

# 機械学習を用いた「子どもの育ち」の可視化 —位置・向き情報を用いた関心推定の試み—<sup>†</sup>

山田徹志<sup>\*1</sup>・宮田真宏<sup>\*2</sup>・中村友昭<sup>\*3</sup>・前野隆司<sup>\*4</sup>・大森隆司<sup>\*5</sup>

玉川大学学術研究所<sup>\*1</sup>・玉川大学脳科学研究所<sup>\*2</sup>・電気通信大学大学院情報理工学研究所<sup>\*3</sup>  
慶應義塾大学大学院 システムデザイン・マネジメント研究科<sup>\*4</sup>・玉川大学 工学部<sup>\*5</sup>

本論文では、保育分野（就学前教育・養育）において「子どもの育ち」を解釈する為の新たな方策として、子どもの位置・向き情報から関心を推定する分析手法の開発について報告する。我々はこれまでの研究から保育者が経験的に子どもの関心を読み取る際、子どもの位置・向きという行動特徴量を参照することを示した。同時に、人による関心状態の評価に対してベイズ推定を用いることで定量化できることが示唆された。これらをうけ本研究では、記録した保育活動場面の映像データ中の子どもの位置・向き情報と関心の対象について保育者によるアノテーションを実施した。その後、人手による関心記述の行動尤度と機械学習（HMM法、LDA法）による行動尤度を比較分析した。結果、取得した保育活動場面における幼児18名の関心の傾向は位置・向き情報から推定可能であることが示された。

キーワード：子ども、保育、関心推定、機械学習、人工知能

## 1. はじめに

### 1.1. 保育の質と人工知能技術

近年、幼児期からの早期教育段階への社会投資が有効であることが指摘されている（HECKMAN 2013）。そしてOECD諸国では就学前教育制度の整備への注力がある（OECD 2017）。これを受け、幼児教育（以下、

保育）の質の向上に関する研究が国内でも進められている（秋田ほか 2016, 国立教育政策研究所 2017）。これらの研究の中で多く利用されているのが、保育場面の事例記述の分析を通じて保育実践及び保育施設環境の質を評価する方法である。

「保育の質」の評価を事例記述等の定性的データを基に行う理由は、教科教育におけるテストのように習熟度を定量的に表する方法での評価困難さにある。具体的には、「遊び」や「生活」の中で子どもの行動とその行動に伴う心情の変化など定性的にしか記述できないデータで「子どもの育ち」を評価しようとする事による。そして、この育ちを評価する作業は、幼稚園教諭、保育士（以下、保育者）が子どもとの関わりの中で、見て感じたことを継続的に記述し蓄積することで実現される。つまり、保育分野では、保育現場で得られた事例から子どもの姿を人が感覚的に読み取ることでの育ちの評価が行われている。

このような保育領域の質的研究を用いた評価手法は、「子どもの育ち」を議論する上で有用であるが、多大な労力と時間を要する。そのため幼稚園、認定こども園、保育園等（以下、保育施設）での実施は容易ではなく、例え実施するとしても事例の範囲と数に制約が

2020年1月29日受理

<sup>†</sup> Tetsuji YAMADA<sup>\*1</sup>, Masahiro MIYATA<sup>\*2</sup>, Tomoaki NAKAMURA<sup>\*3</sup>, Takashi MAENO<sup>\*4</sup> and Takashi OMORI<sup>\*5</sup> : Visualizing “Child’s Growth” Using Machine Learning: A Trial of Interest Estimation Using Position and Direction Information

<sup>\*1</sup> Research Institute, Tamagawa University, 6-1-1 Tamagawagakuen, Machida, Tokyo 194-8610 Japan

<sup>\*2</sup> Brain Science Institute, Tamagawa University, 6-1-1 Tamagawagakuen, Machida, Tokyo 194-8610 Japan

<sup>\*3</sup> Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro Communications, 5-1-1 Chofugaoka, Chofu, Tokyo 182-0021 Japan

<sup>\*4</sup> Graduate School of System Design and Management, Keio University, 1-1-4 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama, Kanagawa 223-0061 Japan

<sup>\*5</sup> Faculty of Engineering, Tamagawa University, 6-1-1 Tamagawa Gakuen, Machida, Tokyo 194-8610 Japan

ある。また、「子どもの育ち」の読み取りは、人の感覚知、経験知により解釈される為、その妥当性・信頼性の担保が問題となる。

一方で、近年の人工知能技術 (AI) による画像認識能力の進歩は著しく、人に近い詳細な行動特徴の検出技術が開発されている (OpenPose 2018)。上記の現状に対して AI を教育へ援用しようという考えは自然な流れである。国内外では、すでに校内の問題行動アラートサービスの提供 (Soter Technologies 2019) や環境維持 (温度・音) の自動管理システム Cedep (2019) など、実装事例が存在する。さらに、Society5.0を見据え AI 等、高度情報技術を教育現場へ応用する為の方向性が検討されている (文部科学省 2019)。しかし、AI を保育研究、実践に用いて「子どもの育ち」の評価に適用を図る具体的な手法の提案はいまだない。

## 1.2. 「子どもの育ち」の評価と「関心」

現状、如何なる要素が「子どもの育ち」の客観的な評価指標になるかは、保育者の間でも確定していない。そこで本研究では、保育者が行う子どもの心の状態の読み取りを対象にした。保育者が子どもの「個々の育ち」を評価する時、子どもの「生活」・「遊び」に向かう「心情・意欲・態度」を日々読み取り、子ども一人ひとりの育ちの度合を日誌、要録等に記述するよう教育要領には記されている (認定こども園保育教育要領 2017, 幼稚園教育要領 2017, 保育所保育指針 2013)。これは、子どもの心の状態の解釈ともいえる。

しかし、幅広い心の状態の発生要因すべての同定は困難である。その為、我々は行動との相関が推測される「関心」という心の状態に注目した。「関心」という心の状態は、人の行動決定の原因ともいえる主体的な価値知覚の結果として現れるもので、自律的な学習の基礎となる物事への働きかけの動機となることが述べられている (ヴィンター 2017, LAVE and WENGER 1991, RENNINGER *et al.* 1992)。

例えば、人が何らかの知覚対象 (人や物体) に価値を感じたときは、それをよく観察しようとして「関心を示す」行動をとる。逆に、「関心」を示す行動とその対象を観察できるなら、その人がいま何に価値を感じているか、という心の状態を知ることができる。特に子どもの場合には、関心対象が育ちに伴い変化すると考えられ、その変遷を知るとは子どもの個々の育ちの理解に有用な情報を提供すると期待できる。また、視線が人の関心に関与することも述べられている (牧ほか 2015, 加藤ほか 2018)。視線の継続、すなわち注

視が強い関心を示すことは自明であり、それは子どもにも当てはまる。であれば、その人物が何を見ているかという物理的な行動情報が、関心推定の鍵となる。そして、我々は「環境に対する子どもの自律的な行動は関心から派生し、これが育ちの評価指標となる」という仮説をおき研究を継続してきた (山田ほか 2017, 2018, 2019)。その結果、以下の①～③が示唆された。

