

# 理学療法学専門用語のラベル付き辞書の作成と 診療レポートへの自動タグ付与

宮本 誠人<sup>1,a)</sup> 松下 光範<sup>1,b)</sup> 堀 寛史<sup>2</sup>

**概要：**本研究の目的は、理学療法士の作成する診療レポートやカルテなどの対象者記録（以下、診療レポート）を分析することで有益な知見を得たり、類似レポートの分類などを可能にすることで、臨床における判断ミスなどを軽減することである。この分野において診療レポートの検索が可能になることは、臨床現場に配属されて間もない新人が過去の事例に学び、現場のみで獲得可能な知識を得ることに貢献する。この実現において、非構造化テキストである診療レポート内のテキストデータにタグを付与することが必要である。しかし、医学・看護学分野と比較しても、医学的リハビリテーション分野においてはタグ付与に用いる辞書の整備が十分とはいえない。本稿では理学療法士の国家試験の問題文と紙上患者に対して学生が記述したテキストデータを用いて理学療法学の専門用語を抽出することで、理学療法士が作成した非構造化データに自動タグ付与を行う。

**キーワード：**自然言語処理, 理学療法学, 専門用語辞書, 自動タグ付与

## Creation of a Labeled Dictionary of Physical Therapy Terminology and Automatic Tagging of Medical Reports

MASATO MIYAMOTO<sup>1,a)</sup> MITSUNORI MATSUSHITA<sup>1,b)</sup> HIROFUMI HORII<sup>2</sup>

### 1. はじめに

内閣府が公表している令和2年版高齢社会白書 [1] によれば、日本の高齢化率は、戦後一貫して上昇を続け、2019年10月時点には28.4%に達している。2025年には団塊世代が75歳以上となることから、今後も高齢化率の上昇傾向は続くと考えられる。この超高齢化社会という深刻な社会問題に対して、厚生労働省は地域包括ケアシステムの構築に向けて体制づくりを進めている [2]。この取り組みにおいて、要介護者には生涯住み慣れた地域で自分らしい暮らしができるように多様な医療・介護・福祉サービスを提

供することが望まれている。特に、生活機能が低下した要介護者には、リハビリテーションなどのサービスを提供することで日常生活を自立して行えるようにすることが肝要である [3]。

現場におけるリハビリテーションでは、医学的リハビリテーションの専門職である理学療法士を中心に医師・看護師・作業療法士などの他職種が連携して、対象者の社会参加や自立した生活を支援する。理学療法士は運動機能という観点から対象者の状態を把握し、日常生活を送る上で基本となる動作が行えるように治療を行う。しかし、要介護者の抱える基礎疾患、合併症の考慮といった様々な要因により個々の対象者に適したリハビリテーションを提供することは困難となる。熟達した理学療法士の場合、個人の臨床経験をもとに適切な意思決定を行うことが可能であるが、臨床現場における経験の浅い理学療法士にとっては、養成

<sup>1</sup> 関西大学大学院総合情報学研究所  
Graduate School of Informatics, Kansai University

<sup>2</sup> 藍野大学医療保健学部  
Department of Health Sciences, Aino University

a) k695590@kansai-u.ac.jp

b) mat@res.kutc.kansai-u.ac.jp

校での学習や臨床実習で身につけた知識のみで対応することは難しい [4]. 今後ますます高度・多様化し、需要の逼迫するリハビリテーション分野において、個人の有する経験的な知見を共有可能にすることは重要であると考えられる。

そこで本研究では、診療レポートを構造化し計算可能にすることで臨床現場で扱われる知識を発見することを目的とする。その端緒として、本稿では理学療法学の専門用語を計算機処理するために必要な辞書の構築とそれを用いた自動タグ付与による診療レポートの構造化を行う。

## 2. 理学療法士の知識共有を支援するシステム

筆者らはこれまでに、「主張」「根拠」「理由付け」「裏付け」の4つの要素で臨床における思考を定式化し、それをもとにユーザがシステム上で臨床推論を演習することが可能な教育ツールの開発を行ってきた [5]. 図1にこのシステムの臨床推論の思考モデル作成画面を、図2にその過程で用いる患者情報の選択画面を各々示す。このツールでは、理学療法士の臨床推論教育において、教育者と学習者が臨床推論を思考モデルによって可視化し知識共有を支援する環境を提供する。学習者は図1のシステム上で可視化された「臨床推論モデル」の各項目を埋めることで学習する。入力インターフェースには、図2のリスト化された任意の患者情報をチェックボックスで選択する Kit-Build 方式を採用している。このシステムでは、複雑な臨床における思考の構造を3つの要素で表現することで第三者への知識の共有を支援しつつ、臨床データを蓄積することを目的としている。このシステムを情報蓄積のプラットフォームとして活用することで、例えば、理学療法検査項目の検査値と国際生活機能分類コード (ICF Code) のグレーディングの相関を数量化し、「主張」と「根拠」の因果関係を確率的に表現して臨床推論に反映することが可能となる。

