

介護施設紹介コールセンター記録の アンサンブル学習による傾向分析

松木 萌¹ 井上 創造¹ 清田 陽司²

概要: 本研究では、介護施設に入居する前のサービスである介護施設紹介コールセンターのデータをテキストマイニングと教師ありアンサンブル学習により分析し、介護業界の問題解決につながる知見の発見を試みた。分析方法は、1. 相談経緯項目から、相談者の相談目的・背景を把握するため、テキストマイニング技術を用いる方法と、2. 相談期間とその他の項目との相関を分析するため、アンサンブル学習法を用いる方法の2つの分析方法を適応した。その結果、テキスト中のネガティブまたはポジティブの形容詞の周辺単語を集計することで、各相談者の相談目的、背景の傾向が分かることと、「介護度」「続柄」「入居希望時期」「ADL 歩行」「ADL 排泄」「進捗」の項目が情相談期間にとって重要な項目であることが分かった。

Analyzing Log Data of a Call Center for Matching Nursing Homes by Ensemble Learning

MOE MATSUKI¹ SOZO INOUE¹ YOJI KIYOTA²

1. はじめに

近年、高齢者の増加に伴い、介護の需要は年々増加している。しかし、急速な増加なため介護職員が不足し、適切なサービスを受けられない介護難民と呼ばれる高齢者は全国で約43万になるとも予測されている [6]。

このように、高齢者の増加、介護職員の不足という大きな問題がこれから深刻化していく。この問題に伴い、施設での事故の発生、要介護者の虐待など多くの問題が存在する。

これらの問題を解決するための研究は存在する [8,9] が、これらは介護施設の現場解決のためのものが多いため、介護業界全体の状況改善はできていない。

例えば、介護施設入居後のトラブルに関する事例 [10] を見てみると、「入居前に想定していた月額費用に比べて高い」、「突然施設側から退去を求められる」などがある。これらの問題を解決するには、介護施設入居前の状況把握をする必要がある。

そこで本研究では、介護施設に入居する前のサービスである介護施設紹介コールセンターのデータを分析し、介護業界の問題解決につながる知見の発見に取り組む。

コールセンターのデータを分析することは、コールセンターのオペレーターはもちろん、相談者、会社にとって有用であることが期待できる。

本稿で扱う介護施設紹介コールセンターについては、コー

ルセンター、相談者・入居者、介護施設の3種の登場人物が考えられる。本稿では、これらの登場人物の利点になるような知見を抽出することを目的とし、介護施設紹介コールセンターのデータ分析を行なう。分析方法は、1. 相談経緯項目から、相談者の相談目的・背景を把握するため、テキストマイニング技術を用いる方法と、2. 相談期間とその他の項目との相関を分析するため、アンサンブル学習法を用いる方法の2つの分析方法を適応した。

その結果、テキスト中のネガティブまたはポジティブの形容詞の周辺単語を集計することで、各相談者の相談目的、背景の傾向が分かることと、「介護度」「続柄」「入居希望時期」「ADL 歩行」「ADL 排泄」「進捗」の項目が情相談期間にとって重要な項目であることが分かった。

本論文の貢献をまとめると、以下のようになる。

- 介護施設紹介コールセンター記録を分析することで介護施設の入居前の相談の状況やニーズの抽出を試みた。
- そのために、テキストマイニングによりネガティブまたはポジティブな形容詞に着目する手法と、教師ありアンサンブル学習により目的変数につながる重要なキーワードを抽出する方法を試み、結果を示した。
- 分析の結果、介護施設に入居前の相談者の要望や背景の傾向が、「形容詞」の周辺の単語に現れやすいことや、介護度や続柄によって、相談期間が決まって来ることといった知見を抽出することが出来た。

¹ 九州工業大学

² 株式会社 LIFULL リッテルラボラトリー

2. 背景と関連研究

近年、高齢化に伴い、介護の需要は年々増加している。日本創世会議が2015年に発表した「東京圏高齢化危機回避戦略」では、2025年までに75歳以上の高齢者の増加に伴い、介護需要が大幅に増加し、全国で平均32%の増加が見込まれると予測している[6]。しかし、急速な増加であるため介護職員が不足し、適切なサービスを受けられない介護難民と呼ばれる高齢者は全国で約43万になるとも予測している[6]。厚生労働省による需供推計[7]では、2025年には37.7万人の介護職が不足する見込みであるとされている。

このように、高齢者の増加、介護職員の不足という大きな問題がこれから深刻化していく。この問題に伴い、施設での事故の発生、要介護者の虐待など多くの問題が存在する。

これらの問題の改善ポイントは、介護業界全体の状況改善である。

文献[8]は、介護の現場における事故防止に向けたデータ収集と分析をしている。文献[9]は、転倒事故に焦点をおいたデータ分析を行なっている。また、最近では介護士の不足に伴い介護ロボットや事故防止システムの研究も盛んに行なわれている。

