

令和 4 年 6 月 13 日現在

機関番号：33919

研究種目：若手研究

研究期間：2018～2021

課題番号：18K13139

研究課題名(和文) 自立歩行を開始した1-2歳児の加速度計を用いた身体活動および座位行動評価法の確立

研究課題名(英文) Development of Machine Learning Models for Classifying Physical activity and Sedentary Behavior in Free-Living Toddler

研究代表者

香村 恵介 (Komura, Keisuke)

名城大学・農学部・准教授

研究者番号：80735481

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,200,000円

研究成果の概要(和文)：16～35ヶ月の自立歩行が可能な幼児11人を対象に、加速度計を装着した状態で園で自由生活を送る様子をビデオカメラで撮影し、それらのデータを基に、機械学習および深層学習の手法を用いて、9つの活動タイプに分類するモデルを開発・比較した。その結果、加速度センサのデータに、ジャイロスコープのデータ、過去のウィンドウのデータ、腰だけでなく手首に装着した加速度計のデータを加えることで従来の方法よりも予測精度が向上することを明らかにした。また、Deep learningの手法を用いることで更なる精度の向上が期待できる可能性を示した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究では、1～2歳児の身体活動を従来の方法よりも高い精度で判別できるモデルを開発することができた。また、さらにモデルの精度を向上させる可能性のある方法も見えてきた。これらの研究成果は、今後、歩き始めの子ども身体活動を定量化することを可能にし、この年代の身体活動が、健康や発達に与える影響を明らかにするために役立つ。世界的には歩き始めの子ども身体活動ガイドラインが策定されている一方で、日本ではそのようなガイドラインはない。1～2歳児の身体活動データが蓄積できれば、日本の身体活動ガイドラインの策定にも貢献することが期待される。

研究成果の概要(英文)：We recorded free-living activities of eleven infants, aged 16-35 months, while wearing accelerometers. Based on these data, we developed and compared models that classify the data into nine activity types using machine learning and deep learning techniques. The results showed that the prediction accuracy was improved by adding gyroscope data, lag window data, and data from hip and wrist worn accelerometer. We also showed the possibility of further improvement in accuracy by using deep learning methods.

研究分野：発育発達，健康・スポーツ科学

キーワード：幼児 身体活動 座位行動 加速度計 行動観察 活動タイプ 活動認識 機械学習

様式 C-19、F-19-1、Z-19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

歩き始めの子どもの活動タイプを、加速度計の生データから判別しようとした研究は、3~5歳を対象とした研究 (Ahmadi et al., 2020) および 1~2歳を対象とした研究 (Kwon et al., 2019; Albert et al., 2020) がみられる。これらの研究では、行動の観察時間が 20 分程度であったため、より長時間にわたって様々な活動を含んだ日常生活下のデータに基づく研究が必要である。また、加速度以外のセンサ (例えば、ジャイロセンサなど) のデータを用いることで、精度が向上する可能性も考えられる。さらに、歩き始めの年代の加速度計による活動認識の研究では、十分な精度をもつ分類器が開発されておらず、様々なウィンドウサイズでの検討、装着部位と適切な特徴量の検討、各分類器の性能比較などが必要である。

2. 研究の目的

加速度の生データを用いて、園の自由生活下における歩き始めの 1-2 歳児の活動タイプを判別する方法を開発すること。

3. 研究の方法

1) 対象者

認定こども園の保育園部「0歳児クラス」、「1歳児クラス」、「2歳児クラス」および幼稚園部「満3歳クラス」に通う 16~35ヶ月の自立歩行が可能な幼児 11人 (男子 5人, 平均月齢 30.4 ± 6.36ヶ月) を対象とした。対象者の保護者には園を通して文書で測定依頼を行い、同意書を取得した。測定に協力した対象者には 1,000円分のギフトカードを謝金として渡した。なお、本研究は名城大学人を対象とする研究に関する倫理審査委員会の承認を受けて実施した (承認番号: 2021-9)。