現状のシステムでは、教育者となる理学療法士から予め学習に必要な知識を入力してもらい、それを模範解答として学習者に提示することで、学習者自身が自分の思考モデルとの比較を行うとともに、教育者が指導を行うという運用方法になっている。しかし、学習者が複数人いた場合にはそれぞれ個別の学習レベルに合ったフィードバックを返すことは負担が大きい。そのため、システムに蓄積されたテキストデータを統計的に分析・評価し、各学習者に適したフィードバックをシステムが提供できるように拡張することを狙っている。これを実現するに当たり、理学療法分野の機械可読な専門用語辞書及びそれを用いたレポートテキストの構造化手法が必要になる。

## 3. 関連研究

### 3.1 医学分野での辞書構築の現状

診療レポートなどを用いたテキストマイニングにより、有益な知見を得たり、類似レポートの分類などを可能にする

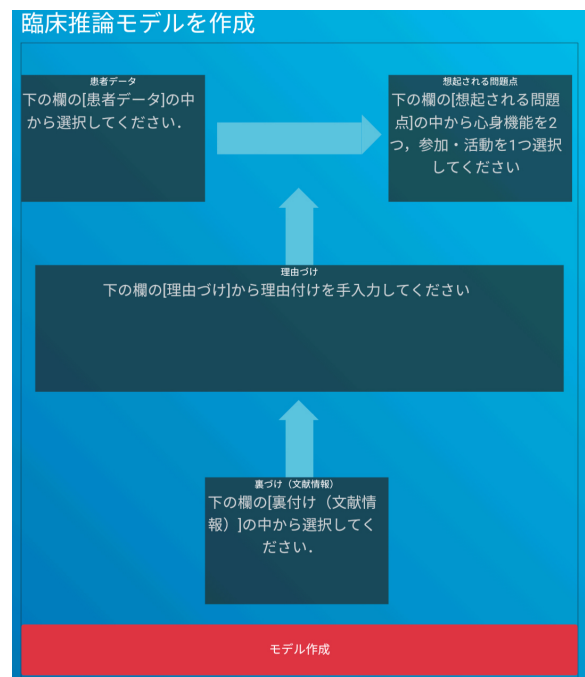


図1 臨床推論の思考モデル作成画面

図2 患者情報の選択画面

ることは、新人理学療法士が過去の事例に学び、現場のみで獲得可能な知識を得ることに貢献する。この実現において、非構造化テキストである診療レポート内のテキストデータにタグを付与することが必要である。医学・看護学分野においては、114,957語の実践的な医療用語を収録した ComeJisyo<sup>\*1</sup> や約 36.3 万語の症状・病名を収録した万病辞書 (MANBYO dictionary)<sup>\*2</sup> がインターネット上で公開

<sup>\*1</sup> <https://ja.osdn.net/projects/comedic/> (2021/1/24 確認).

<sup>\*2</sup> <http://sociocom.jp/~data/2018-manbyo/index.html>

され、多くの研究に活用されている。しかし、ComeJisyoの作成には看護師国家試験および管理栄養士国家試験などのデータが利用され実践的な複合語が登録されているため、医学的リハビリテーション分野における実践的な用語を特別に処理する必要があると考えられる [6]。医学的リハビリテーションの中心となる理学療法学の実践的な専門用語を抽出し、辞書として整備することができれば、今後この分野における自然言語処理への活用が見込まれる。

このような背景から、本研究では実践的な理学療法学の専門用語の独自辞書を作成する。専門用語の抽出にあたっては、理学療法学のベーシックな文章として理学療法士の国家試験の問題文、またより実践的な文章として紙上患者に対して学生が記述したテキストデータを用いる。

