

厚生労働科学研究補助金（次世代育成基盤研究事業）
分担研究報告書

乳幼児と消費者製品のインタラクションに関する行動データベース作成と分析

研究分担者 西田佳史 東京工業大学工学院機械系

研究要旨：住居内で多く発生している乳幼児と製品に関する事故は、環境改善、法律・基準改善により変えることができる。本研究では、製品改善などの事故防止策を目的として、今まで不足していた、事故が生じる家庭環境での製品に対する実際の乳幼児の行動（インタラクション）の情報を、行動認識技術を用いて収集し、乳幼児の日常行動の分析を行った。また、発達段階の推定が可能かの検討も行った。

A. 研究目的

厚生労働省によると、1～9歳の子供の死因として不慮の事故が上位となっており、効果的な事故予防策の開発が大きな課題である（厚生労働省，2021）。このことは、日本に限らず世界的な課題であることがWHOのレポート（Peden et al.，2008）でも指摘されており、SDGs（The United Nations，2015）でも目標の一つとなっている。

一方、近年では高性能のカメラが普及し、これらを用いた日常行動データの取得が、実際の在宅環境で可能となってきている（本村他，2019）。こうした日常生活の実際の行動に関する動画を収集することで、日常環境下でどのような行動をとっているかを理解する研究が着手可能になっており、高齢者の製品安全分野での試みも始まっている（産業技術総合研究所，2016）。行動の様子を画像に記録するだけでなく、関節位置を含めた姿勢情報を計測および解析することについては、Kinectに代表されるようなRGBDカメラを用いた姿勢認識および

自動分類も可能となっている（KIM et al.，2017）（PATSADU et al.，2012）。

しかし、従来の行動理解や行動認識の手法では、あらかじめ人が行動にラベルを付ける必要があった。そのため、乳幼児の行動のように、日常生活空間でどのような行動をとるかは解明されておらず、事前にラベルを付けることができない対象は扱えないという課題があった。近年では、スマートホームや日常生活支援技術の分野でも、日常生活空間で取得されたラベルがいない大規模な行動データをうまく分類し可視化する技術の必要性が指摘されている（Cicirelli et al.，2021）。

本研究では、日常生活空間での行動を、ラベルを付けることなく、姿勢や場所に関する情報から特徴づけて可視化する手法を開発することを目的とする。具体的には、生活空間でどのような位置によくいるのかという典型的な位置を解析可能にすることで、生活でよく使われる製品の解明を支援し、さらに、各製品の近くでどのような姿

勢をとっているのかという典型的な姿勢を解析可能にすることで、製品の使用状況の分析を支援することを目指す。本研究では、実際の在宅の動画を取得し、開発した典型的な姿勢の発生状況可視化手法の妥当性を検証する。また、日常品に対するインタラクション情報をもとに、発達段階の推定が可能かの検討も行った。

B. 研究方法

本研究で開発した典型的姿勢を抽出するアルゴリズムの概要を図 1 に示す。具体的なフローは以下の通り。(1)が RGBD カメラによる姿勢データの取得、(2)が典型的姿勢発生場所の可視化、(3)および(4)が各典型的場所の典型的姿勢の可視化を行う処理を示す。

は通常行っている行動の観察実験が目的であり、意図的に製品で遊ばせることや、意図的に注意しない状況を作る必要はなく、通常行っている乳幼児に対する事故の対策や注意を中断することなく、通常通り行っていたり必要がある点などを丁寧に説明した。