- ① 子どもの関心は、関心対象への働きかけの頻度により記述できる。
- ② 関心対象の記述による関心状態の評価は、評価者によらずある程度の安定性がある。
- ③ 関心状態の評価が安定しているのは、子どもの位置・向きという行動特徴が関心推定の要因であるためである。

以上より本研究では、子どもの育ちを可視化する AI の具体的手法として機械学習を援用し、子どもの関心の推定を試みた。より具体的には、人による子どもの関心と位置・向き の記述に対して、ナイーブ・ベイズ法 (ベイズ推定) および HMM 法 (Hidden Markov Model)、LDA 法 (Latent Dirichlet Allocation) の確率分析モデルを採用し分析を試行した。

そして、本手法を取得した保育場面の映像に適用し、子ども 18 名の関心記述からの行動尤度と機械学習からの行動尤度が相関することを明らかにした。

## 2. 研究の方法

映像記録した保育活動について、複数の保育者により「個々の子どもの関心状態」、「関心発生時の位置・向き」、「関心対象」のアノテーション (記述) を行い、子どもの位置・向きのみから保育活動における個々人の関心状態の推定が可能であるか、検討した。

本研究における計測環境、分析対象、分析手順は以下の通りである。なお、以降の分析は、センサ装置で取得した映像記録のうちカラー画像 (RGB 情報) についてのみ行なった。

【計測環境】: Kinect v2, ビデオ, 指向性マイクを使用した。Kinect v2は保育室内の4方向からカラー映像と深度画像を30fpsで取得・保存した (写真1) (図1)。写真1の①～④は、図1の計測環境①～④の Kinect v2の設置位置からの取得映像と対応している。

【分析対象】: 玉川学園幼稚園部の英語教育クラスの2016年9月29日の保育活動 (18分53秒) に参加した4歳児クラス18名、英語教育の担任保育者1名、活動時の補助保育者2名、研究者1名を分析対象とした。



写真1 記録した保育活動の一場面

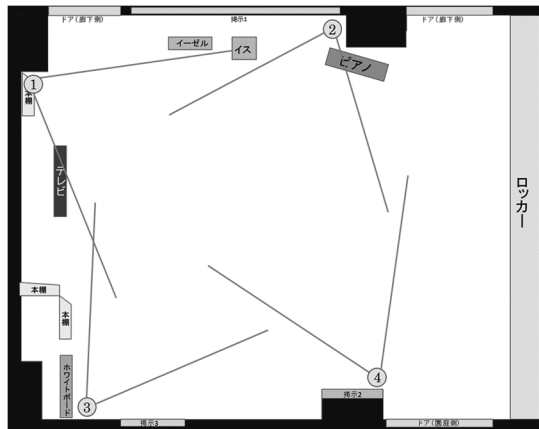


図1 映像取得時の保育室と計測機器の配置

【倫理的配慮】:玉川大学脳科学研究所の倫理審査及び保護者への説明会を実施し、子ども一人ひとりの保護者の承認のもと実施された。

取得した保育画像について、以下の分析1～5の手法により関心の推定を試みた。

### 分析1：映像データの予備的アノテーションによる子どもの関心状態の定量化

保育評価手法（Sics-Zico 2015）を参考に、保育活動18分53秒の映像記録より2分間（120秒）を選定し、有職経験5年以上の保育者3名（アノテーター）が協議のもと子どもの関心状態について1秒ごと（120秒×18名 2,160ラベル）の予備的アノテーションを実施した。その記述結果に確率的手法（ナイーブ・ベイズ法）を適用し、関心状態の予備的定量化（尤度距離による関心分布の評価）を行った。

### 分析2：関心の記述の安定性の検証

アノテーションが評価者によらず安定であることを確認する為、別の保育者（3名）が同一場面で特徴的な尤度を示した幼児1名について協議のもと再度、上

記と同じアノテーションを行い、一致率を求めた。

### 分析3：保育活動全体の関心状態の記述と定量化

活動記録映像18分53秒の全てに分析1と同じ関心状態と保育活動の流れの区間について協議のもとアノテーションを実施し、ナイーブ・ベイズ法により子どもの関心状態を定量化し、算出された尤度距離と保育活動の流れの区間の関係を検証した。

### 分析4：位置・向きと関心対象の可視化

定量化された関心のうち個人及び集団の特徴が強く表れた場面について、子どもの位置・向きと関心対象の位置を可視化した。ここでは、同アノテーター3名が子ども18名の向き・位置と関心対象の位置を、1秒ごとに保育室の地図上に記述してデータ化した。

### 分析5：関心状態の評定と行動分類の比較

子どもの位置・向きデータに、HMM法（Hidden Markov Model）による個人の行動分類、LDA法（Latent Dirichlet Allocation）による保育活動の流れの分類という二段階の機械学習手法を用いたクラスタリング解析を実施した。この結果から、集団内の個々の子どもの行動特徴（位置・向き）の頻度分布を集団平均からの尤度距離として定量化した。その後、それをアノテーションによる個々の子どもの関心状態の評価より求めた尤度距離と比較した。

## 3. 結 果

### 3.1. 関心状態の定量化

子どもの特徴的な行動を含むとして選んだ保育中の2分間（120秒）の映像について、アノテーションによる子ども18名の関心状態の定量化を試行した（図2）。

図2は映像120秒間の1秒ごとに、子ども18名（CH1～18）の関心状態を同アノテーター3名が協議のもと記述したもののラベルの頻度分布である。縦軸が関心状態の種別を（以下、関心状態ラベル）、横軸は各ラベルの出現頻度を示している。なお、本研究では関心という主観に依存しがちな事象の記述の安定性を確保する為、複数人の協議によるアノテーションを実施した。

関心状態を評定する為のラベルは、子どもが主体的に環境へと関わりを形成する構成要素「ひと」、「もの」、「こと」（ベネッセ総合教育研究所 2014）を参考とし、保育者が指導計画において設ける保育の「ねらい」と想定した。その上で、取得映像中の保育活動下において子どもとの関わりが予想される対象を以下のラベル1～6と設定した。本ラベルの選定は、定性的要素の妥当性を担保する為、保育者6名、認知科学者、教育

