

# 確信度に基づく退院時サマリの分析

安道 健一郎<sup>1,2,a)</sup> 奥村 貴史<sup>3,2,b)</sup> 小町 守<sup>1,c)</sup> 松本 裕治<sup>4,2,d)</sup>

**概要:** 医療現場において、医師は極めて多忙であると言われている。その要因の一つに、各種の医療文書の作成に要する業務負担が挙げられる。適切な文書作成支援技術による業務負担の軽減は、医師の勤務負担の軽減を通じて我が国の医療の発展に大きく貢献することができる。そこで本研究では、医師が入院患者を退院させる際に作成する医療文書である「退院時サマリ」に着目した。この書類は、医師が記載する「入院カルテ」より要約されて作成される文書であり、一般に入院に至るまでの経緯に関する記載と、入院後に生じた経過の記載から成り立つ。退院時サマリを観察すると、「入院前の記載」は入院に至る経緯について書かれており、事実に基づく記述が多い。一方、「入院中の記載」は診断や治療など、医師による推論を通じた非事実に関する記述が多く含まれる。もしこの観測が正しければ、退院サマリにおける「入院前の記載」の大部分は入院カルテから抽出型要約により作成できる可能性がある。そこで、退院時サマリの自動作成へ向けた調査として、確信度の観点から入院カルテが退院時サマリへといかに要約されているかの分析を試みた。確信度とは、文が言及する事象が確定的な事実についてのものか、そうでないかを評価したものである。本研究では「入院前の記載」と「入院中の記載」について、この確信度と、抽出文であるか否かとの関係を分析した。また、サマリにおける各文の確信度と文書中の位置関係を考察した。これらの結果は、今後、退院サマリを自動生成するための手法を検討するうえで、基礎的な知見となることが期待される。

## 1. はじめに

日本では、先進諸外国と比して患者の年間平均受診回数が多いことに加えて、医師数が低く抑えられている。その結果、医師の勤務負担が極めて高いことが問題となっている。患者数の多さは、法律や各種ルールにおいて作成が義務付けられている各種医療文書の作成負担の要因になっており、この書類作成が医師の感じる主な所定外労働発生の原因としても指摘されている [1]。とりわけ、現在利用されている電子カルテシステムは、情報システムとしての完成度が高いとは言えず、文書作成支援技術もほとんど実用されていない。そこで、自然言語処理技術を利用した文書作成支援技術を実用化することができれば、医師の勤務負担の軽減を通じて、我が国の医療に大きく貢献することが

期待される。

この医療文書の中で、我々は、「退院時サマリ」に着目した。患者が入院する際、医師は、外来にて記載をしてきたカルテとは別に、その入院時の経過を記録するための「入院カルテ」を作成する。入院カルテには、日々の回診の情報を中心として、患者の病状や検査結果、その時々の評価などの数多くの情報が時系列に記録されていく。こうした記録は、診療に際したメモとでも評すべきものであり、検査結果が唐突に記載されたり、判断が変遷したり、文書としての完成度が低い。そこで医師は入院が終了した時点でその入院を総括しまた患者情報を紹介元と円滑に共有する等の目的で、入院カルテを短く要約した文書を作成する。これが「退院時サマリ」である。このサマリは、ルール上、退院に際して作成することが義務付けられており、多くの患者を抱える医師にとって負担となっている。そこで、入院カルテを対象とした自動要約技術の研究を試みた。

この入院カルテの要約に際して、退院時サマリの前半部分においては主に入院に至る経緯が整理される。この経過には、主として、患者の病歴や生活環境に関する過去の事実の記述が中心となる。一方、後半部分においては、入院時点から退院に至るまでの経過が記載されることになる。この経過においては、検査結果の評価や診断、治療に関わ

<sup>1</sup> 首都大学東京  
Tokyo Metropolitan University  
<sup>2</sup> 理化学研究所 革新知能統合研究センター  
RIKEN Center for Advanced Intelligence Project (AIP)  
<sup>3</sup> 北見工業大学  
Kitami Institute of Technology  
<sup>4</sup> 奈良先端科学技術大学院大学  
Nara Institute of Science and Technology  
a) ando-kenichiro@ed.tmu.ac.jp  
b) taka@wide.ad.jp  
c) komachi@tmu.ac.jp  
d) matsu@is.naist.jp

