

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

小杉 尚子[†] 佐藤 俊介^{††} 吉山 顕次^{†††} 数井 裕光^{††††}

[†] 東京医療保健大学医療保健学部医療情報学科 〒154-8568 東京都世田谷区世田谷 3-11-3

^{††} 大阪急性期・総合医療センター 〒558-8558 大阪市住吉区万代東 3 丁目 1 番 56 号

^{†††} 大阪大学 大学院医学系研究科 精神医学教室 〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-2 D3

^{††††} 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

E-mail: [†]{naonaoan,s.sato1815}@gmail.com, ^{††}yosiyama@psy.med.osaka-u.ac.jp, ^{†††}kazui@kochi-u.ac.jp

あらまし 本論文では、認知症介護に関する情報を収集・公開する web システムである「認知症ちえのわ net」に投稿された認知症の行動・心理症状に関するテキスト情報を、機械学習を用いて 10 のカテゴリ（物忘れ、睡眠障害、徘徊・道迷い等）に自動分類する実験の結果を報告し、それに対する考察を述べる。現在、認知症ちえのわ net には約 3,300 件の認知症の行動・心理症状に関するテキスト情報が集積されており、今回はそのうちの約 2,000 件を対象に実験を行った。その結果、分類精度はカテゴリごとに差はあるものの、全体として約 50% の正解率を得ることができた。また同じデータを用いて深層学習を行ったところ、正解率を約 73% まで向上させられることが分かった。

キーワード 認知症、行動・心理症状（BPSD）、認知症ちえのわ net、機械学習、TF-IDF、文章分類

1 はじめに

平成 29 年版高齢社会白書 [1] 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いる。認知症とは、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超えて広汎かつ慢性的に低下した状態のこと [8] 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 [9]。認知症には、現状では有効な治療法がないため、認知症患者への対応はケアが中心となるが、認知症患者のケアは非常に困難であるため、介護者の負担を軽減することが重要である。

認知症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」[2] を開発・運用している [3], [4], [5], [7], [6]。

認知症ちえのわ net では、介護現場におけるケアに関する情報を介護者からの投稿という形で収集し、それらを発生した BPSD に基いて 10 種のカテゴリ（表 2 参照）に分類して公開

している。カテゴリは、投稿時は介護者が自身で判断して付与しているが、最終的には認知症を専門とする医師が 1 つ 1 つのケアに関する情報を確認してラベリングしている。現在、約 3,300 件のケアに関する情報が収集・公開されており、最近では毎週約 25 件程度の投稿があり、それも少しずつ増加しているため、将来的には医師の作業負担を軽減する必要がある。そこで今回、それらのケアに関する情報を機械学習を用いて 10 種のカテゴリに自動分類する実験を行ったのでその結果を報告し、考察すると共に今後の発展について述べる。

2 認知症ちえのわ net

認知症ちえのわ net は、「認知症の人におこる様々な症状に対する対応法の「うまくいく」確率を公開する web システム」である [2]。トップページを図 1 に示す。ケアに関する情報は、投稿順に画面下部の「新着のケア体験」に公開される。認知症ちえのわ net は、2014 年 12 月に開発を開始し、2015 年 12 月の試験運用の開始を経て、2016 年 6 月の第 31 回日本老年精神医学会において全国公開を開始した。認知症ちえのわ net では、介護現場で

(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。

認知症ちえのわ net にケア体験を登録するためには利用者登録が必要で、2020 年 12 月 24 日現在、4,993 人が利用者登録し



図 1 認知症ちえのわ net のトップページ

表 1 ケア体験の例

	おきたこと	カテゴリ	対応方法	奏功結果
1	トイレ誘導の際、便器の少し手前で立ち止まり、便座になかなか座ろうとしない。	拒絶・拒否	本人を車の運転手に見立てて、「バックオーライ、オーライ、オーライ、はい、ストップ。ゆっくり腰おろしてください、オーライ、オーライ、オーライ、はい、オッケー」と声でも誘導してみた。	うまくいった
2	1 日数回徘徊する。	徘徊・道迷い	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
3	同じ物を繰り返し飲食しようとする	食事、排泄、入浴の問題	昼食、夕食、おやつ、こちらから何を食べたい? とは聞かず、今日はこれとお? と提案するようにした	うまくいった

