

ISSN 2758-7150

Japanese Society for Physical Therapy Policies and Administration (JSPTPA)

# 理学療法管理学

2026 Vol.4

日本理学療法管理学会

◎シリーズ

## テキストマイニングは臨床推論をどう支えるか： 客観的処理と臨床判断の接続

How Text Mining Can Support Clinical Reasoning in Physical Therapy:  
Linking Objective Data Processing with Clinical Judgment

松下光範<sup>\*1)</sup>・高橋可奈恵<sup>2)</sup>

Mitsunori Matsushita<sup>\*1)</sup>, Kanae Takahashi<sup>2)</sup>

### 要 旨

近年の理学療法分野では、診療記録やインタビュー記録などの分析手法としてテキストマイニング技術に注目が集まりつつあるが、その臨床的な観点からの有用性や従来の質的研究との差異が十分に整理されているとは言い難い。そこで本稿では、テキストマイニングの価値を、(1) 大規模テキストを網羅的かつ客観的に処理し、再現性のある傾向や構造を抽出できる学術的意義と、(2) 解析結果を結論とするのではなく、評価の焦点化や多職種間の合意形成といった臨床意思決定の過程を支える文脈的意義の二つの観点から整理し論考する。この論考を通じて、テキストマイニングを単なる自動分析手法としてではなく、理学療法士自身の推論を内省・検証するための「思考の補助線」として位置づけ直すことで、臨床知の形式知化と質の高い臨床判断に貢献する可能性を示す。

【キーワード】テキストマイニング、臨床推論、質的データ分析、意思決定支援

### 1. はじめに

本学会において、これまで2回にわたり、情報学分野で広く活用されているテキスト処理技術に関する解説記事を書いてきた<sup>1,2)</sup>。これらの記事で紹介したテキストマイニングや大規模言語モデル(いわゆる生成AI)は、カルテ記録やインタビュー記録といった「言葉のデータ」を計算機を用いて客観的に分析するためのツールであり、理学療法分野で新しい武器として活用してもらうことを企図していた。しかし、複数の理学療法士の先生から「従来の手作業による質的分析と何が違うのか」や「具体的にどのようなメリットがあるのか」といった質問をいただいた。

また、実際にテキストマイニングを試みた臨床現場の先生からは、「テキストマイニングを試したが、臨床に役立つ知見を見つけることができなかった」や「分析手法としては興味深いのが、論文として執筆できるほど考察が深まらなかった」という悩みも伺った。

さらに、昨今の生成AIの急速な普及は、この状況をより複雑にしている。「分析はAIに任せれば良い」という全自動への過度な期待や、「AIの出す間違い(ハルシネーション)さえ人間が修正すればAIの分析結果を十分活用できるだろう」という楽観的な見方も増えている。しかし、筆者は分析のプロセスをAIというブラック

1) 関西大学 総合情報学部 Faculty of Informatics, Kansai University

2) 関西大学 総合情報研究科知識情報学専攻

公開日：2026年3月31日

【\*責任著者】松下光範 関西大学総合情報学部 〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町2-1-1

m\_mat@kansai-u.ac.jp

ボックスに委ねてしまうことには慎重であるべきだと考える。AIは過去の学習データに基づき、統計的に尤もらしい結果を短時間で生成することが可能であるが、その結果がどのような推論過程で、どのような根拠から導き出されたのか、その透明性が必ずしも担保されていないためである。

このように、テキストマイニングを理学療法分野で活用するには、まだまだ課題が残されている。こうした課題が生じるのは、テキストマイニングの手法に関する知識が不足しているからというよりも、むしろ「計算機による客観的な処理」と「理学療法士による臨床的な解釈」をいかに統合すべきかという手法の存在意義の理解や具体的な活用スタイルの整理が不十分であるからではないだろうか。理学療法における質的研究の本質は、単にデータを集計・要約することではなく、データの背後にある患者が抱える疾患の全体像やリハビリテーションの文脈を深く理解することにある。AIの進歩によって効率的なデータ処理が可能になった現代だからこそ、分析のプロセスをブラックボックス化させず、「なぜ、何のためにテキストマイニングを行うのか」という原点に立ち返る必要があるだろう。