る推論や評価, 方針という, 事実度が低い事象に対する言及が相対的に多く含まれる可能性がある。もしこの予想が正しく, 退院時サマリの文を対象として事実度を判定することができれば, 生成対象の文が退院時サマリのどの部分に記述されるべきか予測することが可能となる。また, 事実度の高い文が入院カルテからの抜粋により作成されているという観測があり, それが正しいとすると, サマリの一部を抽出型の要約により自動生成しうる可能性がある。そこで本稿では, 退院時サマリの自動生成に向けた予備研究として, ダミーの入院カルテ・退院サマリを用意し, このダミーカルテを対象とした退院時サマリの分析を行った。その際, 文の事実度合いを指し示す指標として言及の「確信度」を用い, 予想や観測が正しいかを検証し, 退院サマリの言語学的な特徴を定量化した結果を報告する。以下, 2章では分析対象となるパラレルコーパスの作成について説明する。3章で分析の指標となる確信度, 退院時サマリの文が抽出文であるかの判定方法について説明する。4章ではアノテーション指針およびアノテーション結果の考察, 確信度とサマリ中の位置の関係, 確信度と抽出文であるかどうかの関係について考察する。5章では関連研究について述べる。6章では今後の展望を示し, 全体をまとめる。

## 2. 入院カルテ・退院時サマリのパラレルコーパスの作成

分析のために実際の入院カルテ, 退院時サマリのペアデータが必要であるが, 現在, 日本語の入院カルテ, 退院時サマリのペアデータで自由に使えるものは存在しない。そのため医師に依頼し, 全 108 件のパラレルコーパスを作成した。ダミーカルテは第三者である医師の研究協力者に対して, 架空の内科患者を想定したうえで入院に関わる医学的なストーリーに沿ったものを作成するよう依頼した。ダミーカルテには入院カルテに加えて退院サマリもセットで用意し, 主に退院サマリを対象として分析を行った。

### 2.1 サマリの記載形式の選定

退院時サマリの記述形式は一般に問題志向型と自由記載型の 2 つ存在する。問題志向型の記載は主観的情報 (S), 客観的情報 (O), S および O から導き出される評価 (A), 計画 (P) の 4 つに分けて記述される。自由記載型の記載はその制約がないもので, どう記述するかは医師に委ねられている。どちらを用いるかは電子カルテシステムによっても違いが生じ, 作成したダミーカルテにおいても混交している状態である。

実際に記載形式別に文書数を確認すると, 問題志向型は 73 例, 自由記載型は 42 例あり, どちらも記載しているものは 7 例あった。したがって, どちらも記載しているデータに対し, どちらの記載方法を分析対象にするかを決定する必要がある。作成したダミーカルテにおいて, 退院時サ

表 1 パラレルコーパスの統計量

	文書数	Sen/Doc	Word/Sen	Char/Sen
入院カルテ	108	274	11.6	18.6
問題志向型サマリ	73	26.8	16.9	30.7
自由記載型サマリ	42	32.4	15.3	26.9

表 2 入院前の記述, 入院中の記述の統計量

	文書数	Sen/Doc	Char/Sen	Word/Sen
入院前の記述	94	17.2	36.5	22.6
入院中の記述	106	16.1	36.5	22.6

マリ記載は主に問題志向型によって記述されているのに加え, 問題志向型の記載は構造化されており, 今後の要約においてより役立つであろうことを考慮し, どちらも記載しているものは問題志向型のみを分析対象にすることとした。

### 2.2 入院カルテ・退院時サマリのパラレルコーパスの統計量

パラレルコーパスの性質を把握するために統計量を調査した。なお, 文分割は退院時サマリについては人手で分割し, 入院カルテについてはルールベースで分割した。形態素解析器は MeCab<sup>\*1</sup>を用い, ユーザ辞書に ComeJisyo<sup>\*2</sup>を用いて医療語彙を拡張した。