しかし、介護業界全体の状況を改善するためには、先行研究のような現場の改善に向けた取り組みだけでは足りない。例えば、介護施設入居後のトラブルに関しての事例を見てみると、「入居前に想定していた月額費用に比べて高い」、「突然施設側から退去を求められる」などがある。これらの問題を解決するには、介護施設入居前の状況把握をする必要がある[10]。

そこで本研究では、介護施設に入居する前のサービスである介護施設紹介コールセンターのデータを分析し、介護業界の問題解決につながる知見の発見に取り組む。

コールセンターのデータを分析することは、コールセンターのオペレータはもちろん、相談者、会社にとって有用であることが期待できる。那須川らは、コールセンターのやりとりの記録をテキストマイニング技術を用いて分析し、顧客満足度を向上した[1]。

このように、コールセンターのデータを分析することで、それに関わる登場人物にとって有用な知見を発見できると考えられる。本稿で扱う介護施設紹介コールセンターについては、3種類の登場人物が考えられる。まず、「コールセンターのオペレータ」と「相談者・入居者」、そして、「介護施設」である。これらの登場人物にとってどのような分析、改善案の提案が考えられるかを表1にまとめる。この表の行は登場人物を表し、列は分析内容を表す。

相談期間の短縮に関しては、オペレータと相談者の相談

期間を短くすることを目的とした分析を行なうことが考えられる。介護施設紹介は、商品に関するコールセンターとは違い、相談者の施設が決まるまで、対応することがほとんどであるため、対応が長引くとオペレータが1人の相談者にとられ、他のオペレータを雇う必要性が出てくる。そこで、相談期間を短くすることを目的とし、本稿では相談期間に相関のある項目を抽出する。

また、相談者の目的や相談の背景を把握することで、介護施設やコールセンターにとってサービスの質の向上に貢献出来る利点がある。

自動マッチングとは、相談者の条件から施設の候補を自動で推定してくれる機能のことで、オペレータにとってサービスの援助になるという利点がある。また、介護施設の条件も入れることで、入居後の苦情が減る点、相談者も安心して入居できる点が利点である。自動マッチングは、今回分かった知見から開発できると考えられることと、介護施設側のデータを収集していないため、本稿では扱っていない。

上記を踏まえ、本稿では、介護業界の問題解決につながる知見を発見することを目的とし、介護施設紹介コールセンターデータの分析を行なう。また、介護施設の相談期間と他の項目の相関や、相談者の目的や相談の背景の分析を行なうことで、オペレータ、相談者・入居者、介護施設に有益な知見の抽出を目指す。

3. 分析

介護施設紹介コールセンターの記録データを以下の2点のことを目的とし分析する。

- (1) 相談者の目的や相談背景を把握する
- (2) 相談期間に相関のある項目を抽出する

分析するデータは、介護施設探しに関する相談を受け付け、施設を紹介するサービスにおけるコールセンターの2016年中の記録データから無作為に抽出したものである。

本稿では2つの方法で分析を行なう。1つ目は、データの「相談経緯」項目の分析をし、相談者の目的や相談背景を把握する。「相談経緯」項目は、テキスト型式であるため、テキストマイニング技術を用いて分析を行なう。2つ目は、相談期間に相関のある項目を抽出するために、教師ありのアンサンブル学習法を用いて、相談期間に重要な項目を抽出する。さらに、抽出された項目について詳細を分析する。

その結果、全体の事例のうち、3割は「施設探し」であった。また、形容詞の「難しい」や「無い」などのネガティブな単語の左側の単語は、相談者の抱える問題点や状況を表すことが多かった。逆に、ポジティブな単語の左側の単語は、探している施設の条件を表していることが多かった。また、相談期間にとって重要な項目は「介護度」「続柄」「入居希望者」「ADL 歩行」「ADL 排泄」「進捗」であった。

表 1 介護施設紹介コールセンタに関する登場人物と分析における利点（行は登場人物を表し、列は分析内容を表す）

| 分析内容 → ↓登場人物 | 相談期間を短くする | 相談者の相談目的と背景の把握 | 介護施設と相談者の要望マッチング |
|-----------------|-----------|------------------|------------------|
| 介護施設 | | ニーズに対応した事業の改善になる | 苦情が減る |
| コールセンター | コスト削減 | アドバイスしやすくなる | 信頼性の向上 |
| 相談者・入居者 | 悩みの早期解決 | | 理想の介護施設に入居出来る |