本稿では、テキストマイニングが「役に立つ」という考えについて、二つの観点から説明する。一つ目の観点は学術的な観点であり、膨大な記録から再現性のある傾向や構造を取り出し、検証可能な仮説として提示できることを指す。二つ目の観点は臨床的文脈の観点であり、解析結果それ自体を結論とするのではなく、評価の焦点化や説明の質、多職種間の合意形成といった意思決定の過程を支えることを指す。本稿はこの二つを混同せず、計算機による客観的処理と理学療法士による臨床的判断を接続するための「思考の補助線」を提示することを企図する。本稿の読者には、テキストマイニングを単なる自動集計ツールとしてではなく、膨大なテキスト記録の中に隠れた臨床の知恵を掘り起こし、自身の考察をより強固なものにするための「解釈の足場」として捉え直してもらいたい。そのために、情報学と理学療法の双方の視点から、テキストマイニングが現場の質的研究をいかに支え、臨床の価値を向上させる手段になり得るかについて論考する。

## 2. なぜテキスト処理を行うべきか

### 2-1 理学療法における定量評価の意義と限界

現代の理学療法の実践において、客観的指標に基づいた評価は臨床の根幹をなしている。筋力(MMT)や関節可動域(ROM-T)といった身体機能評価、歩行速度(WT)やバランス能力(BBS)などのパフォーマンス評価、そして機能的自立度(FIM)のような日常生活動作評価などは、患者の状態を数値化し、変化を捉えるための必須のツールである。これらの定量的なデータは、介入の効果を客観的かつ経時的に評価できるようにするだけでなく、臨床現場における意思決定の標準化や共通理解の醸成という観点でも重要な役割を果たす。医師や看護師、ソーシャルワーカーなど多職種が関わるチーム医療において、共通の尺度を用いた数値データは、専門性を超えた齟齬のない情報共有を可能にする。また、リハビリテーションのアウトカムを数値で示すことは、診療報酬の妥当性や資源配分の最適化を証明する上でも不可欠なプロセスとなっている。

このように客観的指標は質の高い臨床決定を支える基盤となる。定量分析は、理学療法を経験と勘による治療ではなく、再現性を担保した科学的根拠に基づく治療(Evidence-Based Medicine; EBM)<sup>3)</sup>へと進化させるための原動力であり、これらの客観的指標を正確に測定し、解釈する能力が理学療法士にとって不可欠な資質であることは言を俟たない。しかし同時に、臨床現場で向き合う患者の全体像は、数値だけで網羅できるものではないことも事実である<sup>4)</sup>。例えば、歩行速度の指標が改善しても歩くことに不安を感じる患者や、FIMの点数は高いが生活に対する満足度が低い患者は存在する。こうした事例に対処するために客観的指標の背後に隠された理由や意味にアプローチするには、検査で得られた客観的指標である数値データと、診療記録や観察所見などの膨大なテキストデータとを関連付けて扱う必要がある。なお、ここで言う「関連付け」とは、患者の主訴のようなナラティブデータを数値データで汲み取りきれない患者の実情を知るために用いるという意味ではなく、テキストを計量することで客観データの深掘りの論拠として用いることを意味する。

## 2-2 テキストデータの可能性

定量分析が「何が起きたか」という結果を明らかにするのに対し、テキストデータの分析は、それが「なぜ生じたのか」という理由を解き明かすことに繋がる。蓄積されたテキストデータは、記述者の思考プロセスや患者の主観的な経験を理解するための「宝庫」と言える。例えば、ある客観的指標の値が低かった場合、その要因を数値のみから特定することは困難であり、テキストデータから判断する必要があるだろう。リハビリテーションが奏功した理由、あるいは患者が主観的な満足感を得られなかった背景は、問題指向型診療録(Problem-Oriented Medical Record; POMR)における記載法である SOAP の S 情報(主観的情報)やカンファレンス記録、アンケートの自由記述欄、面談記録といったテキストデータの中に、それを理解する手がかりが記述されている可能性は高い。