パラレルコーパスの文書数, 文数, 形態素数はそれぞれ 108, 31,341, 439,442 であった。さらに, 文書種ごとの文書数, 1 文書あたり文数のマクロ平均 (Sen/Doc), 1 文あたり文字数のマクロ平均 (Char/Sen), 1 文あたり形態素数のマクロ平均 (Word/Sen) を表 1 に示す。入院カルテは記載は多いものの, 文章がまとまっておらず, 一文の情報量が少ないことがわかる。また, 圧縮率の平均を調べると, 問題志向型サマリは 0.15, 自由記載型サマリは 0.23 であった。これらより, 問題志向型サマリは自由記載型サマリに比べて一文の情報量が多く, より圧縮された文書であることがわかる。

また, サマリ内の入院前の記述および入院中の統計量を表 2 に示す。入院前の記述の方が若干少ないものの, 統計量に差はなく, 2 つの文書は同質であると言える。

## 3. 確信度に基づく退院時サマリの分析

本研究で用いる確信度は先行研究の確実性を参考に定義した。確実性の内容はつぎの通りである。

### 3.1 確実性

確実性とは川添ら [2] によって定義されており, 文を命題としてとって, 事象が事実であるかを真偽で判定するものである。ここでいう事実とはテキストの書き手にとって

\*1 <http://mecab.sourceforge.net>

\*2 ComeJisyoV5-1: <http://sourceforge.jp/projects/comedic>

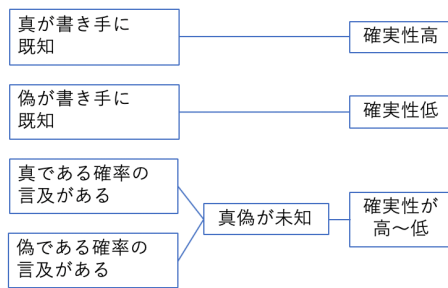


図 1 川添らによる確実性の分類

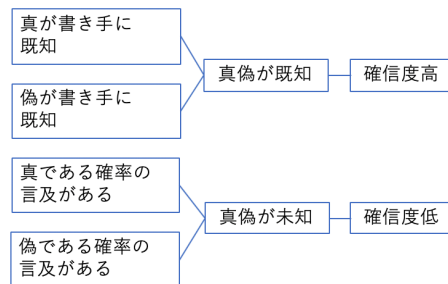


図 2 本研究における確信度の分類

情報が真であることが既知であるようなことをいう。すなわち、事象が真ならば確実性高、事象が偽ならば確実性低とする。例として、以下のような3文を考える。

- (1) 病態が悪化した。(真)
- (2) 病態は悪化していなかった。(偽)
- (3) 病態が悪化したと考えられる。(確率)

(1), (2) は真偽が明らかである。しかし、(3) のようにモダリティ関連表現を用いて書かれている場合は真偽の判定はできないという問題がある。そこで図1のように、事実であるかどうかを確率で考慮し、命題の真偽判定とまとめて確実性として定義する。

### 3.1.1 確信度の定義

1章で述べたように、本研究ではサマリの事実に関する記載とそれ以外を分けて考慮することで要約戦略を見出すことを想定している。そのため、確信度の定義として確実性を参考に定義をした。図2のようにモダリティ関連表現などを用いて確率的な記述がなされていれば確信度低、そうでなければ確信度高と2クラスで定義する。以下に例をあげる。

- (1) 病態が悪化した。(確信度高)
- (2) 病態は悪化していなかった。(確信度高)
- (3) 病態が悪化したと考えられる。(確信度低)

この例のように事実に則した内容を確信度高と取る。

### 3.1.2 文中に判定対象の情報が複数ある場合

上記の例では文に事象が一つのみであるが、実際の文には以下の例のように複数の判定対象の事象が含まれることがある。

- (1) 肺炎と思われ、病態が悪化した。
- (2) 病態が悪化したので、肺炎と思われる。

これらはほぼ同じ内容であるが、どの節を重要とするかで確信度の判定が異なる。この解決策として、いくつか方法が考えられる。

- 節ごとに命題を評価し、それを組み合わせ、文の確信度を与える。
- 主節の命題のみを考慮し確信度を与える。
- 全ての節の命題を考慮して確信度を与える。

一般には節ごとの命題を評価すべきと思われるが、自動要約という最終目標を踏まえると、節ごとではなく文全体を考慮して評価を与えることが重要である。さらに、どの事象が重要であるかは文脈や病状によって異なるためと思われるため、本格的な解析に向けた予備的段階である本研究においては、その判断を医療関係者であるアノテータに委ねた。

