

BERT を用いた保育士の感情分析

佐々木 多希子 (武蔵野大学 工学部 講師)

小川 房子 (武蔵野大学 教育学部 准教授)

要約

現代の保育の現場では、長時間化と多重役割による過重労働、慢性的な人材不足という実情があり、労働環境が要因のひとつと考えられる不適切保育や重大事故が社会的問題となっている。加えて、乳幼児理解、職場の同僚との協働、保護者との相互理解の観点から多様なコミュニケーションが求められることが、保育の難しさとして挙げられる。乳幼児の「しあわせをカタチ」にするために心身の発達を支える安心・安全な生活を確保すること、保育士の「しあわせをカタチ」にするために働きやすい環境を整備すること、が求められている。複雑かつ多様な保育における問題を的確に判断し、問題解決に導く方策の確立が期待される。本研究では、保育士のインタビュー内容を自然言語処理を用いて分析する。自然言語処理を用いて自動的に感情の分析をすることで、先入観にとらわれることなく、問題の所在を客観的に分析することが期待できる。本稿では、自然言語処理の事前学習モデルである BERT を用いて7名の保育士の感情分析を行った結果と考察について述べる。

1. はじめに

現在、保育士に関する問題の一つに離職率の高さが挙げられる。主な退職理由としては、給料の安さ、労働時間や仕事量の多さ、そして人間関係の問題などが挙げられている。給料の安さに関しては、仕事量に対して給料が見合っていないと感じる保育士が多いこと、労働時間や仕事量については、保育士の仕事量の多さや労働時間の長さが離職につながっていること、人間関係では、職場内のパワハラや女性が多い職場特有の問題が離職の一因となっていることが指摘されている[1]。

平成29年4月から令和4年3月までの東京都保育士登録者等52,856人が回

答している令和4年度東京都保育士実態調査結果（報告書）[2]の過去に保育士就業経験がある者の実態においても、保育士を辞めた理由として、「職場の人間関係」が3割強(31.5%)、次いで「仕事量が多い」(23.1%)、「給与が安い」(22.1%)、「健康上の理由」(20.6%) < (6) 保育士を辞めた理由 (BQ9) >と報告されている。

同調査の現在保育士就業中の者の実態においては、以前の職場を辞めた理由として「職場の人間関係」(38.1%)が最も多く、次いで「仕事量が多い」(25.2%)、「労働時間が長い」(20.9%)、「給料が安い」(20.6%)という結果が報告されており、退職の理由として労働環境が大きいことが推測される< (10) 以前の職場を辞めた理由 (AQ12) >と明記されている。職場を辞めた理由の4割弱が職場の人間関係を挙げている一方で、仕事の悩みを相談する相手は「家族」が6割強(62.2%)で最も多く、次いで「職場の同僚」(61.3%)、「友人(保育士)」(47.9%) < (13) 仕事の悩みを相談する相手 (AQ15) >という結果が報告されている。

保育の職場内で生じた労働環境に関する問題の解決を求めて相談をする相手も6割強が職場内ということになる。不適切保育、労働条件や労働環境の改善、人材不足など、解決する問題が山積みの保育の現場において、保育士の新たな負担にならずに解決するための方策を検討する必要があると考えている。

近年、労働環境の改善に、自然言語処理(Natural Language Processing, NLP)が用いられている。自然言語処理は、人間の言語をコンピュータが理解し、解析できるようにする技術やプロセスのことを指し、テキストや音声データからの情報抽出、言語生成、翻訳、感情分析など、さまざまな応用がある。例えば、従業員からのフィードバックやコミュニケーションを分析し、職場のウェルネスを向上させる取り組みがある[3]。自然言語処理を用いて、従業員の感情やストレスレベルを分析し、メンタルヘルスの問題に対処するための洞察を提供している。また、「Woebot」というチャットボットがメンタルヘルスサポートに自然言語処理を活用している[4]。このAIベースのチャットボットは、日々の会話を通じてユーザーの感情をモニタリングし、認知行動療法(CBT)に基づくサポートを提供している。また、企業内のコミュニケーションを分析し、生産性を向上させるプロジェクトも進められている[5]。[5]は、自然言語処理を利用して、メールや会議の議事録からコミュニケーションのパターンやボトルネックを特定