2) 行動の観察

園の子どもたちは、基本的に、8時30分までに登園を完了、9時まで屋内や屋外で自由遊び、9時からクラスでの活動、9時30分からおやつ、10時から11時まで散歩や遊び、11時から12時まで給食、12時から14時30分まで午睡 (および午睡に向けた活動) といったスケジュールで過ごしている。本研究では、対象者の登園後から13時における園の自由生活下の活動を、測定者1名が、一脚 WT-1006 (HAKUBA) に固定した手持ちのビデオカメラ HDR-CX680 (SONY) で撮影して、その後の直接観察によるコーディングに使用した。上述した園活動中に、保育者または保護者には、できる限り1分以上の「抱っこまたはおんぶでの移動」および「ベビーカーまたはショッピングカートでの移動」を入れるよう依頼した。なお、対象者の行動は、トイレや着替えの時間を除き、保育の妨げにならないよう配慮しながら撮影された。

3) 加速度計による測定

対象者には、登園時に 3 軸加速度計 ActiGraph GT9X Link (ActiGraph) を右腰および非利き手の手首に装着した。腰部の加速度計は、伸縮ベルトに取り付けられた専用のポーチに入れ、手首の加速度計は伸縮性のあるリストバンドに入れ、キャラクターのワッペンを縫い付けて子どもが興味をもちやすいようにした (図 1)。



図 1 対象者に装着した加速度計 (左: 右腰, 右: 非利き手の手首)

加速度計の事前設定で、IMU (inertial measurement unit) をオンにすることにより、30 Hz での通常の 3 軸加速度データに加えて、100 Hz の加速度センサ、ジャイロスコープ、地磁気センサも合わせて計測した。加速度計の時計を事前設定する前に、PC (Windows 10 Pro, ver:21H1) の時計を情報通信研究機構 (NICT) が公開している NTP サーバーと同期して、日本標準時に合わせた。その後、上記の時間同期を行った PC で加速度計をインチャライズし、加速度計のスタートタイムを 8 時、ストップタイムを 13 時に設定した。

4) 直接観察によるコーディング方法

加速度計とビデオカメラの時間を同期させるために、測定時に加速度計を強く数回シェイクする様子をビデオカメラに映した。ビデオカメラで撮影した映像および加速度データは、The Observer XT 15 (Noldus) にインポートし、シェイク時の映像と加速度データを目視で確認して同期した。

対象者の行動は、先行研究のコーディングスキーム (Ahmadi et al., 2020; Albert et al., 2020) を参考に、「寝る」および「加速度計非装着」を加えた 9 クラス、20 タイプに分類した (表 1)。対象者がカメラに映っていない場合やトイレや着替えをしている場合は、「Out of view」と

