導入による省人化、生産の効率化、熟練技術の継承などが喫緊の課題となっている。

2. 研究の目的

これら喫緊の課題を実現するために、【課題1】作業員の操作、組立、加工、検査、梱包、仕分といった大まかな作業行動をリアルタイムで認識する作業行動認識システム、【課題2】各作業における手指の動き、動作中の工具の使用状況などを認識できる手作業内容認識システム、そして【課題3】手指、握っている工具、触っている物体などが共に静止していても、手指と物体との接触有無の検知が可能なセンシング技術の実現を研究目的とする。

3. 研究の方法

【課題1】従来、動画処理による作業行動認識が一般的であるが、視覚的な遮蔽の問題や、工場によってはカメラ撮影が禁止されているなど、画像情報の利用は困難な場合が多い。このため遮蔽物があっても回析により検出可能な作業音(空气中を伝搬する気導音)を用いた作業行動認識を考える。特に本課題では、作業音を認識するのではなく、作業音の発生方向をマイクアレイシステムで定位することで、作業行動を特定する手法を検討した。例えば、ピッキングでは、部品棚における各部品の格納場所や、作業台上での各手作業の実行場所など、予めある程度決まっていることが多く、このため作業音が発生した方向を定位できれば、作業員の取り上げている部品や手作業内容のある程度特定できる可能性がある。この手法を用いれば、作業音認識のアプローチで必要となる工場毎の作業音サンプル収録と作業音モデル学習が不要となるため、異なる工場へのシステム導入の障壁が軽減される可能性がある。

【課題2】手指の動きや物体との接触による振動、または工具の使用による振動などが、手や皮膚を介して手首に伝搬する体導音を手首に装着したセンサで計測し、その体導音に基づいて手作業内容を認識するシステムの研究開発を行った。各工場で行われている手作業内容は工場毎に様々であり、また異なる工場から収集した手作業の体導音データの共有が必ずしも容易でないことから、工場によらず汎用的に利用可能な認識モデルを構築するのは困難と考える。このためエッジ側で体導音の少量サンプルを収録し、高精度かつ安定的に認識モデルの構築が可能なモデルのアーキテクチャと学習アルゴリズムの実現を目標の1つとした。

Extreme Learning Machine (ELM)は、隠れ層が1

層のFeedforward Neural Network (FNN)であり、その入力層-隠れ層間の重みは学習データに関係なく乱数で設定し、隠れ層-出力層間の重みは疑似逆行列を用いた行列演算で求める。このためモデルの学習が高速に行えるという特徴がある。しかし、より高精度な推論を実現するためには、隠れ層のノード数を増やすだけでは不十分であり、ELMを多段化して深層学習を実現する必要がある。提案法では、WaveNetを参考にして、隠れ層が1層のELMを複数段重ねることで、多段化を試みる。ELMを4段積み上げた場合の提案モデルの等価的なネットワーク・アーキテクチャを図1に示す。異なる時刻の観測特徴量をそれぞれ1つずつELMに入力し、これら2つの観測特徴量の時間間隔を1つ上位段のELMになるにつれて、2倍に広げる。そして、各段のELMではこれら2つの観測特徴量に対して、入力層-隠れ層間の乱数で設定した重みを用いて畳み込み演算を実行する。最下位段(ベースライン段)のELMは、2つの観測特徴量の入力に対して、その出力が教師ラベルを直接推論するように学習する。一方、それより上位段(予測残差補正段)のELMは、観測特徴量と直下位段のELMの推論ラベルを異なる2つの時刻のそれぞれで連結し、これら2つの特徴量をELMの入力とする。そして、ResNetの要領で、そのELMの出力が、教師ラベルと直下位段ELMの推論ラベルとの間の予測残差を推論するように学習する。予測残差補正段の推論ラベルは、ELMの出力である予測残差の推論値に直下位段ELMの推論ラベルを加えることで得られる。このように、予測残差補正段のELMに対しては、観測特徴量、直下位段ELMの推論ラベル、そしてその予測残差の3点を与えて学習することで、直下位段ELMの推論間違いの傾向をELMがよりの確に把握できる構成としている。ELMの段数が増えるたびに、ELMへ入力する2つの観測特徴量の時間間隔が2倍に広がるため、例えば、図1に示したように4段積み上げた場合、推論ラベルは連続する16個の観測特徴量に基づいて算出されることになる。この推論ラベルを推定するのに用いられる観測特徴量の数をネットワークの受容野(Receptive Field, RF)と呼ぶ。一般的にn段積み上げる場合の受容野は $RF = 2^n$ で表さ