3.1 データ

本研究では、介護施設探しに関する相談を受け付け、施設を紹介するサービスにおけるコールセンターの 2016 年中の記録データから無作為に抜粋したものを分析対象とした。本データの内容はオペレーターが相談者から聞き取りを行った各種情報や、相談者とのやりとりをオペレーター自身が記録したものであり、(1) 相談者 1 名につき 1 行で表され、(2)106 個の項目をもち、(3)7,685 行 106 列のデータである。オペレーターによる記録は、主に次回相談の際の申し送りを目的に行われている。項目には、数値型や因子型（離散的な値の変数）、日付型、テキスト型がある。個人の特定につながる情報は匿名化されている。表 2 に主な項目を示す。

3.2 分析方法

本稿で扱うデータは、テキスト型と因子型の 2 種類のデータ型がある。本稿では、テキストデータである「相談経緯」項目のデータ分析を行なうために、テキストマイニング技術を用いる。また、「相談期間」に重要な項目を抽出するため、アンサンブル学習を用いる。

3.2.1 テキストマイニングを用いた相談経緯項目の分析

ここでは、相談者の目的や相談背景を把握するため、テキストマイニング技術を用いて「相談経緯」項目の分析をする。

テキストマイニング技術は、技術的に新しい分析方法を行なうことよりも、用途にあった分析方法を用いて知りたい知見を抽出することが大事である [12]。

本稿の分析用途は、

- (1) まず、テキストにどのような内容が書かれているのかの傾向を知る。
- (2) その結果から、相談者の相談目的や相談背景を得るための詳細を調査する。

そのために、テキストマイニングツールである KH-coder*1を用いた。

具体的には、以下の手順を踏んだ。

- (1) 形態素解析により、「名詞」「動詞」「形容詞」に分けて

頻出単語の抽出をする。

- (2) 頻出単語の中で、意外な単語やもっと傾向をしりたい単語に焦点を当て、元の文章を見ることで調査する。
- (3) 相談経緯から分かる知見についての考察をする。

手順 1 において、「名詞」「動詞」「形容詞」にわけて分析をする点を工夫している。そうすることで、文章に大切な特徴のある単語の抽出漏れを防ぎ、特徴的な知見が得られやすくなる。また、活用による頻出単語の重複を防ぐため、例えば「教えて」を「教える」のように原型に変換し頻出単語抽出を行なう。形態素解析には、形態素解析ツール「茶筌」*2を用いる。

手順 2 では、1 で得られた結果をコールセンターにフィードバックし、議論を行なう。現場の人と議論することで、分析の妥当点や意外な点を見つけることになり、普段では気づかない新たな知見を得やすくなる [12]。

手順 2 までの分析は、全ての文章を読む手間を軽減するために行なう行程であり、ここまでの分析では新たな知見を得ることは難しい。したがって、テキストマイニングにおいて、考察、分析を繰り返すことは新たな知見を得るために必要な行程である。そこで、手順 3 では、2 で得られた結果から更なる分析をする。このとき、KH-Coder の「KWHI コンコーダンス」という注目する単語の周辺の文章を表示するツールを用いて、意外な単語や妥当単語の周辺の文章を表示し、単語を集計する。

3.2.2 アンサンブル学習を用いた分析

ここでは、相談期間と関連のある項目を調査するために教師ありアンサンブル学習を用いる。

それにより、相談期間が長引いている要因や相談者の状況と期間の相関が抽出できる利点がある。本稿で扱うデータは 106 項目あり、単純に全説明変数の相関を調べるには項目が多すぎる。アンサンブル学習は、説明変数において重要な項目を重要度という指標で表す機能を備えているため、多変量データから分析する焦点を絞るためにこれを用いる。

具体的には、以下の手順を踏んだ。

- (1) 目的変数を一つ定め、それ以外の項目を説明変数とする。

*1 <http://khc.sourceforge.net>

*2 <http://chasen-legacy.osdn.jp/>

表 2 分析対象データの主な項目 (カッコ内は因子の例を表す. 表中の ADL は, Activities of Daily Living (日常生活動作) の略称. CM=ケアマネージャー,MSW=メディカルソーシャルワーカー)