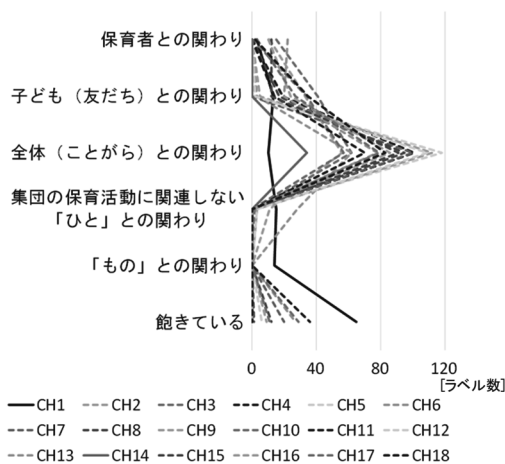


図2 子ども18名の関心状態の評定結果

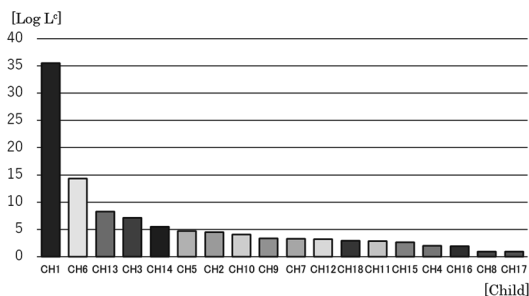


図3 子ども18名の行動の集団平均からの尤度距離

学者複数名の協議による。

[ラベル1] 保育者との関わり

- ・保育活動に関連した子どもと保育者の関わり  
例) 保育者と子どもの会話や手遊びなど

[ラベル2] 子どもとの関わり

- ・保育活動に関連した子ども同士の関わり  
例) 子ども同士の会話や手遊びなど

[ラベル3] 全体(ことがら)との関わり

- ・集団での保育活動への関わりが生じる場面  
例) 集団で歌を歌う, 絵本を見開きする

[ラベル4] 保育活動に関連しない「ひと」との関わり

- ・集団での保育活動の内容(ねらい)に直接関与しない「ひと」との関わり  
例) 補助や見学する保育者との会話や身体接触

[ラベル5] 「もの」との関わり

- ・保育活動の内容(ねらい)に直接関与しない「も

の」との関わり

例) 本棚の本を見る, 掲示物に触れる

[ラベル6] 飽きている

- ・保育活動への関心がなく飽きていると伺える場面  
例) 走り回る, 寝転がる, あくびをする

結果, 子ども18名の120秒間の活動中の関心状態の分布が得られた. このときの保育活動が「輪になり歌う」という「集団の保育活動との関わり」に分類される内容であったため, 子どもたちの関心状態がラベル3に多く分類されている. 一方で, 全体の傾向とは異なり, 「もの」との関わりを多く示す特徴的な関心傾向を有する子ども(図2: CH1, 以下A児)が確認された. 他にも, 数人の小集団で関心対象を共有している場面も観察された.

これより, 保育活動の中には, 個々の子どもの関心傾向と集団の関心傾向とが混在し, さらに集団の関心傾向も複数の小集団と大集団という集団の大きさに応じた記述が必要であることが示唆された.

また, 子どもの関心状態はそのときの保育活動自体が持つ関心誘導の強さ(バイアス)に依存すると考えられる. 例えば, 「輪になり歌う」という活動では, 子ども同士で輪になる, 保育者の歌声や身振りを見て真似をするなど, その活動特有の対象や状況を読み取るために特定の対象に関心を向ける必要がある. つまり, 子どもの関心の表出パターンは活動の特性に依存し, さらにはその活動に対する個々の子どもの主体的な参加の状態が関心の表出に現れていると考えられる.

次に, 個々の子どもの関心傾向と集団の関心傾向の関係を見るため, 図2で見られた個々人の関心状態ラベル分布の非定型性をナイーブ・ベイズ法により評価した. ナイーブ・ベイズ法は, 集団のラベルが正規分布に従う確率変数であるとみなして, 個人*c*のラベル*i*の分布 $x_i^c$ と集団の平均ラベル分布 $\bar{x}_i$ との距離 $L_c$ (尤度距離)を以下の式より求める.

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_c x_i^c, \sigma_i^2 = \frac{1}{n} \sum_c (x_i^c - \bar{x}_i)^2 \quad (1)$$

$$L_c = \sum_i \frac{(x_i^c - \bar{x}_i)^2}{2\sigma_i^2} \quad (2)$$

図3は, 横軸に子ども18名を尤度距離の大きさ順に並べ替えて示したもので, 縦軸は同場面の個々の子どもの集団平均からの尤度距離 $L_c$ である. なお, 図中では子ども間の差を明確化するために対数を取り, 対数尤度( $\log L_c$ )を用いて表記している.

図2で傾向の違いが見られたA児は図3でも高い尤

度距離を示しており、その違いが定量化されている。

一方、他の子ども17名の尤度距離はある程度の広がりはあるがA児と比較して半分以下となっている。これは、図2での示唆と同様に、関心状態の個人傾向と集団傾向の関係が顕れた為と考えられる。つまり、保育活動の特性に依存して集団の関心傾向が発生し、それとの相対的な比較により個々人の関心傾向の特徴が得られることが示唆された。

### 3.2. 関心状態ラベル付けの安定性

前節での関心状態のラベル付けは特定のアノテーター3名によるものであった。これがアノテーターによらず安定しているか、評価が必要である。そこで、図2の関心状態の評定で他の幼児とは異なる傾向評定が発生したA児について、別の保育者3名で同場面のアノテーションを行い、先のアノテーション結果との一致度を評価した。

結果、2グループのアノテーションは120ラベル中105ラベル(88%)の一致を得た。そして、グループ間の評価の差異が生じる原因は、子どもの視線を向ける方向(向き)と身体の位置、すなわち見つめている対象の判断基準によるものであった。これより、保育者が保育活動に応じた子どもの関心状態を直感的に推定する上で、6種類の関心状態の評定ラベルは一定の安定性が有ることが示唆された。同時に、視線の向きと子どもの位置の判断基準が、関心の推定に影響を与えたことから、関心状態の推定には子どもの向きと身体の位置が影響することが示された。

ここまでの結果より、子どもの関心推定について得られた示唆は以下の通りである。

- ・個人の関心傾向は、集団の関心との相対的な比較より、一定の安定性を有し評価できる
- ・関心の表出は、保育活動の状況に依存して変化する
- ・向きと身体の位置という行動特徴が関心の推定に有用である

### 3.3. 子ども18名の関心状態の一次元評価

個々の子どもの関心状態を尤度距離で定量化する手法の安定性が示されたことを受け、同手法を本研究で対象とする18分53秒の取得した保育映像の全体に適用した。そして、対象とする保育映像データ全体についてアノテーター3名による個々の子どもの関心状態の評定を行った(1132秒×18名=20,376ラベル)。