コードした。なお、コーディングスキームを確定させる前に、2人の研究者が1名ずつの行動をコーディングし、より基準が明確になるようにコーディングスキームを修正した。

表1 コーディングスキーム

Activity class	Activity type	説明	代表的な動作
1 Sedentary behaviours 座位行動	① Sit	座ってじっとしていたり、座ったまま腕、体幹、下肢を動かしたりする。座ったまま数歩動く動作も含む。ベビーカー/ワゴンに座っているが、大人に押されてはいない。抱っこされているが場所の移動はない。	イスに座る、大人の膝の上に座る、座ったまま机に伏せる、座ったまま手や机を叩く、しゃがんで遊ぶ、座って食事をする、座って足をバタバタ動かす、座ったまま数歩動く、ベビーカー/ワゴンに座っている（運ばれていない）、抱かれたまま場所の移動がない
	② Lie down	体幹部を地面につけて仰向けやうつ伏せになっている。	昼寝前に寝転がる（うつ伏せや仰向け、左右にごろごろ）、転んで地面に寝転がる、机の上に寝そべる（足が床から浮いた状態）
	③ Stand on all fours	両手両足（両膝）を地面につけた姿勢で、移動はない。	高這いの姿勢、ハイハイの姿勢
2 LPA 軽強度身体活動	④ Stand/Non-walking steps	立ってじっとしていたり、上半身を動かしたり、非周期的（非連続的）または一足長以下の小さな歩幅のステップをしたり、3歩以内の移動をしたりする。4歩以上の周期的な（連続的）ステップがある場合は歩行とみなす。膝立ちも「立つ」に含める。ワゴンに立っているが押されていない状態も含む。	立ったまま動かない、立って手を叩く、立って左右に揺れる。立って手を洗う、目的に向かう訳ではなく数歩動く、体のバランスをとるために数歩上の周期的な（連続的）ステップがある場合は歩行とみなす。膝立ちも「立つ」に含める。ワゴンに立っているが押されていない状態も含む。
	⑤ Go down a slide	すべり台を滑っている。途中で止まっている時間も含める。	すべり台をすべる
	⑥ Play on a swing	ブランコに乗って遊ぶ。2秒以上じっと座っている時は「座る」に分類。	ブランコで揺れている（自分で/押ししてもらって）
	⑦ Hang	ぶら下がって足が地面から浮いている。	鉄棒にぶら下がる、ネットにぶら下がる
	⑧ Posture transition	立つ→座る、座る→立つ、座る→寝転ぶ、寝転ぶ→座る、立つ→寝転ぶ（転倒）、四つん這い→寝転ぶ、寝転ぶ→四つん這いに姿勢を変化させる。	
3 MVPA 中高強度身体活動	⑨ Climb up/down	平面ではなく、斜面/垂直面/立っている場所よりも高い/低い場所に、手足/足を使って登る/降りる。1段の段差を手を使わずに上がる/降りる場合は含めない。その場合は、歩行の条件に当てはまれば「歩行」、それ以外は「歩行ではないステップ」とする。	すべり台の階段を上る、2段以上の段を手を使わずに上る（降りる）、坂を手足を使って上る、すべり台を逆から上る、ジャングルジムを上る（降りる）
	⑩ Crawl	平面を手足を使って這って進む。進んでいない時は「四つん這い」に分類。	四つん這いで這って進む（平面）、高這いで這って進む（平面）、ほぶく前進のように這って進む
	⑪ Jump/hop/leap	体を弾ませるように跳ねる動き。	ジャンプ、びよんびよん跳ねる、ギャロップ
	⑫ Ride a tricycle	三輪車をこぐ。乗っているだけ/押ししてもらって足を動かしていない動作が2秒以上あった場合は、その動作は「座る」に分類する。	
	⑬ Ride a kick skater	キックスケーターに乗って進む。	
4 Walk 歩行	⑭ Walk	一定長を超える歩幅で、4歩以上、周期的（連続的）な左右交互のステップによって、体を他の場所に移動させる。その場で足を周期的（連続的）に4歩以上動かす動作も含める。	歩く、クルクル回る、その場で歩く、物を押しながら歩く
5 Run 走行	⑮ Run	通常歩行よりもスピード、ピッチが速い動作で走る。その場で走る動作も含める。	走る、その場で走る
6 Stroller/wagon ベビーカー/ワゴンで運ばれる	⑯ Sit on a Stroller/Wagon (carried)	ベビーカー/ワゴンに座った状態で、他者に押されて運ばれる。押されていない場合は「座る」に分類する。	
	⑰ Stand on a Stroller/Wagon (carried)	ベビーカー/ワゴンに立った状態で、他者に押されて運ばれる。押されていない場合は「立つ」に分類する。	
7 Carried 抱っこ/おんぶで運ばれる	⑱ Hug/piggyback (carried)	大人が子どもを抱っこ/おんぶ/持った状態で、子どもの場所が移動する。子の体が移動していない場合は「座る」に分類。	抱っこやおんぶされて移動している、体を持つて運ばれる
8 Sleep 寝る	⑲ Sleep	動きが止まり、目を閉じてじっとしている状態が10秒以上続いた場合に、その状態の開始から「Sleep」と判断する。	昼寝する
9 Accelerometer not attached 加速度計非装着	⑳ Accelerometer not attached	右腰または非利き腕に加速度計を装着していない（装着していない状態（置いてある、人が持って移動している）、人が持って移動している、自動車で運ばれている）非利き腕に装着されている場合は「incorrect mount」とコード。	

基本ルールとして、「姿勢の移行」の動作を除いて、2秒以上続く動作が出現した場合に、その動作をコードした。

対象者が加速度計を装着する前および取り外し後、カメラに対象者が映っていない場合、着替えをしてトイレに行っている場合は「Out of view」とコードした。

LPA: light intensity physical activity (軽強度身体活動), MVPA: moderate-to-vigorous intensity physical activity (中高強度身体活動)