| | | |
|----------|---|---|
| 本人属性 | 年齢 性別 介護度 現在地 | 数値型 (例: 85) 因子型 (男性, 女性) 因子型 (例: 自立, 要支援 1, 要介護 3, 申請中, 未申請) 因子型 (例: 在宅, 入院中, 施設入居中) |
| 本人の状況 | 認知症有無 認知症備考 ADL 食事 ADL 歩行 ADL 入浴 ADL 排泄 たん吸引 インスリン 透析 主な病歴 | 因子型 (あり, なし) テキスト型 (例: 会話の受け答えは可能だが, 物忘れが激しい) 因子型 (例: 自立, 一部介助, 胃ろう) 因子型 (例: 自立, 一部介助, 杖歩行, 車イス) 因子型 (例: 自立, 一部介助, 機械浴) 因子型 (例: 自立, 一部介助, オムツ) テキスト型 (例: 1 日 3 回, 希望があるとき, 夜間もあり) テキスト型 (例: 1 日 2 回) テキスト型 (例: 週 3 回) テキスト型 (例: 高血圧, 白内障, 脳梗塞) |
| 相談者について | 続柄 相談経緯 | 因子型 (例: 父, 母, 配偶者, 兄弟, 友人知人, おじ, おば, CM, MSW) テキスト型 (例: 叔母様の入居相談で姪御様からお電話。いま入居中の施設から移りたいとご本人がおっしゃっている) |
| 入居に関する希望 | 入居希望時期 希望エリア 居室要望 | 因子型 (例: 2 ヶ月以内, 1 年以内, 出来るだけ早く, 未定) テキスト型 (例: 東京 23 区内) テキスト型 (例: 居室では静かに過ごしたい, 2 人部屋希望, 夫婦部屋希望) |
| 相談状況 | 進捗 相談備考 | 因子型 (例: 相談, 資料, 見学, 体験入居, 契約) テキスト型 (主に申し送り事項がフリーテキストで記録されている) |
| 日時情報 | 受付日時 最終更新日時 | 日付型 日付型 |

- (2) RandomForest 法で機械学習し, 説明変数から重要な項目を抽出する。
- (3) 抽出された重要項目と目的変数の相関の詳細を調べるため, 目的変数を 2 値にわけ, 重要項目の値の割合を可視化した。

3.3 分析結果

ここでは, 3.2.1 節と 3.2.2 節の分析の結果をそれぞれ述べる。

3.3.1 テキストマイニング

「名詞」「動詞」「形容詞」の 3 つに分けて, 頻出単語の抽出をした結果を, 図 1 に示す。

頻出単語

品詞毎に頻出単語分析を行なった結果, 頻出は, 「名詞」「動詞」「形容詞」であった。「動詞」と「形容詞」は活用形により, 別の単語としてカウントされてしまうことを避けるため, 原型でカウントした。その結果を図 1 に示す。

図より, 名詞から「対象」「自宅」「お母様」「病院」「様子」「資料」「仰せ」などが上位にある。「動詞」から, 「探す」「考える」「出来る」「思う」「見る」「受ける」「言う」などが上位にある。「形容詞」から, 難しい「近い」「良い」「多い」「悪い」「無い」「遠い」「高い」「早い」などが上位にある。この結果をコールセンタにフィードバックした結果, 形容詞の「良い」や「明るい」というポジティブな言葉が存在する点が意外である。というコメントを得た。

したがって, 形容詞のポジティブな単語とネガティブな

単語がどの場合で使われているのかに焦点を当て, 詳細に分析した。

元文章の参照

形容詞のポジティブな単語とネガティブな単語に分けて, どの場面で使われているのかを元の文章を見て分析した。まず, ネガティブ表現として, 「難しい」「悪い」「無い」「厳しい」「少ない」「弱い」をポジティブ表現として, 「良い」「多い」「明るい」「強い」「楽しい」に注目する。表 3 は, 注目単語と, 注目単語の左側 5 単語に共起する単語の頻出単語上位 10 個をまとめたものである。

表 3 注目単語から 5 つ, 左側に共起する単語の上位 10 単語

| 難しい | 悪い | 無い | 厳しい | 少ない | 弱い |
|-------|----|-----|-------|----------|------|
| 生活 | 足 | 施設 | 予算 | 施設 | 足腰 |
| 継続 | 体長 | 認知 | 在宅 | 情報 | 足 |
| 介護 | 具合 | 出来る | 生活 | 入居 | 最近 |
| 自宅 | 状態 | 申請 | 一人暮らし | 年金 | 独居 |
| 独居 | 腰 | 医療 | 介護 | ホーム | 対象 |
| 在宅 | 関係 | 可能 | 条件 | 家族 | 入院 |
| 戻る | 状況 | 介護 | 独居 | 回数 | 以来 |
| 一人暮らし | 居室 | 入居 | 過ごす | 人数 | 意思 |
| 施設 | 調整 | 空き | 戻る | オムツ | 飲み込み |
| 続ける | 膝 | 見込み | 奥様 | レクリエーション | 気 |

この時, 「難しい」の前にくる単語は, 「生活」「継続」「介護」「自宅」「独居」「在宅」の順で多いという結果となった。ここから, 「自宅での生活」や「自宅での介護」また