また、臨床において、理学療法士はしばしば「数値上の改善」と「患者の主観的な訴え」との乖離に直面する。こうした際、例えば満足度アンケートで「低い」という評価を下している項目の記述を解析することで、問題の根幹を理解し、標準化された指標だけでは見落とされがちな個別の臨床背景を詳細に把握できるのがテキストデータの強みだといえよう。

このように、テキストデータは数値化し得ない臨床的背景や意思決定プロセスを補完する有用な情報源である。一方で、テキストデータは自然文で記述された非構造データであることが多いため、従来の手作業による定性的分析では網羅性や客観性の担保に限界があった。この課題を克服し、大規模なテキストから客観的かつ効率的に知見を抽出する手段が、テキストマイニングをはじめとするテキスト処理技術である<sup>5)</sup>。

## 2-3 テキストマイニングと質的研究の相違点

前章で述べたように、臨床現場に蓄積されたテキストデータは、数値化し得ない臨床的背景や意思決定プロセスを補完する有用な情報源となりえる。これまで、テキストデータを分析して知見を獲得する手法として、これまでは定性的アプローチによる質的研究(=定性分析)が広く活用されてきた。理学療法分野も例外ではないだろう。これらの手法では、分析者の深い洞察によって対象

者の個性や心理的側面を詳細に記述できる。そのため、こうした質的研究について知識を持つ理学療法士であれば、「テキストマイニングに頼らずとも従来の手法で十分ではないか」という疑問を持つことも自然なことだといえよう。

テキストマイニングと従来の定性分析との主たる相違点は、「分析する主体」と「対象とするデータの規模」にある。定性分析では分析者の経験や視点が結果の深みを左右するが、テキストマイニングでは数学的なアルゴリズムに基づいて計数したり単語間の結びつきを可視化したりするため、分析者の主観によるバイアスを最小限に抑えることができる。また、テキストデータは有用な情報源であるものの、その膨大さと複雑性ゆえに、従来の手作業による定性分析において網羅性を阻害する要因となっていた。この問題についても、アルゴリズムによって半ば自動的に処理が行われるテキストマイニングは、より多くのデータを処理できるという利点を持つ。

このように、両者の特性は大きく異なっている。計算機を用いたテキストマイニングは、定性分析と対立するものではなく、その制約を補完する定量的アプローチとしての側面を持つ。つまり、個別の症例を深く洞察するような場合は従来の定性分析が適しており、膨大な記録から普遍的な傾向や客観的な構造を抽出する場合にはテキストマイニングが適している。これら両者の特性を理解し、研究目的やデータの規模に応じて適切に使い分けことが、臨床知を科学的に検証する上で重要であろう。

## 3. テキストマイニングがもたらす利点

以下では、テキストマイニングを活用することで得られる利点を整理する。

### 3-1 大規模データの網羅的処理による全体傾向の把握

従来の手作業による定性分析では、分析者がテキストの記述を精読し、その文脈を解釈しながら類型化や階層化を行っていく。そのため、対象とするテキストデータの規模は、数例から数十例に限定されることが一般的であり、得られる知見の一般化には限界があった。これに対し、テキストマイニングは計算機が形態素解析(文章を単語に分割する処理)や構文解析(文章の係り受け構造を解析する処理)などの自然言語処理技術を基盤として統