ており、投稿されたケア体験は 3,339 件である。最近のサイトの 1 日あたりの訪問者数の平均は約 200 人で、これまでの総訪問者数は約 30 万人である。

認知症ちえのわ net では、ケア体験を、発生した BPSD に基づいて、表 2 に示す 10 種のカテゴリに分けて掲載している。(図 1 の左列参照)。各カテゴリの右端の数字は、そのカテゴリに属するケア体験の数を示している。

3 テキストの自動分類

テキストの自動分類は非常に重要な研究テーマで多くの人が様々な研究を進めている [10], [11]。テキストの自動分類では、テキストを形態素解析した後、それらを数値化する技術と、数値化されたデータを学習・分類する技術が必要である。

テキストデータを数値化する技術には、最も簡単な出現単語の数え上げ (BoW: Bag of Words) [12]、単語の出現数に重みづけを行う TF-IDF (Term Frequency-inverse document frequency)、Skip-gram や CBOW 等のアルゴリズムを用いてテキストをベクトル化する Word2Vec [16] [17] [18] などがある。これらのうち TF-IDF は、単語の出現頻度に重みを付けて数値化する手法で、多数の文書に出現する単語の重みを少なくし、特定の文書にのみ頻出する単語の重みを多くするのが特徴である。

数値化されたデータを用いて機械学習を行い、自動で分類する手法には k-近傍法やナイーブベイズ (Naive Bayes)、回帰分析等様々なものがある [14]。このうちナイーブベイズはベイズの定理に基づく分類法で、非常に高速で、最も簡単かつ分かり

表 2 BPSD の 10 のカテゴリ

カテ ゴ リ 番 号	カテゴリ名	説明
1	物忘れ	出来事や予定を覚えられない。何度も同じ話をする。物を置き忘れるなど。
2	幻覚・妄想	実際にはないものが見えたり、聞こえたりする。事実でないことを事実だと思い込む。誰かがお金や通帳をとったなど。
3	怒りっぽい・興奮・暴力	些細な事で興奮したり怒ったり、暴力をふるったりする。
4	睡眠障害	寝付きが悪い、夜中に目が覚める。夜に起きて、朝だと勘違いし、出かけようとするなど。
5	徘徊・道迷い	家の中や近所を歩き回る。その目的がわからないこともある。また家の外や中で迷う。
6	自発性低下・うつ	自発的な行動、興味、関心、感情の変化が少なくなる。気分が落ち込み、何事も悲観的に捉える。自分を責める、涙ぐむ、死にたいと言うなど。
7	拒絶・拒否	周囲の人の働きかけを拒絶する。介助、支援、介護サービスの拒否も含む。
8	落ち着かない行動・不安・焦燥	そわそわして落ち着かない行動。理由もないのに何かを心配している。家族などが見えなくなると探し回ったり、不安のために電話を繰り返しかけたりすることもある。
9	食事、排泄、入浴の問題	食習慣や好みの変化、摂取量が少ない・多すぎる、気が散って食べられない、食事を常に要求する、失禁、不適切な場所での排泄、入浴時の問題など。
10	その他	上記の 9 種類のカテゴリには分類できないもの。今はいつか（時間）や、ここはどこか（場所）などが分からなくなる「見当識障害」や、同じ行動を繰り返す「常同行動」などが含まれる。

やすいアルゴリズムとして、分類問題の最初の一手として推奨されている [13]。

4 実験とその結果

本章では、ナイーブベイズを用いた機械学習によるケア体験の自動分類、および深層学習を用いた自動分類の精度向上について述べる。

4.1 実験に用いたデータについて

現在（2020 年 12 月 24 日）、認知症ちえのわ net には 3,339 件のケア体験が投稿され公開されているが、実験には、その内の、臨床医によるカテゴリの確認が済んでいる（＝カテゴリについて正解ラベルが付与されている）2,386 件を対象とした。なお 2,386 件のうち、投稿日が 2020 年 12 月 24 日に近いケア体験から各カテゴリにおいて 10 件ずつ、合計 100 件を 4.3.2 節における深層学習の精度評価用として、学習モデルの作成には使用しなかった。本章での実験に用いた各カテゴリのデータ数を表 3 にまとめた。また、学習および精度評価実験には、2 章に記載した 3 項データのうち、「おきたこと」のみを使用した。