## 3.2 抽出文の検出

入院カルテから抽出的に生成されている退院時サマリ中の文を検出するために文間の最長共通部分列探索を用いる。退院時サマリ文と作成元の入院カルテの全文について最長共通部分列を計算し、最大長の入院カルテ文を参照元の文と仮定する。文の類似度を  $s$  とし、退院時サマリ文と参照元文間の最長共通部分列の長さを  $length_{common}$ 、退院時サマリ文の長さを  $length_{summary}$  とすると、以下のよう

$$s = \frac{length_{common}}{length_{summary}} \quad (1)$$

ここで、 $s = 1$  の退院時サマリ文は参照元から抜粋して作成された文である。

## 4. アノテーションと考察

作成したデータに対して行なったアノテーションについて説明する。アノテーションは医療関係者2名の協力により行われた。アノテーション対象の文は「入院前の記述」および「入院中の記述」より抽出した1,756文である。要約に際して、これらの項目に注目した理由はサマリの中の自由記述部分であるためである。退院時サマリの他の項目、例えば検査結果や、身長、体重などの身体所見などの定量、定性的記述については他文書からの抜粋により成り立っていると思われる、一旦切り離して検討する必要があると判断した。文書の関係を図3に示す。

### 4.1 アノテーション指針

確信度に関する分析を行うために今回のアノテーションでは、試行的に確信度高の事象として行動の描写および対応の描写を、事実度低の事象として治療計画、確定診断、評価をラベリングした。詳しくは表3の通りである。行動の描写とは入退院や摂食、医療行為などである。対応の描写とは主に医療従事者が患者の病態に対し処置を行なった

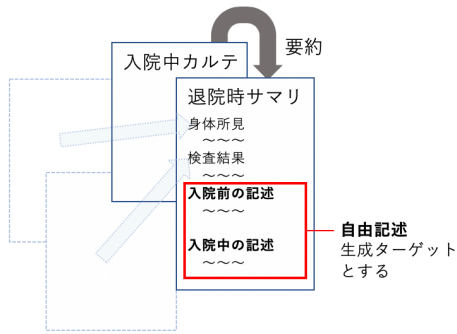


図 3 入院カルテと退院時サマリの関係

表 3 確信度に基づくアノテーション指針

	詳細分類	説明
確信度高	行動の描写	確定診断, 計画, 治療計画
	対応の描写	
	治療内容	
確信度低	診断・方針	診断, 評価
	推定	
	可能性	

などの記述である。治療は医療従事者が行った治療内容である。評価とは問題思考型の評価と同じであり、患者の訴えや検査結果などから推測される事象である。確定診断とは医師が評価より導き出す最終的な診断である。診断は確定診断とは異なり、診療の初期に可能性として疾患を考慮する場合や、除外診断として可能性から除いたような事象も含んでいる。

#### 4.2 アノテーション結果

指針に基づきアノテーションした結果を表 4 に示す。確信度は文に対して付与しているので、確信度の総数は文の総数と一致する。全体的に確信度高の文が多いことがわかる。なお、長い文では複数の事象が含まれることがあるので数値は重複を含んだラベル全ての合算値である。ここで、実際のラベルを見ると行動、対応、治療は多くが重複してアノテーションされていた。行動、対応、治療は意味の重複が多すぎるのに加え、複文はアノテータの判断に任せるとしていたのでうまく分類できなかったようである。よって、確信度高の詳細分類は設計ミスと考えるが、確信度全体の分類には影響しないので、この結果を用いて分析を進める。

確信度の低い事象は推定について記述されたものが多い。これは医師がサマリを作成する際、推論行動を含んだ文を多く記述することを表している。また診断・方針も多いが、医療文書において治療計画の記述は多いのは想像に難くない。

表 4 アノテーションの結果

	詳細分類	文数	総数
確信度高	行動の描写	200	1,432
	対応の描写	685	
	治療内容	294	
確信度低	診断・方針	185	289
	推定	184	
	可能性	42	

