

# 音声入力による問題指向型医療記録作成手法のための医師発話分析

## Analysis of Doctor's Utterance for Problem Oriented Medical Record Generating Method using Voice Input

目良 和也  
Kazuya Mera

板倉 愛  
Ai Itakura  
広島市立大学大学院情報科学研究科

黒澤 義明  
Yoshiaki Kurosawa

竹澤 寿幸  
Toshiyuki Takezawa

Email: {mera, kurosawa, takezawa}@hiroshima-cu.ac.jp

**Abstract—Our research group has been developing a system which classifies and records doctors' utterances automatically. The utterances are classified into eight groups (Subject, Object, Assessment, Plan, Treatment, Effect, System, and Other) based on POMR concept. For the first step to develop the system, utterances which were collected from medical dramas were manually classified and the linguistic features of each category were analyzed. Seven types of word clusters which were effective to reduce dimension of feature vector were found.**

### I. はじめに

2003年、日本政府から e-Japan 戦略 II[1]が発表され、先導的取組みによる IT の利活用の推進として保健医療分野の IT 化が重点課題となることが決定された。引き続き、保健医療サービスにおける質の向上と効率的なサービスの提供を目指し、2007年には厚生労働省から「医療・健康・介護・福祉分野の情報化グランドデザイン」が発表された[2]。

しかしながら、2011年の時点では電子カルテの導入率は16.1%にとどまっている[3]。医療現場の電子化が進まない要因として、導入費用だけでなく、他の機器との連携や操作に習熟する時間的余裕が無いことなどが挙げられる。

とはいえ、カルテをはじめ、手術中や入院中の看護記録など、医療記録を残す必要がある場面は数多い。このような医療従事者たちにとって、手をわずらわせず容易に操作できる医療記録作成システムがあれば有用である。

医療行為を行う環境において使いやすいシステムとしては、音声による入力インタフェースが挙げられる。特に、手術時のように手がふさがっている、あるいは雑菌の付着を防ぐためキーボードやマウスに触れない状況では特に有効である。

現在も手術の様子を動画で撮影することで看護記録の代用としている病院も多いが、この方法では当該手術中にその記録を参照することができない。参照できたとしても、情報が整理分類されていないため、希望の情報にたどり着くのは容易ではない。

そこで我々の研究グループでは、手術中に検出された発話を問題指向型医療記録(POMR: Problem Oriented Medical Record[4])の流儀で自動分類し、必要に応じて画面表示できるようなシステムの開発を目指している。

処理の流れとしては、まず手術室に設置されたマイクから医師および看護師の発話を検出し、音声認識装置によって文字列に変換する。次に、その文字列の言語的特徴に基づいて、発話を Subject (主観的データ)、Object (客観的データ)、Assessment (上2者の情報の評価)、Plan (治療方針)、Treatment (治療内容)、Effect (治療後の検査結果)、System (システム操作発話) および Other (その他) のいずれか1つのカテゴリに分類する。分類された発話はデータベースに蓄積され、手術中の必要に応じてカテゴリや時系列に沿って画面に出力される。

一般的な文書分類問題では、文書に含まれる単語の出現頻度を素性とした多次元ベクトルを構成し、そのベクトルの類似度に基づいてカテゴリ分けを行っている。しかし医学用語は非常に膨大であるため、この手法ではデータがスパースになってしまい、うまくカテゴリごとの特徴をとらえられない。

そこで本研究では、手術中における医療発話に一般的文書分類手法を適用するため、発話内容をベクトル化する際に単語のクラスタを事前に作成し、そのクラスタに属する単語の出現数を素性として用いる手法を提案する。