計的処理を行うため、数千から数百万件に及ぶ膨大なテキストデータを一括処理できる。臨床現場に蓄積された膨大な記録を網羅的に解析することで、個別の事例からは見えてこない全体傾向を把握できる。例えば、過去10年間にわたって病院全体で蓄積された数万件の退院時サマリーを解析し、再入院に至った症例に共通して出現する生活上のキーワードを抽出すれば、個別の担当者レベルでは気づけなかった地域全体の生活課題の傾向や再入院のリスク因子を客観的な傾向として把握できる可能性がある。「量は質を凌駕する」という言葉が示すように、膨大なデータ量があって初めて得られる知見が存在しており、テキストマイニングはそのような知見を得る有効なツールとなり得る。

### 3-2 客観性の担保と主観的バイアスの抑制

人間によるテキストの解釈には、分析者の臨床経験や専門領域、あるいは「こうであってほしい」という期待に基づいたバイアスが入り込みがちである。これは質的研究における深い洞察の源泉である反面、分析結果の普遍性という観点からは「分析者の都合の良い部分だけを恣意的に抜き出したのではないか」という疑念を払拭しにくいという側面もある。テキストマイニングは、全てのテキストデータを等しく扱って単語の出現頻度や単語同士の結びつきの強さなどを統計的に算出する。これにより、分析者の印象や先入観に左右されず、データに基づいたエビデンスとして説得力のある根拠を示すことができる。例えば、ある治療法に対する患者の反応を分析する際、担当した療法士は、無意識のうちに自分の治療が奏功したことを示す肯定的な意見を優先して拾い上げたり、逆に慎重な療法士は否定的な意見ばかりが気になったりすることがある。しかし、テキストマイニングによる計量的アプローチを用いれば、全記述の中から統計的に無視できないキーワードを機械的に特定できるため、分析者の「印象」を客観的な「エビデンス」へと変換することが可能になる。このような主観的バイアスの抑制は、分析結果の再現性を高め、多職種間や学術的な場における合意形成の強力な根拠となる。

### 3-3 時間的変化と関係性の可視化

理学療法において、時間の経過とともに患者の状態が

変化していく過程を評価することは重要である。テキストマイニングを用いることで、単なるキーワードの頻度集計にとどまらず、文中で使用される語句や表現の経時的な変化を観察できるようになる。例えば、入院から退院までの患者日誌を時系列で分析する場合、入院初期には「痛み」や「不安」といった身体症状や心理状態に関する語句が多く出現していたのに対し、回復が進むにつれて「歩行」「外出」「家事」といった活動や参加に関わる語句が出現するようになる様子を、時系列グラフを用いて視覚的に表現できる。これはある時点での単一評価は捉えきれない回復の軌跡を、ストーリーとして理解することを助ける。

また、同じ単語でも文脈によってその意味や解釈が異なる場合もある。語句同士の結びつきを視覚的に表現できる共起ネットワーク図を用いることで、その背後にある文脈の理解を助けることができる。例えば、ある患者が「歩けない」という単語を発した際、それが筋力不足という機能的な文脈で語られているのか、それとも「孫と遊べない」という役割の喪失という文脈で語られているのかを、書き起こした発話記録を共起ネットワーク図にすることで確認できるようになる。

このように、語句の時間的変化や関係性を可視化することは、理学療法士が患者の全体像を包括的に理解する有益な手段となる。さらに、作成された図表は多職種カンファレンスや患者・家族への説明においても、複雑な経過を一目で共有するためのコミュニケーションツールとして活用が期待できる。

### 3-4 隠れたパターンの発見

テキストマイニングでは、人間の直感や事前の知識だけでは気づきにくい潜在的なテーマを、統計的な処理によって抽出することもできる。例えば、トピックモデルやクラスタリングといった手法を用いることで、膨大なテキストの中から同時に出現しやすい単語のグループを計算機が自動的に同定してくれる。これは、自身が当たり前だと思っていた臨床の常識を再考し、新しい仮説を立てるためのきっかけを与えてくれる<sup>1)</sup>。