表 5 確信度と抽出型との関係

$s \geq 0.8$			
	総数	確信度高	確信度低
抽出型	391	308	83
抽象型	1330	1124	206
$s \geq 0.9$			
	総数	確信度高	確信度低
抽出型	362	282	80
抽象型	1359	1150	209
$s = 1.0$			
	総数	確信度高	確信度低
抽出型	339	264	75
抽象型	1382	1168	214

#### 4.3 考察

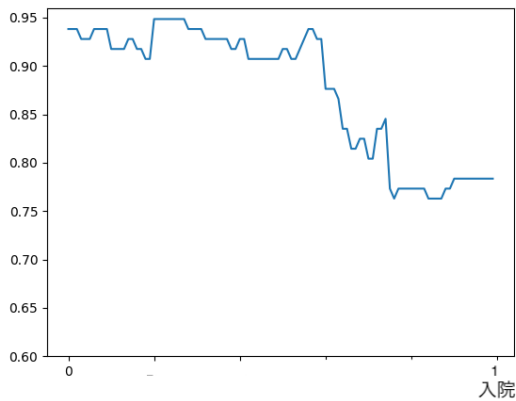
##### 4.3.1 確信度と抽出文であるか否かの関係

つぎに、抽出文であるか否かと確信度の関係を考察する。抽出型の文であるかは式 1 の指標を元に判定した。ここで、式 1 の  $s$  がどの値域の場合を抽出型であるか定義する必要がある。厳密には  $s = 1$  すなわち、抜粋文のみを抽出型とするべきであるが、今回は  $s$  の下限を  $s \geq \{0.8, 0.9, 1.0\}$  と変化させ、その値域内であれば抽出型とした。値域に幅を持たせるのは、今回の要約においてどの程度編集された文を抽出型として扱うほうが良いのかが不明なためである。結果を表 5 に示す。

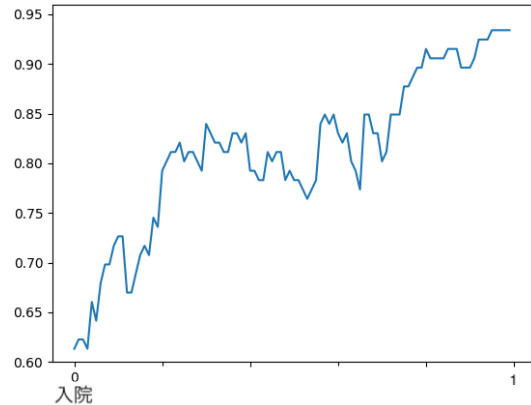
全体的に確信度が低い文、および抽出型の文が少ないことがわかる。抽出型の文は  $s = 1$  のとき、全体の 0.25 ほどである。さらに確信度の高い文が、抽出型の文よりも抽象型の文により多いことから事前の予想は正しくないことがわかる。この原因として考えられる一つの理由は、医師が推量作業をもって記述するような文は後から書かれるものよりもカルテを書いている際に書かれるものの方が多いということである。よってサマリ全体をみた際、確信度の観点から抽出型か抽象型かは分類できないことが判明した。

##### 4.3.2 サマリ中の位置

最後に、確信度と抽出文についてサマリ中の位置を考察する。1 章で言及した通り、サマリ内では大きく入院前の記述と入院中の記述に分けられるため、本項では項目別に分析する。なお、入院前の記述および入院中の項目はカルテ内に明示的に記述してあるのでセグメントに揺れは生じ