5) 活動認識モデルの開発

加速度センサのデータは、1秒、3秒、5秒、7秒、10秒、12秒、15秒、20秒、25秒、30秒のウィンドウサイズで分析した。各ウィンドウで3軸加速度センサの信号(x, y, z)を1次元の合成加速度(VM)に変換し、平均、分散、標準偏差、中央値、最大値、最小値、四分位数(10%, 25%, 50%, 75%, 95%),四分位範囲, peak-to-peakの13個の特徴量を算出した。また、Temporal featuresとして、先行研究(Ahmedi et al., 2020)では前後のウィンドウ間の特徴量を使用した場合に精度が向上したことが報告されているが、開発したモデルを実装する際に未来の特徴量を使用することは好ましくないと考え、過去の特徴量を現在の特徴量に追加して使用した場合について検討した。

識別手法には、Random ForestおよびDeep learningを用いた。モデルの評価には、leave-one-subject-out-cross-validation (LOSO-CV)を用いて、正解率およびF値を算出した。

4. 研究成果

1) 30Hz データと 100Hz データとの比較

図 2 は、加速度データのみで学習させたモデルにおけるウィンドウサイズおよびサンプリング周波数別の精度を示した。最適なウィンドウサイズは、腰および腰+手首では 5~15 秒、手首では 30 秒であった。30 Hz よりも 100 Hz のデータセットを用いた方が、モデルの予測精度は高かった。また、腰のみ、手首のみデータを用いるよりも、腰+手首のデータを用いた方が精度は高かった。

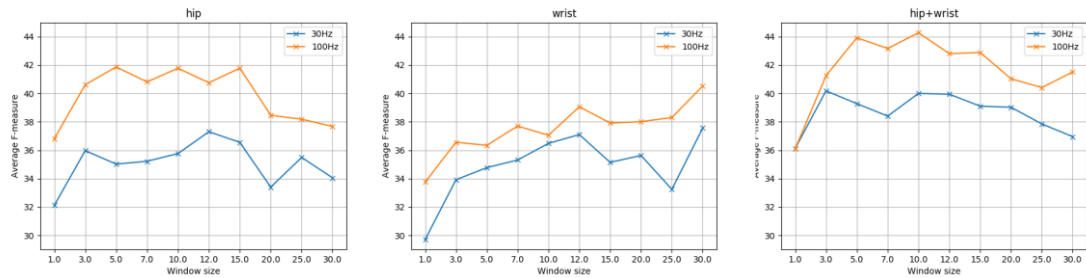


図 2 腰、手首、腰および手首の加速度データで学習したモデルにおけるウィンドウサイズとサンプリング周波数の効果をみた交互作用プロット

2) ジャイロスコープと地磁気センサを追加した検討

図 3 は 100 Hz の加速度データに、ジャイロスコープおよび地磁気センサのデータを追加した場合のモデルの予測精度を示している。最も精度が良い組み合わせは、腰、手首、腰+手首のいずれにおいても、加速度センサ+ジャイロスコープであった。一方で、上記のモデルに地磁気センサのデータを加えても、精度の向上は見られなかった。