例えば、新人理学療法士と熟練者の診療記録を比較して分析する場合、人の目ではどちらも「適切に記録されている」と評価される内容であったとしても、テキストマイ

ニングによって語彙を類型化し、その出現パターンを解析すると両者の差異が鮮明になることがある。熟練者の記録には身体的機能に関わる記述だけでなく、「環境因子」や「心身機能」といった特定のカテゴリーに属するキーワードが、状況によってはセットになって出現するという規則性が浮かび上がることがある。これは、熟練者が無意識に行っている臨床推論のコツ(暗黙知)が、言葉の組み合わせパターンとしてデータに現れている状態といえる。このように、人間が精読するだけでは見落としがちな言葉の背後にある規則性を客観的に取り出すことで、例えば熟練者の思考プロセスを新人に伝えるための教育指針として形式知化することなどが期待できる。

#### 4. テキストマイニングを行う上で気をつけること

##### 4-1 人が主導することの重要性

これまで述べてきたように、テキストマイニングは膨大なデータから客観的な知見を抽出する強力な武器となる。しかし、ここで強調しておかなければならないのは、計算機にすべてを委ねれば自動的に正解が導き出されるわけではないという点である。「解析結果が出ること」と「臨床的な答えが出ること」は別物であり、理学療法という対人支援の現場においてテキストマイニングを正しく活用するためには、その限界を理解した上での人と計算機の協調が不可欠である。

例えば、計算機が出力する共起ネットワーク図や頻出語のリストは、あくまでデータの構造を示しているに過ぎない。その図を眺めて「なぜこの言葉とこの言葉がつながっているのか」「この変化にはどのような臨床的価値が

あるのか」を読み解き、意味を与えるのは、現場を知る理学療法士の役割である。

この際、テキストマイニングの特徴や基本的な仕組みを理解しておくことが望ましい。テキストマイニングでは、文章を形態素解析により単語単位に分解し、語順や係り受けを考慮せずに統計処理を行う Bag-of-Words 法 (BoG 法) がしばしば用いられる。この手法では、例えば「症状がないのが問題だ」と「症状に問題はない」という、正反対の評価の文章がいずれも「症状」「問題」「ない」の3語からなる単語集合として等しく処理されてしまう(図1参照)。文脈や否定の係り受け情報が抜け落ちることで、解析結果には本来の意味とは異なる解釈が生じるリスクが含まれているため、こうした処理によって得られる結論には当然のことながら疑義が生じるだろう。

こうした技術的特性を理解していれば、解析結果を鵜呑みにすることなく、違和感のあるデータに対して元の記録に立ち返って確認するといった適切な判断が可能になる。計算機が提示するのは、あくまで言葉の分布や関係といった「構造」である。そこから臨床的な「意味」を生成し、評価計画や目標設定、説明、介入方針といった判断へと接続するのは臨床家の役割である。一方で、その意味生成は恣意的であってはならず、どの判断に資する解釈であるのかを明示したうえで、元の記録との照合による検算が求められる。テキストマイニングが提示する統計的な情報に理学療法士の専門的な視点に基づく解釈が加わって初めて、臨床へと還元できる適切な知見が得られると言えよう。

