

# 逆翻訳データによる BERT を用いたモデルの性能向上について

小杉 尚子<sup>†</sup> 清水俊之介<sup>††</sup> 数井 裕光<sup>†††</sup> 佐藤 俊介<sup>††††</sup> 吉山 顕次<sup>††††</sup>

上村 直人<sup>†††</sup> 永倉 和希<sup>†††</sup> 池田 由美<sup>†††</sup> 池田 学<sup>††††</sup>

<sup>†</sup> 専修大学ネットワーク情報学部 〒214-8580 神奈川県川崎市多摩区東三田 2-1-1

<sup>††</sup> 株式会社 dott 〒110-0015 東京都台東区東上野 6-20-3 長谷川ビル 2 階

<sup>†††</sup> 高知大学医学部神経精神科学講座 〒783-8505 高知県南国市岡豊町小蓮

<sup>††††</sup> 大阪大学大学院医学系研究科精神医学分野 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-2

E-mail: <sup>†</sup>{naonaoan,s.sato1815}@gmail.com, <sup>††</sup>shimizu@thedott.io,

<sup>†††</sup>{kazui,kamimura,jm-nagakura,jm-jikeda}@kochi-u.ac.jp, <sup>††††</sup>{yosiyama,mikeda}@psy.med.osaka-u.ac.jp

**あらまし** 我々は、認知症介護に関するテキストデータを対象に、AI を用いて、内容が類似するテキストデータを自動的にグルーピング（分類）する研究を進めている。そしてその分類のために、BERT を用いたモデルを作成し、翻訳サービスによる逆翻訳データ（日本語を他言語に翻訳し、その翻訳を日本語に翻訳したデータ）を利用して学習データの増しを行うことで、分類精度を劇的に向上させることに成功した。そこで本論文では、増しデータとして作成した逆翻訳データを詳細に分析し、分類精度との関係を調査した。その結果、逆翻訳データの品質は分類精度とほとんど関係ないことが分かった。このことから、今後も分類対象となるテキストデータが少しずつ増加していくことが予想されており、それに併せてモデルを更新していく必要があるが、その都度逆翻訳データを作成して学習データを増しすることで、継続的に分類精度の高いモデルを作成・維持することが可能であると考えられる。

**キーワード** テキスト分類, BERT, 逆翻訳, 認知症, 認知症ちえのわ net, 行動・心理症状

## 1 はじめに

我々は、認知症ケアに関する情報を、実際の介護者から「投稿」という形で収集し、それを認知症の症状およびケア方法（対応方法）ごとに分類・整理して公開する「認知症ちえのわ net」[10] という web システムを開発し、2016 年から公開・運用している。認知症では、認知機能が低下し、言葉によるコミュニケーションが難しくなるため、ケア（介護）が極めて難しいと言われている。そのため、認知症介護の現場では、適切なケア方法を見つけるために試行錯誤が必要となる場合があり、介護負担が増大している。そこで、認知症ちえのわ net では、認知症ケアに関して介護者から集めた情報を、症状別、対応方法別にまとめ、それをもとに各対応方法（ケア方法）の成功確率を算出して公開している。この成功確率の算出の過程には、投稿された介護情報を類似する症状ごとに分類し、各症状において類似する対応方法ごとに分類するという 2 つの工程があり（図 1 参照）、現在、これらの工程（分類作業）は臨床医が 1 件ずつ確認しながら手作業で行っている。しかし近年、投稿件数の増加に伴い、臨床医がこの作業を継続することが困難になってきている。また分類数（グループ数）の増加に伴って、臨床医ごとに判断が異なるケースも発生し、より客観的な分類の必要性も高まってきた。そこで我々は、ディープラーニングを用いた最先端の自然言語処理モデルである「BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)」[2] を用いて、投稿された介護情報を類似する症状ごとに分類する工程（図 1

の (1)) の自動化の可能性を検討し、約 80% の投稿について、88.2% の精度で正しい分類を推論することができ、90.8% の精度で上位 5 位以内に正しい分類を推論できることを確認した [14]。さらに、分類モデルの性能向上を目指して、公開されている翻訳サービスを用いて逆翻訳データを作成し、それらを学習用の増しデータとして利用することで、BERT を用いた分類モデルの性能を向上させ、98.0% の確率で上位 5 位以内に正しい分類を推論できることを確認した [14]。しかし、これまで逆翻訳データの品質と分類精度の関係など、作成した逆翻訳データに対する詳細な分析は行っておらず、逆翻訳データをモデルの性能向上のための増しデータとして利用する上での注意点や問題点などが分かっていない。そこで本論文では、作成した逆翻訳データを詳細に分析すると共に、自動分類精度との関係を調べ、逆翻訳データを学習用の増しデータとして用いることについて議論する。