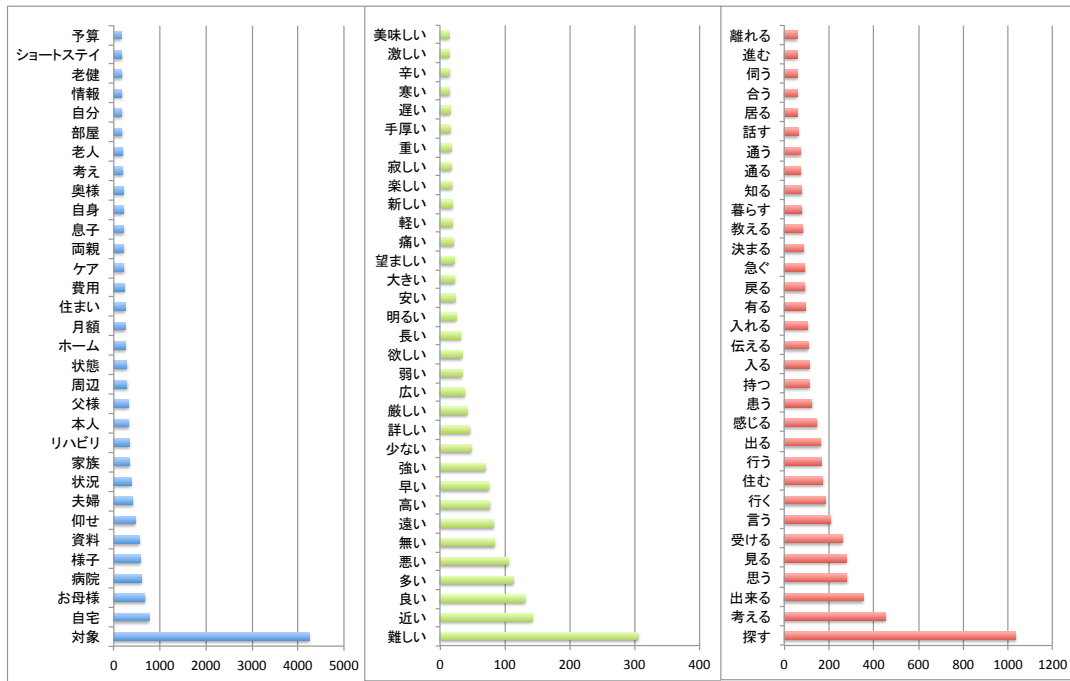


図 1 名詞，形容詞，動詞に単語を分類した後に抽出分析した結果

表 4 注目単語から 5 つ，左側に共起する単語の上位 10 単語

| 良い | 多い | 明るい | 強い | 楽しい |
|------|----------|---------|-----|----------|
| 施設 | 人 | 相談 | 警戒 | 周り |
| アクセス | 物忘れ | 対象 | 不安 | 人 |
| 近い | 元気 | 雰囲気 | 願望 | 友人 |
| 仲 | 最近 | 比較的 | 気持ち | お母様 |
| 見学 | 施設 | お話し | 拘る | お話 |
| 今 | お話 | アットホーム | 入居 | デイサービス |
| 尚 | レクリエーション | ショートステイ | 非常 | レクリエーション |
| 介護 | 過ごす | 感じ | 帰宅 | 囲む |
| 環境 | 重い | 口数 | 思い | 会話 |
| 検討 | 寝たきり | 今 | 認知 | 皆様 |

は、「独居」が難しくなったことが相談者の問題点であることが推測できる。

また、「良い」の左にくる単語は，表 3 を見た時，「施設」「近い」「グループホーム」などの施設に関する要望条件と「見学」「検討」などの相談要望に分類出来そうである。

3.3.2 アンサンブル学習を用いた分析

相談期間を目的変数，それ以外の項目を説明変数とし，アンサンブル学習を用いて重要項目を抽出した。その結果を 2 に示す。

重要項目

学習したモデルから，「介護度」，「続柄」，「入居希望時期」，「歩行に関する ADL」，「排便に関する ADL」，「進捗」が重要項目であるという結果となった (図 2)。

この相関係数は，93.6%であり，推定値を横軸，正解値を縦軸にしてプロットした結果，図 3 のように，右肩上がりとなった。このことから信頼性の高い学習モデルと言

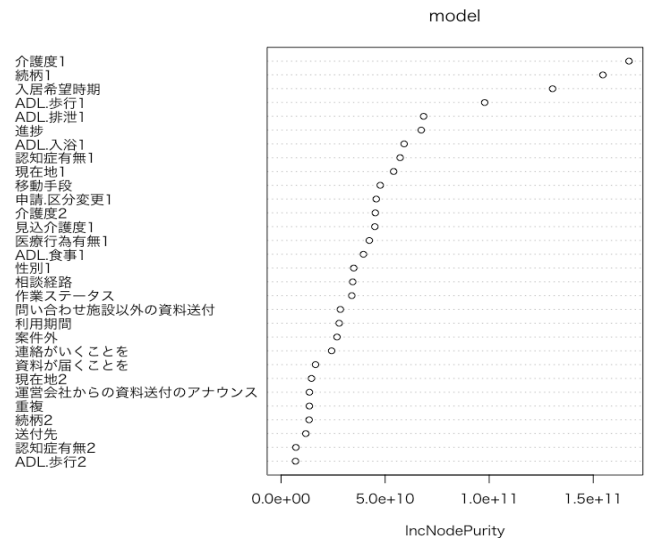


図 2 Randomforest 法により重要度の高かった項目 (横軸が重要度指数，縦軸が項目)