単語のクラスタの作成方法としては、単語—文書行列[5, 6]を用いて共起頻度に基づく方法がある。しかし本手法では、分類すべきカテゴリの種類とそれぞれのカテゴリに属する発話の特徴を事前に調べることで、統計的手法を用いずに単語のクラスタを作成する。例として、「リドカインを注入して」と「ニトロを注入して」は手術においては全く違う効果を引き起こす行為であるが、発話分類においてはいずれも Plan になる。このことは、発話の分類のためには薬品名の違いは重要ではなく、「薬品」を注入したということが重要であることを示している。この場合、「薬品名」を一つの単語クラスタとして処理を行う。本論文では収集した発話事例を分析し、カテゴリ分類に有効な単語クラスタの定義を行う。さらに単語の出現頻度以外の言語的特徴について分析を行う。

## II. システムの構成

システムの処理の流れを図 1 に示す。まず、医師の発話をマイクで取得し、音声認識によって文字列へと変換する。なお手術室中の複数人の発話を取得するため、マイクは無指向型を想定している。次に発話文字列から語の出現頻度などの言語的特徴を抽出し、多クラス分類器によって各カテゴリへの分類を行う。分類された発話のうち、Subject, Object, Assessment, Plan, Treatment, Effect のカテゴリに属するものはデータベースの各項目に登録される。System に属する発話が検出された時は、ユーザのリクエストに合わせたクエリを作成し、データベースに問い合わせる。その他と判断されたものについては処理を行わない。データベースへの書き込みが行われた場合、更新後のデータベースの内容がディスプレイに表示される。画面操作のリクエストがあった場合は、その内容に応じた情報をデータベースから取り出し表示する。

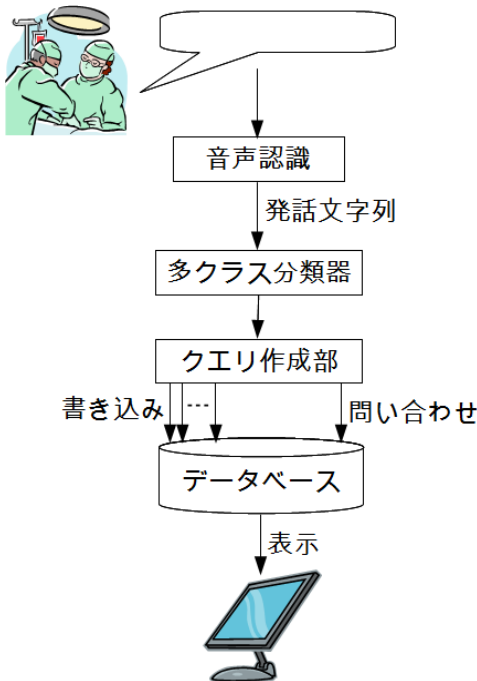


図 1. 処理の流れ

## III. 発話を分類するクラスタの定義

本研究では問題指向型医療記録(POMR: Problem Oriented Medical Record[4])の流儀に基づき、入力された発話を以下の 8 種類のクラスタに分類する。

- S(Subject): 主観的データ。患者の話や病歴など
- O(Object): 客観的データ。身体診察・検査から得られた情報
- A(Assessment): 上記、S と O の情報を評価して得られた情報
- P(Plan): 上 3 者をもとにした治療方針
- T(Treatment): P で決めた治療方針を基にした治療内容

- E(Effect): 治療後の検査結果や症状の緩和、病気の消失など
- Y(System): 本提案システムを音声操作するための発話
- X(Other): 上記 7 種類のいずれにも属さない発話。挨拶や呼びかけ、問いかけなど

図 2 に発話の例を示す。

S	「傷が痛む」
O	「ERで検査した結果、肝臓が損傷している」
A	「あと2時間はかかりますよ」
P	「大動脈遮断解除」
T	「バックアップしました」
E	「再鼓動が来ません」
Y	「治療内容を表示して」
X	「同時にですか？」

図 2. 発話の例

## IV. 各カテゴリの発話の特徴

各カテゴリに属する発話の言語的特徴について調べるため、まず手術室における対話事例を収集した。しかし実際の事例は患者のプライバシーの問題などにより収集が困難であるため、本研究では医療ドラマ[7, 8]のシナリオ中から手術室のシーンの会話 440 発話を収集した。次に収集した発話を情報系学部在籍する学生 1 名がタグ付けを行った。タグ付け結果を表 1 に示す。