し、改善策を提案するものである。

このように、自然言語処理は労働環境の向上に役立てられており、保育の現場でも、自然言語処理を活用することで労働環境の向上につながることを期待できる。本稿では、7名の保育士のアンケートを、BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) とよばれるモデルを使って解析を行い、結果について考察を行った。本稿の構成は以下の通りである。第2節で、BERT と BERT を用いた分析の流れを紹介する。第3節では分析結果と考察を述べる。

2. 研究手法

(1) BERT

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) は、Google によって 2018 年に発表された自然言語処理のための機械学習モデルである。BERT はテキストの文脈を深く理解することに特化しており、従来のモデルよりも高い精度で言語の意味を捉えることが期待されている。BERT の特徴は、テキストを双方向から同時に学習することである。従来のモデルがテキストを一方向からしか考慮しなかったのに対し、BERT は全ての単語を文脈の中で相互に関連付けて学習する。BERT は大量のテキストデータ (Wikipedia など) で事前学習され、幅広い言語理解タスクに対して高い性能を発揮するため、企業や研究機関から注目を集めている。BERT は様々な分野で応用されている。例えば、質問応答システムやテキスト中の人名、地名、組織名などの固有名詞の特定、テキストのカテゴリ分類や、テキストが肯定的 (positive)、中立的 (neutral)、否定的 (negative) など、どのような感情を表しているかの分析に用いられている。本研究では、BERT を用いて保育士7名のインタビューの感情分析を行った。

(2) 研究の流れ

今回は7名の保育士にインタビューを行った。インタビュアーとインタビュイーの発言はまとめ、インタビュー結果を発言ごとに分割し、モデルに入力する。本研究では、Hugging Face が公開している日本語の感情分析に適用できる事前学習済みモデルを用いた。事前学習済みの感情分析モデルには bert-japanese-finetuned-sentiment、トークナイザー学習済みモデルには東北大学 乾研究室

の bert-base-japanese-whole-word-masking を使用し、[6]を参考に実装を行った。

3. 分析結果

(1) テキスト毎の分析結果

以下に、インタビューA-I, インタビューF の分析結果の一例を述べる。以下は、「positive」と判断された文章の一例である。

番号	テキスト	ラベル	点数
(P1)	その場面を見てすごくそれを感じて、この子は1回食べたくないと言ったら何を言われてもやらない子だと思った。	positive	0.7439
(P2)	自分の意思がはっきりしていて言葉で伝えることができる、意思表示と言葉両方ともしっかりしている子だと思っている。保育者の関わりも丁寧に声をかけて、話をしっかりと聞いていると感じているのですね。	positive	0.9534
(P3)	その子が言葉でやりたくないと言っていたし、行動も食べたくないから何々しなさいと保育者に言われてもしないし、自分の意思表示と言葉が一致しているから、自分の思っていることと保育者に伝えていることが一致していたので、しっかりしている子だと思った。	positive	0.9685

(P2) は問題なく感情の判定ができていると思われるが、(P1), (P3) に関しては、感情ラベルや点数の解釈に、以下に述べる課題がある。

(P1) に関して:「この子は1回食べたくないと言ったら何を言われてもやらない子」という発言に着目して対象児の育ちを考えると、頑固さや他者の意見を受け入れない姿が思い描かれ、保育士の心情を推察するとネガティブな印象がある。一方で、保育士の発言を対象児の芯の強さとして捉えるとポジティブな印象になる。「positive」と判断されるのは、前後の文脈を BERT が解析した結果なのか、解析の範囲を明確にしたい。また、この文章が「positive」と判定され