本論文の構成は以下の通りである。第 2 章では BERT を用いたモデルと逆翻訳データについて解説し、第 3 章では、認知症と認知症ちえのわ net について簡単に説明する。第 4 章では、逆翻訳データを利用したモデルを用いたテキスト分類実験についてまとめ、第 5 章では、第 4 章で述べた評価結果をもたらした逆翻訳データの分析を行い、その結果について議論する。第 6 章では、第 5 章で作成したモデルの認知症ちえのわ net への実装について説明し、最後に第 7 章で本論文のまとめと今後の展開について述べる。

## 2 BERT を用いたモデルと逆翻訳データ

テキストの自動分類に関する研究は、様々な分野での活用が期待されている。私たちは、TensorFlow や Keras が提供する Naïve Bayes や MLP (Multilayer Perceptron) による深層学習を用いて、ケア体験を「物忘れ、幻覚・妄想、徘徊・道迷い」などの 10 カテゴリに自動分類する実験を行い、約 50% の精度で自動分類できることを確認した [15]。

近年、Transformer [1] という新しい深層学習モデルが提案され、主に自然言語処理の分野で利用されている [16]。Transformer は時系列データを対象としているが、RNN (Recurrent Neural Network) などの他のモデルと異なり、逐次処理を行わずに並列化が可能のため、学習時間を大幅に短縮することができる。その結果、膨大なデータを用いた事前学習が可能となり、BERT や GPT の開発につながった。

BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) [2] は、2018 年に Google が発表した自然言語処理のための新しい深層学習モデルで、Transformer をベースとしている。BERT は、時間のかかる学習を事前に行い (プレトレーニング)、それを使って様々な自然言語処理タスクの微調整を行うことができる。すなわち、1 つの良質な学習済みモデルを様々なタスクで調整・利用し、短時間で新しいモデルを得られるため、従来の自然言語処理タスクと比較して汎用性が高いことが特徴である。現在、様々な言語の事前学習モデルが提供されており、日本語のモデルも京都大学や東北大学など複数の大学から提供されているため、導入のハードルが低くなっている。

機械学習や深層学習において、性能の良い学習モデルを作成するためには、大量の良質な学習データが必要である。画像認識の分野では、1 つの学習用画像データに歪みを加えたり、明るさや色を変えたりして、元の学習データとは少し異なる変形データを量産し、学習データを増強する「データの水増し」が非常に効率的な方法として知られている。これが画像分野における深層学習の大きな成功につながっている。しかし自然言語処理の分野では、文章に、学習データとして利用できるレベルの変形を加えることは困難である。そのため、データ補強による学習モデルの性能向上はあまり期待できなかった。

そこで筆者らは、逆翻訳データ [3] [4] を用いて学習用テキストデータの水増しを行うことを試みた。逆翻訳とは、ある言語を別の言語に翻訳した後、もう一度、元の言語に戻すことである。筆者らは、日本語のケア体験情報を、翻訳サービスを用いて他言語 (英語、およびイタリア語) に翻訳し、再び翻訳サービスを用いて日本語に翻訳することを繰り返して、学習用の水増しデータを作成した。翻訳サービスとしては、Google 翻訳 [6] と DeepL [5] を試用し、翻訳結果の品質から DeepL を採用した。そして逆翻訳データとして以下の 2 種類を作成した。

(1) 第 1 逆翻訳データ: 原文 → 英訳 → 和訳

(2) 第 2 逆翻訳データ: 第 1 逆翻訳データ → イタリア語訳 → 和訳

## 3 認知症と認知症ちえのわ net

認知症は、正常に発達した認知機能が、後天的な何らかの障害により、生理的老化の範囲を越えて広汎かつ慢性的に低下した状態 [7] のことで、記憶、言語、視空間認知などの認知機能の障害と、BPSD (Behavioral and Psychological Symptoms of Dementia) と呼ばれる徘徊や無気力などの「行動・心理症状」からなる [8]。認知症高齢者数は平成 29 年版高齢社会白書 [9] によると、2020 年には 65 歳以上の認知症高齢者数は約 600 万人になると推定されており、軽度認知機能障害とよばれる正常 (健康) と認知症の間の方々も含めると対象者数は 800 万人を越えるため、深刻な社会課題となっている。