この時、尤度距離の算出は、集団平均は各瞬間の前後15秒ずつの30秒間の子ども18名の関心評定ラベル頻度の平均を用いた。そしてこの平均との間の距離と子

表1 子どもの行動からみた保育活動の流れの区分

保育活動		開始時間	終了時間
①	保育者の説明を聞く(手を話し小さな輪になる)	0	55
②	保育者と「おはよう」の歌を歌う(手振りをつけて)	56	83
③	次の活動をまつ(保育者がピアノを準備する)	84	100
④	保育者と歌を歌う(手振りをつけて)	101	122
⑤	次の活動をまつ(保育者がラジカセで曲を準備する)	123	146
⑥	保育者と歌を歌う(手振りをつけて)	147	182
⑦	次の活動をまつ(間:保育者がラジカセを切る)	183	189
⑧	保育者の説明を聞く(子どもはその場で立って)	190	211
⑨	次の活動をまつ(間:保育者がラジカセを準備する)	212	234
⑩	保育者と歌を歌う(手振り、踊りをつけて)	235	265
⑪	保育者の踊りを真似る(手振りをつけて)	266	278
⑫	次の活動をまつ(間:保育者がラジカセを準備する)	279	295
⑬	保育者の説明を聞く(輪になる)	296	335
⑭	次の活動をまつ(保育者がラジカセの準備をする)	336	343
⑮	保育者が始まりの合図を出す(曲が流れ始める)	344	350
⑯	保育者と歌を歌う(輪になり、手振りをつけて)	351	442
⑰	次の活動をまつ(保育者がラジカセを消す)	443	449
⑱	次の活動をまつ(別の保育者が活動に参加する)	450	467
⑲	次の活動をまつ(間:着席を促しつつ読み聞かせ準備)	468	489
⑳	保育者の読む絵本を見聞きする	490	901
		区間 a	
㉑	次の活動に移行(立ち上がり、間隔をかける)	902	922
㉒	保育者と歌を歌う(手振り、踊りをつけて)	923	946
㉓	自由時間な活動時間(「ねらい」を有さない時間)	947	1010
		区間 b	
㉔	次の活動をまつ(輪になるよう移動)	1011	1067
㉕	次の活動を待つ(立って輪になった状態で)	1068	1132
		区間 c	

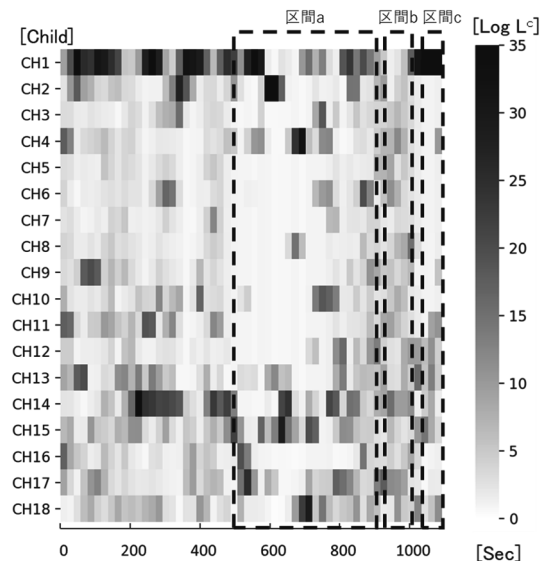


図4 関心状態の評定から得られた尤度距離の時間変化と分析対象とした区間 a, b, c

どもごとのラベル頻度から該当区間内における尤度距離を算出した。その後、この区間を20秒ずつずらしながら、すべての範囲に対して尤度距離を計算した。

同時に、本アノテーション作業では、関心の表出が保育活動に依存するという示唆から、子どもの行動を

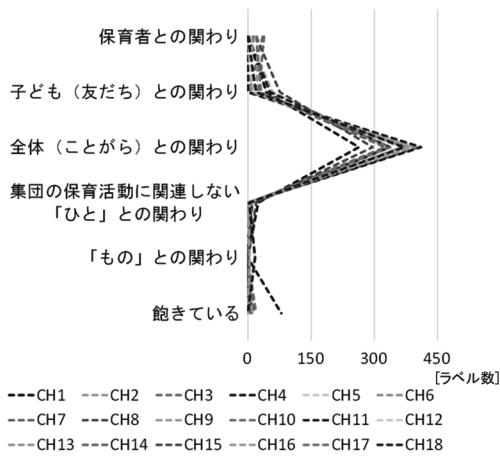


図5 区間aの関心状態の評価結果

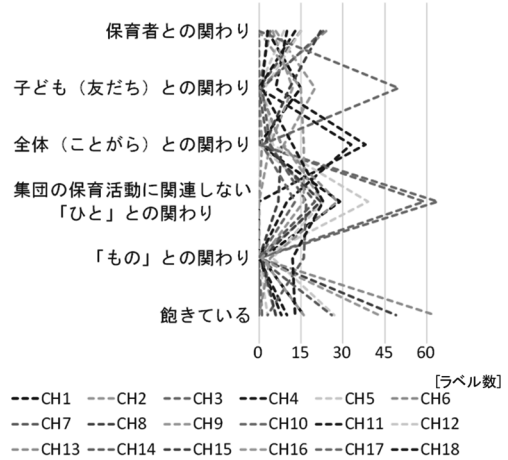


図6 区間bの関心状態の評価結果

基に保育活動の流れの分割も行った(表1)。この時、保育指針、幼稚園教育要領、認定こども園保育教育要領を参考に当日の指導計画を想定して活動の流れを記述した。表1は、分割の結果得られた25区間の活動内容と継続時間(秒)を示す。そして、詳細な分析のためこれらの区間から特徴的な尤度分布がある3区間を選択した(区間a, b, c。詳細は後述)。ここで、子どもの関心の表出が保育活動の状況に依存するという示唆から、分割された区間ごとの尤度距離の分布を選択基準とした。

図4は、子ども8名の個々について集団平均からの尤度距離の時間変化と上記の区間a, b, cの範囲を示している。縦軸が個々の子どもを、横軸が時間を示している。グレースケールは、集団平均からの尤度距離を表している。

[区間a] 表1⑳ 保育者の読む絵本を見聞きする

特徴：全体の尤度分布の分散が小さく、区間の持続時間が最も長い

[区間b] 表1㉑ 自由な活動時間

特徴：全体の尤度分布の分散が最も小さい

[区間c] 表1㉒ 輪になり次の活動を待つ

特徴：全体の尤度分布と特定の個人(A児:CH1)の尤度距離の差が最も大きい

これらの区間の尤度分布と対応する保育活動との間には因果的な関係があるか検討した。区間aは、多くの子どもたちが、絵本を読む「保育者」と「絵本」へ関心を向けている(図5)。そのため多くの関心状態ラベルは「保育者の読む絵本を見聞きする」という保育

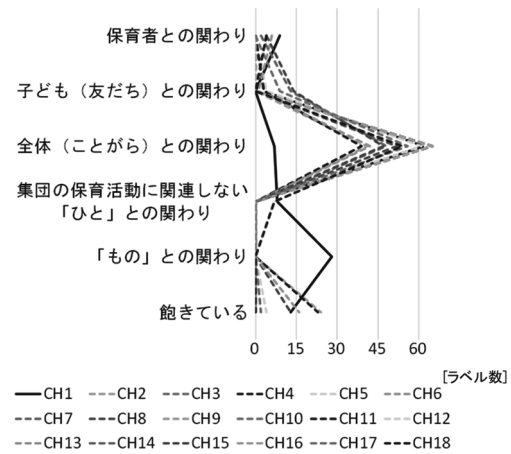


図7 区間cの関心状態の評価結果

活動を含む集団の保育活動(ことがら)との関わりに集中し、結果として多くの子どもの尤度距離は小さく平均値へ接近している。つまり、「保育者」、「絵本」という関心対象が、子どもたちの関心を引き付ける強いバイアスとなって全体の関心傾向を形成している。