るのに違和感があるのは、乳幼児の発達を的確に捉えて適切な指導をするという保育者の専門性から生まれる主観によるものなのか、明らかにしたい。この「positive」という結果がBERTを用いて客観的に分析することの有効性ならば、新たな方策として期待できるのではないだろうか。ただし、保育士が問題を把握するためには「positive」「negative」の根拠が明確にできることが重要ではないだろうか。これらの分析が今後の課題である。

(P3) に関して：この発言は、前半は、「何々しなさいと保育者に言われてもしない」という発言からもわかるように、保育者の考えと対象児の思いが対立している場面についてのものである。そのため、保育士の捉え方としては保育の停滞場面や困り感がある場面と捉えるのが一般的といえ、発言にも「negative」な印象をもつ。後半は「自分の思っていることと保育者に伝えていることが一致していたので、しっかりしている子だと思った」という発言から推察すると、対象児の長所を捉えていると読み取れる。そのため、「positive」という判定にも納得できる。このように「positive」「negative」が混在する発言と考えるが、文章全体は「positive」と判定され、点数も高い点に疑問がある。

そのため、前半と後半で二つの部分に分かれていたら前半と後半で違う判定がなされるのか、分析を行った。

テキスト (P3)	ラベル	点数
(文章前半部分) その子が言葉でやりたくないと言っていたし、行動も食べたくないから何々しなさいと保育者に言われてもしない。	neutral	0.5456
(文章後半部分) 自分の意思表示と言言葉が一致しているから、自分の思っていることと保育者に伝えていることが一致していたので、しっかりしている子だと思った。	positive	0.9768

この分析結果から、文章の前半と後半の点数の線形和で文章のラベルや点数が判定されているわけではないようである。前半を「neutral」と捉えているのは、事実を客観的に捉えていると判定されてということだろうか。

以下は「neutral」と判断された文章の一例である。

番号	テキスト	ラベル	点数
(NT1)	食べたくないとはまでは思わないかもしれないけ	neutral	0.5984

	れど、今日は苦手なもの入っているなと思うことは自分自身もあるかもしれないと思います。		
(NT2)	朝はお母さん、お迎えはおばあちゃん。母にその話を聞くと、離れるのが嫌でよく泣いていたけど保育室に入るとケロッとして結構泣き止んで遊んでいたと母から聞きました。だから先生に、「おいて行って大丈夫ですよ」とよく言われていたと聞きました。	neutral	0.7368

現段階では、「neutral」と判断された文章をどのように解釈すべきかは分かっていない。

以下は「negative」と判断された文章の一例である。

番号	テキスト	ラベル	点数
(NG1)	食べたくないって言っていたけど保育者に「座ってって」言われたら座っていたから、本当に食べたくなかったら、椅子にも座らないと思った。座ったってことはおなかが少しでもすいているのか、みんなと食べたい気持ちが少しでもその子の中にあるのかなと思って。保育者の「お茶だけでも飲もう、コップを取っておいで」と言われて、コップを取りに行くのではなく水を飲みに行ったので、のどは乾いているのかと思った。言い方はあれなんですけど、意地を張っているのかなと思った。一回食べないといったからそれを貫ているのかと思った実際はみんなと食べたい気持ちが心のどこかにあるのではないかと思った (NG1-1)。	negative	0.534
(NG2)	食べたい気持ちや飲みたい気持ちはあるけれど、お弁当の中身が嫌なのではないかと質問紙調査に書いてあるけれど、それは？	negative	0.9249

(NG2) は問題なく、感情の判定ができていると思われるが、(NG1) に関しては、感情ラベルや点数の解釈に、以下に述べる課題がある。

文章 (NG1-1) は、「positive」と判断された発言 (P1) と似ているが、ここではネガティブと判断されている。保育をする上では、「みんなと食べたい気持ちがあるのではないか」という保育の停滞や困り感を解消する対象児の言動から糸口を見出しているという意味では「positive」と判断できそうな部分が見えるが、ここでは「negative」と判断されている。前半の対象児の言動の捉え方が「negative」の判定の要因だろうか。(NG1-1) だけ抜き出して分析した結果は以下のとおりである。