認知症には、現状では有効な治療法がないため、認知症高齢者への対応はケアが中心となるが、第 1 章で述べた通り、認知症では、認知機能が低下し、言葉によるコミュニケーションが難しくなるため、認知症高齢者のケアは非常に難易度が高い。そこで、介護者の負担を軽減することが極めて重要となる。

認知症高齢者のケアを困難にしているのは BPSD である。この BPSD は適切なケアによって発症を抑えたり、症状を軽減させたりすることができることが知られており、介護現場では BPSD の軽減を目指して、毎日様々なケアが行われている。そこで、我々は実際に介護現場で発生した BPSD と、それに対してどのようなケアが行われ、それがうまくいったのかどうかを収集し、整理して公開することで、介護者が認知症やそのケアに関する理解を深めると共に、適切なケア方法をより効率的に見つけることを支援し、その結果として介護負担の軽減に貢献することを目的の 1 つとして、認知症ケアに関する情報を収集・蓄積・分析するための web システム「認知症ちえのわ net」[10] を開発・運用している [11], [12], [13], [15]。認知症ちえのわ net では、

(1) おきたこと: どのようなことがおこったのか (BPSD の症状)

(2) 対応方法: それに対してどのようなケアをおこなったか

(3) 奏功結果: そのケアはうまくいったか

の 3 項目の情報を、介護者からの投稿という形で収集しており、これらの 3 項をまとめて「ケア体験」と呼んでいる。表 1 に実際に投稿されたケア体験を例として示す。

表 1 の対応方法から、いわゆる一般的な、通常の想定範囲内の対応方法ではないものが並んでいることが分かると思う。例えば、1 行目のケースのように、まさに玄関を出ようとしている人に対して、「おかえり」という声掛けをしたことがある人はいるだろうか? 出て行って欲しくなければ、「出ないでください」と声をかけるのが一般的で、通常想定される対応ではないだろうか? しかし認知症高齢者にはそれでは通用しないケースがあるのである。しかも「否定」や「禁止」はたいといううまくいかないことが分かっているため、そういう場合は、否定や禁止をしないで、でも外出を阻止する対応方法が必要となる。すなわち、知恵をしぼって試行錯誤が必要となる。1 行目のケースの投稿者 (介護者) は、この状況で、「おかえり」と声をか

表 1 ケア体験の例

	おきたこと	対応方法	奏功結果
1	1 日数回徘徊する	玄関を出たところで、息子が「おかえり」と声をかける。	うまくいった
2	職員に対して暴言を吐く	昔住んでいた地域の路線の駅名を順番に言ってもらった	うまくいった
3	何に関しても意欲を示さず、表情も乏しくなった	ご家族より馴染みの電卓を持って来てもらい、様々な計算をしてもらった	うまくいった

け、見事に認知症高齢者の外出を阻止することができたということなのであるが、およそ、私達の普段の生活からは思いつかない対応方法で、認知症ちえのわ net が活躍するのはこのような状況である。

認知症ちえのわ net ではこれらの投稿されたケア体験を、「おきたこと」が類似するもの同士をグループ化し (図 1 の (1))、各おきたことグループの中で、類似する「対応方法」同士をグループ化 (図 1 の (2)) し、1 つの対応方法グループの中で、うまくいったと報告された件数が  $g$  件、うまくいかなかったと報告された件数が  $n$  件の場合、以下の式 (1) で算出される数  $S$  をその対応方法の成功確率として算出している。

$$S = \frac{g}{(g+n)} \times 100.0 \quad (1)$$

成功確率の算出フローを図 1 に示す。図 1 では、1 つの円が 1 件のケア体験を示している。

認知症ちえのわ net の成功確率の実際の表示を図 2 に示す。図 2 では、「病院・施設内を歩き回る」という「おきたこと」に対して、「おやつやお茶などに誘う」「一緒に歩く、また本人の気になることがあれば一緒に確認する」「話を聞く」などの対応方法が実際の介護現場では実施されており、それぞれ 5 件、5 件、4 件の実施報告があることが示されている。そしてそれらの成功確率 (Web では「奏功確率」) がどれも 100%なので、これらの方法で、5 人、5 人、4 人の介護者が、認知症高齢者の「病院・施設内を歩き回る」という BPSD をおさめることができたということが分かる。したがって、認知症介護者は、自身が介護している認知症高齢者が「病院・施設内を歩き回る」という行動をして対応に苦慮した場合は、この web ページの成功確率が高い方法から試すことで、効率的な試行錯誤を進めることができ、介護負担が軽減することが期待される。