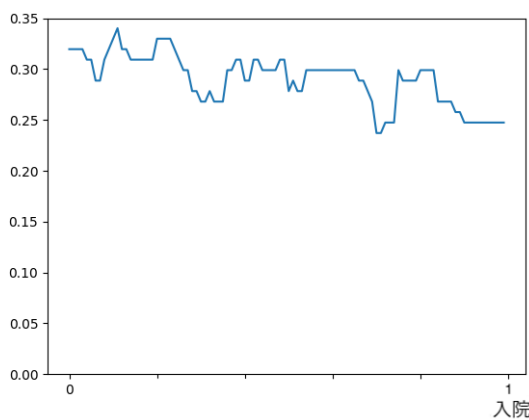


(1) 入院前の記述：項目内を正規化しているの  
1で入院というイベントが発生する。

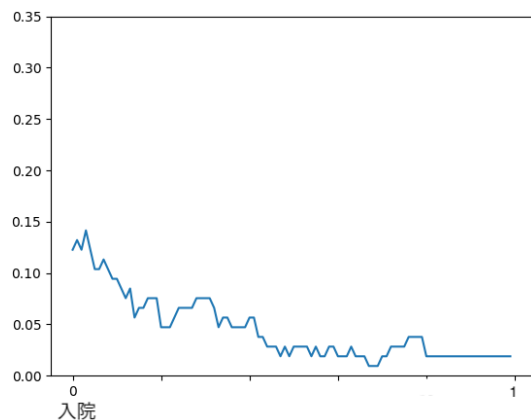


(2) 入院中の記述：記述は入院というイベントから  
始まるので0は入院である。

図4 確信度が高い文の文書内の出現位置。縦軸は確信度高の文の出現確率、横軸は項目内の位置。



(1) 入院前の記述：項目内を正規化しているの  
1で入院というイベントが発生する。



(2) 入院中の記述：記述は入院というイベントから  
始まるので0は入院である。

図5 抽出文の文書内の出現位置。縦軸は抽出型の文の出現確率、横軸は項目内の位置。

ない。

確信度が高い文が現れる文書中の位置は図4の通りである。項目内を0から1で正規化し、その間の確信度高の文の出現分布を取り、全文書の平均を取ったものである。ここで、確信度の低い文の出現分布は図4の分布の逆になることを考慮したい。入院前の記述において、確信度の高い文は主に前半に集まっていることが観測できる。これは前半は患者の発病に至るまでの経緯が記述されるためであると思われる。逆に後半部分は確信度の低い文が多い。これは入院前の記述の締めとしてこれからの治療のプランを記述することが多いためである。入院中の記述を見ると、始めのほうに確信度が低い文が多いことがわかる。これは入院中の記述の冒頭は検査結果への評価が記載されたり、その評価を元にした仮の診断が記載されたりするためである。さらに文章の最後の部分は確信度が高い文に占められていることがわかる。これは退院時サマリの締めとして患者の病態の顛末について書かれることが多いためである。

つぎに、抽出型文の文書内の出現位置を図5に示す。ここでも抽象型文の出現分布は抽出型文の分布の逆になる。

入院前の記述においては、緩やかではあるが前半に抽出文が多く、後半に至るにつれて少なくなっている。また、抽出型文は入院中の記述よりも多いことがわかる。このグラフ増減は入院前の確信度低の出現分布と一致している。Spearmanの順位相関係数[3]を用いて相関を測ったところ、 $\rho = 0.54$ となり相関があることが確認できた。これは、入院前の記述については患者の病歴などが語られるため医師の考察はあまりなく、その結果抽出型文が多くなっているためであると考えられる。

入院中の記述において冒頭部分の抽出型文の多さが顕著である。医師が患者を入院させる際、診療チーム内で患者の背景情報を効率的に共有する目的で入院にいたる経過を入院カルテの冒頭に整理して記載するためと考えられる。そのため、そのまま抽出して作成されることが多いのだと思われる。さらに、確信度低の入院中の出現分布と比べると、強い負の相関関係( $\rho = -0.70$ )があり、確信度によって抽出文が分類できる可能性がある。

確信度および抽出型文が退院時サマリ内でいかに出現するか観察することで、要約の戦略を立てるために、有用

な情報が集まった。記述に関してさらなる分析をするためには内容を類型別に分類するということが必要であると思われる。また、確信度をもって抽出型の文を分類するためには、抽出型の文の出現分布となるべく強い相関を持つような確信度の設計をすれば良いことがわかった。