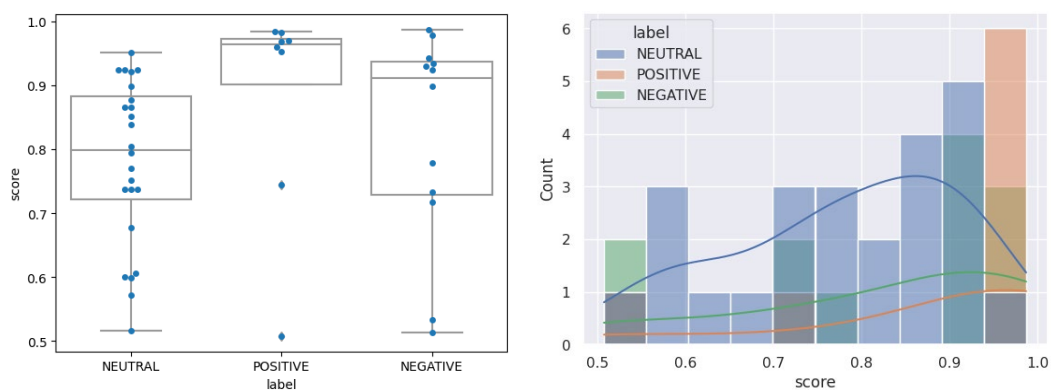
テキスト (NG1-1)	ラベル	点数
一回食べないといったからそれを貫ているのかと思った。 実際はみんなと食べたい気持ちが心のどこかにあるのではないかと思った。	neutral	0.8442

「positive」とは判断されなかったが、「neutral」と判断された。おそらく「意地を張っている」という文言にラベルや点数が引っ張られていると思われる。

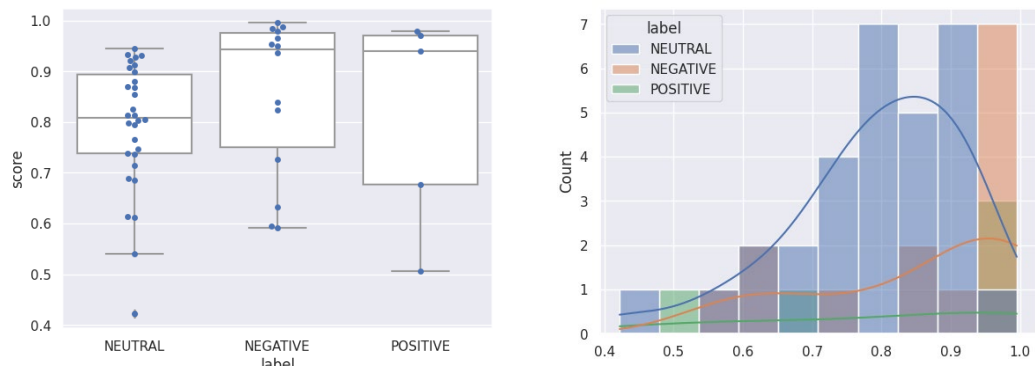
このように、感情ラベルの判断は実際の感覚と異なることが多く、その理由も不明瞭である。教育関係研究者や現場の保育士との話し合いなどをおして、保育の現場に特化したモデルの構築が必要と思われる。