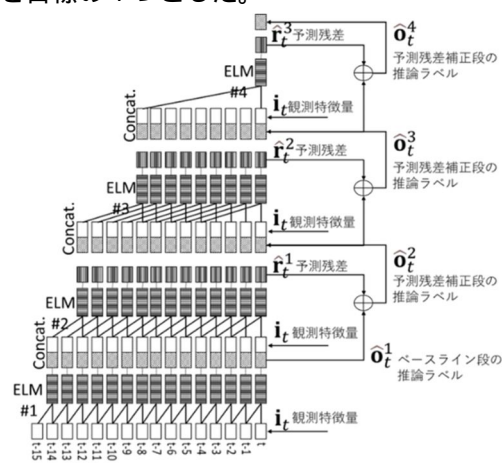


図1 ELMを4段重ねた提案モデル(DRLDCC-ELM)の例

る。異なる時刻の観測特徴量をそれぞれ1つずつELMに入力し、これら2つの観測特徴量の時間間隔を1つ上位段のELMになるにつれて、2倍に広げる。そして、各段のELMではこれら2つの観測特徴量に対して、入力層-隠れ層間の乱数で設定した重みを用いて畳み込み演算を実行する。最下位段(ベースライン段)のELMは、2つの観測特徴量の入力に対して、その出力が教師ラベルを直接推論するように学習する。一方、それより上位段(予測残差補正段)のELMは、観測特徴量と直下位段のELMの推論ラベルを異なる2つの時刻のそれぞれで連結し、これら2つの特徴量をELMの入力とする。そして、ResNetの要領で、そのELMの出力が、教師ラベルと直下位段ELMの推論ラベルとの間の予測残差を推論するように学習する。予測残差補正段の推論ラベルは、ELMの出力である予測残差の推論値に直下位段ELMの推論ラベルを加えることで得られる。このように、予測残差補正段のELMに対しては、観測特徴量、直下位段ELMの推論ラベル、そしてその予測残差の3点を与えて学習することで、直下位段ELMの推論間違いの傾向をELMがよりの確に把握できる構成としている。ELMの段数が増えるたびに、ELMへ入力する2つの観測特徴量の時間間隔が2倍に広がるため、例えば、図1に示したように4段積み上げた場合、推論ラベルは連続する16個の観測特徴量に基づいて算出されることになる。この推論ラベルを推定するのに用いられる観測特徴量の数をネットワークの受容野(Receptive Field, RF)と呼ぶ。一般的にn段積み上げる場合の受容野は $RF = 2^n$ で表さ

れ、少ない段数でも効果的に広い受容野が得られる構造となっている。このように独自に開発した特徴量時系列を認識するモデルのネットワーク・アーキテクチャと学習アルゴリズムを Deep Residual Learning with Dilated Causal Convolution Extreme Learning Machine (DRLDCC-ELM) と呼ぶ。

【課題3】課題2で取り扱ったように、手指の動きや物体との接触による振動、または工具の使用による振動などが、手や皮膚を介して手首に伝搬する体導音を手首に装着したセンサで受動的に計測することで、手作業内容を認識する手法では、手と工具の一方、または両方に動きがあることが前提であり、どちらにも動きが伴わない場合は何も検知できないという問題がある。手や指そして握っている工具や触っている物体が静止していても、手首に装着したスピーカから入力した振動の応答を解析することで、手先に装置をつけなくても手指と物体との接触有無の検知を可能とする能動的な体導音の計測手法を検討する。

手首から入力した振動は手先まで伝わり、手が接触している場合は、対象物の音響インピーダンスに応じて音が対象物まで伝搬したのち反射することが予想される。逆に接触がない場合は指先まで伝搬した後反射すると予想される。このため、手首で計測した振動には接触有無によって異なる波が重畳して計測され、手首のスピーカからマイクまでのインパルス応答に変化が生じると考えられる。このとき、インパルス応答は接触対象への接触有無だけでなく、手指の姿勢にも影響される。このため、対象物の接触有無や手指の姿勢を様々に変え、インパルス応答を計測して事前にキャリブレーションすることで、これらの差分から接触対象への接触を検出できる可能性がある。