表 1 対話事例のタグ付け結果

カテゴリ	S	O	A	P	T	E	X
個数	0	37	15	117	18	1	252

タグ付けの結果、S と分類された発話は収集できなかった。これは収集対象とした手術の全シーンが全身麻酔であるため、患者が話すことがなかったためである。また、E と判断された発話が少なかった要因としては、患者のある状態が認識された場合に Object か Effect に分類されるが、治療が原因であった場合にのみ Effect に分類するため、Object との区別が困難だったことが挙げられる。

以下に、収集した各カテゴリの発話の言語的特徴を分析した結果を載せる。

### A. Object の特徴

- 症状名 (損傷, 破裂, 梗塞など)
- 検査項目値 (血圧, 心拍, 呼吸数など)
- 部位名 (胸腹部, 冠動脈, 心筋など)
- 状態名詞の体言止め
- 状態名詞+過去形
- 状態の文末表現 (してます, ている, てきた)

## B. Assessment の特徴

- 施術名（僧房弁置換術，ノーウッド手術など）
- 状態変化の文末表現（となる，できなくなる）
- 条件（しないと，場合）

## C. Plan の特徴

- 器具名（電気メス，ポンプ，プレジエクトなど）
- 処置名（脱血，切開，閉胸など）
- 部位名
- 薬品名（MAP，ボスミン，ヘパリンなど）
- 動作名詞の体言止め
- 動作名詞＋現在形
- 命令，依頼の文末表現（しろ，してくれ）
- 行為の開始，終了を表す動詞
- 検査値＋になるまで

## D. Treatment の特徴

- 動作名詞＋過去形
- 終了，完了の文末表現

## E. Effect の特徴

- 状態名詞＋過去形

## F. Other の特徴

- 疑問形
- 人名
- 挨拶
- 副詞のみの発話
- 感動詞

なお，発話の流れとしては，Treatment の直前には対応する Plan が，Effect の前には Treatment が現れる傾向があった。

## V. 同義語を考慮した発話分類手法

本研究では，発話分類に文書分類の手法を利用する。文書分類では，“set of words”や“bag of words”と呼ばれる文書を単語の集まりとして考える手法が一般的である[9]。文書  $x$  は重み  $x_1, \dots, x_d$  をもった単語の連続として，ベクトル  $x=(x_1, \dots, x_d)$  と表現される。ここで  $d$  は文書集合内で出現した単語の数である。通常，文書分類では，単語のもつ意味などは考慮せず，単語を単に記号的に扱う。また，文書内での単語の出現順序は分類に重要な意味を持たない。

通常，文書内には同じ意味を持つ複数の単語（同義語）や，複数意味をもつ単語（多義語）が存在する。同義語や多義語を含む文書に対して文書分類を行うと，異なるベクトル表現として処理される結果，分類の一貫性の低下や分類精度の低下が生じる可能性が高い[10]。

上嶋らは，同義語を同一の語としてまとめることにより次元縮小を行い，文書分類の正解率が向上することを示した[11]。

本研究で対象とする医療発話においても，「始める」，「開始」，「ゴー」など，同義語として扱うことが可能な語が存在している。さらに本研究では，同義語だけではなく類義語にも注目する。例として，「リドカインを注入して」と「ニトロを注入して」は手術においては全く違う効果を引き起こす行為であるが，発話分類においてはいずれも Plan になる。このことから，発話の分類のためには薬品名の違いは重要ではなく，「薬品」を注入したということが重要であるといえる。前節の発話分析の結果，今回対象とする発話分類において，類義語として扱ったほうが良いとみられるものとして，以下の7つの単語クラスを定義する。