(2) 感情ラベル毎の点数の可視化

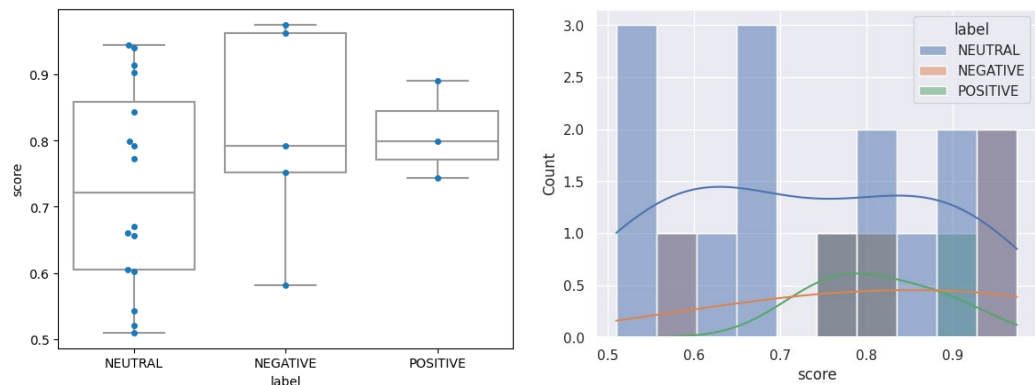
以下は、7名の保育士のインタビュー結果のラベルと点数を箱ひげ図とヒストグラムにした結果をまとめたものである。