4. 研究成果

【課題1】音源定位を用いた作業行動認識の実現可能性を検証するために、作業員が手元をマイクアレイシステムから遮蔽するような位置関係でも、音源定位がある程度動作することを予備実験により確認した。実験には図2に示す MEMS マイクを用いて独自に開発した、マイクアレイデバイスを用いた。このマイクアレイデバイスの中央には USB カメラを設置し、マイクによる作業音の収録と同期しながら、手作業の様子も撮影可能としている。図3には、部品棚から部品を取り出ししている際の作業音の到来方向を、マイクアレイシステムで定位した結果の例を示している。図中、赤く網掛けした領域が音源到来方向の推定結果を示している。図3(左)は、音源である手元とマイクアレイデバイスの間に遮蔽物がなく、作業音の直接音を計測できる状態であり、音源定位の結果も正しく作業員の手元と一致している。一方、図3(右)は、作業員がマイクアレイデバイスから手元を隠すように手作業をしているにもかかわらず、音源定位の結果は正しく手元を示している。

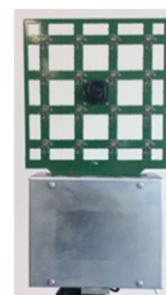


図2 マイクアレイシステム

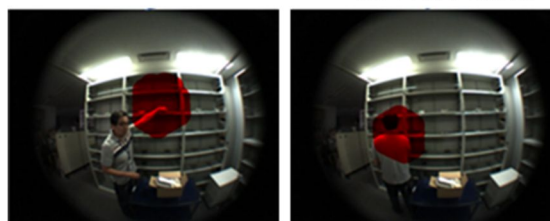


図3 作業音をマイクアレイで音源定位した結果、(右)作業員が手元をマイクアレイから遮蔽しない場合(左)と遮蔽している場合(右)

次に、ピッキング工場で実際に作業をしている作業員を対象として実験を行った。作業員がピッキングで使用している作業台に、マイクアレイシステムを設置し、ピッキング中の作業音を収録した。また、作業音と同期しながらピッキングの様子も撮影した。ピッキングの代表的な手作業を3種類選定し、その作業音から音源定位した到来方向と、画像から求めた手元の方向との誤差を評価したところ、平均誤差はそれぞれ3.1°、5.6°、1.6°であった(図4)。これより画像認識の代替手段として音源定位が利用可能であることを確認した。

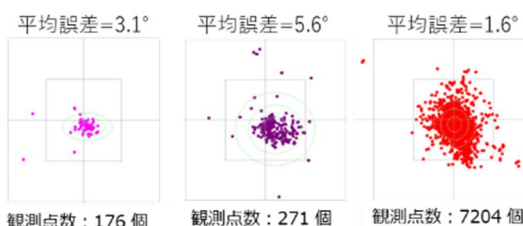


図4 ピッキングの手作業(3種類)の音源定位結果、各図の中心が画像から求めた手元の正解方向

【課題2】提案法の DRLDCC-ELM を用いた手作業認識の精度を評価するために、13種類の手作業から計測した体導音の認識実験を実施した。具体的には、ボールペンで紙に簡単な図形を描く、ボールペンで紙に文字を書く、キーボードをタイプする、マウスを動かす、マウスのボタンをクリックする、マウスのホイールをまわす、ハサミで紙を切る、紙を手で握りしめる、ビニール袋を手で握りしめる、アルミホイールを手で握りしめる、紙をホチキスで留める、ペットボトルのキャップの開け閉めを繰り返す、何もしない、の13種類である。

図5に実験に使用した体導音センサを示す。この体導音センサは、蓋を剥がしてダイヤフラムを露出したコンデンサマイクを、円筒形筐体の底面中心位置に固定した。そして、粘着性のあるシリコンを円筒形筐体内部に充填した。この体導音センサの手首装着時の様子を図6に示す。体導音のアナログ信号は、マイクアンプを通じたあと、サンプリング周波数16kHz、量子化16ビットでデジタル信号に変換した。このデジタル信号からメルフィルタバンク(40次元)とゼロ交差率(1次元)の計41次元の特徴量を抽出した。特徴量を抽出するフレーム幅は7種類(45, 60, 75, 90, 105, 120, 135[ms])そしてフレーム周期は幅によらず22.5[ms]で一定とした。被験者は1名として、1回の計測で各手作業を1分から3分間継続し、13種類の手作業の体導音計測を合計6回繰り返した。この6回分の計測データの内、4回分をモデル学習、1回分をモデル検証、そして最後の1回分をモデル試験に用いた。