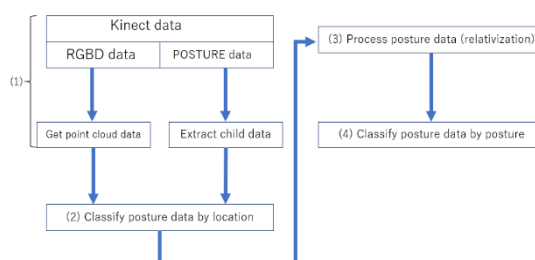
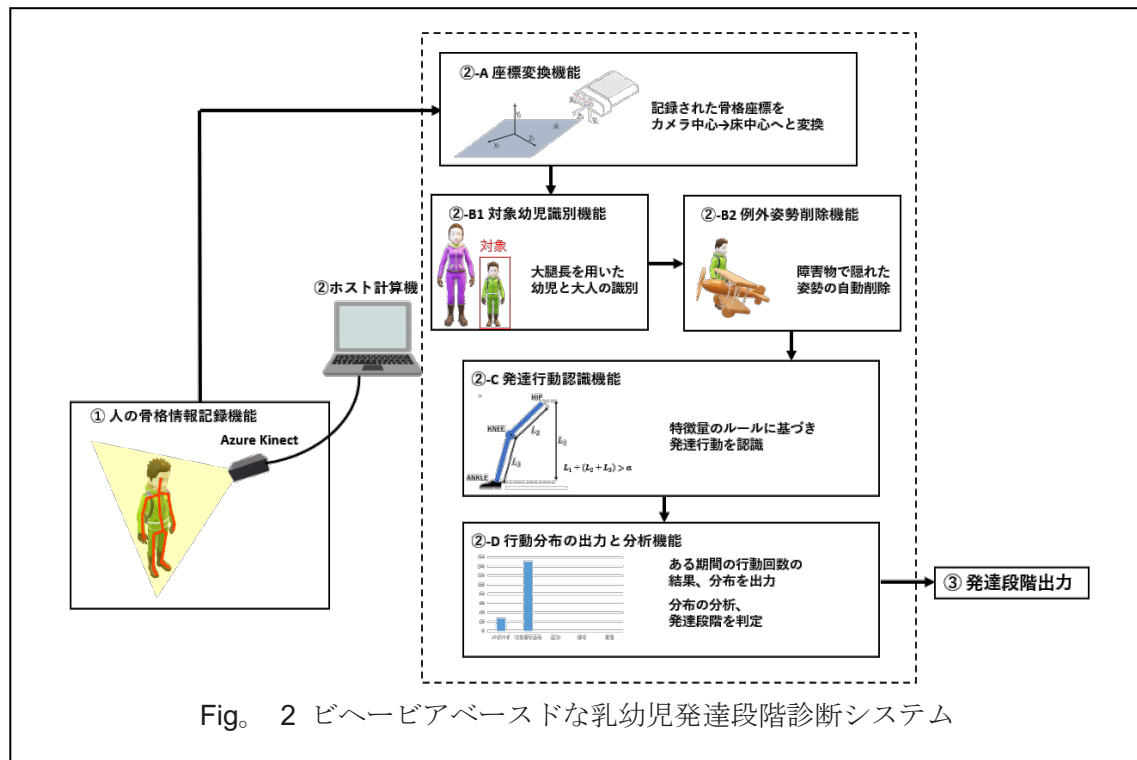


Fig. 1 Data processing flow of the proposed system.

- (1) Azure Kinect を用いてデータを取得する。RGB (カラー画像) データ, Depth (距離画像) データ, 姿勢データ (図 1 の POSTURE data) を取得する。姿勢データには、子育て世帯の場合、大人のデータが含まれることが通常であり、子供のデータのみを抽出する。また、Depth データから点群データを出力する。
- (2) (1)で抽出された姿勢データを用いて姿勢発生地の典型的場所のクラスタリング分析を行い、点群データと重畳して可視化を行う。
- (3) 体の向きをそろえる座標変換を各関節座標に行い身体中心座標系にする。
- (4) (2)で判明した典型的場所ごとに、(3)のデータを用いて典型的姿勢のクラスタリング分析を行う。

(倫理面への配慮) 東京工業大学の倫理委員会の承認を得た方法に則り、実験の説明と同意の確認後に実施した。また、本研究

姿勢分析技術の活用として、期待されるものの一つが、高精度な乳幼児の発達段階の自動診断である。保護者、保育士も、日々、発達段階を理解しているが、それに伴う危険や対策まで、すべて理解しているわけではない。そのため、車の自動ブレーキシステムのように、必要な時に、必要な対策を行ってくれる支援機能を実現するには、人と同じように、機械側も発達段階の認識を行う機能が求められる。いちいち入力していたのでは役に立たない。そこで、図 2 に示すような行動を直接認識対象とすることにより、高精度な発達段階推定を可能とする新たなビヘイビアベースの診断方法を開発した。この手法は、RGBD カメラを用いて、統計データ Denver II において粗大行動と呼ばれる発達行動を自動認識し、観測



された行動分布の変化により，発達段階を推定する方法である。利点は，特殊機材でなく在宅の机や椅子などの日用品を用いて診断できる点，身長や年齢などを介さず行動そのものを認識する行動ベースの手法である点にある。

C. 研究結果

実験協力者の自宅のリビングで行動データを取得し，作成したデータベースの一部に関して開発手法で分析が可能であるかの検証を行った。今回使用したデータは2歳，7歳の子ども，および両親が同居しており，カメラ画像には子供2人（2歳，7歳）が映っているデータである。図2は，Kinectから撮影した画像のサンプルである。

子供のみが写っているデータ数が少なかったため，大人も写っているデータを使用し，子供のデータを抽出した。



Fig. 3 Example of RGB picture taken by Kinect.