区間bは「自由活動の時間」であり、子ども全体の活動が分散し(図6)、尤度距離が小さくなっている。この時間は保育活動に明確な「ねらい」はなく、個々の子どもの関心は大きく異なる。このような自由度の高い活動場面では、子どもの関心を同一対象に向けるバイアスは無く、関心評価ラベル分布の分散 $\sigma_i^2$ が大きくなることで(2)式で求まる尤度距離が全体的に小

さくなくなった。

区間 c は、「輪になり次の活動を待つ」保育場面であり、保育者は子どもたちに輪になるよう指示している。その為、子どもたちは、「輪を作る」という全体の活動と教示を行う「保育者」へと関心を向けていた。その結果、区間 a と同様に、「輪になる」ことがらと「保育者」という関心対象が多数となって（図 7）個々の尤度距離が集合平均に近くなり、さらにその分散も小さくなった。一方で A 児は、この区間では全体の関心傾向とは異なり、本棚の絵本へ関心を向けていた。そのため、関心状態の評定は「ものとの関わり」（本棚）が多くなり、さらに集団の分散が小さいことから他児と A 児との間の尤度距離が大きく開いたと説明できる。

以上、見てきた特徴的な尤度分布を示す保育場面では共通に、バイアスとして特定の対象への関心が現れて相対的な尤度分布に影響している。そして、特定の対象へ関心が向けられる状況は、その瞬間の保育活動の特性が生み出していた。その特性とは、一定の対象に関心が集中する活動と、個々の子どもの関心対象が分散する活動であった。

次に、そのような特徴的な尤度距離の分布がある場面で、子どもの関心の推定が可能であるか検証する。その為に、子どもの関心が向けられた対象と位置・向き関係の可視化を試みた。

### 3.4. 特定の保育活動における子どもの

#### 関心対象と行動量（位置・向き）の可視化

アノテーションされた子どもの関心状態と位置・向き関係を検証する為、子ども 18 名の位置・向きと関心対象を保育活動の区間 a, b, c 中の典型的な瞬間を可視化した（図 8, 9, 10）。

図 8, 9, 10 中の番号が付記された円①～⑱は個々の子どもの位置を示し、㉑～㉔は、保育者、研究者を示している。なお、英語の担任保育者は㉑である。また、円より延びる矢印（⇒）は向きを表し、記号：+ は子どもの関心対象の位置を示している。なお、図 8, 10 では関心対象の位置が集中している為、該当部分の拡大図を付している。

区間 a では、子どもたちが絵本を読む保育者の前に密集し長時間座っている（図 8）。関心対象は、保育者の傍に集中している。この場面は、経験者が見れば関心対象は絵本を読む保育者、または絵本であると容易に解釈できる。

一方で、この場面はこの図がなくとも子どもの配置から同様の推定が可能と推察される。すなわち、対象

が関心を発生させる強いシグナルを発して全体的な関心傾向を形成するような保育場面では、子どもの位置・向きから場面の推定が可能だと考えられる。また、絵本を読むという活動自体が、保育者の発話や絵による誘導といった子どもに認知しやすい知覚情報を含んでいる。このような強いバイアスが生じる保育活動場面では、類似した結果が得られると予想する。

区間 b では、子どもの位置は分散し、向きもそれぞれ異なる対象へ向いている（図 9）。そして、関心対象は子どもの位置と同様に保育室全体に分散している。区間 b での実際の保育活動は、明確な教育的「ねらい」や具体的な教示が生じない待機時間であり、自由に子どもが動き回る場面であった。この時、子どもの関心対象は「保育者」、「研究者」、「友だち」などで、それぞれに 1～4 人程度の比較的小規模な集団による関心を示している。また、時間を持て余し飽きている子

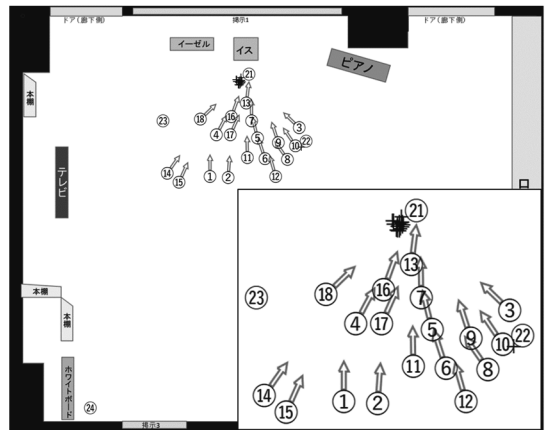


図 8 区間 a での典型的な関心対象と位置・向き

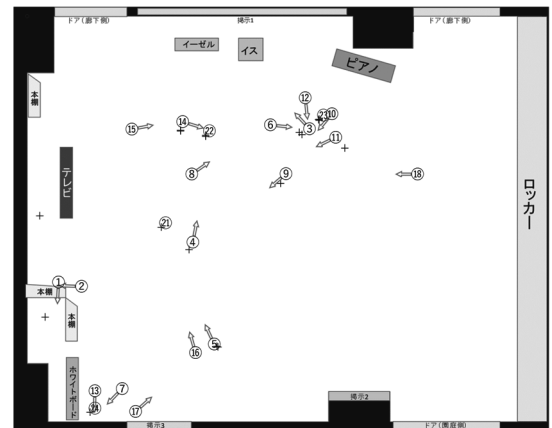


図 9 区間 b での典型的な関心対象と位置・向き

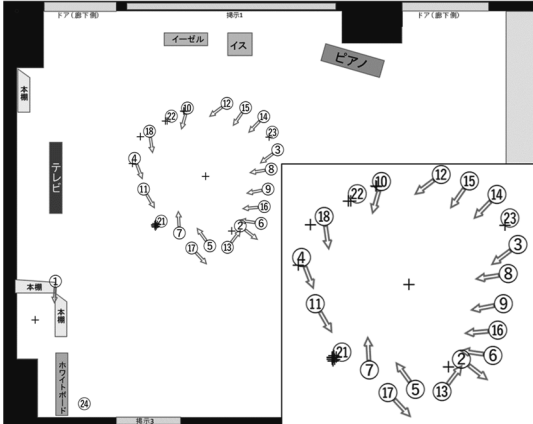


図10 区間cでの典型的な関心対象と位置・向き

もは、明確な関心対象もなく自由に動き回っている。つまり、絵本や紙芝居といった特定の対象が無く、関心を発生させるバイアスのない保育場面である。このような活動下では、個々の関心対象はばらつくことから、子どもの位置・向きの分散は大きくなり、結果として区間bでは関心の分散の最大化、すなわち尤度距離 $L_c$ の最小化が起きると予想される。なお、具体的な関心対象がない場合、関心の記述は子ども本人としている。

見方を変えると、明確な教示が無く、子どもにとって目立つ対象が少ない保育場面では、個々人あるいは小さな集団の関心傾向が現れやすいであろう。そして、このような活動場面では、個々の子どもの行動特徴の中に個人の関心特性、すなわち、個人の個性の推定に繋がる情報の発見が期待できる。さらに、区間bは待ち時間であることから「飽きている」と判定された子どもが多くいる。これは、本来は関心発生が期待される保育活動への関心の全体的な低下を示している。