なお、この図において下から 3 件の「本人に役割を持ってもらう」「デイルームに誘導する」「危険がないように見守る」の成功確率は、それぞれ 88.9%, 66.7%, 50%であるため、各対応方法の実施報告の内、それぞれ 1 件 (1 人) がそれらの方法では「病院・施設内を歩き回る」という BPSD をおさめられなかったということが分かる。それでも「本人に役割を持ってもらう」「デイルームに誘導する」という方法は、成功確率が 60%を越えているため、お勧めできる対応方法として、それぞれの対応方法のセルの左端にオレンジのラインが入っている。一方、「危険がないように見守る」は成功確率が 60%を越えていないため、現段階ではお勧めできる対応方法とすることができないため、当該対応方法のセルの左端にはオレンジのラインを入っていない。

## 4 逆翻訳データによる BERT を用いたテキスト分類モデル実験

本章では、これまで筆者らが行ってきた、BERT を用いたテキスト (おきたこと) 分類実験の結果 [14] を踏まえて、さらに新規で投稿されたケア体験データを追加して行った分類実験の結果を報告する。

本論文では 2,111 件のケア体験の「おきたこと」(3 章参照) を対象に、分類精度の評価実験を行った。結果を表 2 に示す。

表 2 BERT を用いたモデルによる自動分類実験の結果

	ケア体験の原文のみを用いてモデルを作成した場合	ケア体験の原文と第 1 および第 2 逆翻訳データを用いてモデルを作成した場合
トレーニングデータ数	2,111	5,725
テストデータ数	187	212
上位 5 位以内に正しい分類を推論できたケア体験数 (件)	170	204.25
上位 5 位以内に正しい分類を推論できたケア体験の割合 (%)	90.91	96.34

逆翻訳データを加えることで、3,614 件のトレーニングデータを追加することができ、結果的に、上位 5 位以内に正しいグループ (分類) を推論できる精度を 90.91%から 96.34%に向上させることができた。以降では、表 2 の結果をもたらした逆翻訳データの分析を行い、分類精度との関係について調査した結果を報告する。

## 5 逆翻訳データの分析

本章では、第 4 章に記載した実験に用いた逆翻訳データについて詳細に分析し、逆翻訳データの品質と自動分類精度の関係について議論する。

### 5.1 原文データの品質評価

逆翻訳データの分析をする前に、その基となるケア体験データ (原文) の品質を確認する。2,111 件の原文データについて、文章の品質を 3 段階で評価した結果を表 3 に示す。

表 3 に示した通り、95.3%のケア体験データは良質であることが分かったが、あまり良質ではないケア体験が 3.8%、意味が良く分からないケア体験が 0.9%含まれていることが分かった。あまり良質ではない・意味が良く分からないと判断した原