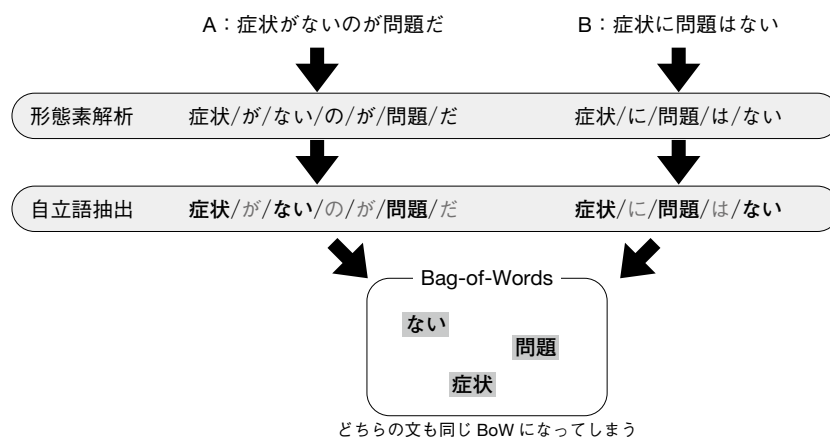


図1 Bag-of-Words 法の問題点

## 4-2 生成 AI 活用における倫理的・技術的リスク

近年の生成 AI の発展により、専門的なプログラミング技術がなくとも高度なテキスト処理が行えるようになってきており、生成 AI を活用したテキストマイニングも可能になりつつある。しかし、臨床データをこれら外部の AI サービスに投入する際には、極めて慎重な判断が求められる<sup>2)</sup>。

第一の懸念は、情報の機密保持とセキュリティである。一般的なクラウド型の生成 AI サービスでは、入力したデータがモデルの学習に利用される可能性があり、患者のプライバシーに関わる記述が外部に流出・再利用されるリスクを否定できない。個人情報の匿名化を徹底することは当然ながら、院内のセキュリティポリシーに合致した環境(クローズドな環境)での運用が不可欠となる。

第二の懸念は、生成 AI 特有のハルシネーション(幻覚)である。AI は時に、存在しない事実をもっともらしく生成したり、データの統計的背景を無視して過度な一般化を行ったりすることがある。前述の BoG 法のような古典的な手法では、人による解釈が必要である反面、計算処理そのものは明快であり想定外の計算ミスが入り込む余地はなかった。それに対し、生成 AI を用いたテキストマイニングでは、ハルシネーションのような利用者が事前に想定しないような誤解が含まれるというリスクがある。

第三の懸念は、生成 AI が示す過剰な適合性である。生成 AI は原理的に、与えられた指示(プロンプト)に対して最大限「もっともらしい回答」を生成しようと試みる。これは一見、利便性が高いように思えるが、臨床データの解析においては重大なリスクとなり得る。例えば、入力データが不十分であったり、矛盾が含まれていたりする場合でも、生成 AI は「データが不足しているため解析不能である」と答えたり、前提条件を問い直したりすることをせず、手元にある情報だけで強引に結論を導き出してしまふ傾向がある。利用者が誘導的な質問を投げかければ、生成 AI はその意図に沿うような、一見「いい感じ」の解析結果を提示してしまう。このように、生成 AI が利用者の期待に迎合し、不確かな情報に対しても断定的な回答を出力してしまう特性は、上述したハルシネーションにも繋がり、臨床判断の誤導を招く恐れがある。

したがって、生成 AI を解析に用いる場合でも、出力

された知見が元のテキストデータと矛盾していないか、理学療法士が常に検算を行う必要がある。AI を盲信するのではなく、その出力結果を批判的に吟味する姿勢こそが、新しい技術を臨床に安全に導入するための前提条件となるのである。

確かに、昨今の LLM の発展により、要約や分類の精度は飛躍的に向上している。しかし、AI がどれほど「それらしい分析結果」を提示したとしても、それはあくまで統計的に尤もらしい患者情報の集約に過ぎない。臨床現場で求められているのは、その情報の集約結果が「目の前の患者の回復過程にどのような意味を持つのか」という、個別性の高い臨床判断である。この「意味の生成」というプロセスを AI に委ねることは、理学療法の専門職としての意思決定を放棄することにも繋がりがかねない。実際、文献 5) では、脳卒中患者の臨床記録から身体リハビリテーションの運動情報を抽出・分類するというタスクに対して、人から獲得した知識に基づく手法(ルールベース手法)、テキストデータから機械学習により獲得したモデルに基づく手法(機械学習手法)、代表的な生成 AI の一つである ChatGPT を用いた手法(LLM 手法)を比較し、ルールベース手法が多くの場合でもっとも良い抽出性能を示したことが報告されている。これは、専門家が臨床経験の中で得た知識の有用性を再確認させる結果であり、AI 時代の解析においても、臨床家の知見こそが精度の根幹を成すことを示唆している。