### 3.2 医療レポートの構造化

謝らは医師が医療画像から気づいた知見を記述したレポートを用いて、医療専門用語の抽出を行う手法を提案し、実際に医師が記述したレポートを用いて適合率と再現率の評価を行った [7]。提案手法では、構造化の形式として「部位」や「所見要素」「主張」といったタグを付与するための独自の辞書を、人体部位や病名、医療処置などについての複数の辞書を照合し比較を行うことで作成している。評価では、2000 件のレポートから 7393 文を抽出して提案手法により構造化を行い、ランダムに抽出した 100 文を対象に適合率 92.02%、再現率 82.38%という結果を得ている。

荒牧らは医療人工知能研究に必要な材料となる大規模コーパスの開発に向けて、医療事務経験者と医療従事者を雇った医療テキストへのタグ付け、コーディングの仕様と方法について報告している [8]。タグ付けのプロセスを専門知識が必要な箇所と不必要な箇所に分けて、必要な箇所のみ医療従事者を雇用している。この研究では医療テキストに出現する病名や症状の名詞のみを対象としている。この時、医療テキストの対象としている患者に認められる病名の場合には陽性タグ (<P>タグ)、患者に認められる病名の場合には陰性タグ (<N>タグ) を付与している。その後、タグが付与された用語に関する ICD コード (国際疾病分類) を特定してコーディングを行った。現状の報告では、62,610 病名をタグ付けし、そのうち 7,854 病名のみコーディングが完了している。

これらの先行研究のように、テキスト内の専門用語とそれがどのような属性を有するかを登録している知識ベースを接続することでテキストが計算可能となる。自然言語で記述された膨大な量の診療レポートにタグを付与することで機械学習などの手法に応用可能となり、高度なテキストの検索や分類への応用が見込まれる。

2 章で述べたシステムの拡張においても、診療レポート

のような理学療法士が患者を観察した際の気づきを記述したテキストを機械学習により、記述者の学習レベルを推定することを視野に入れている。一般的な内容のレポートに関して、観点と尺度の表により学習到達度を表すルーブリックという評価基準に基づいた記述者の学習レベルの自動推定は先行研究でも行われており、ここでは機械学習の特徴量としてテキストの基本統計量 (文字数、文節数、語彙数、文章校正エラー数) を用いている [9]。山本らの研究では、「文章作法の遵守と適切な推敲 (Style)」と「読みやすさ・表現の巧みさ (Skill)」という 2 つの観点のみを自動評価しており、より内容的な観点の自動評価は今後の課題として挙げている。本研究では、テキストの基本統計量に加えて構造化テキストを用いることによってより専門的な文章への応用を狙っている。このような指針のもと、本稿では理学療法学の専門用語辞書を作成し、理学療法士が作成した非構造化データに自動タグ付与を行う。

## 4. データセットの構築

診療レポートに自動タグ付与を行うために、(1) 理学療法士の国家試験の問題文と紙上患者に対して学生が記述したテキストデータを用いて理学療法学の専門用語を抽出し、(2) 抽出した専門用語に人手でラベルを付与する。

### 4.1 用語の抽出

理学療法学の専門用語を抽出するため、二つのテキストデータを使用した。一つは理学療法士の国家試験で出題された約 1,000 問の問題文を使用した。二つ目に理学療法士の養成校の学生が紙上患者に対して記述した診療レポート 94 件を使用した。この診療レポートは変形性膝関節症を患い歩行に支障をきたしている設定の紙上患者に対して学生 94 名が記述したものである。

用語抽出にあたって、これらのテキストに対して MeCab を使用して形態素解析を行う。この時、MeCab のユーザ辞書として ComeJisyo も使用した。国家試験のテキストデータに関しては通し番号の除去を行った。その後、形態素解析結果を基に文書に含まれる複合語や臨時一語を抽出可能なライブラリである TermExtract<sup>\*3</sup>を使用して、理学療法学の専門用語を抽出した。この作成した辞書データは 2,186 語の用語を含む。

### 4.2 用語へのラベル付与

抽出した用語へラベルの付与を行う。本稿では、診療レポートに観点を固定し 11 つのラベルを定義した。以下に各々のラベルの詳細とそれに分類された用語の例を示す。

- 身体  
人体の特定の部位を表す項目で骨や筋肉、神経系など

(2021/1/24 確認)。

<sup>\*3</sup> <http://gensen.dl.itc.u-tokyo.ac.jp/pytermextract/>  
(2021/1/24 確認)