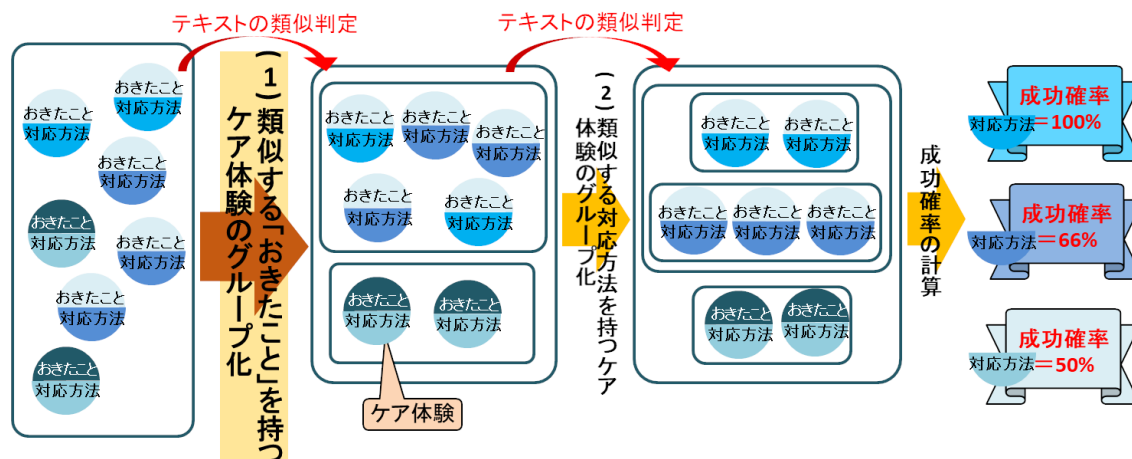


図１ ケア体験の２段階のグループ化（分類）と、それに基づく成功確率算出の流れ



図２ 「徘徊・道迷い」の対応方法の成功確率（一部）

文データには以下のような問題があった。

（１）「おきたこと」以外の内容（自分の気持ちや対応方法など）も記載されている

（２）事実ではないことが、事実のような文章で書かれている（「財布を盗まれた」など。おそらく「財布を盗まれた、と言

う」が正しい。この BPSD は多くの介護現場で発生すること、実際に財布が盗まれたわけではない。）

（３）主語が不足している（文章の途中まで読み進めないと、動作の主体が誰（認知症高齢者、介護家族、介護施設スタッフなど）なのか分からない）

表 3 投稿されたケア体験データの品質

文章の品質	件数	割合 (%)
良い・普通	2,012	95.3
良くない	80	3.8
意味が良く分からない	19	0.9
合計	2,111	100.0

表 4 第 2 逆翻訳データの品質評価結果

文章の品質	点数	件数	割合 (%)
(原文に対して) 文章がほとんど変化していない	3	314	14.9
文章が変化しているが、意味はほぼ同じ	2	838	39.7
文章が変化していて、意味が少し変わっている	1	689	32.6
文章が変化していて、意味が大きく変わっている	0	270	12.8
合計		2111	100.0

(4) 句読点が適切な位置に無いため、複数の解釈が可能となっている

(5) 介護者の反省文のようにになっている

(6) 誤字 (特に漢字)

## 5.2 逆翻訳データの品質評価

2,111 件の原文データから作成した第 2 逆翻訳データについて、文章の品質を 4 段階で評価した結果を表 4 に示す。「(原文に対して) 文章がほとんど変化していない」と「文章が変化しているが、意味はほぼ同じ」という、「意味がほぼ同じ」である逆翻訳データは全体の 54.6% だった。また、各品質の文章に 3,2,1,0 点を付してその平均をとったところ、逆翻訳文の品質の平均点は 1.51 点だった。