図3にdepth情報を加えて点群として描画したものが図4である。

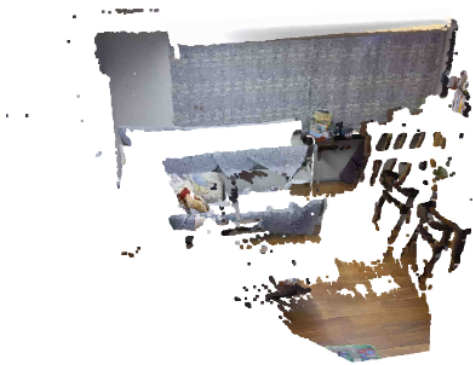


Fig. 4 Example of point cloud data with color information.

D. 考察

位置によるクラスタリングの結果を図 5 に示す。図 5 の Place 1 はソファの近く, Place 2 はテレビの前, Place 3 は食卓の前, Place 4 はテーブルの近くに分布していることが分かった。これより, 今回の手法で近くにある製品が異なる 4 つの典型的場所に姿勢データを分類できた。

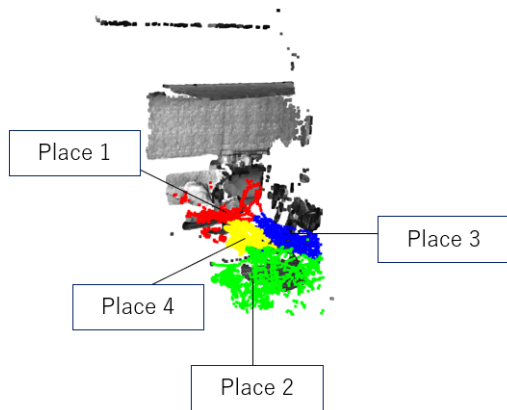


Fig. 5 Plot of pelvis points. Four colors indicate cluster number (Place 1 to Place 4).

図 6 に姿勢によるクラスタリングの結果を示す。Place 1 では 3 つ, Place 2 では 3 つ, Place 3 では 2 つ, Place 4 では 4 つの典型的姿勢が抽出された。

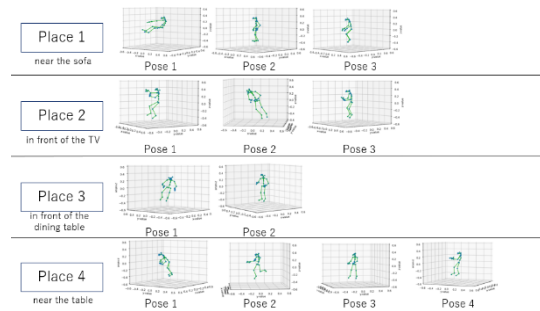


Fig. 6 Results of clustering typical postures on each typical place

それぞれの姿勢について, 製品・場所に特有と考えられるものに着目し, 詳細な解析を行った。今回は, Place 1 では Pose 1, Place 2 では Pose 1~3, Place 3 では Pose 1, Place 4 では Pose 1~2 について点群データと姿勢データの重畳および動画の確認を行った。

Place 1 の Pose 1 については, 図 6 のようにソファの近くで座っている姿勢が確認できた。目視で動画データの確認を行ったところ, ソファの上に物が置かれている時間帯が多く見られたため, ソファに座ることが少なくなったと考えられる。大人と一緒にソファに座っていることもあったが, ソファがカメラから遠く, 大人と重なって写っていることでソファに座っている子供の姿勢が認識されていなかったことが考えられる。

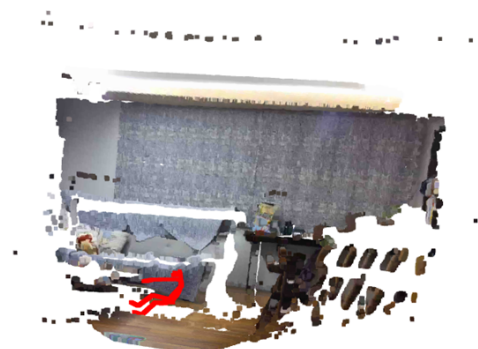


Fig. 7 Plot of Pose 1 in Place 1 with point cloud.
Red lines indicate the typical posture.
This image indicates sitting by the sofa.