- 理学療法士による手動タグ付与 → <疾病>痛み</疾病>は<解剖学>鷲足周辺</解剖学>と<解剖学>膝蓋腱部</解剖学>の圧痛から<疾病>変形性膝関節症</疾病>の典型的な痛みであると考えられる。
- 提案手法による自動タグ付与 → 痛みは<解剖学>鷲足周辺</解剖学>と<解剖学>膝蓋腱部</解剖学>の圧痛から<疾病>変形性膝関節症</疾病>の典型的な痛みであると考えられる。

図 3 適切にタグ付与が行えた例

- 理学療法士による手動タグ付与 → <理学療法検査項目>筋力の低下</理学療法検査項目>は<理学療法検査項目>MMT3 (足関節も3)</理学療法検査項目>であり、<理学療法検査項目>大腿周径</理学療法検査項目>に4cmの左右差があり著しい<疾病>筋萎縮</疾病>が疑える。
- 提案手法による自動タグ付与 → 筋力の低下はMMT3 (足関節も3)であり、<理学療法検査項目>大腿周径</理学療法検査項目>に4cmの左右差があり著しい筋萎縮が疑える。

図 4 適切にタグ付与が行えていない例

を含む (e.g., 「膝蓋骨直上」「伸展筋」)

- 理学療法検査項目  
理学療法士が患者の状態を把握するために行う各検査を表す項目 (e.g., 「大腿周径」「内反テスト」)
- 疾病  
病名や疾患名などの人体の不調や不都合を表す項目 (e.g., 「ラテラルスラスト」「可動域制限」)
- ツール  
身体の延長として捉えることができるオブジェクトを表す項目 (e.g., 「膝継手」「交互歩行装具」)
- 環境動かすことが不可能なオブジェクトを表す項目 (e.g., 「階段」「段差」)
- 治療介入手法  
理学療法士が患者に介入する際に行う手法を表す項目 (e.g., 「筋力増強法」「可動域訓練」)
- 予後  
患者の予後 (症状がその後どのように変化していくかの見通し) を表すような用語が対象 (本稿で行った用語抽出において、このラベルに属する用語はなかった)
- バイオメカニクス  
理学療法士が患者の姿勢や動作を捉える時に、人体の構造や挙動を表現する用語を対象 (e.g., 「肘関節伸展位」「トレッドミル歩行」)
- 解剖学  
「関節部」など人体の構造に関する用語が対象 (e.g., 「鷲足周辺」「膝蓋腱部」)
- ADL  
日常生活で行う動作を表す項目 (e.g., 「階段昇降動作」)
- その他  
他 10 項目に属さない用語や一般的に使われる用語が対象 (e.g., 「理学療法士免許」「日本リハビリテーション医学会基準」)

理学療法士に精通した理学療法士 1 名の協力を得て、抽出した 2,186 の用語に対してそれぞれ定義したラベルの付与を手で行った。この時、ComeJisyo に既に収録されている重複した用語と、TermExtract が誤って抽出した用語の削除を行い、残った 1,576 の用語を最終的にラベル付き辞書として採用した。

#### 4.3 タグ付与実装

作成したラベル付き辞書を用いて診療レポートへの自動タグ付与を実装する。言語は Python (ver. 3.7.3) を使用し、形態素解析器には MeCab (ver. 0.996) を採用した。自動タグ付与までの手順について説明する。

まずテキストデータに対して、本研究で作成した 1,576 の理学療法学の専門用語を含む独自辞書を MeCab のユーザ辞書に登録し形態素解析を行う。次に各形態素に対して、独自辞書に含まれるかを判定することでタグ付与の対象となる専門用語かどうかを判別する。最後にタグ付与の対象となる専門用語とタグを付与した文章の置換を行う。

## 5. 評価

本稿では、自動タグ付与がどの程度適切になされたかを定性的に観察する。使用するデータは、変形性膝関節症と診断された設定の紙上患者に対して経験豊富な理学療法士が記述した診療レポートを用いる。この診療レポートには、患者の一般情報 (年齢、性別、身長・体重など)、理学療法検査の結果 (関節可動域、徒手筋力テストなど)、問題点 (ICF コード) に加えて、「統合と解釈」と呼ばれる患者と接する中で理学療法士がどのように思考したかを記した自然文が含まれている。特に「統合と解釈」のうち「統合」の自然文に本研究の提案手法により自動でタグを付与したデータを対象とする。

本研究で作成した辞書による自 → 痛みは<解剖学>鷲足周辺</解剖学>と<解剖学>膝蓋腱部</解剖学>の圧痛から<疾病>  
動タグ付与 >変形性膝関節症</疾病>の典型的な痛みであると考えられる。