## 5.3 逆翻訳データの品質と自動分類精度の関係

本節では、5.2 節で説明した逆翻訳データの品質と、モデルの分類精度の関係について述べる。

図 3 に原文データに対する逆翻訳データの文字数の比率のヒストグラムを示す。この図から、逆翻訳データの多くは原文

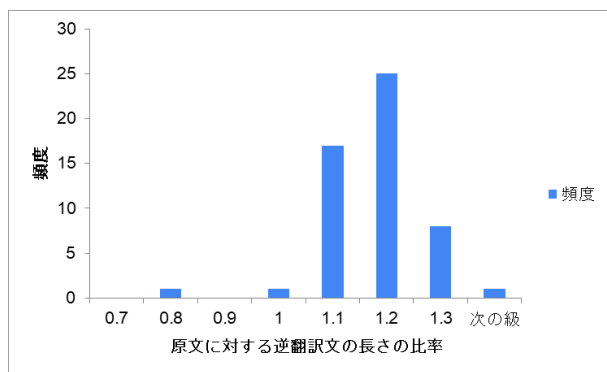


図 3 原文データに対する逆翻訳データの文字数の比率

データの 1.1~1.3 倍の長さになっていることが分かった。主な

原因は、主語が省略されていた日本語の原文データが、一度、他言語に翻訳された時に主語が補われ、それが逆翻訳によって日本語になった時に現れているためである。

次に、図 4 に、逆翻訳データの文字数と品質の関係を示す。文字数が多くなると、内容が複雑になると考えられるため、結

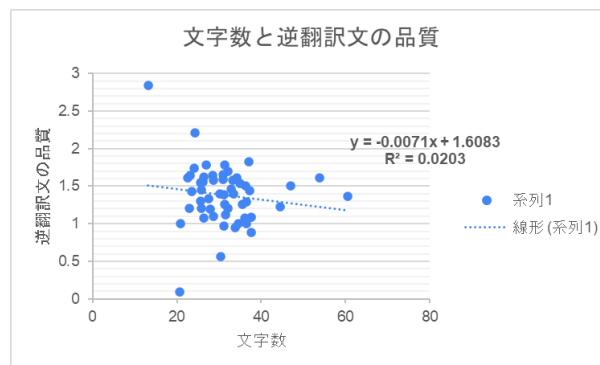


図 4 逆翻訳データの文字数と品質の関係

果的に逆翻訳データの品質が下がると考えたが、実際には決定係数  $R^2 = 0.0203$ 、相関係数  $r = -0.1425$  だったため、逆翻訳データの文字数の多さ (文章の長さ) と品質にはほとんど相関が無いことが分かった。

次に、逆翻訳データの品質と自動分類精度 (precision) の関係を調べた。結果を図 5 に示す。逆翻訳データの品質と自動分

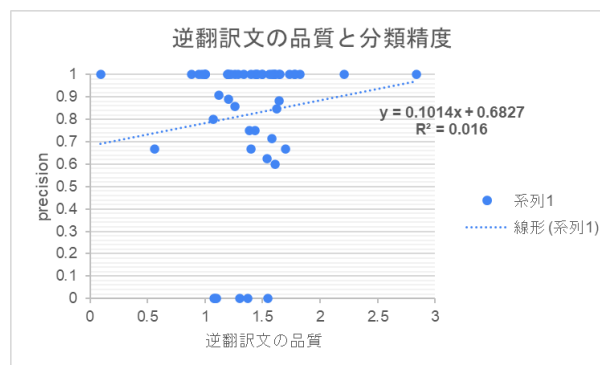


図 5 逆翻訳データの品質と自動分類精度 (precision) の関係

類の精度 (precision) には相関があることが予想されたが、実際には決定係数  $R^2 = 0.016$ 、相関係数  $r = 0.1265$  だったため、逆翻訳データの品質は自動分類の精度 (precision) にはほとんど関係ないことが分かった。

併せて、逆翻訳データの品質と自動分類精度 (f-score) の関係も調べた。結果を図 6 に示す。これも決定係数  $R^2 = 0.027$ 、相関係数  $r = 0.1643$  だったため、逆翻訳データの品質は自動分類の精度 (f-score) にはほとんど関係ないことが分かった。

以上より、多くの逆翻訳データは原文データの 1.1~1.3 倍の長さになること、逆翻訳データの長さや逆翻訳データの品質にはほとんど関係がないこと、また、逆翻訳データの品質と自動分類の精度にもほとんど関係がないことがわかった。

今後も認知症ちえのわ net を公開・運用していく中で、様々なケア体験が投稿されると思われるが、「おきたこと」につい



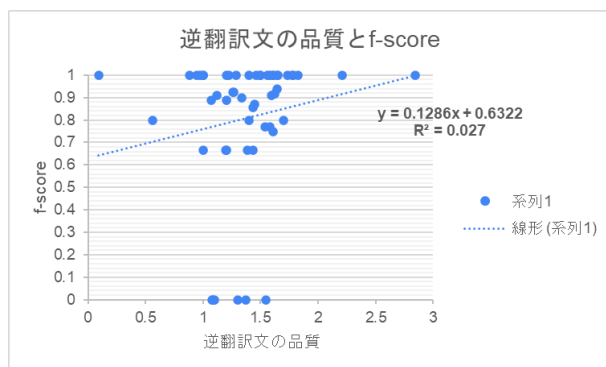


図 6 逆翻訳データの品質と自動分類精度 (f-score) の関係

では、今回の調査と同等の品質の原文データが投稿されれば、現状の分類精度を持つ学習モデルを構築可能な逆翻訳データを作成することができると考えられるので、それらを用いてモデルを更新し続けていけば、認知症ちえのわ net が認知症ケアに携る方々に、末永く安定的に有益なシステムとして稼働し続ける可能性が高まったと言えると考えられる。