える。

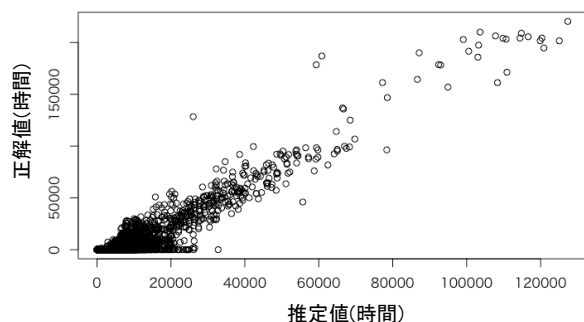


図3 図1で生成したモデルの推定値と正解のプロット

3.3.3 重要項目とその他の項目の相関

次に、導かれた重要項目と相談期間の関係を考察した。考察を容易にするため、相談期間を中央値より長い(“LONG”)と中央値より短い(“SHORT”)の2値とした。項目毎に、LONGとSHORTの値の占める割合を因子の値毎で色分けし、可視化した(図4)

この結果から、以下のことが分かる。

- 介護度:
介護度が「自立」の人は相談期間が比較的長い傾向にある。
- 続柄:
続柄が「欠損値」の人は相談期間が長くなりやすく、「CM」、「本人」、「友人知人」は相談期間が短くなりやすい傾向にある。
- 入居希望者:
入居希望者が「できるだけ早く」を希望している人は、相談期間が長い。
- ADL 歩行:
ADL 歩行が「欠損値」は相談期間が長くなりやすく、「自立」は相談期間が短くなりやすい傾向にある。
- ADL 排泄:
ADL は移設が「欠損値」は相談期間が長くなりやすく、「自立」は相談期間が短くなりやすい傾向にある。
- 進捗:
進捗が「欠損値」は相談期間が長くなりやすい。「相談」は期間が短い。

4. 考察

本節では、3.3.2節、3.3.3節の分析結果をそれぞれ考察するとともに、表1であげた登場人物にとっての利点につながる知見が得られたかを考察する。

頻出単語の分析

「名詞」「動詞」「形容詞」に分けて、頻度を調べたそれ

ぞれの結果から考察する。

動詞については、「探す」の出現頻度が最も高い。この「探す」を注目単語として再分析した結果、「施設」「ホーム」「入居」という単語が注目単語の左側に多く存在した。このことから、「探す」という単語を検索すると、施設を探す事例を抽出できることが分かる。

また、「考える」「思う」「見る」について、元文章を見ると、「検討」という単語が多くあった。「検討」を注目単語として周辺の単語の集計をとったところ、「施設」「入居」が多く、上位10単語のなかには、「転居」「見学」「相談」があった。しかし、「相談」の多くは、「相談者」のことを表していた。したがって、相談者の目的は、「施設探し」「転居」「見学」と推測される。このことから、「検討」という単語を検索すると、「転居」や「見学」に関する相談事例が抽出できることが分かる。

名詞を見たとき、一番多い「対象」は「対象者」のことである。そのことから、人物を表す「母親」が上位にあるため、母親の入居を対象とした相談が多い。次は、「本人」「父親」という順に出現回数が多い。これは、因子型データにある続柄項目を見ると分かることで、同じ結果が得られるため、オペレータはどちらかの記入を省略できる可能性がある。

また、形容詞を見たとき、「難しい」が一番多い。これは、「～が難しい」という形で使われていることが多いため、「難しい」の単語の左側の単語を集計した。この結果より、「生活」「継続」などが多く存在した。このことから、「生活が難しい、」や「継続が難しい」など、介護施設の入居理由であることが推測される。そのため、難しいに係る単語を調べることで入居を希望する理由が分かる推測される。

次に多く、ポジティブ表現の「良い」に注目すると、「施設」「アクセス」「近い」などが「良い」の単語の左側に多く現れる。これは、「アクセスが良い施設」や「近い施設が良い」など、入居を希望する施設の条件と推測される。

他の形容詞も同じ調査を行なったところ、注目する形容詞とその左側の単語の組み合わせから、左側の単語は、以下のどちらかを表す単語に分類できる。

(1) 相談者の入居を希望する理由

(2) 入居したい施設の条件

また、ポジティブに対する単語は2に分類されることが多く、ネガティブに対する単語は1に分類されることが多かった。今回の分析で、相談者は、「生活や自宅での介護が難しいため、アクセスがよい施設を探してほしい」という傾向が多いと予想される。