## 4-3 臨床推論の多様性

理学療法の大きな特徴は、同一の症例であっても、担当する理学療法士によって異なる臨床推論が行われ、多様なアプローチが展開される点にある。看護学分野では、同一症例であっても、記載者によって、SOAP 記載の O(客観的情報)と A(アセスメント)の記載基準や視点が異なることが報告されている<sup>6)</sup>。理学療法学分野においても、同様の傾向が認められる。これは記載者のいずれかの判断が間違いなのではなく、注目する視点(構造、機能、活動、あるいは背景因子)や、これまで積み上げてきた経験の違いによって生じる、いわば「臨床知の多様性」である。

こうした特性を持つデータにテキストマイニングを適用する際、大きな難しさに直面する。計算機は、データ

の中に統計的な一つの共通パターンを見つけ出そうとするが、臨床現場では複数の「異なる正解」が同時に存在しているからである。解析結果として提示されたネットワーク図が、必ずしも唯一絶対の治療指針を示すわけではないことを意識しておく必要がある。例えば、**図 2**は同一の模擬症例に対する複数の理学療法士のアセスメント文をテキストマイニング手法によって可視化したものである<sup>7)</sup>。これらは、いずれも間違っているわけではなく、観点が異なっているだけである。これは、複雑に連関する身体構造を対象にしているという理学療法自体が内含する難しさを端的に示しているものであり、「テキストマイニングを適用しても、臨床に役立つ知見を見つけることができなかつた」と感じる原因の一つでもあるだろう。

しかし、ここにこそテキストマイニングを導入する意義があると考えている。第一の意義は、テキストマイニングにより視点の違いを可視化できることである。例えば、複数の療法士の記録を解析し、それぞれがどのようなキーワードを重視していたかを比較することで、自分一人の視点では見落としていた別の正解の可能性に気づくことができる。二つ目の意義は、テキストマイニングの結果を自らの臨床推論の検証に活用できることである。テキストマイニングによって計算機が提示するパターンは、決して最終的な結論ではない。「なぜ計算機はこの単語を重要と判断したのか?」「自分の考えと何が違うのか?」というように理学療法士自身の内省を促し、テ

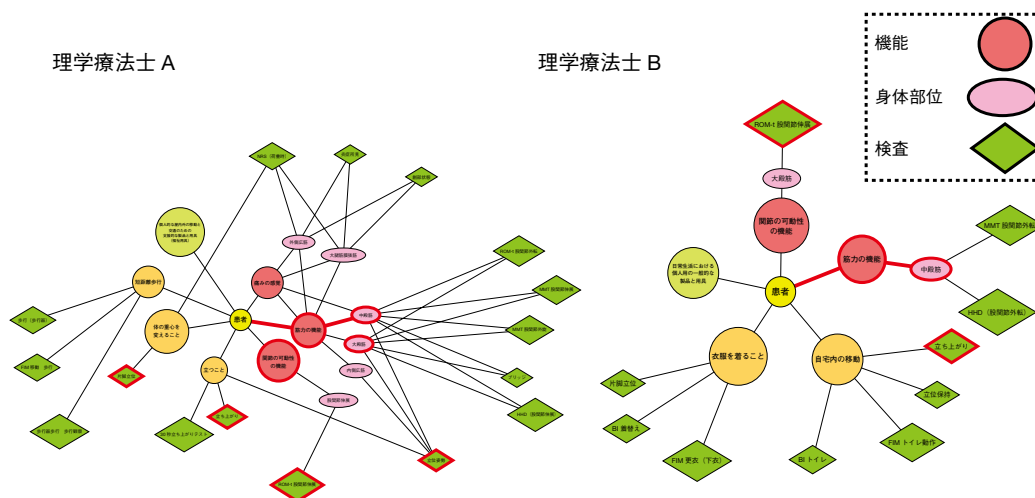
キストマイニングの結果を自らのバイアスを検証するための「思考の補助線」として活用することが期待できる。