区間c(図10)では、A児(図中①)を除いて子ども達は円形に立って円の中心を向いている。そして、A児以外の関心対象は輪の中心及び輪を形成する、保育者、子どもに集中している。一方でこの時、A児の関心対象は本棚であり、この瞬間にA児の尤度距離が最大となった。

以上より、関心を誘導する強いバイアスを有する対象がある保育活動場面では、子どもの位置・向きから全体の関心傾向を推定でき、さらにはその中で異なる関心傾向を示す子どもの全体との差異が示された。

### 3.5. 子どもの行動量と保育活動状況の相関

これまで述べてきた人手による関心評価の尤度距離

とは別に、取得した保育映像中の個々の子どもの位置と向きの情報に機械学習の手法を適用し、確率モデルによる行動の尤度距離を求め、人手による関心評価との関係を見た。

機械学習には HDP-HMM 法 (Hierarchical Dirichlet Process-Hidden Markov Model, BEAL *et al.* 2001) および LDA 法 (Latent Dirichlet Allocation, BLEI *et al.* 2003) を用いたクラスタ解析による尤度距離を用いた。この手法では、まず個々の子どもの連続的な位置と向きの特徴群を、HDP-HMM により局所的な行動を表現する離散的なクラスタへと分類する。さらに、この局所行動の集合がその場で行われている集団活動を表すと考え、ある時間内の全ての子どもの局所行動クラスの発生頻度を数えてヒストグラムとして集団活動の特徴量とした。LDA はヒストグラムの確率分布を扱う計算モデルであり、子ども集団の行動特徴を表すこのヒストグラムは、LDA によりその場全体で行われている集団活動を表現するクラスタ $a_t$ に分類される。逆に、その集団活動がクラスタ $a_t$ に分類されたなら、 $a_t$ から期待されるその場での局所行動の確率分布が求まる。

本論文では、時刻  $t$  の子ども  $c$  の局所行動の確率分布  $h_{c,t}$  が、LDA によって得られたその瞬間の集団活動  $a_t$  から発生する確率  $P(h_{c,t}|a_t)$  を用いて、子ども  $c$  の行動の集団平均からの尤度距離を以下の式で求めた。

$$l_{c,t}^m = -\log P(h_{c,t}|a_t) \quad (3)$$

この式は負の対数尤度であり、活動  $a_t$  内で発生する確率が低い行動が  $h_{c,t}$  に多く含まれている場合、その値が大きくなる。すなわち、子ども  $c$  の行動の集団行動平均からの距離を表していると解釈できる。

人手によるアノテーションと確率モデルによる尤度計算は計算原理が大きく異なり数値の範囲や数値の動きも大きく異なるため、両者を比較できるように事前に正規化した。具体的には、子ども  $c$  の時刻  $t$  における機械学習による行動評価  $l_{c,t}^m$  と人手による関心評価  $l_{c,t}^h$  の時間的な揺らぎを時間幅  $\pm N$  ( $N=5$ ) の移動平均で平滑化した後、人手による評価データの下位の値を  $\log$  関数で伸長し、両者の時間遷移をプロットした(図11)。 $\Delta$ の値は相関係数が最大になる値を選んだ。

$$\overline{l_{c,t}^h} = \log \left( \Delta + \frac{1}{2N} \sum_{d=-N}^N l_{c,t+d}^h \right), \Delta = -0.76 \quad (4)$$

$$\overline{l_{c,t}^m} = \log \frac{1}{2N} \sum_{d=-N}^N l_{c,t+d}^m \quad (5)$$

図11の横軸は、機械学習による尤度距離、縦軸は人



の関心評価による尤度距離を示している。これを見ると、関心評価と行動評価は値が移行する期間に直線性が高く、値が高いあるいは低い範囲では共に停滞している。その結果、分析対象とした18分53秒全体の保育活動での尤度分布の相関係数は  $r = .57$  ( $P < 0.01$ ) となり、人手による関心状態の評価と機械による行動評価の間には中程度の正の相関が認められた。

### 3.6. 子ども個々の関心状態と行動量の評価

次に、18名の子どもについて、人手による関心状態の評価による尤度値と機械学習による行動尤度の累積分布を作成した(図12, 13)。図12, 13の縦軸は尤度距離の累積値、横軸は子ども18名を示している。両者を比較すると、A児(CH1)は共通して最も高い累積尤度距離を示していた。また高い累積値を示す上位5名の子ども(CH1, CH14, CH15, CH17, CH2)の順位が一致していた。また、2つの分布の類似性の評価のため子ども全員の尤度距離の順位相関は  $r = .84$  ( $P < 0.01$ ) と強い正の相関を示した。

さらに、高い尤度距離を示した上位3名の子どもCH1(A児)、CH14(B児)、CH15(C児)は、担任の保育者へのヒアリングにより以下の発達の特性を有していることが判明した。

- ・A児：集団活動で配慮が必要で、視覚的な教材による援助を実施している
  - ・B児：途中入園であり、慣れない環境に緊張し母親と離れることが不安な状態である
  - ・C児：早生まれであり、発達に必要な経験が少ない。
- これらより、心身の定型的な発達群に対し、何らかの原因があつて非定型的な発達傾向を示す子どもの関心

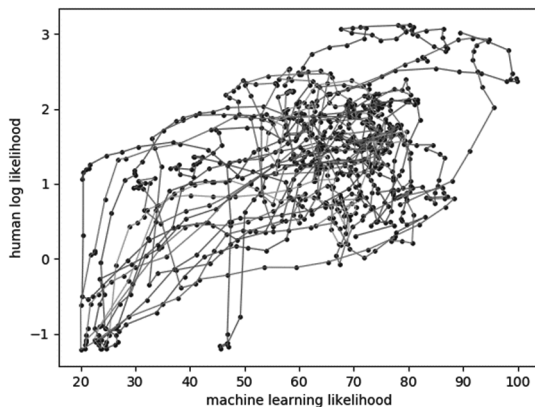


図11 人手による関心状態の評価と機械学習による行動評価の対応の時間経過(平滑化後)

傾向は、集団傾向からの外れ値として顕れることが示唆された。

## 4. 考察

### 4.1. 位置・向き情報からの関心特性の推定

前章まで、位置・向きがある程度の範囲で子どもの関心特性を表わすことを示してきた。特に、保育者の教示や視覚教材などにより特定の対象への関心を誘発するバイアスが生じる場面で有用と期待できる。

本研究の事例は、広範な保育実践のうちの極めて限定的な保育活動場面である。しかし、この場面は以下のような意味があると考えられる。保育所、認定こども園をはじめとする保育施設は、家庭養育の補完機能だけでなく小学校教育へ接合する為の教育機能を担うことが求められている。つまり、集団の活動に参加し「他者の話に傾聴する」という状況を理解して行動できるような子どもの育ちは、保育の教育機能において担保すべき重要な要因である。また、集団での保育活動の