Place 2 の Pose 1~3, Place 3 の Pose 1 は, 図 8 に示した Place 2 の Pose 1 のようにすべて床に座り込んでいる姿勢であった。目視で動画データの確認を行ったところ, おもちゃで遊ぶ際には床に座り込んでいる様子が目視で確認された。発達段階的には歩くこともできるが, 床に座り込んで遊んでいることが多かったことがわかる。床に座り込んでいる姿勢は, カメラに背を向けていたり下半身が画角からはみ出していたりしたため, 図 8 のように下半身が床に埋まって認識されてしまったと考えられる。

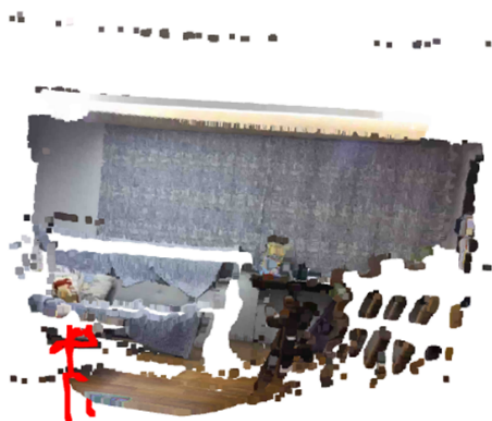


Fig. 8 Plot of Pose 1 in Place 2 with point cloud.
This indicates sitting in front of the TV.

Place 3 は食卓の前であるが, 食事時のデータが含まれていないため, 食卓の椅子に座っている様子が抽出されなかったと考えられる。

Place 4 の Pose 1 は図 9 のようにテーブルに手をつけて立っている姿勢, Pose 2 は図 9 のようにテーブル上のおもちゃで遊びながら膝立ちしている姿勢であることが確認できた。目視で動画データの確認を行ったところ, 図 9 について関しては, テーブルの高さが立っている際に手をつくのにちょう

どよい高さであることから, テーブルに手をつけて立っている姿勢が抽出されたと考えられる。また, 図 10 に関しては, テーブルで遊ぶ際には膝立ちをするとちょうどよい高さであったことから, テーブルのそばで膝立ちしている姿勢が抽出されたと考えられる。これらの姿勢は, 大人では見られない子供特有の行動を抽出したものであると言える。

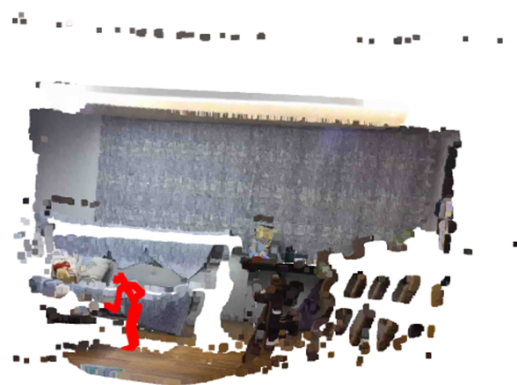


Fig. 9 Plot of Pose 1 in Place 4 with point cloud.
This indicates standing by the table.

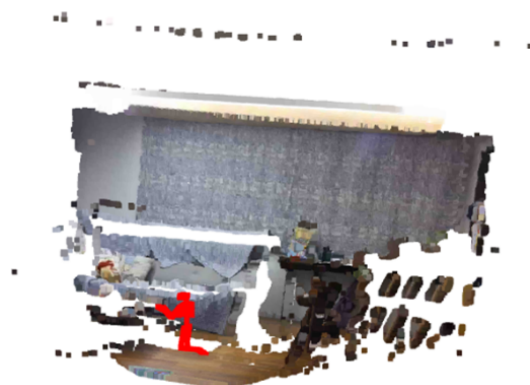


Fig. 10 Plot of Pose 2 in Place 4 with point cloud. This indicates kneeling by the table.