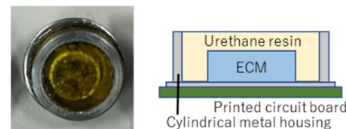


図5 試作した体導音センサ



図6 体導音センサの手首装着

提案法の認識精度と比較するために、Transformerのエンコーダを識別器として用い(図7)同様の実験を行った。提案法であるDRLDCC-ELMの受容野(RF)とTransformerの入力トークンサイズを一致させ、かつ両モデルの学習可能なパラメータ数もおおよそ一致するように、各モデルのネットワーク・アーキテクチャに関するパラメータを調整した(表1)。そして、ほぼ同じ条件になるように調整したDRLDCC-ELMとTransformerとの間で、認識精度の比較を行った。

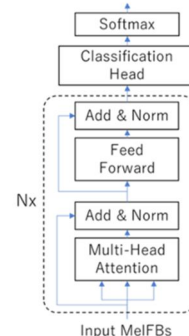


図7 比較実験に用いたTransformerのアーキテクチャ

図8に、受容野(Transformerでは入力トークンサイズに相当)毎に、提案法(DRLDCC-ELM)とTransformerで得られた認識精度(F1-score)の結果を示す。各グラフの横軸は、特徴量抽出に用いたフレームの幅を表している。各フレーム幅において、乱数による初期値設定以外は全く同じ条件でモデルの学習を10回繰り返した。各グラフの縦軸は、これら10個モデルから得られたF1-scoreのボックスプロットを示している。この結果、DRLDCC-ELMはTransformerより高い精度が得られている。また、Transformerは、モデルパラメータの初期値により得られるモデルの精度が大きくばらついているのに対し、DRLDCC-ELMはモデルパラメータの初期値によらず安定的に高い認識精度のモデルが得られた。また、Transformerはハイパーパラメータの最適値を得るために多くの試行錯誤が必要であるのに対し、提案法はハイパーパラメータなどの調整の手間が少なく、計算量も控えめであるなど、Transformerと比較してモデルの構築が容易な学習アルゴリズムとなっていることを確認した。

表1 実験に用いた提案法(DRLDCC-ELM)とTransformerのパラメータ数の比較

RF	DRLDCC-ELM		Transformer			
	#Layers	#Params	#Layers	#Heads	#Nodes	#Params
512	9	1,170,000	6	3	2048	1,089,643
1024	10	1,300,000	8	3	2048	1,452,671
2048	11	1,430,000	9	3	2048	1,634,185



図8 提案法(DRLDCC-ELM)とTransformerの認識結果の比較

【課題3】能動的な体導音計測による静止状態での接触有無検知の実現可能性を検証するために、音を再生するスピーカを前腕に装着し、マイクを手首に90度ずつ離して装着した。図9(a)に実験時の概観、図9(b)にチャンネルごとのマイクの装着位置を示す。コンピュータで、掃引時間0.1s、掃引周波数0~50kHzの対数掃引正弦波のデジタル信号を、サンプリング周波数100kHz・量子化ビット数16bitで生成し、DAコンバータ(NI9263, National Instruments)でアナログ信号に変換した。そして、アンプ(AP05mk2, Fostex)を通してスピーカから出力した。各マイク(CM-01B, TE Connectivity)で計測したアナログ信号を、アンプ(AT-MA2, audio technica)で増幅した後、ADコンバータ(NI9222, National Instruments)に入力し、サンプリング周波数100kHz・量子化ビット数16bitでデジタル信号に変換した。ADコンバータの出力信号の開始時刻から0.1秒間をデータとして保存した。以上のデータ収録実験を、5名の実験参加者の各々に対して4回繰り返した。計測時は図10に示すように、計測装置を装着後、2回の計測(計測1, 2)を