今回は出現単語数が多い順に並べたため、一般的な相談者の傾向が分かった。しかし、相談内容と背景は個人個人で異なる。したがって、今後、形容詞に着目し、相談者の入居希望理由と施設の条件が瞬時に分かるよう、色分けを

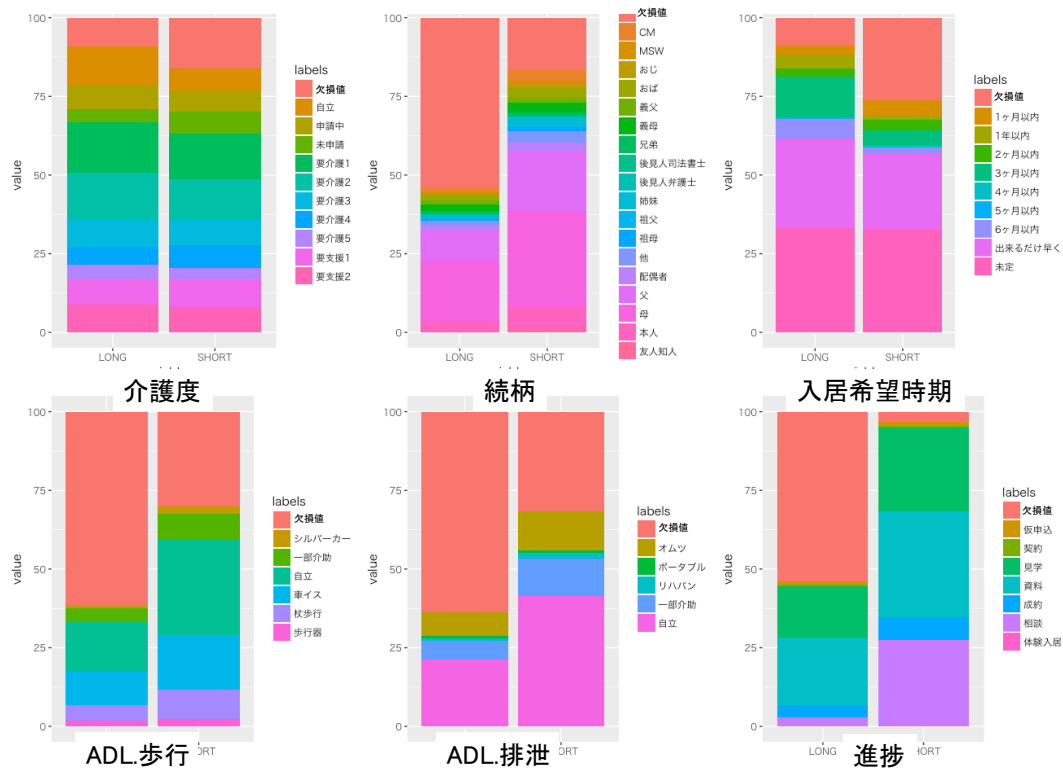


図 4 各重要項目に対しての変数の占める確率（相談期間を「長い(左)」と「短い(右)」に分けて比較する）

してデータ管理しておく、オペレータも過去の類似条件が発見しやすくなる。

アンサンブル学習を用いた相談期間の分析

まず、項目の重要度については、介護度が一番重要であることが分かった。[11]によると、介護度によって入居可能な施設がある程度絞られる。介護度が低い場合は入れる施設が少ないことが分かる。図4を見ると、介護度が「自立」の人は相談期間が長い。以上のことから、介護度が「自立」の高齢者は入居可能な施設が少ないため、なかなか入居先が決まらないのではないかと考察した。

次に、続柄に注目する。図4から「欠損値」が多い点が意外である。なぜなら、テキストマイニングの結果より、「対象者」という単語が多いことからオペレータは相談者に積極的に続柄を聞いていることが伺える。しかし、実際は欠損値が多く、相談期間を長引かせている要因になっていることが考えられる。より詳しく分析すると、相談者がオペレータに情報を教えてくれないという記述が多くあった。

入居希望時期について、相談期間が長期のものとして短期のものを図3の入居希望時期のグラフより、比較すると、入居希望期間が「3ヶ月以内」という値に差がある。このことから、相談期間の希望を聞くことでオペレータが対応を変えていることが予想される。例えば、「出来るだけ早く」を希望する相談者とは違い、「3ヶ月以内」を希望する相談者はじっくり時間をかけた対応をするなど予想される。

また、ADLに関して「自立」であると相談期間が短いことから、この項目を積極的にヒアリングすると良いと考えられる。

これらの考察と今回の目的をまとめると、

- 表1の「相談者の相談目的や背景を把握する」という目的に対して、テキストマイニングにより、テキストのネガティブまたはポジティブの形容詞の周辺単語を集計することで傾向が分かる。
- 表1の「相談期間を短縮するための項目を分析する」という目的に対して、「続柄」や「ADL歩行」「ADL排泄」の情報の欠損値を相談者から優先的に聞くことが重要