## 5. 関連研究

### 診療録を対象にした研究

日本語のカルテを対象とした自然言語処理研究は、主に NTCIR における MedNLP グループを中心に進められてきた [4], [5], [6], [7]。これらの共通タスクでは、病名・症状抽出、病名・症状正規化等のタスクが試みられてきた。利用しているコーパスにおいては、時間表現、病名、医薬品、個人情報、および、病名に関してアノテートされていることに加えて、症状や診断に関する表現に対してその症状が実際にあったのか (positive)、または、認められなかったのか (negation)、または、家族歴としての症状なのか (family)、疑いか (suspicion) が、モダリティ情報として付与されている\*1。しかし、これらの共通タスクでは、記載の確信度解析に関する深い検討は行われていない。荒牧らは、さらに大規模化したコーパスの構築を進めており、文中に出現する診断に関して事実性のアノテーションを付与している [8]。本コーパスにおいても、それらの診断が実際に患者に生じたものか否かという、診療録からの病名抽出を主な目的としており、文章中の各文における確信度の評価を目的としたデータとはなっていない。

また、入院カルテの自動要約技術については、主に英語圏において検討されてきた [9], [10], [11]。これらの多くは、入院中に蓄積される多くの臨床上の情報から有益な情報を効果的にフィルタリングし、医師に提示することを目的としており [12]、テキスト要約を目指した研究はその一部に留まる [13], [14]。

### 確信度

確信度と関連した研究として factuality タグを付与した Sauriらによる FactBank[15]がある。Sauriらはコーパスに確信度と肯否極性を態度表明者ごとに付与している。また、日本語を対象にした確信度と類似した研究として成田らの事実性解析についての研究 [16]がある。事実性は事象が書き手から見て事実か否かという基準で定義されており、確実性の定義と同じ概念である。確実性と異なるのがモダリティ関連表現を陽に扱っているかどうかであり、確実性はモダリティ関連表現を陽に考慮しているのに対して、事実性は機能表現のみを考慮し、確率的な記述であるかについての定義が確実性よりも若干狭い。しかし事実性解析は評価の際、拡張モダリティタグ付与コーパス [17]を用いている。拡張モダリティタグ付与コーパスは文単位で事実性の

ラベルを付与しているため、アノテーションの際にモダリティ関連表現も考慮しているはずである。そのため、タスクとして考えると確実性と事実性の定義は同じと言える。

カルテの記載における factuality を分析した研究としては、スウェーデン語カルテを対象にした研究が存在する [18]。当該研究においては、予測に際して文脈の寄与が大きいことが示唆されているものの、印欧語との文法上の違いから、日本語カルテにどの程度適用可能な知見かは明らかでない。

## 6. おわりに

本研究ではダミーカルテを用いてパラレルコーパスを作成し、新たに定義した確信度に基づいた分析をした。確信度を用いてアノテーションした結果、事実に基づいた確信度の高い記述が多いことを確認した。また、抽出型の文は全体の 0.25 ほど存在し、大半は抽象型で生成された文であることが判明した。そして事前の予想とは異なり、確信度が低い文に抽出型の文が多いということはなく、抽象型の文が多いことが判明した。確信度の高低と文書内での出現位置の関係を調べたところ、確信度が低い文は文書の冒頭と最後に多く見られることが判明した。また、抽象型の文と文書内での出現位置の関係を調べたところ、入院中の記述の冒頭に抽出型の文が多く出現することが確認できた。そして、入院前の記述に限り確信度が低い場合に抽出型が多いことが確認できた。これらはこれからの要約タスクに向けて、大いに役立つことが予想される。

本研究を通じて明らかになった課題の一つに確信度のアノテーションにおいて複文をどのように扱うかということがある。本研究では、どの節の命題を重要とするかはアノテータの判断に委ねたが、もっと分析を重ねて詳細なルールを設けることでアノテーションの揺れを減らしていくことを考えたい。また、アノテーションの詳細分類は意味の重複をなくすように再設計をする予定である。

加えて、確信度と文書内の出現位置の関係、および抽出型文と文書内の出現位置の関係に関わりがあることが明らかになったため、さらにその詳細を分析し、抽出型の文の出現分布となるべく強い相関を持つような確信度の設計をすることを考えたい。

また、4章でも述べた通り、サマリは他文書の文を用いて要約されることがあるため、本来は複数文書要約であることが予想される。よって、今回抽象型と判断した中でも他文書からの抽出文が含まれることが考えられる。したがって、今後そういった文が由来する他文書を調査することを考えている。

## 謝辞

パラレルコーパス整理とアノテーション作業において、田鎖麻衣さん、大阪大学医学部 宮本紘子さんに大変ご尽力

\*1 GSK2012-D 模擬診療録テキスト・データ  
<http://www.gsk.or.jp/catalog/gsk2012-d/>

いただきましたことを深く感謝いたします。

impact of local context. Fourth International Symposium on Languages in Biology and Medicine, LBM 2011.