## 5. おわりに

理学療法の臨床は、数値化できる客観的指標と、数値には表れにくい個別的な文脈が複雑に絡み合う領域である。本稿で概説してきたテキストマイニングという手法は、これまで「記述された文章」という形で臨床現場に埋もれていた膨大な経験知を、科学的な検証が可能なデータへと変換する強力な手段となる。しかし、テキストマイニングの真の価値は、計算機が答えを出すことにあるのではない。大規模なデータを網羅し、客観的なパターンを可視化し、時には自分とは異なる視点を提示してくれる。テキストマイニングは、唯一の正解を提示するためのツールではなく、理学療法士が持つ多様な視点を浮き彫りにし、自らの推論プロセスを客観的に俯瞰するためのツールとしてその役割を果たすのである。

今後、生成 AI をはじめとする情報処理技術はさらに進化し、テキスト分析のハードルは下がり続けるであろう。そうした中で重要となるのは、技術にすべてを委ねる姿勢ではなく、得られた解析結果を患者の実情に照らして吟味するという臨床の視点である。

「何が正解か」が症例ごとに異なる理学療法の世界だからこそ、客観的なデータという補助線を活用しながら、自らの推論を磨き続ける姿勢が求められる。テキストマイニングを「解釈の足場」として使うということは、計算



同じ患者でも、人によって判断の過程や根拠が異なる

図 2 同一症例に対する複数の理学療法士のアセスメント文から生成したネットワーク図<sup>7)</sup>

機に分析を丸投げすることではない。計算機が提示した客観的なデータという土台に立脚し、理学療法士が持つ臨床経験や専門知識を掛け合わせることで深い洞察を得る、ということこそが、本稿で理学療法士の先生方に伝えたい思考の拡張手段としてのテキストマイニングである。テキストマイニングを一つの足場として、臨床現場に溢れる豊かな言葉から新たなエビデンスを構築し、ひいてはそれが患者のQoL向上に資する原動力となることを期待したい。

#### 利益相反 (Conflict of Interest)

開示すべき利益相反はない。

#### 謝辞 (Acknowledgments)

本稿ではJSPS 科研費(課題番号 25K15240)の支援を受けた。記して謝意を表す。

#### 文献 (References)

1) 松下光範, 山西良典: テキストマイニング技術を理学療法分野

で活用するための基礎知識, 理学療法管理学, Vol.2, pp.36-42 (2024).

- 2) 寺本優香, 松下光範: 生成AIを理学療法分野で活用するための基礎知識, 理学療法管理学, Vol.3, pp.35-41 (2025).
- 3) Sackett, D. L., Rosenberg, W. M., et al.: Evidence based medicine: what it is and what it isn't, BMJ, Vol. 312, No. 7023, pp. 71-72 (1996). doi: 10.1136/bmj.312.7023.71
- 4) Huhn, K., Gilliland, S. J., et al.: Clinical Reasoning in Physical Therapy: A Concept Analysis, Physical Therapy, Vol. 99, No.4, pp. 440-456 (2019). doi: 10.1093/ptj/pzy148
- 5) Sivarajkumar, S., Gao, F., et al.: Mining Clinical Notes for Physical Rehabilitation Exercise Information: Natural Language Processing Algorithm Development and Validation Study, JMIR Medical Informatics, Vol. 12, e52289 (2024). doi: 10.2196/52289
- 6) 齊藤翼, 山中稜斗ほか: 大規模言語モデルを用いた電子カルテのSOAP作成支援システムの開発, 言語処理学会第31回年次大会発表論文集, pp. 189-194 (2025).
- 7) 高橋可奈恵, 畠山駿弥ほか: 初学者理学療法士の臨床推論教育を目指したアセスメント文の構造化に関する検討, 電子情報通信学会 HCGシンポジウム2024論文集, C-6-2 (2024).