と考えられる。また、以下のことも考察で分かった。

- 図3より、介護度が「自立」の場合、受け入れてくれる施設が少ないため、相談期間が長期になっていると考えられる。
- 図3より、続柄は相談期間に対して、重要項目であるため優先的に情報を得る必要があるが、相談者が教えてくれないことがある。
- 図3より、入居希望時期が「3ヶ月以内」とした相談者は相談期間が長期である傾向にある。

今後の課題として、この結果と考察をオペレータにフィードバックし、議論を行なうことでより明確な知見を得ることで、介護施設や相談者に有用な情報を提供できると考えられる。また、分析の結果から、オペレータに対して、

- 介護度の自立度が低い人に対して、積極的なアドバイスが必要
- 介護度が重要であるので、相談者には積極的に聞くの
がいい。
といったサービス改善案を提案することがあげられる。

5. まとめ

介護全体の問題の解決に関する知見を抽出するために、介護現場のデータでなく、介護入居前のデータを用い、入居希望者の背景や目的、また介護施設の入居までにかかる時間に関係の強い項目の抽出を2つの手法を用いて分析した。その結果、1. 相談経緯のテキスト事例において、「難しい」や「無い」などのネガティブな形容詞の単語の左側に相談者の抱える問題が現れやすいこと 3. 同様に、「良い」や「楽しい」などのポジティブな形容詞の単語の左側に相談者の探している施設の条件が現れやすいことが分かった。また、相談期間と相関のある重要な項目として、「介護度」「続柄」「入居希望時期」「ADL 歩行」「ADL 排泄」「進捗」が重要項目であることが分かった。

相談者の相談目的や背景として、多くの相談者は、「生活や自宅での介護が難しいため、アクセスがよい施設を探してほしい」傾向にあると推測される。しかし、相談者は個人個人で異なる背景を持っていると考えられる。そこで、相談経緯テキストのネガティブな形容詞表現の左側に現れる単語と、ポジティブな形容詞の左側に現れる単語に色をつけて表示することで、個人毎に相談目的と要望の情報を得やすくなると思われる。また、相談期間に対して重要な項目の抽出したことで、オペレータが優先的に知るべきと思われる情報が「介護度」「続柄」「入居希望時期」「ADL 歩行」「ADL 排泄」「進捗」であることが分かった。今後の課題として、これらの結果をコールセンターにフィードバックし、議論することでより詳細な介護問題の解決に関する知見を抽出する。

謝辞

本研究は株式会社 LIFULL リッテルラボラトリーと九州工業大学の共同研究によるものである。

参考文献

- [1] 那須川哲哉. "コールセンターにおけるテキストマイニング (i 特集, 「テキストマイニング」)." 人工知能学会誌 16.2 (2001): 219-225.
- [2] 那須川 哲哉.TAKMI 構造化されていないデータに秩序をもたらす. 入手先 (<http://www-03.ibm.com/ibm/history/ibm100/jp/ja/icons/takmi/>)
- [3] 福田 賢一郎, 濱崎 雅弘. "介護現場における申し送り情報の分析: 業務改善に向けて". 信学技報, vol. 114, no. 211, NLC2014-20, pp. 11-16,(2014 年)
- [4] 峯崎 智裕, 井上 創造. "介護サービス向上に向けた介護事故事例テキストの分析", マルチメディア, 分散, 協調

- とモバイルシンポジウム, pp. 1663-1669, 2016/07/08.
- [5] 齋藤朗宏, "日本におけるテキストマイニングの応用" (2012). The Society for Economic Studies The University of Kitakyushu Working Paper Series. No.2011-12.
 - [6] 日本創世会議. "東京圏高齢化危機回避戦略" (2015). <http://www.policycouncil.jp/>
 - [7] 厚生労働省. "2025 年に向けた介護人材にかかる需給推計 (確定値) について" (2015). http://www.mhlw.go.jp/file/04-Houdouhappyou-12004000-Shakaiengokyoku-Shakai-Fukushikibanka/270624houdou.pdf_2.pdf
 - [8] 三田寺裕治, 赤澤宏平. "介護保険施設における介護事故の発生状況.", 社会医学研究 30(2),(2013):123-130.
 - [9] 中野一茂. "特別養護老人ホームにおける排泄時の転倒・転落について: その防止策の考察". (2010) 共栄学園短期大学研究紀要.26 号 29-38
 - [10] "みんなの介護 入居後のトラブル". <https://www.minnanokaigo.com/guide/trouble/life/>.
 - [11] "要介護度・年齢など老人ホームによって異なる入居条件". <https://www.minnanokaigo.com/guide/how-to-choose/conditions>.
 - [12] 那須川哲郎. "テキストマイニングを使う技術/作る技術". (2006). 東京電気大学出版局.