4.2 実験方法・実験内容

ケア体験のテキストデータは MeCab [20] を用いて形態素解析し、それを TF-IDF を用いて数値化した。著者はこれまで、ケア体験を Word2Vec や BoW を用いた自動分類 [19] を行い分類精度の検証を進めてきた。当時は集積されたケア体験のデータの件数が少ないことも影響し、自動分類の精度は低く、将来的に自動分類が可能かどうか判断することが難しかったが、1 つ 1 つのケア体験を確認する過程で、投稿されるケア体験には、短いテキストデータが多く、ほとんどが 1 文であることや、カテゴリごとに特徴的な単語が出現する（「物忘れ」のカテゴリでは「忘れる」「葉」など）傾向があることが確認できたため、今回は単語本位で、かつ単語の出現頻度に重みを付けることがで

表 3 BPSD の 10 のカテゴリと実験に用いたデータ数

カテ ゴ リ 番 号	カテゴリ名	実験に用いたデータ数
1	物忘れ	444
2	幻覚・妄想	245
3	怒りっぽい・興奮・暴力	161
4	睡眠障害	95
5	徘徊・道迷い	124
6	自発性低下・うつ	47
7	拒絶・拒否	332
8	落ち着かない行動・不安・焦燥	552
9	食事、排泄、入浴の問題	166
10	その他	120
小計		2,286
深層学習の精度評価用		100
合計		2,386

きる TF-IDF を用いて自動分類することにした。数値化されたテキストデータは、Python で提供されている scikit-learn パッケージにあるナイーブベイズを用いて学習した [13]。機械学習による自動分類の精度は交差検証によって評価した。交差検証では、テストサイズを 10%, 20%, 30% に変え、各テストサイズごとに 10 回ずつ実施し、カテゴリごとに、precision, recall, f1-score の平均値を算出した。

さらに自動分類の精度を向上させるために、TensorFlow と Keras によって提供される MLP(多層パーセプトロン) による深層学習を用いた分類実験を行った [14], [15]。学習回数は 20 回とした。自動分類の精度は、交差検証によって評価した。テストサイズは 20% とし、10 回の実験を行って精度と損失率の平均値を算出した。

4.3 実験結果

4.3.1 ナイーブベイズを用いた機械学習

ケア体験の自動分類の精度評価実験の結果として、各テストサイズにおける正解率を表4に示す。また、カテゴリごとの自動分類の精度評価実験の結果をテストサイズごとに表5から表7に示す。また、テストサイズが20%の場合の、各カテゴリの自動分類実験の f1-score とデータ数の散布図を図2に示す。

表 4 各テストサイズにおける自動分類の正解率

テストサイズ	正解率
10%	0.533
20%	0.535
30%	0.528

表 5 テストサイズが 10%の場合

カテゴリ (番号、名称)		precision	recall	f1-score
1	物忘れ	0.77	0.707	0.734
2	幻覚・妄想	0.536	0.604	0.563
3	怒りっぽい・興奮・暴力	0.377	0.341	0.35
4	睡眠障害	0.371	0.54	0.42
5	徘徊・道迷い	0.372	0.594	0.454
6	自発性低下・うつ	0.281	0.549	0.364
7	拒絶・拒否	0.648	0.457	0.532
8	落ち着かない行動・不安・焦燥	0.59	0.455	0.512
9	食事、排泄、入浴の問題	0.395	0.57	0.46
10	その他	0.438	0.42	0.422

表 6 テストサイズが 20%の場合

カテゴリ (番号、名称)		precision	recall	f1-score
1	物忘れ	0.728	0.689	0.707
2	幻覚・妄想	0.553	0.588	0.567
3	怒りっぽい・興奮・暴力	0.422	0.429	0.421
4	睡眠障害	0.346	0.583	0.431
5	徘徊・道迷い	0.403	0.59	0.472
6	自発性低下・うつ	0.285	0.509	0.349
7	拒絶・拒否	0.67	0.515	0.581
8	落ち着かない行動・不安・焦燥	0.56	0.439	0.489
9	食事、排泄、入浴の問題	0.394	0.557	0.461
10	その他	0.481	0.402	0.433