ComeJisyoによる自動タグ付与 → 痛みは鷲足周辺と<解剖学>膝蓋腱</解剖学>部の<疾病>圧痛</疾病>から<疾病>変  
形性膝関節症</疾病>の<その他>典型的</その他>な痛みであると考えられる。

図 5 提案手法と ComeJisyo をそれぞれ用いた際の自動タグ付与

### 5.1 理学療法士による手動タグ付与との比較

ここでは、経験豊富な理学療法士に人手でタグを付与してもらったデータとの比較を行う。人手でタグを付与してもらう際に 11 つのラベルを示し、診療レポートを評価する上で着目する単語に対して適切と思われるラベルを付与してもらうように指示を行った。

図 3 は、提案手法による自動タグ付与が適切に行えた例である。「鷲足周辺」「膝蓋腱部」「変形性膝関節症」に自動でタグを付与されている。ここで「痛み」という単語に「疾病」ラベルが付与されていないが、これは提案手法による用語の抽出は複合語や臨時一語に特化していたため、「痛み」という一般的な用語は辞書にすることができなかったためである。

図 4 は、提案手法による自動タグ付与が適切に行えていなかった例である。理学療法士による手動タグ付与が行われた単語のうち「大腿周径」にのみ提案手法による自動タグ付与が可能であった。「筋力の低下」については「筋力」と「低下」を「の」で接続している用語のため、提案手法による用語の抽出が行えなかったと考えられる。「MMT3(足関節も 3)」については、口語的な臨時一語であり記述者によって表現が揺れる用語のため抽出することができなかったと考える。また、MMT は 5 から 0 の 6 段階で筋力を測定する徒手筋力テスト (manual muscle testing) という理学療法検査項目であり、MMT の語尾には 5 から 0 の数値のどれかが接続することが多い。このことから自動タグ付与の際に、ルールベースの処理を追加することで「MMT3」という記述を適切に処理することが可能と考えられる。「筋萎縮」については提案手法による抽出ができていない用語であったため、今後用語の抽出精度を向上させる必要がある。

### 5.2 ComeJisyo を用いた自動タグ付与との比較

本稿で作成した独自辞書の性能を評価するため、実践的な医療用語を収録した大規模な辞書である ComeJisyo を用いた際の自動タグ付与との比較を行う。自動タグ付与を行うアルゴリズムはどちらも同様であり、その過程で使用する辞書のみを変更した。

図 5 は提案手法により作成した独自辞書によって自動タグ付与した文章と ComeJisyo によって自動タグ付与した文章を示している。ComeJisyo による自動タグ付与では「鷲

足周辺」という用語を処理することができていないことが確認できる。また膝蓋腱部についても「膝蓋腱」のみにタグを付与している。一方、提案手法ではタグを付与していない「圧痛」「典型的」にもタグを付与している。提案手法がこれらの用語にタグを付与できていない理由として、先にも述べたように提案手法は複合語や臨時一語に特化して辞書の作成を行っていることが挙げられる。「圧痛」などの複合語や臨床一語ではない用語に関しても文脈を考慮して読み取った方が適切な場合がある。これらの用語については、ComeJisyo に含まれる用語も出現頻度の高いものを優先し、本研究で作成した独自辞書に加えることで処理が可能になると考えられる。

## 6. 今後の展望

本章では、本稿で作成した理学療法学専門用語のラベル付き辞書とそれを用いて自動タグ付与した構造化テキストデータの拡張の可能性について述べる。

自動タグ付与によって診療レポート内の「身体」に関する記述が抽出できることから、ある診療レポートが患者の身体のどこに着目しているかを特定することが可能である。また「身体」と「疾病」や「身体」と「理学療法検査項目」などが共起する文章の抽出が可能になることから、特定の記述を検索する際に詳細な条件を設定することも有用だと考えられる。

また診療レポートに出現する「疾病」は必ずしも事実とは限らない。記述されている内容には予測、疑い、可能性、否定など様々なモダリティが使用されることが多いためである。例えば、「大腿周径に 4cm の左右差があり著しい筋萎縮が疑える。」のような記述では、筋萎縮が実際に生じているかどうかは断定することが不可能である。そのため、矢野らの研究のようにテキスト内の病名・疾患名を特定し、それに「陽性/陰性 (P/N)」のタグを付与する (事実性判定) ことによって、実際にその記述が対象の患者に生起している内容かを判断する必要がある。