## 6 認知症ちえのわ net への実装

本研究で作成した逆翻訳データを用いたモデルの分類精度は、第 4 章に記載した通り非常に高く、加えて、第 5 章の分析・調査より、新しいケア体験が投稿され、それによってモデルを更新する必要性が生じた際には、その都度逆翻訳データを活用して学習データを水増しすることで、高い分類精度をもつモデルを作成・維持し続けることが可能であることが分かったので、筆者らは十分実用的であると判断し、この逆翻訳データを活用したモデルを認知症ちえのわ net で実稼働させることを予定している。現在、このモデル（定期的なモデル更新機能も含めて）を認知症ちえのわ net に組み込むためのプロトタイプ開発を進めている。

画面イメージを図 7 に示す。この画面は、介護者から投稿された「おきたこと」を臨床医が分類（グルーピング）するための作業用画面、すなわち図 1 の (1) の作業をするための画面である。画面内の赤い楕円で囲まれた文章が、実際に介護者から投稿された「おきたこと」で、画面内の緑の角丸四角で囲まれたものが、モデルによるグループ推論結果（自動分類結果）である。この画面では、「他の入居者に対して暴言が増えた」という「おきたこと」について、モデルは 94.1% の確度で「人に暴言を吐く（おきたことグループ番号：38）」であると推論している。

## 7 まとめと今後の展開

著者らは、認知症介護の現場から投稿された、ケアに関する情報のうち、「おきたこと」と呼んでいる「BPSD 症状」を類似する症状に自動分類（グループ化）する目的で BERT を用いたモデルを作成した。そして、翻訳サービスを用いて逆翻訳データ（日本語を他言語に翻訳し、その翻訳を日本語に翻訳したデータ）を作成し、それらを利用して学習データの水増しを

行うことで、分類精度を劇的に向上させることに成功した。そこで本論文では、作成した逆翻訳データを詳細に分析し、逆翻訳データの品質と自動分類精度の関係を調査した。その結果、逆翻訳データの品質と BERT を用いたモデルによる自動分類の精度にはほとんど相関が無いことが分かった。これにより、認知症ちえのわ net には、今後もケアに関して様々な情報が投稿されると思われるが、それらの投稿された原文データから逆翻訳データを作成し、それらを用いて常にモデルの精度を高く維持しながら更新することが可能だと考えられるため、認知症ちえのわ net は、ケア方法の成功確率を公開する web システムとして安定的に稼働・運用できる可能性が高まったと考えられる。

今後は、この BERT を用いたモデルを 2022 年の夏頃までに認知症ちえのわ net に搭載して実稼働させる予定である。これにより、臨床医が手作業で分類していた「おきたこと」の約 80% については、BERT を用いたモデルによる分類の推論結果を目視で確認する、という作業に入れ替えることができると考えられ、臨床医の負担を大きく軽減させることが期待されている。

## 謝 辞

本研究は AMED の課題番号:JP16dk0207014, JP19dk0207034, JP19dk0207027, JP21dk0207056, 長寿医療研究開発費の課題番号:30-18, JSPS 科研費:JP19H01138, 厚生労働科学研究費認知症政策研究事業の課題番号:JP20GB1001 の支援・助成を受けた。

## 文 献

- [1] A. Vaswani and N. Shazeer and N. Parmar and J. Uszkoreit and L. Jones and A. N. Gomez and L. Kaiser and I. Polosukhin, "Attention Is All You Need", Proc. of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), 2017
- [2] J. Devlin and M.-W. Chang and K. Lee and K. Toutanova, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding", Proc. of NAACL-HLT 2019, 2019.
- [3] "S. Edunov and M. Ott and M. Auli and D. Grang", "Understanding Back-Translation at Scale", Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2018.
- [4] "R. Sennrich and B. Haddow and A. Birch", "Improving neural machine translation models with monolingual data", "Conference of the Association for Computational Linguistics (ACL)", 2016.
- [5] DeepL, <https://www.deepl.com/home>
- [6] Google 翻訳, <https://translate.google.co.jp/?hl=ja&tab=rT>
- [7] 「臨床精神医学」編集委員会編集, 精神科臨床評価検査法マニュアル, 2004
- [8] 日本神経学会監修, 認知症疾患臨床ガイドライン 2017
- [9] 内閣府, 平成 29 年版高齢社会白書, [http://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2017/zenbun/29pdf\\_index.html](http://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2017/zenbun/29pdf_index.html)
- [10] 認知症ちえのわ net, <https://chienowa-net.com/>
- [11] 数井, 小杉, 鬼塚, 池田, 認知症ちえのわ net の構築と運用, 第 31 回日本老年精神医学会 シンポジウム 1, 2016
- [12] 数井, 佐藤, 池田, 小杉, 鬼塚, 「認知症ちえのわ net」ICT 活用