分析を進める中で, 以下の問題点が明らかとなった。まず, オクルージョンの影響や, 姿勢認識可能範囲の影響が見られたため, 複数台のカメラの使用による姿勢や

点群におけるオクルージョン低減を行う必要がある。次に、複数人の子どもに対する識別機能に関しては、人物認識技術等との統合によって汎用性を高める必要がある。これらの改良と並行して、発達段階の異なる子どもへの適用や、長期間の連続記録を行うことで、発達段階ごとの典型的な行動を取得するなどの機能の拡張が考えられる。

次に、発達段階推定についても評価を行った。行動時の人の姿勢をもとにした特徴量ベースのアルゴリズムで、発達段階診断データ Denver II の「粗大運動」のカテゴリにある行動である、歩く、走る、階段を登る、片足立ち、高所立ち、つかまり立ち、一人立ち、ハイハイの 9 種類の行動認識器を作成した。在宅模擬環境および在宅環境で取得した乳幼児の行動データを用いて、行動認識器のパラメータを、ROC 解析法 (Receiver Operating Characteristic analysis) で最適化し、精度を求めた結果、平均 88% となった。また、実装したシステムの検証として、発達段階の異なる被験者 3 名 (0 歳 8 ヶ月, 1 歳 0 ヶ月, 2 歳 8 ヶ月) の在宅データ (合計 6 時間) に対して発達段階推定の検証を行ったところ、認識結果を目視の結果と比較し、行動の誤差は 20% 程度、発達段階誤差が 1 段階であることを示された。このように、ビヘービアベースな発達段階推定の可能性が見えてきた。

E. 結論

本研究では、日常生活空間での行動を、ラベルを付けることなく、姿勢や場所を用いて特徴化することで、典型的な行動発生位置を同定し、さらに、典型的な場所ごとに姿勢を分類することで、製品の使用状況を可視化する新たな手法を提案した。

住宅におけるリビングの 2 歳児の行動データから得られた姿勢・点群データをもとに、4 つの典型的な位置および各位置に対する 2~4 個の典型的な姿勢が抽出された。典型的な位置のうち、ソファの近くとテーブルの近くでは製品や位置特有の姿勢が抽出され、全体を通して子供特有の姿勢が抽出され、開発手法の有効性が確認された。また、発達行動推定機能に関しても、行動の誤差は 20% 程度、発達段階誤差が 1 段階であることを示された。行動データを用いた発達段階推定の可能性が示唆された。

F. 研究発表 該当なし

G. 知的財産権の出願・登録 該当なし

参考文献

Bishop, C. M. , Pattern Recognition, Machine Learning, Vol. 128, No. 9 (2006).

Cicirelli, G. , Marani, R. , Petitti, A. , Milella, A. , D'Orazio, T. , Ambient Assisted Living: A Review of Technologies, Methodologies and Future Perspectives for Healthy Aging of Population, Sensors, Vol. 21, No. 10 (2021), p. 3549.

Kim, D. , Kim, D. H. , Kwak, K. C. , Classification of K-Pop Dance Movements Based on Skeleton Information Obtained by a Kinect Sensor, Sensors, Vol. 17, No. 6, (2017), p. 1261.

厚生労働省, 人口動態統計 (2021)。

本村陽一, 西田佳史, 大森隆司, 生活現象のモデリング技術, 人工知能, Vol. 34, No. 6 (2019), pp. 774-778.

尾崎正明, 糸井丈晴, 内山 瑛美子, 西田佳史, 状況介入デザインを可能とする分散表現に基づくベイズ状況リスク分析, 第 21 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (2020), 3E3-03.

Patsadu, O. , Nukoolkit, C. , Watanapa, B. , Human gesture recognition using Kinect camera, 2012 Ninth

International Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE) (2012), pp. 28-32。

Peden, M. , Oyegbite, K. , Ozanne-Smith, J. , Hyder, A. A. , Branche, C. , Rahman, AKM. F. , Rivara. F. , Bartolomeos, K. , World Report on Child Injury Prevention, World Health Organization (2008)。

Rouseeuw, P. J. , Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis, Journal of Computational and Applied Mathematics, Vol. 20 (1987), pp. 53-65。

産業技術総合研究所, 平成 28 年度商取引適正化・製品安全に係る事業 (高齢者等製品安全基盤情報収集事業) 報告書, <<https://rikeinoyoroduya.hatenablog.jp/entry/2019/10/06/152014>>, (参照日 2022 年 1 月 27 日)。

消費者庁, 平成 30 年度版消費者白書 (2018), <https://www.caa.go.jp/policies/policy/consumer_research/white_paper/2018/white_paper_126.html>, (参照日 2022 年 1 月 27 日)。

The United Nations, Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development (2015)。

タス スリニヴァサン シリーシ バブ, 大野美喜子, 西田佳史, Empowering Reality: オンライン住宅環境診断に基づくその場湧活支援, 動的画像処理実利用化ワークショップ(2021), OS5-2。