診療レポートの特性として、意味的には同じ事象を指しながら異なる表現を使用してしまっている表記揺れや誤字・脱字などの問題も多い。本研究の対象となる医学的リハビリテーション分野においても、例えば、「膝関節屈曲」「膝屈曲」「膝屈曲角度」は意味的には同じ事象を指す。これらを同様に処理するためには表記揺れ辞書を構築した

上で、エンティティリンキングという手法を用いることが有効である。エンティティリンキングとは、テキスト中に出現する固有名詞に対して知識ベースを紐付ける手法である。松森らは、議会議録において省略や異なる表現で呼ばれることの多い法律名に着目し、正式名称と略称・別称・俗称と知識ベース（Wikipedia）を紐付ける辞書を構築した [10]。本研究においても異なる表現に対して同じ知識ベースを紐付けることで表記揺れの問題が解決できると考えられる。

## 7. おわりに

本研究の目的は、診療レポートを構造化し計算可能にすることで臨床現場で扱われる知識を発見することである。その端緒として、本稿では理学療法士の国家試験の問題文と紙上患者に対して学生が記述したテキストデータを用いて理学療法学の専門用語を抽出することで、理学療法士が作成した非構造化データに自動タグ付与を行った。辞書の作成、自動タグ付与の評価においては経験豊富な理学療法士の協力を得て行った。作成した辞書は 1,576 の理学療法学に関する専門用語を含み、全ての用語には本稿で定義した 11 つのラベルのうち 1 つが付与されている。評価においては既存の実践的な医療用語を収録した大規模な辞書ではタグが付与できなかった用語にも付与することが可能であったが、「痛み」など一般的にも使われる用語へのタグの付与などが課題であることがわかった。

今後は専門用語の抽出精度を向上させ辞書の拡張を行うことや事実性判定を実装することでより多くの情報をタグに持たせることを考えている。また、辞書の整備の後に診療レポートの分類や評価へと拡張させていくことを目指す。

## 参考文献

- [1] 内閣府（編）：令和 2 年版高齢社会白書，[https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2020/zenbun/pdf/1s1s\\_01.pdf](https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2020/zenbun/pdf/1s1s_01.pdf). (2021/1/31 確認).
- [2] 厚生労働省：地域包括ケアシステム，[https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/hukushi\\_kaigo/kaigo\\_koureisha/chiiki-houkatsu/](https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/hukushi_kaigo/kaigo_koureisha/chiiki-houkatsu/). (2021/1/31 確認).
- [3] 筑後一郎：地域包括ケアシステムの課題と展望，川崎医療福祉学会誌， Vol. 26, No. 1, pp. 79–83 (2016).
- [4] 池田耕二，玉木 彰，山本秀美，中田加奈子，西條剛央：認知症後期高齢患者に対する理学療法実践知の構造化—構造構成的質的研究法をメタ研究法としたメモリーワークと M-GTA のトライアングレーションによる事例研究，心身健康科学， Vol. 5, No. 2, pp. 102–108 (2009).
- [5] Miyamoto, M., Matsushita, M. and Hori, H.: Designing an Educational System Using a Model of Clinical Reasoning to Support Novice Physiotherapists' Learning, *The 34th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence* (1G4-ES-5-03, ed.) (2020).
- [6] 相良かおる，小野正子，小木曾智信，小作浩美：電子医療記録の分ち書き用ユーザ辞書 ComeJisyo の紹介と単語生起コスト，言語処理学会第 18 回年次大会発表論文集，

- pp. 621–624 (2012).
- [7] 医療画像レポート所見の構造化，No. 4C1-OS-27b-01 (2018).
  - [8] 荒牧英治，岡久太郎，矢野 憲，若宮翔子，伊藤 薫：大規模医療コーパス開発に向けて，言語処理学会第 23 回年次大会発表論文集， pp. 1200–1203 (2017).
  - [9] Yamamoto, M., Umemura, N. and Kawano, H.: Proposal of Japanese Vocabulary Difficulty Level Dictionaries for Automated Essay Scoring Support System Using Rubric, *Journal of the Operations Research Society of China*, Vol. 8, No. 3 (2019).
  - [10] 松森拓真，木村泰知，荒木健治：議会議録に含まれる法律名の表記揺れ問題解決に向けたエンティティリンキングの試み，情報処理学会研究報告， Vol. 2019-NL-241, No. 5 (2019).