4.3.2 深層学習を用いた精度向上

scikit-learn の機械学習を、Tensor Flow と Keras を用いた深層学習に変更することで、自動分類の正解率は 0.729 に向上した。損失率の平均は 1.35%だった。最も高い正解率は 0.764 で、その時の学習の様子を図3に示す。

深層学習で作成したモデルを用いた分類精度の評価実験の結果を図4に示す。実験には、学習に用いていない精度評価用のデータ 100 件（詳細は 4.1 節と表3 参照）を使用した。図4は、各カテゴリごとに、正解カテゴリが1位に検出された件数と、3位以内に検出された件数を示している。例えば「1:物忘れ」

表 7 テストサイズが 30%の場合

カテゴリ (番号、名称)		precision	recall	f1-score
1	物忘れ	0.746	0.691	0.716
2	幻覚・妄想	0.517	0.586	0.546
3	怒りっぽい・興奮・暴力	0.441	0.427	0.431
4	睡眠障害	0.379	0.554	0.447
5	徘徊・道迷い	0.431	0.555	0.481
6	自発性低下・うつ	0.304	0.404	0.334
7	拒絶・拒否	0.632	0.502	0.558
8	落ち着かない行動・不安・焦燥	0.533	0.441	0.483
9	食事、排泄、入浴の問題	0.389	0.541	0.451
10	その他	0.362	0.365	0.361

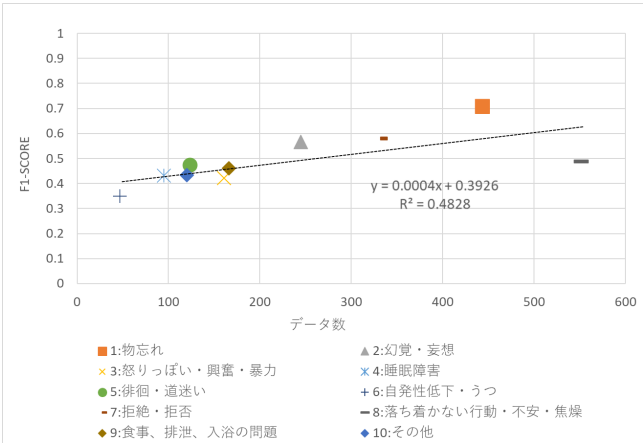


図 2 各カテゴリのデータ数と f1-score との相関

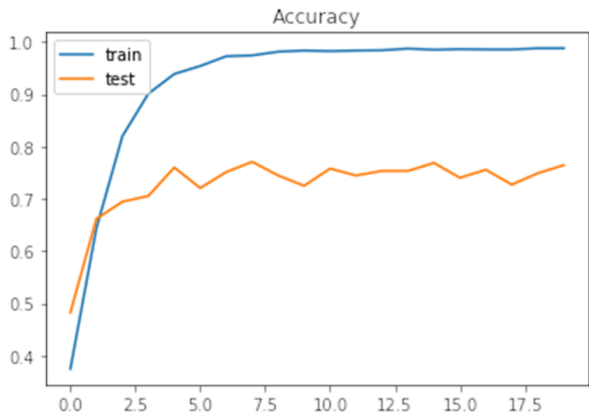


図 3 最も高い正解率を示した時の学習の様子

れ」カテゴリについては、10 件のテストデータの内、正解カテゴリである「1:物忘れ」が 1 位に現れたのは 7 件、3 位以内に現れたのが 9 件だったことを示している。平均すると、正解カテゴリが 1 位に現れたのは 5.6 件、3 位以内に現れたのは 8.3 件だった。正解カテゴリが 1 位および 3 位以内に出現した件数と各カテゴリのデータ数の散布図を図5に示す。