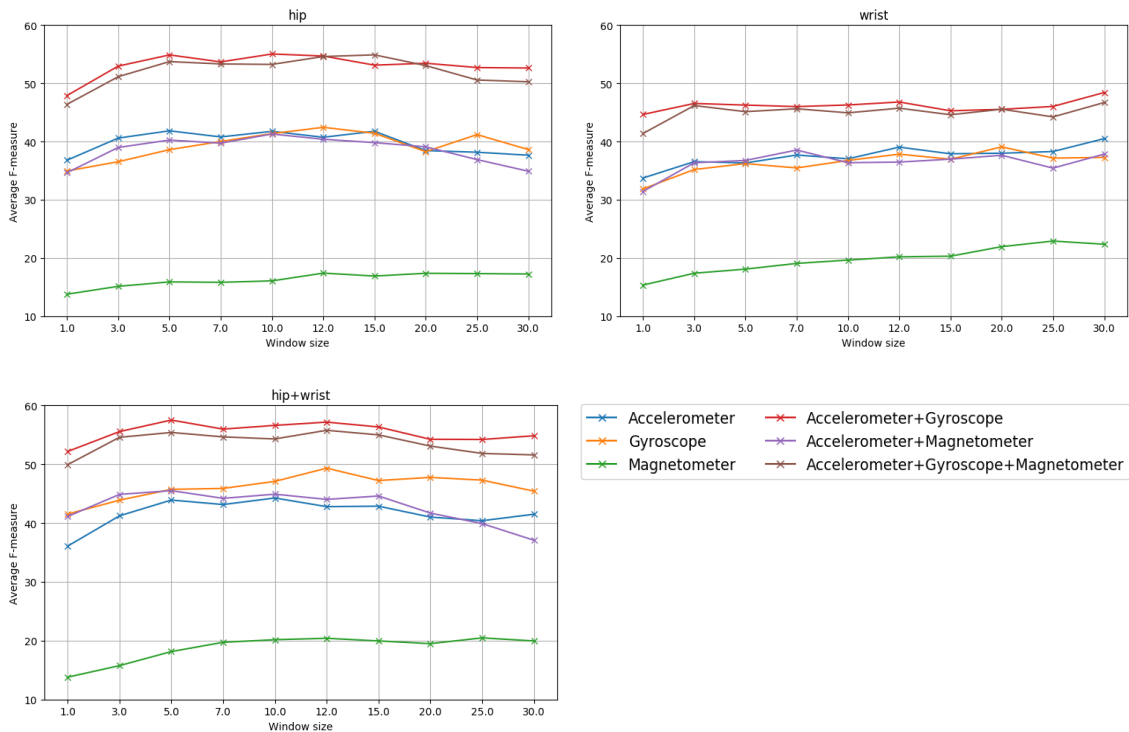


図 3 腰、手首、腰および手首の 100 Hz の加速度データにジャイロスコープおよび地磁気センサデータを追加して学習したモデルにおけるウィンドウサイズ別の F 値

3) Temporal features の追加

図 4 は、100 Hz の加速度データまたは加速度データ+ジャイロスコープのデータに lag ウィンドウのデータを加えた場合のモデルの精度を示している。30 Hz の加速度データを用いた場合と同様に、lag ウィンドウのデータを用いることでモデルの精度は向上した。過去のウィンドウのデータをいくつ使用すればよいかは条件によって異なるが、おおよそ 1 つ前のデータを使用すれば精度の向上が見られ、lag ウィンドウの数を増やせば増やすほど精度が向上するわけでもなかった。