- 症状名（損傷，破裂，梗塞など）
- 検査項目値（血圧，心拍，呼吸数など）
- 部位名（胸腹部，冠動脈，心筋など）
- 施術名（僧房弁置換術，ノーウッド手術など）
- 器具名（電気メス，ポンプ，プレジエクトなど）
- 処置名（脱血，切開，閉胸など）
- 薬品名（MAP，ボスミン，ヘパリンなど）

また，bag of words 手法では単語の出現にのみ注目するが，発話カテゴリーの分類には，文末表現も有効である。例えば，Object（検査情報）は状態，Plan は命令や依頼，Treatment（治療内容）は過去形，といった特徴がある。そこで発話の特徴ベクトルに変換する際に，単語の出現回数だけではなく，このような文法構造による特徴も加えることで，より分類精度が向上することが期待できる。

発話分類のための手法として，最もシンプルな手法としては，Naïve Bayes がある。また，多次元ベクトル化したデータを二分する手法としては，Support Vector Machine もある。いずれもデータを2つのクラスに分けるための手法であるため，今回想定しているような多クラス分類を行うためには，one against one あるいは one against all といった形で2クラス分類器を組み合わせる必要がある。

## VI. おわりに

本論文では，手術中の医療発話に一般的文書分類手法を適用するため，発話内容をベクトル化する際に単語のクラスを事前に作成し，そのクラスに属する単語の出現数を素性として用いる手法を提案した。収集した医療発話の分析結果に基づき，単語クラスの種類として，症状名，検査項目値，部位名，施術名，器具名，処置名，薬品名の7種類を提案した。また，命

令や過去形など，文末表現のタイプも素性として用いることを提案した。

今後は，これらの提案手法に基づいて発話を特徴ベクトルに変換し，実際に多クラス分類器によって分類を行い，有効な素性の絞り込みや分類手法の比較検討を行う予定である。

問い合わせ先

〒731-3167

広島市安佐南区大塚東3-4-1

広島市立大学大学院情報科学研究科

目良 和也

#### 参考文献

- [1] “e-Japan 戦略 II,” <http://www.kantei.go.jp/jp/singi/it2/kettei/030702ejapan.pdf>
- [2] “厚生労働省：医療・健康・介護・福祉分野の情報化グランドデザイン,” <http://www.mhlw.go.jp/houdou/2007/03/h0327-3.html>
- [3] “保健医療福祉情報システム工業会：JAHIS オーダリング電子カルテ導入調査報告—2011年版—,” [http://www.jahis.jp/members/data\\_list/data0204/](http://www.jahis.jp/members/data_list/data0204/)
- [4] Weed L.L., “Medical Records that Guide and Teach,” *N Engl. J. Med.*, Vol.278, pp.593-600, 1968.
- [5] Javier Artilles Picon, Anselmo Penas, and Felisa Verdejo, “Word sense disambiguation based on term to term similarity in a context space,” In *Proc. Senseval-3, ACL-SIGLEX*, pp.58-63, 2004.
- [6] 村上浩司，橋本泰一，乾孝司，内海和夫，石川正道，“共起語に基づいた階層型文書クラスタリング手法，” *情報処理学会研究報告，情報学基礎研究会報告，2007(54)*, pp.13-20, 2007.
- [7] 林宏司，医龍 Team Medical Dragon 2，月刊「ドラマ」編集部，*ドラマ*，Vol.2008, No.1, pp.8-79, 映人社，2008.
- [8] 加藤正人，孤高のメス，映人社，月刊シナリオ，Vol.2010, No.7, pp.25-54, 2010.
- [9] F. Sebastiani, “Machine learning in automated text categorization,” *Proc. ACM Computing Surveys*, Vol.34, No.1, pp.1-47, 2002.
- [10] 那須川哲哉，河野浩之，有村博紀，“テキストマイニング基盤技術，” *人工知能誌*，Vol.16, No.2, pp.201-211, 2001.
- [11] 上嶋宏，三浦孝夫，塩谷勇，“同義語，多義語の考慮による文書分類の精度向上，” *電子情報通信学会論文誌 D-I*，J87-D-I(2), pp.137-144, 2004.