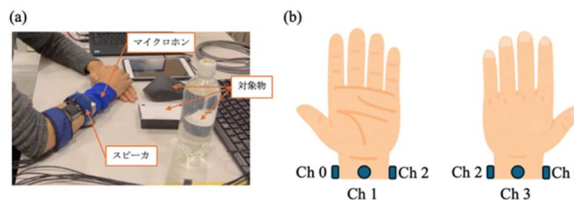


図9 計測装置の装着状況 (a)実験時のようす (b)マイクロホンのチャンネル配置

計測時は図10に示すように、計測装置を装着後、2回の計測(計測1, 2)を

行い、その後計測装置を脱着、さらに2回の計測（計測3，4）を行った。各計測では、表2に示す手順に従って対象物や自身の腕を触れるよう指示した。対象物には、異なる音響インピーダンスを持つ物を対象とするため、マウス、紙箱、ペットボトル（水入り）実験参加者の計測装置のついていない腕を触るよう指示した。

マイクロホンから計測された信号は、スピーカからの出力信号の逆関数を畳み込んでインパルス応答に変換する。当該インパルス応答は 10 kHz のローパスフィルタを通した後、信号の後半でエネルギーが減衰せず大きくなっている信号は異常なインパルス応答であるとして以降の処理から除去した。インパルス応答ごとに、実験映像を目視で各因子、手が何らかの物体に触れているかで「接触」もしくは「非接触」のラベルを付けた。各被験者、計測ごとに、概ね 2000 件のインパルス応答とラベルの組を記録した。以上のデータを対象として、インパルス応答のうちピーク位置から 500 サンプルを特徴量とする k 近傍法 (k=5) によって、「接触」「非接触」を推定する推定器を作成した。特徴量に用いたインパルス応答の例を図 1 1 に示す。

まず、各被験者について、装置装着後のキャリブレーション有無による推定精度を比較した。キャリブレーション後に脱着しない条件（計測 1 を学習データ、計測 2 をテストデータとした評価と、計測 3 を学習データ、計測 4 をテストデータとした評価）及びキャリブレーション後に脱着する条件（計測 1 を学習データ、計測 4 をテストデータとした評価と、計測 3 を学習データ、計測 2 をテストデータとした評価）の 2 条件を行った。結果を図 1 2 に示す。接触・非接触いずれのラベルも、すべての被験者で、キャリブレーション後に脱着しない場合に比べ、脱着した場合には数値が悪化していることがわかる。接触と非接触では、接触ラベルのほうが装着条件による変化に敏感であることもわかる。これは図 1 1 (a) のような非接触のデータには多様なインパルス応答が含まれるのに対し、図 1 1 (b) - (e) の接触状態ではインパルス応答が概ね一定の信号になることが原因と考えられる。この信号が装着条件に依存して変化することで、特に接触状態の推定結果が悪化したと考えられる。Precision, recall とともに、キャリブレーション条件が変わった場合の推定結果の悪化幅は、概ね被験者間で共通していることも読み取れる。

次に、キャリブレーション後に脱着しない条件について、各マイクロホンの装着位置による推定精度の変化を評価した。4 チャンネルすべてを用いる場合、k 近傍法の入力特徴量は 4 チャンネルのインパルス応答各 500 次元を結合した 2000 次元のベクトルとした。図 1 3 に、各マイクロホンのチャンネルごと、及び 4 チャンネルすべてを用いる場合の推定結果を示す。Ch 0 のみ大きく推定精度がばらついており、一部に機器の異常が入った計測結果の可能性もある。その他、各条件を比較すると、ch 1, 2,

3, 全チャンネルいずれも概ね同等程度の推定精度であると言える。特に全チャンネルを用いる場合、必ずしも評価の中央値が改善する訳ではないが、precision, recall が低いサンプルが少なくなっており、外乱に強く推定できると推察できる。以上から、提案法によって、手首に装着したデバイスによって「接触」「非接触」を precision で 0.8 ~ 0.9 程度、recall で 0.6 ~ 0.7 程度で推定できることを示した。また、この性能を達成するには同じ被験者であっても装着後のキャリブレーションが必須であること、4 つのマイクすべてを利用する場合は外乱に強くなる可能性を結果から示唆した。



図 1 0 各実験参加者の計測の時系列

表 2 各計測での実験参加者の手の動かし方

課題内容	計測回数と時間
手と物の接触有無を変化させる。詳細は以下の通り	
空中で手首をひねり、戻す	2分/回 x 2回
空中で手を握り開きする	2分/回 x 2回
前腕を上げ下ろしする	2分/回 x 2回
手を物に付け離しする	2分/回 x 2回
物を持ち上げ、置く	2分/回 x 2回
装置のついた手で自身の体(手, 腕, 腹, 肩, 足のいずれか)に触れる	2分/回 x 2回