## 参考文献

- [1] 厚生労働省：平成 29 年度 我が国における過労死等の概要及び政府が過労死等の防止のために講じた施策の状況，厚生労働省，2018.
- [2] 田中リベカ，川添愛，戸次大介. MCN コーパス：言語学的テストに基づくモダリティ・アノテーションの理論と実証. 国立国語研究所第 2 回コーパス日本語ワークショップ，pp135-144, 2012.
- [3] Charles, Spearman. The proof and measurement of association between two things. *American Journal of Psychology*, pp. 72–101, 1904.
- [4] Mizuki Morita, Yoshinobu Kano, Tomoko Ohkuma, Mai Miyabe, Eiji Aramaki: Overview of the NTCIR-10 MedNLP Task, In *Proceedings of the NTCIR10*, pp. 696-701, 2013.
- [5] Eiji Aramaki Mizuki Morita, Yoshinobu Kano, Tomoko Ohkuma: Overview of the NTCIR-11 MedNLP Task, In *Proceedings of the NTCIR11*, pp. 147-154, 2014.
- [6] Eiji Aramaki, Mizuki Morita, Yoshinobu Kano, Tomoko Ohkuma: Overview of the NTCIR-12 MedNLP Doc Task, In *Proceedings of the NTCIR12*, pp. 71-75, 2016.
- [7] Shoko Wakamiya, Mizuki Morita, Yoshinobu Kano, Tomoko Ohkuma, Eiji Aramaki: Overview of the NTCIR-13 MedWeb Task, In *Proceedings of the NTCIR12*, pp. 40-49, 2017.
- [8] 荒牧英治, 若宮翔子, 矢野憲, 永井宥之, 岡久太郎, 伊藤薫. 病名アノテーションが付与された医療テキスト・コーパスの構築. 自然言語処理「言語処理の応用システム」特集号, Volume 25 (Number 1), pp. 119-152, 2018.
- [9] Mishra, Rashmi, et al. Text summarization in the biomedical domain: a systematic review of recent research. *Journal of Biomedical Informatics*, pp. 457-467, 2014.
- [10] Pivovarov, Rimma, and Noémie Elhadad. Automated methods for the summarization of electronic health records. *Journal of the American Medical Informatics Association*, pp. 938-947, 2015.
- [11] Moen, Hans, et al. Comparison of automatic summarization methods for clinical free text notes. *Artificial Intelligence in Medicine*, pp. 25-37, 2016.
- [12] Hirsch, Jamie S., et al. HARVEST, a longitudinal patient record summarizer. *Journal of the American Medical Informatics Association*, pp. 263-74, 2014.
- [13] Portet, François, et al. Automatic generation of textual summaries from neonatal intensive care data. *Artificial Intelligence*, pp. 789-816, 2009.
- [14] Feblowitz, Joshua C., et al. Summarization of clinical information: a conceptual model. *Journal of Biomedical Informatics*, pp. 688-699, 2011.
- [15] Roser Saurí and James Pustejovsky. FactBank: a corpus annotated with event factuality. *Language Resources and Evaluation*, Vol. 43, No. 3, pp. 227–268, 2009.
- [16] Kazuya Narita, Junta Mizuno and Kentaro Inui. A lexicon-based investigation of research issues in Japanese factuality analysis. In *Proceedings of the 6th International Joint Conference on Natural Language Processing*, pp.587-595, 2013.
- [17] 松吉俊, 江口萌, 佐尾ちとせ, 村上浩司, 乾健太郎, 松本裕治. テキスト情報分析のための判断情報アノテーション. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J93-D, No. 6, pp. 705–713, 2010.
- [18] Velupillai, Sumithra. Automatic classification of factuality levels: a case study on swedish diagnoses and the