5 考 察

表 4 より、テストサイズによる分類精度にはあまり差がないことが分かったが、表 5 から表 7 より、カテゴリごとに分類精

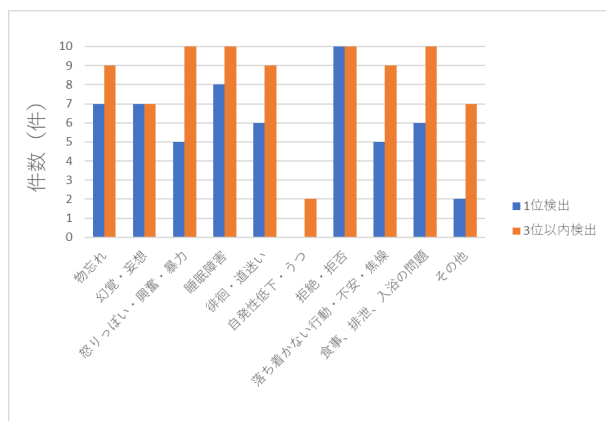


図4 各カテゴリの分類精度実験結果

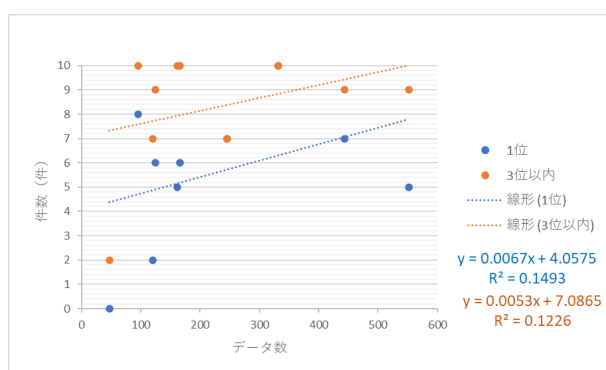


図5 各カテゴリのデータ数と1位および3位以内に正解カテゴリが検出された件数との相関

度に大きな差があることが分かった。一見して、データ数と関連があるように思われたため、データ数とf1-scoreの散布図(図2)を作成して相関を調べたところ、決定係数は $R^2 = 0.4828$ 、相関係数は $r = 0.695$ となり、データ数と分類精度の間に強い相関があることがわかった。

表5から表7と図2より、特に分類精度が低かったカテゴリは「カテゴリ6: 自覚性低下・うつ」で、データ数が最も少なかった。このBPSDは介護現場での発生頻度は低くはないが、直接的な介護負担はあまり大きくないため、ケア体験の投稿数が少なかったと思われる。しかし実際の介護現場では、これと類似する「無為・無関心¹⁾」というBPSDが、介護者の負担感を増加させることが知られている。今後は介護者教育等により「自覚性低下・うつ」や「無為・無関心」とはどのようなBPSDなのかを学んでもらい、対応の重要性について理解を深めてもらうことで、様々な対応方法が介護現場で実践されて、その結果としてケア体験として投稿されるようになることが期待される。そしてそれによって、「カテゴリ6: 自覚性低下・うつ」の自動分類の精度が向上すると共に、奏功確率の高い対応方法が明らかになって介護負担の軽減に繋がることが期待される。

今回の機械学習を用いた自動分類では、全体的な正解率はあまり高く無かったが、分類精度はデータ数と強い相関があるこ

とが明らかになったので、今後は引き続き、データ数を増やす努力、特に投稿数の少ないカテゴリのケア体験の投稿を増やす努力を継続する必要があると考えている。

また、機械学習を深層学習に置き換えることで、自動分類の正解率を大きく向上させることができた。学習に関与していないデータ(各カテゴリごとに10件ずつ、合計100件のケア体験データ。詳細は4.1節と表3参照)を用いた自動分類の精度評価実験では、データ数と自動分類精度との相関も調べた(図5参照)が、1位に正解カテゴリを検出できたケースについては、決定係数は $R^2 = 0.1493$ 、相関係数は $r = 0.3864$ で、3位以内に正解カテゴリを検出できたケースについては、決定係数は $R^2 = 0.1226$ 、相関係数は $r = 0.35$ であったため、どちらのケースについても、データ数と分類精度に強い相関があるとは言えないことが分かった。なお、データ数が少ない「カテゴリ6: 自覚性低下・うつ」と様々なケースを含んでしまう「カテゴリ10:その他」を除くと、平均的には10件中6.75件は1位に正解カテゴリを検出でき、9.25件は3位以内に正解カテゴリを検出できたため、実用が視野に入る分類精度が得られていると考えられる。これについては、次章で補足する。