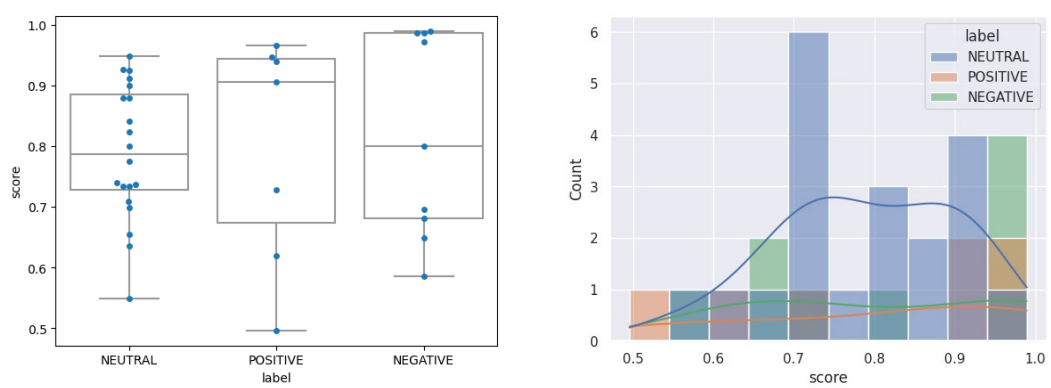
インタビューA-I, インタビューFの結果



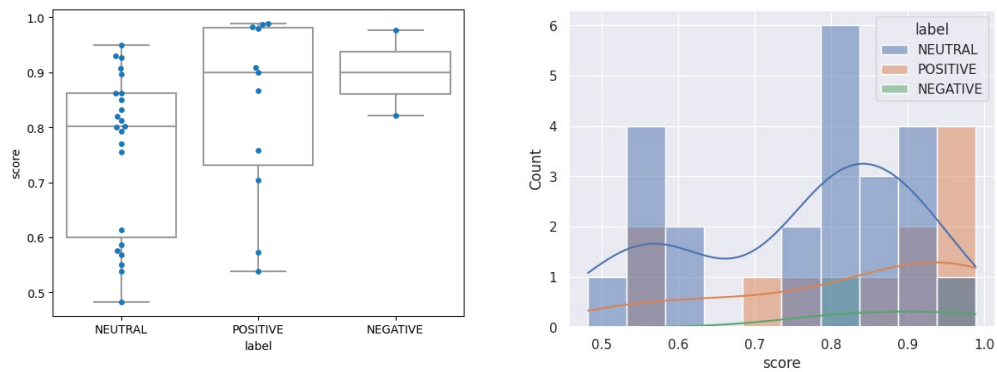
インタビューアーI, インタビュイーMの結果



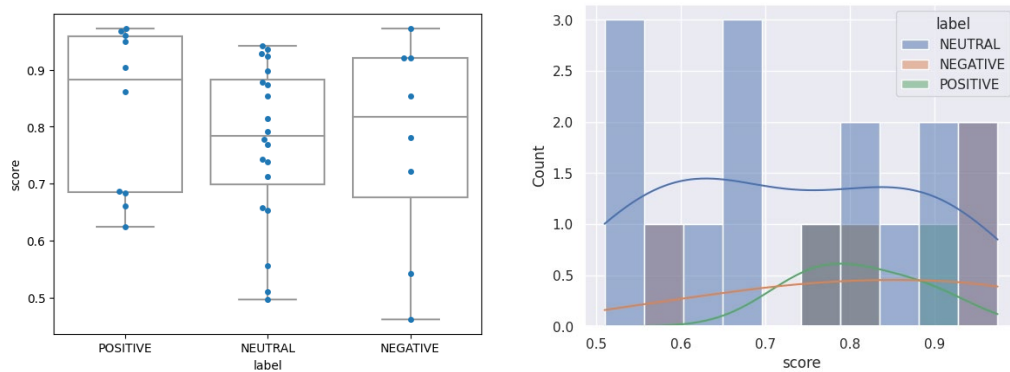
インタビューアーI, インタビュイーYの結果



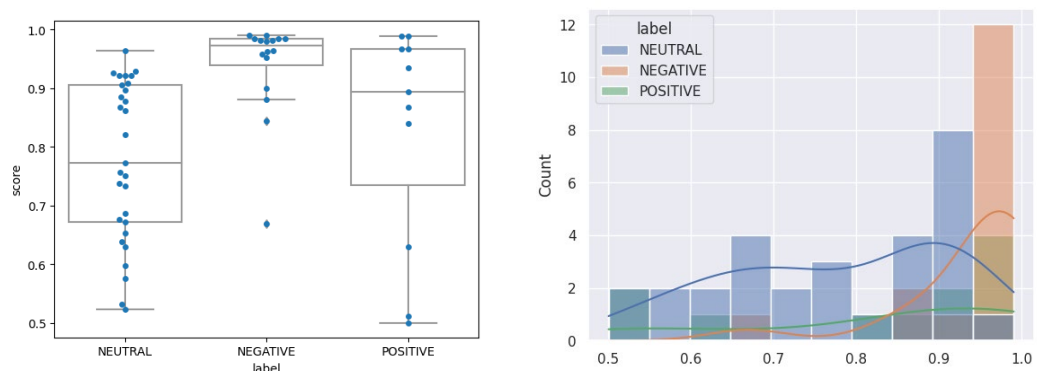
インタビューアーI, インタビュイーHの結果



インタビューアーK, インタビュイーNの結果



インタビューアーK, インタビュイーAの結果



インタビューアーK, インタビュイーIの結果

インタビュイーFのインタビューは、インタビューアーIと他のインタビューに比べ、positiveな発言が多く、そのスコアも高いがnegativeな発言も多い。また、インタビューアーI、インタビュイーMの対談はnegativeな発言が多い。イ

インタビュアーK, インタビュイーIのインタビューは, negative な発言回数が多く, そのスコアも高い. インタビュアーKとのインタビューは, positive な発言の回数はどれも似ているが, 比較的スコアが高く, negative な発言も少ない.

しかし, ここの文章の分析結果に違和感があるように, 分析結果全体としても, 印象に違和感がある部分も少なくない. 例えば, インタビュアーI, インタビュイーMの対談では, インタビューの中で潜在的な感情と出会えてすっきりとポジティブに終えた印象であった. 印象と判定されたラベルの違いの解析, 現場に合わせたモデルのチューニングが今後の課題である.

5. 今後のしあわせ研究の展望

本研究では, Hugging Face が公開している日本語の感情分析に適用できる事前学習済みモデル (BERT) を用いて, 保育士7名のインタビューの感情分析を行い, 結果の考察を行った. 以下の課題が挙げられる.

(1) インタビューの課題

保育士の感情を分析する場合には, インタビューをする側、される側という立ち位置ではなく, 対話しながら内面になるものを自己開示することにより, 精度の高い分析が可能になるのではないかと考える. その点からいえば, 語る相手との相性も, 少なからず判定に影響を及ぼすものなのであろうか. 内面を引き出すような問題設定, インタビューされる側の個性やコミュニケーションスタイルの理解も今後の課題である.