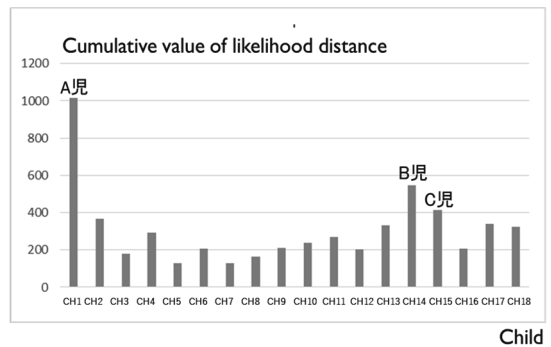


図12 人の関心状態の評価による個々の子どもの累積尤度距離

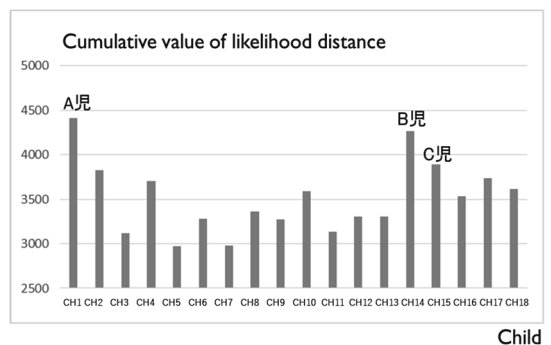


図13 機械学習による個々の子どもの累積尤度距離

実施頻度は、保育施設の運営方針に依存して明確な実施義務や規定単元数などはないが、「帰りの会」や「誕生会」のような集団の保育活動の実施は必然的である。

したがって、本研究で対象としたような子どもの関心の誘発にバイアスが生じ、位置・向きと関心対象の間に特徴的なレイアウトが描かれる活動場面は、保育実践に広く共通して生じることが予想される。そして、これらは保育者が見れば容易に分かるような子どもの関心状態の発生場面であるが、同様の関心の推定は機械的手段でも可能である、というのが本研究の示唆である。特に、位置・向きという行動特徴量は最近のAI技術により映像からほぼ自動的に近い手間で取得可能である(CAO *et al.* 2017, JOSEPH 2019)。これを実証するには、幅広い場面を対象に機械学習の手法により同様の分析を行う必要がある。

それが実現した場合、何ができるだろうか。例えば、保育者が事例の記憶を基に経験的に記述してきた「保育日誌」、「連絡ノート」、「要録」などの解釈を支える「子ども育ち」の新たな客観的データとしての活用が考えられる。また、就学前からの教育機能に関するデータは就学前保育・教育と初等教育の接続において、個々の子どもの教育環境変化への適応状態の把握にも繋がると考える。

そして、本研究では、子どもの関心発生の際に何らかの価値を感じる関心対象への接近が発生し、その顕れとしての物理動作(位置・向き)が行動データに現れると考える。つまり、子どもの関心対象となる事象を物体認識等で機械的に認識できるなら、長期的・縦断的な教育現場における個々人の詳細な関心発生状況の時間的変化から子どもの心の内の価値認識の成長に伴う変化を推定できると考える。すなわち、限定的な保育活動場面ではあろうが、長期的かつ縦断的な子どもの成長に伴う関心傾向の変化やその累積などの検出が期待できる。

例えば、集団の活動時の友だちや保育者に対する関心頻度から人間関係形成プロセスを解明し、クラス編成や学級運営の参考資料として活用する。また、全体の関心傾向と個人の差分から、集団活動への参与が困難な子どもの早期推定および、保育支援方策の議論の深化に繋がることも想定される。さらに、個人の集団活動への関心傾向の変化を時間変遷上で検出することで、普段とは異なる行動傾向をアラートし、療育機関、児童相談所など施設外部との連携を推進したり保育カンファレンスデータとして援用したりすることも期待

できる。これらは、人の経験的な認識に依拠してきた「子どもの育ち」の理解の範囲を定量的かつ大量の子どもの状態の検出データにより拡張し、個々に応じた支援を向上する可能性を示している。

#### 4.2. 関心傾向からの子どもの特性推定

個々人の集団平均からの尤度距離からは、個々人の関心には特徴的な分布があることが読み取れた。そして特徴的な尤度分布が生じる箇所とは、特定の対象へ多くの子どもの関心が誘発される保育活動場面であった。多数の関心を誘発する状況は、集団的な行動が推奨される保育活動場面でもあり、その特徴(位置・向き)は集団の平均的な行動として顕われやすい。さらに、そのような保育活動場面は機械分類が容易であることも示唆された。

すなわち、集団的な行動が要請される保育活動において、ある子どもが平均とは異なる関心の分布を示した場合、その子どもの他とは異なる関心特性の推定につながる。同時にそれは価値認識における個体差でもあり、発達特性も表していると考えられる。

例えば、子どもが保育活動に何らかの不安や参加への困難などを抱く場合、子どもの尤度距離にそれに対応した違いが表れるであろう。また、今回は英語クラスの特定場面での関心傾向であったが、関心傾向は保育活動に応じて変化すると考えられ、保育活動の種類と関心傾向の関係からも子どもの発達特性に関する情報収集が期待できる。

#### 4.3. 行動特徴(位置・向き)と関心の解釈

本研究では、アノテーションで得られた保育活動中の子どもの関心を分析することで、個々の子どもの関心傾向を全体平均からの尤度距離として抽出した。このとき、アノテーター間の関心状態の評定傾向から関心推定には子どもの位置・向きが寄与する可能性が示され、実際の子どもの位置・向きの可視化はその仮説を支持した。そして、位置・向きといった物理的な行動特徴は画像から比較的容易に推定可能なことから、子どもの関心及びある範囲内の発達特性は映像情報から推定可能であると言える。

今後もアノテーション作業を継続して大量のデータを獲得、ピクデータ化することで、より高い精度での関心推定が期待できる。さらに、保育者は位置・向き以外の多様な行動特徴からも子どもの心の状態を推定していると考えられ、その解明から子どもの他の心的状態の推定指標の導出も考えられよう。

## 5. まとめと今後の課題

### 5.1. 本研究のまとめ

本論文では、「子どもの育ち」の可視化について、心的状態の一つである「関心」に焦点をあて、その推定を子どもの行動特徴（位置・向き）から行う分析手法を提案し、保育活動映像へ適用した。その結果は以下のようにまとめられる。

- ・子ども個々の関心はその対象との関わりを保育の「ねらい」に沿い弁別記述することで定量化できる
  - ・保育者による子どもの関心の推定には、位置・向きが有効な情報である
  - ・子どもの関心発生は保育活動に依存する。そして、個々の保育活動に応じた特徴的な位置・向きのレイアウトが現れる
  - ・人による子どもの関心状態の評価と機械学習による位置・向きの評価は、両者の尤度距離が中程度の正の相関を示す
  - ・人の関心状態の評価と、機械による行動評価による個々の子どもの尤度分布は強い正の相関を示す。そして、特徴的な発達傾向を示す子どもは、人の評価と機械による評価の両方で高い尤度距離を示す
- 以上より、集団的な保育場面での子どもの位置・向きからの関心推定の実現可能性が示された。同時に特徴的な関心傾向と子どもの発達特性との関連が示唆された。いずれも限られた保育活動場面での分析ではあるが、自由遊びなど子ども個々の特性がより現れやすい場面でも、同様の傾向があることが期待できる。