6 実用に向けた試み

認知症ちえのわnetでは、奏功確率付きの対応方法は、発生したBPSDのカテゴリごとに整理して公開しているため、利用者は、奏功確率の高い対応方法を見付けるには、自分が遭遇している・困っているBPSD(=発生しているBPSD)が、どのカテゴリに属するものなのかを判断できた方がより効率的にサイトを閲覧できる。第1章にも述べた通り、認知症ちえのわnetでは、ケア体験投稿者が付与したカテゴリを臨床医が確認して必要に応じて修正している。現状では、投稿者が付けたカテゴリの約22%が臨床医によって修正されているため、カテゴリを手がかりにして適切な対応方法を効率的に見付けることができない介護者は少なくないと思われる。

そこで、このカテゴリの自動分類機能を用いて、自分が遭遇しているBPSDがどのカテゴリに関連するものなのかを事前に推定できればより効率的に奏功確率の高い対応方法を見付けることに繋がる可能性があると考え、深層学習で作成したモデルを用いて、BPSDのカテゴリを自動分類するブラウザを試作した。実際に自動分類している様子を図6に示す。図では、テキストボックスに入力されたBPSDについて、カテゴリの第1候補は、「カテゴリ4:睡眠障害」で類似度は0.605であると出力している。実際の正解カテゴリも「カテゴリ4:睡眠障害」なので、正しいカテゴリを判別できている例である。第5章より、3位以内に正解のカテゴリを出力できる確率は92.5%だったので、今後、データ数を増やして検証する必要はあるが、自動分類の上位3件うい出力する仕様にすれば、実用が視野に入るレベルだと考えている。

7 まとめと今後の展望

本論文では、認知症ちえのわnetに集積され、カテゴリにつ

1: 自発的な日常行動(家事、仕事等)や会話が減る。喜怒哀楽の変化も乏しくなる。趣味などに興味を失う。

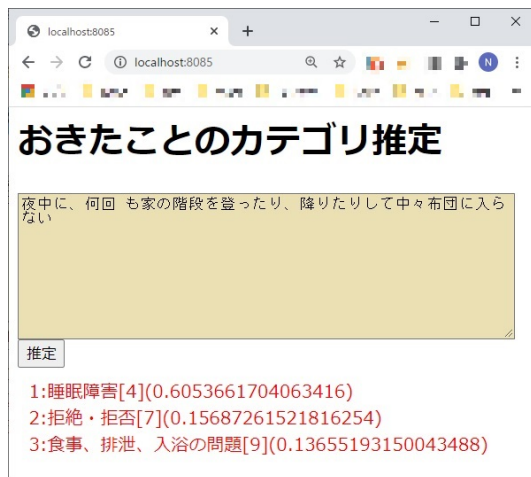


図 6 自動分類機能を用いたカテゴリ推定のブラウザ

いて正解ラベルが付与されている約 2,000 件の認知症介護に関するテキスト情報（ケア体験）を対象に、機械学習を用いて 10 のカテゴリに自動分類する実験を行い、結果を報告して考察を述べた。自動分類の精度評価として、テストサイズを 10%, 20%, 30%に変化させて交差検証を行ったが、テストサイズに関係なく、全体的な正解率は約 50%だった。一方、カテゴリごとの分類精度には大きな差がみられ、その要因の 1 つとして、対象となるデータ数が関係していることが分かった。また、深層学習を用いることで、自動分類の正解率を約 73%に向上させられることも分かった。学習に関係していないデータを用いて精度評価を行ったところ、深層学習の場合は、必ずしもデータ数と正解率に強い相関があるわけではないことが分かった。なお「カテゴリ 6:自発性低下・うつ」と「カテゴリ 10:その他」以外のカテゴリに関しては、3 位以内に正解カテゴリを検出できたのは、平均して 10 件中 9.25 件だったので、実用が視野に入る分類精度を得られたと考えられる。現在は、臨床医によって正解カテゴリのラベリングが行われているが、正解カテゴリの判別が難しいケースもあるため、カテゴリ分類の自動化が実現し、正解ラベルが推定・提示されることで、臨床医のラベリング作業の負担も軽減されることが期待される。