(2) 機械学習結果の理解と応用に関する課題

複数のタイプの人には話し方の癖, 言い回しの癖がある. また, 話し手の間, 呼吸, 目線, 身振り手振り, 声の強弱や抑揚などが加わり, 人間が話を聞き感情を分析するときには, それらすべてが「印象」という主観が聞き手の捉え方を左右すると考える. 事前学習済みモデル (BERT) が感情を分析する場合には, このような「印象」に左右されることなく, 客観的に判定するだろう. 今回の分析で筆者が抱いた違和感が文章から得る「印象」により生まれるものであるとすれば, より客観的に問題をあぶり出す事前学習済みモデル (BERT) を保育の現場

に取り入れることにも期待を抱く。その一方で「自分の捉え方」を大事にしながら乳幼児、同僚、保護者と向き合うことが重要視される保育において、この違和感をどのように扱うか検討すべき課題である。

（３）機械学習モデルの精度に関する課題

本研究ではモデルそのものや、保育の現場に合わせたファインチューニングを行っていない。今後は、保育のデータでモデルをファインチューニングすることで、保育特有の言語表現や感情表現をモデルに学習させること、損失関数をカスタマイズし、イタンビューのような不均衡なデータセットに対応できるようにすること、複数のモデルを組み合わせて個々のモデルの弱点を補うこと、ハイパーパラメータの最適化などを行い、より保育の現場に特化したモデルを構築することが今後の課題である。

6. おわりに

保育の複雑化、多様化する問題解決のための新しい方法を試みた。新たな一歩となる本研究では多くの課題を明確にすることができた。一人の保育者が「私の声は届かない」という悩みを自己開示した場合、保育者本人の資質、同僚との関係性をはじめとする職場環境、実践者である保育者の考えが尊重されないトップダウンの経営体制、など様々な可能性が考えられる。保育現場での問題解決には対話から改善策を見出すことが理想である。しかし、本研究の試みのように先入観にとらわれることなく、問題の所在を客観的に分析する新しい方法を取り入れることは、乳幼児の育ちを傍らで支える保育者が安心して保育に注力できるという「しあわせをカタチ」にすることにつながると期待できる。今後も新たな方法の確立に向けて研究に取り組みたい。

謝辞

本論文は2023年度しあわせ研究費（研究テーマ：自然言語処理を用いた幼児の感情分析）の助成を受けたものです。

参考文献

- [1]. 【2023 年最新】 保育士の離職率（3 年以内）と退職理由、なぜ離職率が高いといわれる？保育士人材バンク
<https://hoiku.jinzaibank.com/column/86> 2024 年 3 月 25 日閲覧
- [2]. 令和 4 年度東京都保育士実態調査結果（報告書）
<https://www.fukushi.metro.tokyo.lg.jp/kodomo/shikaku/r4hoikushichou sa.html>
- [3]. Desmet, B., & Hoste, V. (2020). Emotion Detection in Text to Enhance the Well-being of Employees. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(7), 2468. <https://www.mdpi.com/1660-4601/17/7/2468>
- [4]. Fitzpatrick, K. K., Darcy, A., & Vierhile, M. (2017). Delivering Cognitive Behavior Therapy to Young Adults With Symptoms of Depression and Anxiety Using a Fully Automated Conversational Agent (Woebot): A Randomized Controlled Trial. *JMIR Mental Health*, 4(2), e19.
<https://mental.jmir.org/2017/2/e19/>
- [5]. Arora, P., & Dey, L. (2019). Analyzing the Dynamics of Communication in Online Social Networks. *Heliyon*, 5(2), e01166.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844018342238>
- [6]. 簡単！ 事前学習済モデルを利用したテキストデータのネガポジ分析
<https://qiita.com/hima2b4/items/b6cd93937916bc2401f0>