### 5.2. 今後の課題

今後の課題は、自由遊びなど関心を誘発する対象や強いバイアスを持つ活動がなく行動特徴が大きく離散する保育活動場面の関心推定手法の検討と、位置・向きが時間的に変化する場面での関心状態の検出である。さらに、本論で示した関心推定をリアルタイム化し、半自動的に記述するための技術開発も課題である。現状の工学技術による人の行動認識には限界があるが、AI技術の進展は急速で、人の活動をより詳細かつ迅速に認識する技術はいずれ実現されよう。

以上より、多様な保育場面への分析適応と進展技術の迅速な援用を通して分析精度を向上していくことが重要である。

## 謝 辞

本研究は、産業技術総合研究所人工知能研究センター

(NEDO)からの委託研究「対人インタラクション」  
として実施された。支援に感謝する。

## 付 記

本研究は、山田ほか(2017, 2018, 2019)で継続的に  
発表したNEDO委託研究における成果を発展させ、ま  
とめたものである。

## 参 考 文 献

- 秋田喜代美 淀川裕美(訳)(2016)「保育プロセスの質」  
評価スケール 明石書店
- ベネッセ教育総合研究所(2014)「幼児教育に求められる  
「遊びの質」とは何か」  
[https://berd.benesse.jp/up\\_images/magazine/koreyou\\_u\\_201406\\_002-013.pdf](https://berd.benesse.jp/up_images/magazine/koreyou_u_201406_002-013.pdf) (参照日 2020.06.01)
- BEAL, M. J., GHARAMANI, Z. and RASMUSSEN, C. E.  
(2001) The infinite hidden Markov model, *Advances in  
neural information processing systems*, pp.577-584
- BLEI, D. M., NG, A. Y. and JORDAN, M. I. (2003) Latent  
Dirichlet Allocation *Journal of Machine Learning  
Research*, Vol. 3 , pp.993-1022
- Cedep 東京大学発育保育実践政策学センター (2019)  
「スマート保育システム」開発プロジェクト(セン  
シング技術を活用した保育・幼児教育環境の探求  
[http://www.cedep.p.u-tokyo.ac.jp/projects\\_ongoing/smarthoiku/sensing/](http://www.cedep.p.u-tokyo.ac.jp/projects_ongoing/smarthoiku/sensing/) (参照日 2020.06.01)
- HECKMAN, JAMES J. and TIM KAUTZ. (2013) Fostering and  
Measuring Skills : Interventions that Improve  
Character and Cognition. *NBER Working Paper  
Series* 19656Zhe
- JEAN LAVE and ETIENNE WENGER. (1991) Situated  
Learning : Legitimate Peripheral Participation,  
*Cambridge University Press*
- JOSEPH REDMON. (2019) YOLO:Real-Time Object  
Detection  
<https://pjreddie.com/darknet/yolo/>  
(accessed 2020.06.01)
- K. ANN RENNINGER, SUZANNE HIDI, ANDREAS KRAPP *et al.*  
(1992) The Role of interest in Learning and  
Development, *Psychology Press*, New York
- 加藤勇太, 岩本健嗣, 松本三千人 (2018) “タッチ操作  
ログを用いた Web コンテンツ閲覧時における興  
味度合い推定の研究”, 情報処理学会論文誌, **59**(2),

pp.508-518

- 厚生労働省 (2017) 保育所保育指針  
国立教育政策研究所 (2017) 非認知的 (社会情緒的) 能力の発達と科学的検討手法についての研究に関する報告書”国立教育政策研究所, 初中等教育-031  
牧宥作, 権藤聡志, 井上智雄, 岡田謙一 (2015) 関心度を利用した旅行窓口支援システム, 情報処理学会論文誌デジタルコンテンツ (DCON), Vol.3, No.2, pp.1-9  
文部科学省 (2017) 幼稚園教育要領  
文部科学省 (2019) Society 5.0時代の人材育成について, [https://www5.cao.go.jp/keizai-shimon/kaigi/minutes/2019/0327/shiryō\\_02.pdf](https://www5.cao.go.jp/keizai-shimon/kaigi/minutes/2019/0327/shiryō_02.pdf) (参照日 2019.12.01)  
内閣府 (2017) 認定こども園 保育・教育要領  
OECD. (2017) Starting Strong 2017 Key OECD Indicators on Early Childhood Education and Care, *Publishing. OECD*  
OpenPose. (2018)  
<https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose> (accessed 2020.06.01)  
Sics-Ziko. (2015)  
<https://www.kindengezin.be/img/sics-ziko-manual.pdf> (accessed 2020.06.01)  
Soter Technologies. (2019) *FlySense*  
<https://www.sotertechnologies.com/products> (accessed 2020.06.01)  
エヤル・ヴァインター (2017) 愛と怒りの行動経済学, 早川書房  
山田徹志, 肥田竜馬, 宮田真宏, 大森隆司 (2017) 子どもの関心の推定を通じた保育の質の客観化の試み, 日本教育工学会 第33回大会 研究大会論文集, pp 775-776  
山田徹志, 肥田竜馬, 宮田真宏, 大森隆司 (2018) AIによる保育研究支援システム開発に向けた予備的調査—子どもの関心推定を目指して—, 日本人工

知能学会 第32回大会研究大予稿集, 103-OS-15b-03

- 山田徹志, 浅利恭美, 青柳燎, 宮田真宏, 大森隆司 (2019) 教育活動映像からの子どもの関心推定システム開発の試み, 教育システム情報学会 2018年度特集論文研究会 研究報告集, E-3-1  
ZHE CAO, TOMAS SIMON, SHIH-EN WEI *et al.* (2017) Real time Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, *cao2017realtime*

## Summary

In this study, we reported the development of an analysis method that estimates the interest of children, using position and direction information as new measures for interpreting “child’s growth” in the field of early childhood education and care. In our previous studies, we showed that childcare workers empirically refer to children’s position and direction when interpreting their interests. In addition, human qualitative evaluation of children’s interest states can be quantified using Bayesian estimation. Following these results, we recorded daily childcare scenes and annotated children’s behavioral features using position and direction as well as the position of the interest target provided by the childcare workers in this study. Moreover, we conducted a comparative analysis of the behavioral likelihoods of the human interest description with the machine learning methods—HMM and LDA. Our results showed that the interest tendency of the 18 participants could be estimated using position and direction information from the recorded childcare scene.

KEYWORDS: CHILD, EARLY CHILDHOOD EDUCATION AND CARE, INTEREST ESTIMATION, MACHINE LEARNING, ARTIFICIAL INTELLIGENCE

(Received January 29, 2020)