今回は、投稿されているケア体験の多くが、1 文（単文）と短く、カテゴリごとに特徴的な単語が出現していることが観察されたことから、テキストデータの数値化には、単語の出現頻度に重みを付けた TF-IDF を用いたが、今後は、他の手法を用いた数値化や、トピック分析などの手法を用いた精度向上にも取り組みたいと考えている。さらに深層学習を用いた自動分類実験も進め、より高い分類精度を目指すと共に、臨床医の作業負担の軽減だけでなく、認知症ちえのわ net の利用者にも貢献できる可能性を検討したいと考えている。例えば、認知症ちえのわ net 内に、このカテゴリの自動分類機能を「カテゴリの推定機能」として実現し、介護の中で遭遇した BPSD を入力することで、それがどのカテゴリに属する BPSD なのかを判別・提示し、該当するカテゴリのケア体験の閲覧に誘導することで、効率的に適切な情報を閲覧できるようにすることなども進めたいと考えている。

謝 辞

本研究は AMED の課題番号:JP16dk0207014, JP19dk0207034, JP19dk0207027, 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:20GB1001 の支援・助成を受けた。

文 献

- [1] 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
- [2] 認知症ちえのわ net, <https://chienowa-net.com/>
- [3] 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
- [4] 数井, 佐藤, 池田, 小杉, 鬼塚, 「認知症ちえのわ net」ICT 活用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
- [5] 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
- [6] Kosugi, N., Sato, S., Yoshiyama, K., Noguchi, D., Yamanaka, K., Kazui, H., “Ninchisho Chienowa-net: A web system that calculates and publishes the probability of success of coping methods for behavioral and psychological symptoms of dementia”, Proc. of the 21st International Conference on Information Integration and Web-based Application & Services, pp.383-389, 2020
- [7] Sato S., Kazui H., Kanemoto H., Suzuki Y., Azuma S., Suehiro T., Matsumoto T., Yoshiyama K., Ishikawa T., Hashimoto M., Kosugi N., Onizuka M., Ikeda M., “Success rates of methods for managing symptoms of patients with dementia. Statistical analysis of care experiences through “Ninchisho Chienowa-net” website”, Faculty of Psychiatry of Old Age CONFERENCE 2017 (International Psychogeriatric Association), Queenstown, New Zealand, 2017.11.9
- [8] 「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
- [9] 日本神経学会監修, 認知症疾患臨床ガイドライン 2017
- [10] 伊草 久峻, 鳥海 不二夫, 宿泊予約サイトにおけるレビュー自動分類, 第 34 回人工知能学会全国大会論文集, 2020
- [11] 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/>
- [12] Andreas C. Müller, Sarah Guido 著, 中田 秀基訳, Python ではじめる機械学習, オライリー・ジャパン, 2019
- [13] Jake VanderPlas 著, 菊池 彰訳, Python データサイエンスハンドブック, オライリー・ジャパン, 2018
- [14] Joel Grus 著, 菊池 彰訳, ゼロからはじめるデータサイエンス, オライリー・ジャパン, 2017
- [15] 斎藤康毅著, ゼロから作る Deep Learning, オライリー・ジャパン, 2016
- [16] Mikolov T., Chen K., Corrado G., Dean J., “Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space”, In Proc. of Workshop at ICLR, 2013
- [17] Mikolov T., Sutskever I., Chen K., Corrado G., Dean J., “Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality”, In Proc. of NIPS, 2013.
- [18] Mikolov T., Yih W., Zweig G., “Linguistic Regularities in Continuous Space Word Representations”, In Proc. of NAACL HLT, 2013
- [19] 小杉尚子, 鬼塚真, 数井裕光, 認知症の行動・心理症状 (BPSD) に関するテキスト情報の分析研究, 第 10 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 2018
- [20] <https://taku910.github.io/mecab/>