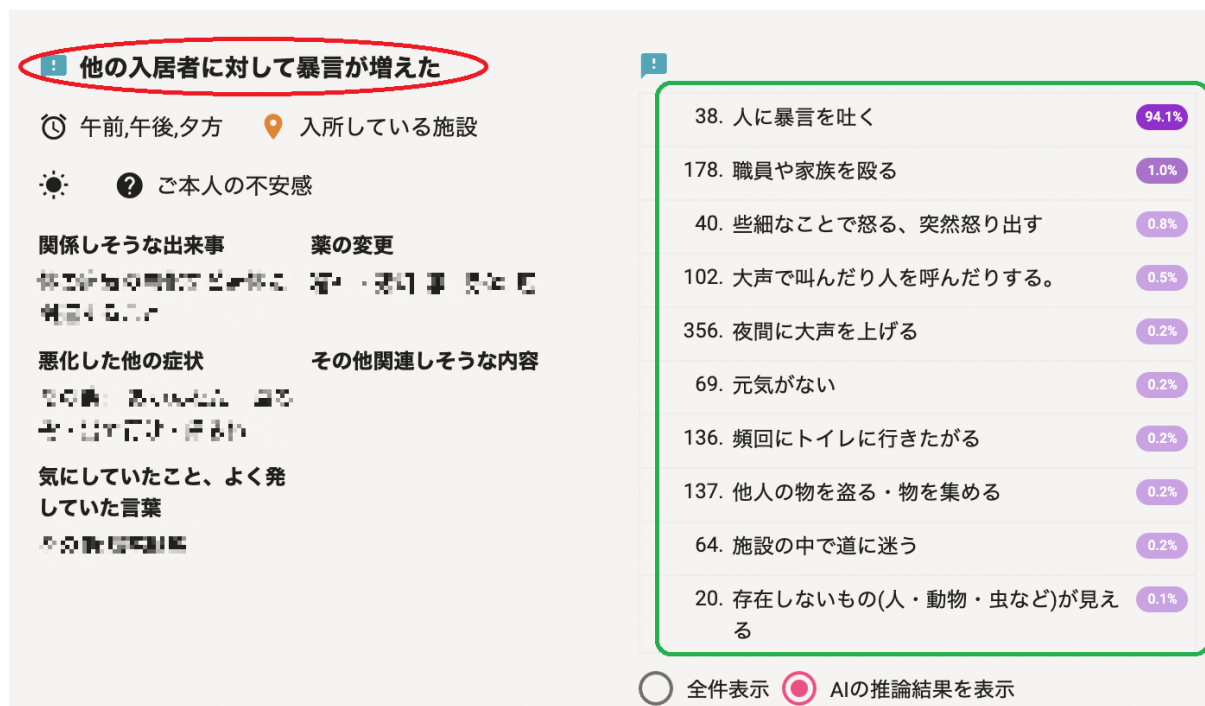


図 7 「おきたこと」のグルーピング（分類）作業用画面

によるケアの質向上に向けた研究, 第 32 回日本老年精神医学会 シンポジウム 4, 2017

- [13] Kosugi, N., Onizuka, M., Kazui, H., and Ikeda, M., “Ninchisho Chienowa-net: a website to share good dementia care techniques”, Proc. of the 17th International Conference on Information Integration and Web-based Application & Services, pp.77-81, 2015
- [14] Kosugi, N., Shimizu, S., Kazui, H. Sato, S., Yoshiyama, K., Kamimura, N., Nagakura, W., Ikeda, Y., Ikeda, M., Automatic grouping and text data augmentation about behavioral and psychological symptoms of dementia in Ninchisho Chienowa-net, Proc. of the 23rd International Conference on Information Integration and Web-based Application & Services, pp.236-245, 2021
- [15] 小杉尚子, 佐藤俊介, 吉山顕次, 数井裕光, 認知症ちえのわ net における認知症介護に関するテキスト情報の自動分類に関する研究, 第 12 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 2020
- [16] トップ会議 ACL 2020 から読み解く自然言語処理の最新トレンド, <https://ja.stateofaiguide.com/20200720-acl2020-trends/>