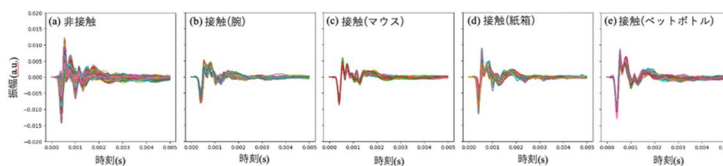


図 1 1 接触・非接触の状態で計測されたインパルス応答の例

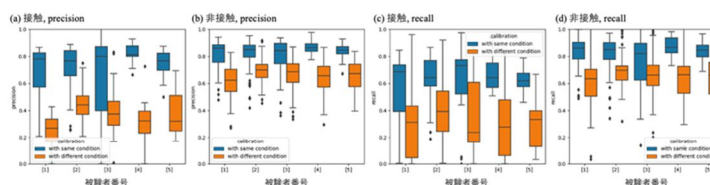


図 1 2 キャリブレーション条件による推定精度の比較。同じ装着条件で行った場合と、異なる装着条件で行った場合の推定結果の比較

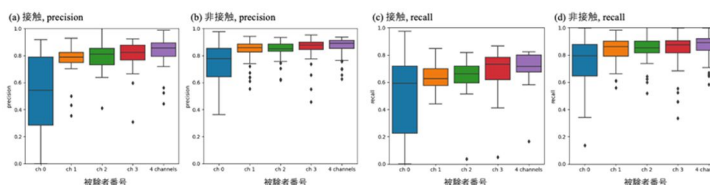


図 1 3 使用するマイクの装着による推定精度の比較

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 Sasou Akira	4. 巻 9
2. 論文標題 Deep Residual Learning With Dilated Causal Convolution Extreme Learning Machine	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 IEEE Access	6. 最初と最後の頁 165708 ~ 165718
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1109/ACCESS.2021.3134700	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計4件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 児島宏明、長久保晶彦、佐宗晃、小木曾里樹
2. 発表標題 音響的触感センサによる摩擦対象素材の識別
3. 学会等名 電子情報通信学会総合大会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 佐宗晃、児島宏明、小木曾里樹、長久保晶彦
2. 発表標題 体導音を用いた手作業内容の認識に関する検討
3. 学会等名 日本音響学会春季大会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 蛇島 伸吾, 佐宗 晃
2. 発表標題 ピッキング作業中の発生音による作業状況の把握
3. 学会等名 電子情報通信学会ソサイエティ大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 佐宗 晃, 蛇島 伸吾, 陳 暘, 児島 宏明, 長久保 晶彦, 小木曾 里樹
2. 発表標題 体導音と気導音を用いた 作業行動認識に関する基礎的検討
3. 学会等名 日本音響学会2021年春季研究発表会
4. 発表年 2021年

〔図書〕 計0件

〔出願〕 計2件

産業財産権の名称 フィードフォワードニューラルネットワークを複数段階含む学習済みネットワーク、並びに当該学習済みネットワークの生成方法及び情報処理システム	発明者 佐宗晃	権利者 国立研究開発法人産業技術総合研究所
産業財産権の種類、番号 特許、特願2021-016396	出願年 2021年	国内・外国の別 国内

産業財産権の名称 情報処理方法及び情報処理システム	発明者 佐宗晃	権利者 国立研究開発法人産業技術総合研究所
産業財産権の種類、番号 特許、特願2021-016517	出願年 2021年	国内・外国の別 国内

〔取得〕 計0件

〔その他〕

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	長久保 晶彦 (Nagakubo Akihiko) (00357617)	国立研究開発法人産業技術総合研究所・情報・人間工学領域・主任研究員 (82626)	
研究分担者	小木曾 里樹 (Ogiso Satoki) (10821738)	国立研究開発法人産業技術総合研究所・情報・人間工学領域・研究員 (82626)	
研究分担者	児島 宏明 (Kojima Hiroaki) (80356980)	国立研究開発法人産業技術総合研究所・情報・人間工学領域・主任研究員 (82626)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------