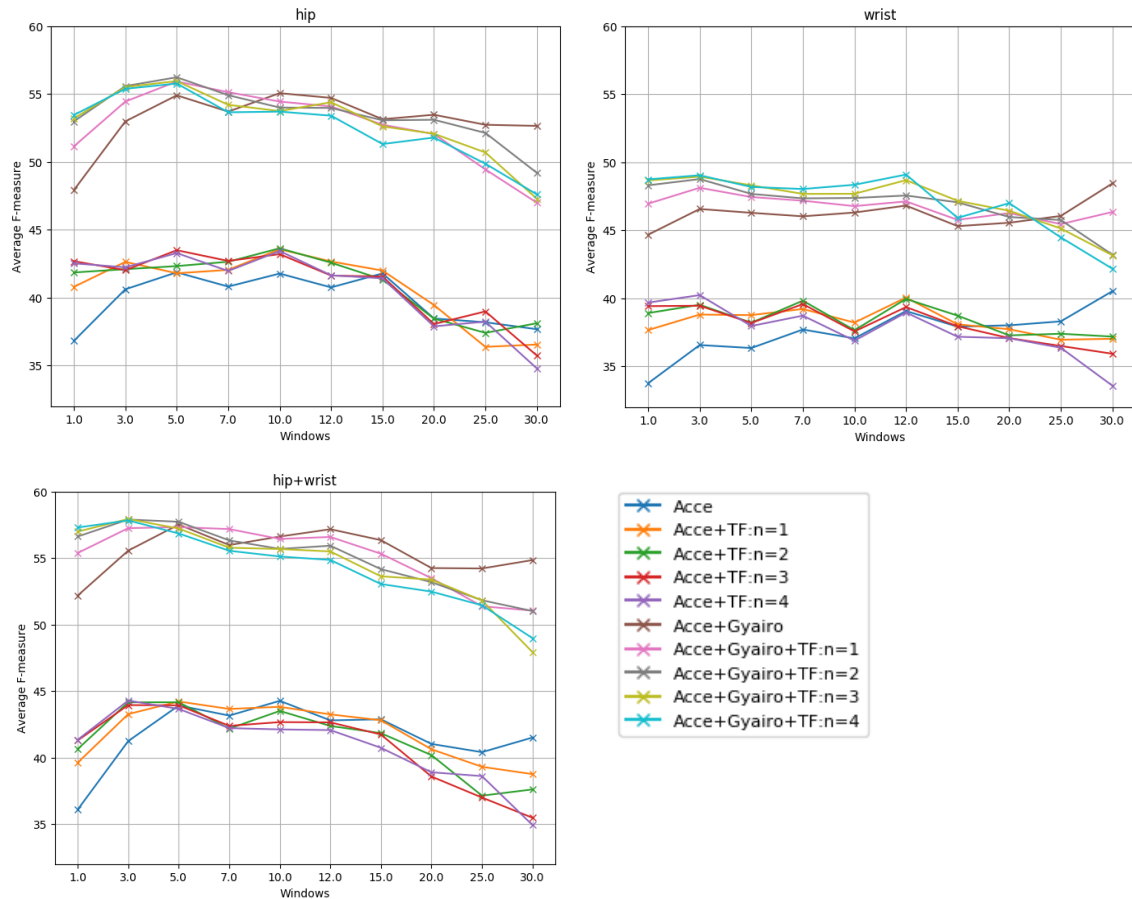


図 4 腰、手首、腰および手首の 100 Hz の加速度およびジャイロスコープのデータに temporal features (TF) を追加して学習したモデルにおけるウィンドウサイズ別の F 値 (n は lag ウィンドウ数を表す)

4) 識別に重要な特徴の可視化

それぞれの装着部位で最も予測精度が高かったウィンドウサイズ (腰: 12 秒, 手首: 30 秒, 腰+手首: 10 秒) におけるデータを代表として分析した. その結果, 主にばらつきを表現した特徴量が上位に採用される傾向にあった. つまり, ウィンドウ区間の動きを表す特徴量が, 分類精度を向上させるために重要であることが示唆された.

5) Random Forest と Deep learning との精度比較

Random Forest と Deep learning によるモデルの精度の比較をした結果, 30 Hz および 100 Hz のいずれにおいても, Deep learning の手法を用いることで, 10%ほど平均 F 値が向上した.

6) まとめと今後の課題

Random Forest を用いた場合, 100 Hz で 3 秒のウィンドウサイズの腰および手首の加速度データ+ジャイロスコープ+temporal features (lag=3) を使用した場合に最も精度が高く, 正解率は 74.53%, 平均 F 値は 57.73%であった. この結果は, 同様の年代の幼児 (13~35 ヶ月) を対象として, 8 つのクラスに分類しようとした先行研究 (Albert et al., 2020) で報告されている正解率 64.8%よりも高い精度であった. 本研究の成果として, 加速度センサデータにジャイロスコープ, lag ウィンドウ, 腰だけでなく手首のデータを加えることで, 歩き始めの 1~2 歳児の活動認識精度が向上することが示唆された. また, ばらつきを表現する特徴量をモデルの開発に利用することの有効性と Deep learning 手法によって精度が向上する可能性も示した.

一方で, 3~5 歳児を対象として, 5 つのクラスに分類した先行研究 (Ahmadi et al., 2020) で報告されている F 値 86.4%と比較すると, 本研究で開発したモデルの精度は低かった. 歩き始めの 1~2 歳児は「抱っこやベビーカーで運ばれる」といった, この年代に特有の行動がみられる. 本研究では, これらの行動に関するデータ数が相対的に少なく, データの不均衡がみられた. 今後は, これらのデータ数を増やすとともに, 重みづけ学習を用いたモデルの調整も検討する必要がある. また, Random forest に比べて精度が高かった Deep learning に Temporal features を加えるなど手法の改善をするとともに, その他の機械学習手法 (XGboost, LightGBM, CatBoost など) を検討していくこと, 本研究で加えなかった frequency domain features を特徴量に加えて検討することも必要である.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 香村恵介
2. 発表標題 こどもの身体活動研究のこれまでとこれから
3. 学会等名 第26回日本体力医学会東海地方会学術集会
4. 発表年 2022年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

中部経済新聞コラム掲載. 歩き始めの子どもの身体活動. 2021.10.27.

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
---------------------------	-----------------------	----

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
---------	---------